



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS - CTG
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

VANINE ELANE MENEZES DE FARIAS

PROJEÇÕES DE SECAS METEOROLÓGICAS, AGRÍCOLAS E HIDROLÓGICAS NA
BACIA DO RIO CAPIBARIBE (PE), SOB CENÁRIOS FUTUROS DE MUDANÇAS
CLIMÁTICAS E USO DA TERRA

Recife - PE

2025

VANINE ELANE MENEZES DE FARIAS

**PROJEÇÕES DE SECAS METEOROLÓGICAS, AGRÍCOLAS E HIDROLÓGICAS
NA BACIA DO RIO CAPIBARIBE (PE), SOB CENÁRIOS FUTUROS DE
MUDANÇAS CLIMÁTICAS E USO DA TERRA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Doutora em Engenharia Civil.

Orientadora: Prof. Dra. Suzana Maria Gico Lima Montenegro (UFPE)

Co-orientador: Prof. Dr. Richarde Marques da Silva (UFPB)

Co-orientador Externo: Prof. Dr. Yunqing Xuan (Swansea University)

Recife – PE

2025

.Catalogação de Publicação na Fonte. UFPE - Biblioteca Central

Farias, Vanine Elane Menezes de.

Projeções de secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas na Bacia do Rio Capibaribe (PE), sob cenários futuros de mudanças climáticas e uso da terra / Vanine Elane Menezes de Farias. - Recife, 2025.

211f.: il.

Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2025.

Orientação: Suzana Maria Gico Lima Montenegro.

Coorientação: Richarde Marques da Silva.

Coorientação: Yunqing Xuan.

Inclui referências.

1. Mudanças climáticas; 2. Secas; 3. Adaptação climática; 4. Uso da terra. I. Montenegro, Suzana Maria Gico Lima. II. Silva, Richarde Marques da. III. Xuan, Yunqing. IV. Título.

UFPE-Biblioteca Central

VANINE ELANE MENEZES DE FARIAS

**PROJEÇÕES DE SECAS METEOROLÓGICAS, AGRÍCOLAS E HIDROLÓGICAS
NA BACIA DO RIO CAPIBARIBE (PE), SOB CENÁRIOS FUTUROS DE
MUDANÇAS CLIMÁTICAS E USO DA TERRA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, como requisito parcial para obtenção do título de Doutora em Engenharia Civil, Área de Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos.

Aprovada em 18/03/2025

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Suzana Maria Gico Lima Monetenegro – UFPE

Coorientador: Prof. Dr. Richarde Marques da Silva – UFPB

Orientador Externo: Prof. Dr. Yunqing Xuan - Swansea University

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Alfredo Ribeiro Neto (examinador interno)
Universidade Federal de Pernambuco

participação por videoconferência
Prof.^a Dr.^a Daniele de Almeida Bressiani (examinadora externa)
Universidade Federal de Pelotas

Prof.^a Dr.^a Carolyne Wanessa Lins de Andrade Farias (examinadora externa)
Universidade Federal da Paraíba

participação por videoconferência
Prof. Dr. Alexandre Medeiros Silva (examinador externo)
Universidade Federal da Paraíba

participação por videoconferência
Prof.^a Dr.^a Josiclêda Domiciano Galvêncio (examinadora externa)
Universidade Federal de Pernambuco

Ao meu pai, Wellington Farias (*In Memoriam*),
cuja força, apoio e amor foram fundamentais para
que eu chegasse até aqui. Obrigada por ser o maior
responsável por tudo o que me tornei, papi. Te amo
além da vida.

AGRADECIMENTOS

À Deus, fonte de força, sabedoria e inspiração ao longo dessa jornada. Agradeço aos meus pais, Eloise Elane e Wellington Farias (*In Memoriam*), por todo apoio e amor incondicional. A dedicação, o esforço e a crença que sempre tiveram em mim foram os pilares fundamentais que me trouxeram até aqui. Tudo que sou e alcancei, devo a vocês. Aos meus irmãos, Alexandre e Pablo, e à minha sobrinha Helena, minha gratidão por estarem sempre ao meu lado, compartilhando sonhos, conquistas e desafios.

À minha orientadora, professora Suzana Montenegro, pois sua orientação, confiança, apoio e inspiração como mulher na engenharia, na hidrologia e na academia foram incentivadores para o desenvolvimento deste trabalho e para o meu crescimento pessoal e profissional. Ao professor Richarde, meu coorientador, quem me deu a primeira oportunidade na iniciação científica, e seguiu comigo ao longo de todo esse caminho, agradeço a orientação, amizade e parceria de sempre. Ao professor Yunqing Xuan, meu coorientador externo, por me receber tão bem na Universidade de Swansea durante o período do doutorado sanduíche.

À banca examinadora, os professores Alfredo Ribeiro Neto, Josiclêda Galvêncio, Danielle Bressiani, Carlyne Farias e Alexandro Medeiros, por aceitarem o convite. Vocês são referências para mim e é uma honra contar com suas contribuições nesta etapa final, que certamente enriquecerão o trabalho e o aprendizado ao longo desse processo.

Aos amigos que a academia me trouxe, que tornaram essa jornada possível e muito mais especial, minha mais sincera gratidão. Compartilhamos momentos de alegrias e superações, enfrentamos desafios juntos e construímos memórias inesquecíveis. Vocês estiveram ao meu lado nos momentos mais difíceis da vida, mas também celebraram comigo as maiores conquistas. Meu agradecimento especial a Arivânia, Diego, Pedro, Cinthia Maria, Cinthya Santos, Samara, Bruno, Franklin, Jonas, Dani, Larissa e Rochele. Em nome deles, agradeço a todos os colegas do nosso grupo de recursos hídricos da UFPE e UFPB, além dos professores que fizeram parte dessa trajetória.

Àqueles que cruzaram meu caminho na Universidade de Swansea, obrigada por tornarem essa experiência única e transformadora. Em especial a Marcela, Tom, Kris e Xin, pela recepção calorosa, pelas vivências enriquecedoras e pelas memórias que guardarei sempre.

Às amigas do 201, Hidaiane e Agnes, pela boa companhia de todos os dias, pelas conversas e bons momentos. E aos roomies queridos que também fizeram tudo mais leve em todos os meus dias em Swansea, Josh, Ella, Bethel, Nora e Lewi.

Por fim, agradeço à Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pela concessão da bolsa de doutorado, e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro por meio da bolsa CAPES-PrInt de doutorado sanduíche no exterior. E estendo minha gratidão a todas as instituições que, direta ou indiretamente, contribuíram para a construção deste trabalho. Como a Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), Universidade Federal da Paraíba (UFPB) e Swansea University por disponibilizarem suas estruturas. E a APAC, ANA, CEMADEN e Embrapa pela disponibilidade de dados.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para que este sonho se tornasse realidade, meu muito obrigada.

RESUMO

Com o aumento previsto na frequência e intensidade de eventos hidrológicos extremos devido às mudanças climáticas, somado ao desenvolvimento e ao crescimento populacional que ampliam a demanda por recursos hídricos, esta pesquisa analisou a influência das mudanças climáticas e do uso da terra sobre a ocorrência de secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas em curto (2015-2044), médio (2045-2074) e longo prazo (2075-2100) na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, Pernambuco. A metodologia integrou múltiplas abordagens: o modelo hidrológico SWAT foi utilizado para simular os processos hidrológicos da bacia, enquanto o modelo Land Change Modeler (LCM) do TerrSet projetou a dinâmica do uso da terra para os anos futuros. Dez modelos de circulação global foram utilizados nas análises climáticas, sendo o MIROC6 selecionado como o mais representativo para as condições históricas de seca na região. Os resultados indicaram uma redução significativa na precipitação total anual, aumento de eventos extremos de precipitação e maior frequência de dias secos consecutivos, sugerindo um clima mais seco no futuro. As análises dos índices de seca (SPI, SSWI e SRI) revelaram o agravamento das condições de seca, com a propagação dos déficits hídricos ocorrendo de maneira distinta nos sistemas agrícolas e hidrológicos. O aumento projetado das temperaturas, combinado à redução da amplitude térmica diária, reforça os desafios relacionados à evaporação e ao déficit hídrico. O escoamento superficial projetado reflete variações significativas entre as classes de uso e cobertura da terra, com áreas urbanas apresentando os maiores valores de escoamento no cenário SSP5-8.5, particularmente a longo prazo, enquanto áreas de Mata Atlântica demonstraram maior estabilidade. Os índices de seca hidrológica destacaram vulnerabilidades crescentes ao longo do tempo, com padrões distintos entre diferentes setores da bacia. A Região Metropolitana do Recife (RMR) e o Baixo Capibaribe emergem como áreas prioritárias para planejamento hídrico devido à projeção acentuada das secas e sua dependência do abastecimento público e alta relevância econômica. Períodos críticos foram identificados ao longo das projeções, destacando-se os eventos de seca a médio prazo como um dos mais intensos. Conclui-se que as mudanças climáticas e as transformações no uso e cobertura da terra exacerbam os desafios para a segurança hídrica na bacia do Rio Capibaribe. Estratégias integradas são fundamentais para mitigar os impactos projetados e garantir a resiliência socioeconômica da região frente aos cenários futuros.

Palavras-chave: Mudanças climáticas, Secas, Adaptação climática, Uso da terra.

ABSTRACT

With the projected increase in the frequency and intensity of extreme hydrological events due to climate change, coupled with development and population growth that intensify water demand, this study analyzed the influence of climate change and land use on the occurrence of meteorological, agricultural, and hydrological droughts in the short (2015–2044), medium (2045–2074), and long term (2075–2100) in the Capibaribe River Basin, Pernambuco. The methodology integrated multiple approaches: the SWAT hydrological model was used to simulate the basin's hydrological processes, while the Land Change Modeler (LCM) in TerrSet projected land use dynamics for future years. Climate analyses included ten global circulation models, with MIROC6 selected as the most representative for historical drought conditions in the region. The results indicated a significant reduction in total annual precipitation, an increase in extreme precipitation events, and a higher frequency of consecutive dry days, suggesting a drier climate in the future. Drought index analyses (SPI, SSWI, and SRI) revealed worsening drought conditions, with water deficits propagating differently through agricultural and hydrological systems. The projected increase in temperatures, combined with a reduction in the daily thermal amplitude, reinforces challenges related to evaporation and water deficits. Projected surface runoff showed significant variations among land use and land cover classes, with urban areas exhibiting the highest runoff values under the SSP5-8.5 scenario, particularly in the long term, while Atlantic Forest areas demonstrated greater stability. Hydrological drought indices highlighted increasing vulnerabilities over time, with distinct patterns across different sectors of the basin. The Metropolitan Region of Recife (RMR) and the Lower Capibaribe emerge as priority areas for water resource planning due to the intensification of projected droughts, their dependence on public water supply, and their high economic relevance. Critical periods were identified throughout the projections, with mid-term drought events standing out as among the most severe. The study concludes that climate change and land use transformations exacerbate challenges to water security in the Capibaribe River Basin. Integrated strategies are essential to mitigate projected impacts and ensure the socio-economic resilience of the region under future scenarios.

Keywords: Climate change, Droughts, Climate adaptation, Land use.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Mapa de localização da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe.	52
Figura 2 - Divisão das Unidades de Análise da bacia do Rio Capibaribe.....	53
Figura 3 - Médias pluviométricas (mm) para as sub-regiões da bacia do Rio Capibaribe	54
Figura 4 - Etapas metodológicas da obtenção e processamento dos dados climatológicos.	58
Figura 5 - Etapas metodológicas da predição de uso e ocupação da terra no LCM.....	64
Figura 6 – Mapas do modelo digital de elevação, tipos de solo, uso da terra inseridos no modelo hidrologico.	74
Figura 8 - Fluxograma de etapas de execução do modelo SWAT.	80
Figura 9 – Áreas de contribuição adotadas na calibração de cada posto fluviométrico.....	89
Figura 10 - Normais climatológicas dos modelos do CMIP6, em comparação com os dados observados durante o período de 1980 a 2010, antes e depois da correção de viés.	99
Figura 11 - Projeções das precipitações mensais a curto, médio e longo prazo	101
Figura 12 - Projeções das temperaturas a curto, médio e longo prazo em cada unidade de análise para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.	103
Figura 13 - Mudança relativa entre a precipitação total anual em dias chuvosos ($PR \geq 1$ mm) dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo	105
Figura 14 - Mudança relativa da precipitação anual máxima de 1 dia dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo	106
Figura 15 - Mudança relativa da precipitação máxima anual consecutiva de 5 dias, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo.....	106
Figura 16- Mudança relativa da contagem anual de dias em que $PRCP \geq 20$ mm dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo.....	108
Figura 17 - Mudança relativa no índice simples de intensidade de precipitação, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo	108
Figura 18 - Mudança relativa no número máximo de dias consecutivos com PR diária ≥ 1 mm, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo	109
Figura 19 - Mudança relativa no número máximo de dias consecutivos com PR diária < 1 mm, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo	110
Figura 20 - Mudança relativa no valor máximo anual da temperatura máxima diária, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo	110
Figura 21 - Mudança relativa no valor máximo anual da temperatura mínima diária, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo	111

Figura 22 - Mudança relativa na faixa de temperatura diurna, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo.	112
Figura 23 - Mudanças do uso e ocupação do solo na bacia entre os anos de 1985 e 2020. ...	115
Figura 24 - Principais mudanças de uso e ocupação da terra entre os anos de 1985 e 2020.	116
Figura 25 - Mapa de transição entre as classes fornecidas pelo modelo de 1985 para 2005.	118
Figura 26 - Mapa de persistência entre as classes de uso e cobertura da terra de 1985 para 2005.	118
Figura 27 – Classificação do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica obtida pelo Mapbiomas e classificação de uso e cobertura da terra simulado pelo modelo para t3 (2020).	122
Figura 28 - Mudanças do uso e ocupação do solo na bacia para os anos de a) 2030, b) 2055 e c) 2085.	123
Figura 29- Comportamento da vazão simulada pelo modelo hidrológico, antes da calibração, nos postos fluviométricos: a) Toritama, b) Limoeiro, c) Vitória de Santo Antão, d) Paudalho, e) São Lourenço da Mata.	125
Figura 30 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1995 a 2016, para a estação fluviométrica de Toritama.	127
Figura 31 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1993 a 2019, para a estação fluviométrica de Limoeiro.	129
Figura 32 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1992 a 2019, para a estação fluviométrica de Vitória de Santo Antão.	130
Figura 33 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1992 a 2019, para a estação fluviométrica de Paudalho.	131
Figura 34 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1992 a 2019, para a estação fluviométrica de São Lourenço da Mata.	132
Figura 35 - Média da vazão dos 10 modelos climáticos e a faixa de variação entre os resultados de cada um para as unidades de análise a curto prazo.	135
Figura 36 - Média da vazão dos 10 modelos climáticos e a faixa de variação entre os resultados de cada um para as unidades de análise a médio prazo.	136
Figura 37 - Média da vazão dos 10 modelos climáticos e a faixa de variação entre os resultados de cada um para as unidades de análise a longo prazo.	137
Figura 38 - Escoamento superficial para as classes de uso e ocupação do solo para (a) curto prazo, (b) médio prazo e (c) longo prazo para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.	140

Figura 39 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Brejo da Madre de Deus e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.	145
Figura 40 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Bezerros e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.	146
Figura 41 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Salgadinho e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.	146
Figura 42 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Vertente do Lério e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.	147
Figura 43 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Carpina e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.	148
Figura 44 - Comparação entre a umidade do solo observada em Vitória de Santo Antão e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.	148
Figura 45 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Gravatá e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.	149
Figura 46 - Índice de seca para período histórico na bacia do Rio Capibaribe: escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.....	150
Figura 47 - Correlação entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.	153
Figura 48- MSE entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.	155
Figura 49 - RMSE entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.	156
Figura 50 – P-Bias relativo entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.....	157
Figura 51 - Kendall entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.	159

Figura 52 - Kappa entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.	160
Figura 53- Projeção do SPI futuro a curto prazo para o cenário SSP2-4.5.....	162
Figura 54 - Projeção do SPI futuro a curto prazo para o cenário SSP5-8.5.....	163
Figura 55- Projeção do SPI futuro a médio prazo para o cenário SSP2-4.5.....	165
Figura 56 - Projeção do SPI futuro a médio prazo para o cenário SSP5-8.5.....	166
Figura 57 - Projeção do SPI futuro a longo prazo para o cenário SSP2-4.5.....	167
Figura 58 - Projeção do SPI futuro a longo prazo para o cenário SSP5-8.5.....	168
Figura 59 - Projeção do SSWI futuro a curto prazo para o cenário SSP2-4.5.....	170
Figura 60- Projeção do SSWI futuro a curto prazo para o cenário SSP5-8.5.....	171
Figura 61- Projeção do SSWI futuro a médio prazo para o cenário SSP2-4.5.....	172
Figura 62 - Projeção do SSWI futuro a médio prazo para o cenário SSP5-8.5.....	173
Figura 63- Projeção do SSWI futuro a longo prazo para o cenário SSP2-4.5.....	174
Figura 64 - Projeção do SSWI futuro a longo prazo para o cenário SSP5-8.5.....	175
Figura 65 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP2-4.5.....	176
Figura 66 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP5-8.5.....	177
Figura 67 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP2-4.5.....	178
Figura 68 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP5-8.5.....	178
Figura 69 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP2-4.5.....	179
Figura 70 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP5-8.5.....	180
Figura 71- Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP2-4.5.....	181
Figura 72 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP5-8.5.....	182
Figura 73 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP2-4.5.....	184

Figura 74 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP5-8.5.....	185
Figura 75 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP2-4.5.	186
Figura 76 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP5-8.5.	187

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Modelos Climáticos Globais utilizados na pesquisa.....	60
Tabela 2 - Índices climáticos extremos recomendados pelo ETCCDI.....	63
Tabela 3 – Variáveis explicativas que podem influenciar na dinâmica de uso e ocupação da terra.....	65
Tabela 4 - Classificação dos tipos de solos existentes na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe	72
Tabela 5 - Associação entre o uso e ocupação da terra na bacia hidrográfica e as classes existentes no banco de dados do SWAT.	73
Tabela 6 - Postos pluviométricos inseridos na bacia do Rio Capibaribe.	75
Tabela 7 - Postos climatológicos inseridos na bacia do Rio Capibaribe.....	76
Tabela 8 – Detalhes dos postos fluviométricos utilizados neste estudo.....	77
Tabela 9 – Dados de reservatórios localizados na bacia do Rio Capibaribe.....	79
Tabela 10 - Classes de declividade da área de estudo.....	81
Tabela 11 - Classificação da eficiência da modelagem.....	83
Tabela 12 - Definição dos parâmetros e limites utilizados na calibração do modelo.	86
Tabela 13 - Classificação dos períodos secos de acordo com os valores de SPI.	97
Tabela 14 – Mudanças relativas da média dos dez modelos para cada índice climático de precipitação extrema, em comparação com o período histórico observado, nas cinco regiões da bacia do Rio Capibaribe a curto, médio e longo prazo no seu cenário intermediário de emissões SSP2-4.5.....	112
Tabela 15 - Mudanças relativas da média dos dez modelos para cada índice climático de precipitação extrema, em comparação com o período histórico observado, nas cinco regiões da bacia do Rio Capibaribe a curto, médio e longo prazo no seu cenário pessimista de emissões SSP5-8.5.....	113
Tabela 16 - Matriz de probabilidade de transição das classes de uso e ocupação do solo para t2 (2010) e t3 (2020) na bacia do Rio Capibaribe.	120
Tabela 17 - Grau de concordância entre t3 simulado no LCM e a classificação t3 do Mapbiomas.	121
Tabela 18 - Resultado da calibração dos parâmetros no SWAT-CUP para as áreas de contribuição das estações fluviométricas.	126
Tabela 19 – Desempenho estatístico do modelo para a área de contribuição da estação fluviométrica de Toritama.....	127

Tabela 20 – Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de Limoeiro.....	129
Tabela 21- Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de Vitória de Santo Antão.....	130
Tabela 22- Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de Paudalho.....	131
Tabela 23 - Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de São Lourenço da Mata.	133
Tabela 24 - Mudança relativa (MR %) no escoamento superficial (Qmm) para as classes de uso e ocupação do solo a curto prazo, médio e longo prazo sob os cenários de mudanças climáticas.	141
Tabela 25 - Avaliação estatística dos escoamentos projetados pelos modelos a curto, médio e longo prazo para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 em relação ao período histórico observado.	142
Tabela 26- Variáveis do balanço hídrico do modelo SWAT para cada classe de uso e ocupação do solo a curto, médio e longo prazo para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.....	143

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA	Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
APAC	Agência Pernambucana de Águas e Climas
AR4	Fourth Assessment Report
AR5	Fifth Assessment Report
AR6	Sixth Assessment Report
AMSR2	Advanced Microwave Scanning Radiometer 2
ASCAT	Advanced SCATterometer
AWD	Déficit Hídrico Atmosférico
CABra	Catchments Attributes for Brazil
CLIMBra	Climate Change Dataset for Brazil
CM	Cadeia de Markov
CMIP	Coupled Model Intercomparison Project
CREAMS	Chemicals, Runoff, and Erosion from Agricultural Management Systems
CWAPI	Índice percentual de anomalia na água das culturas
EPFM	Filtro de Partículas Evolutivo com Cadeia de Markov Monte Carlo
EPIC	Erosion-Productivity Impact Calculator
FAR	First Assessment Report
GCM	Global Climate Model
GLEAMS	Groundwater Loading Effects on Agricultural Management Systems
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas
JULES	Joint UK Land Environment Simulator
LCM	Land Change Modeler
MLP	Multilayer Perceptron
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
OMM	Organização Meteorológica Mundial
PDSI	Índice de Severidade de Seca de Palmer
PNUMA	Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente
PNSH	Plano Nacional de Segurança Hídrica
QM	Quantile Mapping
RCPs	Representative Concentration Pathways

SAR	Second Assessment Report
SMA	Anomalia Padronizada de Umidade do Solo
SMADI	Índice de Seca Agrícola de Umidade do Solo
SMAP	Soil Moisture Active Passive
SMAPI	Índice percentual de anomalia de umidade do solo
SMOS	Soil Moisture and Ocean Salinity
SPESMI	The standardized precipitation, evapotranspiration and soil moisture index
SPI	Índice de Precipitação Padronizada
SUPer	Sistema de Unidades de Resposta Hidrológica de Pernambuco
SVAT	Soil Vegetation Atmosphere Transfer Models
SWAP	Soil Water Atmosphere Plant
SWAT	Soil and Water Assessment Tool
SWDI	Índice de Déficit Hídrico no Solo
SWIM	Soil and Water Integrated Model
SWRRB	Simulator for Water Resources in Rural Basins
TAR	Third Assessment Report
UA	Unidade de Análise
UNFCCC	Convenção- Quadro das Nações Unidas sobre Mudanças Climáticas
USDM	Monitor de Secas dos Estados Unidos
VHI	Índice de Saúde da Vegetação
VIC	Capacidade de Infiltração Variável
WAVE	Water and Agrochemicals in the soil, crop and Vadose Environment
ZAPE	Zoneamento Agroecológico de Pernambuco
ZCIT	Zona de Convergência Intertropical

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	20
1.1 OBJETIVOS.....	22
1.1.1 Objetivo Geral.....	22
1.1.2 Objetivos Específicos	22
1.2 HIPÓTESE	23
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	24
2.1 MUDANÇAS CLIMÁTICAS.....	24
2.1.1 A variabilidade climática e suas repercussões no ciclo hidrológico.....	24
2.1.2 Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC)	25
2.1.3 Mudanças climáticas em estudos hidrológicos	29
2.2 MODELAGEM HIDROLÓGICA.....	32
2.2.1 Modelos hidrológicos	32
2.2.3 O modelo SWAT e suas aplicações	34
2.3 MUDANÇAS NO USO E COBERTURA DA TERRA	37
2.3.1 Influência do uso e cobertura da terra na disponibilidade hídrica	37
2.3.2 Modelagem da mudança de uso e ocupação da terra.....	38
2.4 MONITORAMENTO DE UMIDADE DO SOLO.....	40
2.4.1 Influência da umidade do solo nas culturas agrícolas.....	40
2.4.2 Umidade do solo aplicada ao monitoramento de secas	43
2.5 O FENÔMENO DAS SECAS	46
2.5.1 A seca e seus impactos resultantes	46
2.5.2 Índices de seca	47
2.5.4 Estudos de seca no Brasil e no mundo.....	49
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	52
3.1 ÁREA DE ESTUDO.....	52
3.1.1 Clima e Vegetação	54
3.1.4 Geologia, Geomorfologia e Uso e Ocupação da terra	57
3.2 CENÁRIOS FUTUROS DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS.....	58
3.2.1 Obtenção dos dados climáticos provenientes dos modelos climáticos globais	59
3.2.2 Correção de viés pelo método do Quantile Mapping	61
3.2.3 Índices de Extremos Climáticos	62
3.3 PREDIÇÃO DOS CENÁRIOS FUTUROS DE USO E OCUPAÇÃO DA TERRA..	63
3.3.1 Análise da mudança e definição das classes de transição.....	64
3.3.2 Teste e seleção das variáveis explicativas	65

3.3.3 Simulação, validação e projeções futuras	66
3.4 O MODELO SWAT	67
3.4.1 Equacionamento do modelo SWAT	68
3.4.2 Elaboração do banco de dados	70
3.4.3 Etapas de execução do modelo	80
3.5 ESTUDO E CARACTERIZAÇÃO DAS SECAS	92
3.5.1 Escolha de um modelo climático para a representação estudo da seca	92
3.5.2 Índice de Precipitação Padronizado (SPI)	94
3.5.3 Índice Padronizado de Escoamento (SRI)	97
3.5.4 Índice Padronizado de Água no Solo (SSWI)	98
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	98
4.1 CENÁRIOS DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS.....	98
4.1.1 Correção de viés para as precipitações históricas	99
4.1.2 Projeções futuras de precipitação para os diferentes cenários climáticos	100
4.1.3 Índices de extremos climáticos	104
4.2 CENÁRIOS DE USO E OCUPAÇÃO DA TERRA	114
4.2.1 Dinâmica espaço-temporal do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe	114
4.2.2 Predição dos cenários futuros de uso e ocupação da terra	117
4.3 MODELAGEM HIDROLÓGICA.....	124
4.3.1 Modelagem Inicial	124
4.3.2 Calibração e validação do modelo	125
4.3.3 Efeito das mudanças climáticas e de uso e ocupação do solo no escoamento superficial da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe	133
4.3.4 Umidade do solo extraída do SWAT para a bacia hidrográfica	144
4.4 CARACTERIZAÇÃO DE SECAS NA BACIA DO RIO CAPIBARIBE	149
4.4.1 Caracterização da seca no período histórico (1980 – 2010)	149
4.4.2 Escolha do modelo de acordo com as métricas estatísticas	152
4.4.3 Caracterização da seca meteorológica na bacia do Rio Capibaribe.....	161
4.4.4 Caracterização da seca agrícola na bacia do Rio Capibaribe.....	169
4.4.5 Caracterização da seca hidrológica na bacia do Rio Capibaribe	176
4.5 ANÁLISE CONJUNTA DOS ÍNDICES DE SECA PARA IDENTIFICAR A PROPAGAÇÃO DESSES EVENTOS NA BACIA DO RIO CAPIBARIBE.....	180
7. CONCLUSÕES	187
8. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	191
REFERÊNCIAS	192

1. INTRODUÇÃO

A seca é um dos riscos naturais mais prejudiciais, frequentemente resultando em perdas econômicas, agrícolas, ecológicas e sociais significativas (Zhao e Dai, 2022). Embora ocorram periodicamente em regiões específicas do mundo, cada evento possui características únicas em termos de duração e intensidade (Marengo et al., 2022; Zeri et al., 2021). Trata-se de um fenômeno que se desenvolve gradualmente, tornando a previsão precisa do evento de seca desde seu início até o fim uma tarefa desafiadora. Muitas vezes, as suas consequências perduram muito tempo após o término, deixando lembretes duradouros de seu impacto (Papalexiou et al., 2021). O déficit de precipitação, ao se manifestar na redução dos fluxos dos rios e nos níveis dos reservatórios, é um processo que pode levar meses até que seus efeitos sejam plenamente perceptíveis.

No Nordeste do Brasil, a seca se manifesta como um problema recorrente, com eventos que afetam milhões de pessoas e geram prejuízos econômicos elevados. Entre 2012 e 2016, a região enfrentou uma das piores secas de sua história, impactando diretamente 33,4 milhões de pessoas e causando perdas estimadas em US\$ 30 bilhões (Marengo et al., 2018). Este contexto reforça a necessidade de estudos aprofundados para compreender os fatores que agravam a ocorrência de secas e suas consequências.

As secas são influenciadas ainda mais pelas mudanças climáticas e alterações no uso e cobertura da terra, pois são fatores que afetam diretamente as condições do sistema hidrológico de uma bacia hidrográfica (Son et al., 2020). Estudos mostram que, devido as mudanças climáticas, os problemas hídricos tendem a se tornar mais graves e a seca resultante se tornar ainda mais proeminente nos próximos anos (IPCC, 2021; Zhu et al., 2018; Khalilian e Shahvari, 2018). As mudanças no regime de precipitação e na temperatura do ar influenciam a dinâmica da recarga de aquíferos e lençóis freáticos, resultando em maiores taxas de evapotranspiração. Essas alterações nos padrões de balanço de energia na atmosfera influenciam no ciclo hidrológico, e conseqüentemente no fluxo dos rios e na disponibilidade hídrica (Ribeiro Neto et al., 2014). Além disso, a rápida expansão populacional impulsiona mudanças no uso e cobertura da terra, aumentando a demanda por alimentos e pressionando os recursos terrestres, especialmente em áreas de pecuária, agricultura e habitação (Tenagashaw et al., 2022).

De acordo com o sexto relatório de avaliação do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas – IPCC (IPCC, 2022), eventos extremos tendem a se tornar mais frequentes e intensos, especialmente em regiões com baixa capacidade de adaptação. No

Nordeste brasileiro, projeções indicam uma redução de até 22% na precipitação, acompanhada por um aumento na frequência, severidade e duração de eventos extremos (IPCC, 2014; Almagro et al., 2020).

Para além das mudanças climáticas, prevê-se, também, que as mudanças do uso e cobertura da terra acentuem a complexa relação entre segurança hídrica, desenvolvimento social e segurança alimentar. Essa intensificação pode variar dependendo das regiões de estudo, estações do ano e indicadores de seca utilizados para a avaliação (Cuartas et al., 2022; Siqueira et al., 2021). O crescimento da população aumenta consideravelmente a necessidade por alimentos, o que gera uma pressão adicional sobre os recursos terrestres, especialmente nas áreas de agricultura e processos de urbanização. Essa conjuntura exige avaliações quantitativas e integradas que considerem tanto a variabilidade climática quanto os impactos do uso e cobertura da terra, de forma a subsidiar políticas de gestão adaptativa e planejamento sustentável (Xu et al., 2018).

A bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, localizada em Pernambuco, desempenha papel estratégico na segurança hídrica do estado, abastecendo 36% da região metropolitana do Recife e abrigando importantes atividades econômicas, como municípios do polo têxtil do Agreste. No entanto, as secas recorrentes na bacia representam desafios significativos para o gerenciamento de recursos hídricos, impactando tanto a subsistência das populações dependentes da agricultura quanto o desenvolvimento econômico da região (Ximenes et al., 2019).

Apesar da relevância da bacia, ainda são escassos os estudos que combinam cenários futuros de mudanças climáticas e de uso e cobertura da terra para avaliar os impactos na ocorrência e intensidade das secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas a longo prazo. Este estudo busca preencher essa lacuna, integrando cenários climático, modelagens de uso e cobertura da terra, modelagem hidrológica e índices padronizados de seca para caracterizar as condições futuras da bacia em curto, médio e longo prazo.

A abordagem proposta está alinhada com o Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 6 (Água Potável e Saneamento), além de possuir forte aderência com o Plano Nacional de Segurança Hídrica (PNSH). Está em consonância com o INCT Mudanças Climáticas – Fase 2 e está inserida no âmbito do Observatório Nacional de Segurança Hídrica e Gestão Adaptativa (ONSEADAdapta), que representa uma rede interdisciplinar de pesquisadores, tanto nacionais quanto internacionais, dedicados ao avanço do conhecimento na área de segurança hídrica. A abordagem do ONSEADAdapta engloba pesquisas experimentais, teóricas e de modelagem, integrando diversas ferramentas e disciplinas. Com um foco específico na gestão adaptativa,

busca estabelecer uma conexão entre academia, empresas públicas e privadas, e a sociedade, seguindo a abordagem do tríplice hélice da inovação, caracterizada por uma perspectiva sociotécnica.

Diante disso, esse estudo traz uma contribuição científica para a gestão dos recursos hídricos, ao apresentar uma metodologia para analisar os impactos das secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas. Com base em uma abordagem integrada, busca fornecer aos tomadores de decisão informações sobre as condições hidrológicas da bacia diante das mudanças climáticas e do uso e cobertura da terra ao longo do tempo. Assim, permite identificar e caracterizar a ocorrência e a intensidade das secas para as próximas décadas, em diferentes horizontes temporais.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Analisar as projeções futuras de secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas para a bacia do Rio Capibaribe diante das mudanças climáticas e do uso e cobertura da terra, subsidiando a gestão de recursos hídricos em Pernambuco.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Estimar os cenários futuros de uso e cobertura da terra na bacia do Rio Capibaribe para os anos de 2030, 2055 e 2085 pelo módulo *Land Change Modeler* (LCM) do TerrSet;
- Analisar projeções climáticas de 10 modelos de circulação global do CMIP6 para os períodos de curto, médio e longo prazo e identificar potenciais mudanças nas variáveis climáticas para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 utilizando índices de extremos climáticos;
- Simular os processos hidrológicos da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, com o *Soil & Water Assessment Tool*, mediante os cenários de mudanças climáticas e uso e cobertura da terra;
- Caracterizar a ocorrência e intensidade das secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas na bacia do Rio Capibaribe para cenários futuros de mudança climática e uso e ocupação da terra por meio dos índices padronizados de seca.

1.2 HIPÓTESE

As projeções climáticas do IPCC (2022) indicam mudanças do padrão de precipitação e um aumento das temperaturas nas próximas décadas, intensificando a evapotranspiração, a aridez do solo, e a ocorrência e severidade dos eventos de seca, com impacto direto sobre os recursos hídricos. Sabe-se, ainda, que as mudanças no uso e cobertura da terra também podem influenciar no comportamento hidrológico de bacias hidrográficas.

Com base no exposto, a hipótese que norteia esse estudo é que os cenários futuros de mudanças climáticas e alterações no uso e ocupação da terra resultarão em uma redução da precipitação e da vazão. Como consequência, espera-se um aumento na intensidade das secas meteorológica, agrícola e hidrológica na bacia do Rio Capibaribe.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 MUDANÇAS CLIMÁTICAS

2.1.1 A variabilidade climática e suas repercussões no ciclo hidrológico

Alterações na temperatura e na precipitação têm efeitos diretos na evapotranspiração e no regime de vazões (Tenagashaw et al., 2022; Xue et al., 2022; Jiménez-Navarro et al., 2021), resultando em modificações regionais no ciclo hidrológico. Rios, lagos, aquíferos e suas bacias podem ser intensamente afetados por essas mudanças, influenciando os processos de escoamento, inundações e erosão (Jiménez-Navarro et al., 2021). Dados históricos indicam que a variabilidade climática resulta em alterações significativas no ciclo hidrológico, desencadeando eventos extremos recorrentes, como secas e inundações (Xue et al., 2022).

As mudanças climáticas têm um impacto profundo na hidrologia da bacia, afetando a quantidade e disponibilidade de água (Bhatta et al., 2014) e, conseqüentemente, danos a terras agrícolas, propriedades e vidas humanas podem aumentar (Tenagashaw et al., 2022). Esse é um fator que desperta o interesse de cientistas climáticos e meteorologistas na quantificação dos impactos das alterações climáticas nos recursos hídricos em escalas regional e da bacia (Bhatta et al., 2014). Antecipar essas mudanças é crucial para uma gestão adequada da água (Jiménez-Navarro et al., 2021). Estimar o impacto das alterações climáticas na hidrologia da bacia é importante para a formulação de estratégias de adaptação que compensem os impactos negativos e fortaleçam a segurança hídrica (Bhatta et al., 2014; Abbas et al., 2022). Tenagashaw et al. (2022) destacam que alguns estudos investigaram os impactos separados das mudanças climáticas e do uso e cobertura da terra, concluindo que os cenários de mudança climática têm um impacto mais significativo, resultando em aumento do escoamento superficial, fluxo lateral, descarga de água subterrânea e produção de água em comparação com as mudanças no uso e cobertura da terra.

A cidade do Recife, onde está localizado o exutório do Rio Capibaribe, foi reconhecida pelo IPCC (IPCC, 2007) como uma das mais vulneráveis às mudanças climáticas, e enfrenta essa vulnerabilidade devido às suas características geográficas e falta de ordenamento territorial de ocupação urbana. Entretanto, Recife foi a primeira cidade brasileira a declarar estado de emergência climática e estabelecer a meta de neutralidade de carbono até 2050 (Leão et al.,

2021). Nesse sentido, estudar as projeções de precipitação é essencial para avaliar o impacto das mudanças climáticas nos processos hidrológicos do Capibaribe.

Mudanças substanciais na quantidade de precipitação podem resultar em condições severas de inundações e secas, afetando a disponibilidade e a demanda de água. Eventos extremos, como chuvas intensas em curtos períodos, podem agravar o risco de enchentes, especialmente em áreas urbanizadas com drenagem insuficiente. A análise dessas mudanças subsidia a formulação de políticas e ações estratégicas para minimizar os impactos das secas e enchentes, garantindo maior resiliência no gerenciamento dos recursos hídricos (Abbas et al., 2022) (Abbas et al., 2022).

2.1.2 Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC)

Criado em 1988 pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) e o Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA), o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (*Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC*) teve como objetivo inicial preparar uma revisão abrangente e recomendações ao estado do conhecimento da ciência das alterações climáticas, seu impacto social e econômico e fornecer aos governos, em todos os níveis, informações científicas que possam usar para desenvolver políticas climáticas. Essa missão é conduzida com a colaboração de um extenso número de cientistas das áreas de climatologia, meteorologia, hidrometeorologia, biologia e campos correlatos, que se reúnem periodicamente para examinar as evidências científicas mais recentes e atuais (Marengo, 2007).

Existem três grandes grupos de trabalho no IPCC. O Grupo de Trabalho I concentra-se na Base da Ciência Física e realiza uma avaliação da ciência física subjacente às mudanças climáticas, analisando seu histórico, sua atual situação e suas projeções futuras (IPCC, 2021). O Grupo de Trabalho II concentra-se nos Impactos, Adaptação e Vulnerabilidade, examinando a vulnerabilidade de sistemas socioeconômicos e ecossistemas naturais às mudanças climáticas, assim como os impactos negativos e positivos resultantes dessas mudanças, além das estratégias de adaptação. Esse grupo avalia os impactos em âmbito global e regional, abrangendo ecossistemas, biodiversidade e a diversidade de sociedades, culturas e populações humanas (IPCC, 2022). Por fim, o Grupo de Trabalho III concentra-se na Mitigação das Mudanças Climáticas, explorando métodos para reduzir as emissões de gases de efeito estufa e remover esses gases da atmosfera (IPCC, 2022). Além disso, existe um programa dedicado ao desenvolvimento e aprimoramento de Inventários Nacionais de Gases de Efeito Estufa, que

estabelece uma metodologia e software internacionalmente aceitos para calcular e relatar as emissões e remoções nacionais de GEE. Esse programa também promove o uso dessa metodologia pelos países que participam do IPCC e pelas nações signatárias da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudanças Climáticas (UNFCCC).

Até então, o IPCC realizou seis ciclos de avaliação e produziu seis Relatórios de Avaliação, os relatórios científicos mais abrangentes sobre as alterações climáticas produzidos em todo o mundo. Publicou seu Primeiro Relatório Científico (FAR - *First Assessment Report*) em 1990, seguido pelo Segundo Relatório Científico sobre Mudanças Climáticas (SAR - *Second Assessment Report*) em 1995. O Terceiro Relatório Científico (TAR - *Third Assessment Report*) foi disponibilizado em 2001, o Quarto Relatório Científico (AR4 - *Fourth Assessment Report*) em 2007 e o quinto relatório (AR5 - *Fifth Assessment Report*) em 2014. Mais recentemente, o AR6 (AR6 - *Sixth Assessment Report*) foi lançado no início de 2023.

Produziu também uma série de Relatórios Metodológicos, Relatórios Especiais e Artigos Técnicos, em resposta a pedidos de informação sobre questões científicas e técnicas específicas da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Alterações Climáticas (UNFCCC), governos e organizações internacionais. Todas as informações relacionadas aos relatórios, aos grupos de pesquisa e aos estudos do IPCC estão disponíveis no endereço eletrônico da organização (<https://www.ipcc.ch/>).

2.1.2.1 Modelos Climáticos Globais e Cenários Climáticos do CMIP6

Para assegurar um planejamento adequado das mudanças climáticas e políticas de mitigação, projeções são essenciais, representando, no entanto, um desafio significativo para a comunidade científica devido à diversidade de fatores sensíveis ao clima que demandam consideração (Almagro et al., 2020). As ferramentas predominantes para essas previsões climáticas são os modelos climáticos globais (GCM) (Teutschbein e Seibert, 2010; Marengo, 2007).

Os modelos globais de clima projetam, com algum grau de incerteza, possíveis mudanças nos extremos climáticos futuros, como ondas de calor, ondas de frio, chuvas intensas, enchentes, secas e eventos mais intensos e/ou frequentes de furacões e ciclones tropicais e extratropicais (Marengo, 2007). Neles, são utilizados cenários que descrevem os desenvolvimentos futuros possíveis dos fatores antropogênicos das mudanças climáticas, como gases de efeito estufa, gases quimicamente reativos, aerossóis e uso e cobertura da terra, em

consonância com a evolução socioeconômica e desempenham um papel crucial na pesquisa climática (O’Neil et al., 2016; Marengo, 2007). Esses cenários possibilitam a avaliação de possíveis alterações no sistema climático, impactos na sociedade e ecossistemas, bem como a eficácia de opções de resposta, como adaptação e mitigação, em uma ampla variedade de resultados futuros (O’Neil et al., 2016). Baseiam-se em uma combinação coerente e internamente consistente de suposições sobre fatores como demografia, desenvolvimento socioeconômico e mudança na tecnologia, assim como suas interações (Marengo, 2007).

O IPCC relata a existência de 112 modelos acoplados (Xue et al., 2022). Com base nas simulações e projeções da variabilidade climática fornecidas pelo CMIP, diversas pesquisas abordaram as mudanças climáticas, o ambiente ecológico e eventos hidrológicos (Nagireddy et al., 2023; Oliveira et al., 2023; Ougahi et al., 2022; Silva et al., 2022; Siqueira et al., 2021; Jiménez-Navarro et al., 2021; Song et al., 2021; Almagro et al., 2020; Avila-Diaz et al., 2020). Conforme descrito em O’Neill et al. (2016), o Projeto de Intercomparação de Modelos de Cenários (ScenarioMIP) é agora a principal atividade do CMIP6, fornecendo projeções climáticas multimodelos baseadas em cenários alternativos diretamente relevantes para as preocupações da sociedade em termos de mitigação, adaptação ou impactos das alterações climáticas. Essas projeções climáticas são impulsionadas por um novo conjunto de cenários de emissões e uso e cobertura da terra produzidos com modelos de avaliação integrados (IAMs).

No penúltimo relatório do IPCC (2014), foram desenvolvidos quatro cenários denominados *Representative Concentration Pathways* (RCPs): RCP2.6, RCP4.5, RCP6 e RCP8.5 (Van Vuuren et al., 2011). Os números associados às siglas indicam a forçante radiativa, que é uma perturbação no equilíbrio energético do planeta, geralmente expressa em W/m^2 . Os cenários RCP2.6 e RCP8.5 representam extremos, mantendo o equilíbrio entre todas as fontes de energia (Xue et al., 2022). No cenário RCP2.6, projeta-se um aumento de cerca de 2 °C na temperatura do ar em relação ao período pré-industrial, com uma forçante radiativa atingindo 3 W/m^2 antes de 2100, seguida por uma redução. Já o RCP8.5 é o cenário mais pessimista, indicando um aumento global de até 8 °C em relação aos valores pré-industriais (Reboita et al., 2018; Van Vuuren et al., 2011). Os RCPs foram fundamentais para as projeções dos modelos climáticos no CMIP5 e sua avaliação no AR5 do IPCC (O’neill et al., 2016; IPCC, 2013).

Conforme visto em Van Vuuren et al. (2011) e IPCC (2007), inicialmente houve um crescente interesse em cenários que explorassem o impacto de diferentes políticas climáticas, além dos cenários de política não climática, visando avaliar os custos e benefícios das metas

climáticas de longo prazo. Posteriormente, surgiu o interesse em explorar mais detalhadamente o papel da adaptação, demandando uma maior integração de informações para o desenvolvimento de cenários nas diferentes disciplinas da pesquisa climática. A necessidade de novos cenários levou o IPCC a solicitar à comunidade científica o desenvolvimento de um novo conjunto para facilitar a avaliação futura das alterações climáticas.

O CMIP6 representa uma expansão substancial em relação ao CMIP5, tanto em termos do número de grupos de modelagem e experimentos conduzidos, quanto em termos de cenários futuros examinados (Tokarska et al., 2020). Enquanto o CMIP5 propôs quatro cenários baseados em diferentes emissões de GEE, o CMIP6 explora melhor os possíveis futuros do clima, totalizando oito cenários. Os novos cenários do CMIP6 baseiam-se nos Caminhos Socioeconômicos Compartilhados (SSPs) (Song et al., 2021; O'Neill et al., 2016).

Os cenários RCPs do CMIP5 foram atualizados no CMIP6, agora denominados SSP1-2.6, SSP2-4.5, SSP4-6.0 e SSP5-8.5. Cada um desses cenários resulta em níveis semelhantes de forçamento radiativo até o ano de 2100, em comparação com seus predecessores. Além disso, foram introduzidos novos cenários futuros no CMIP6, incluindo o SSP1-1.9, SSP4-3.4, SSP5-3.4OS e SSP3-7.0 (Song et al., 2021).

Conforme descrito por Afsari et al. (2024), o SSP-1 segue a rota sustentável, com obstáculos mínimos para mitigação e adaptação. Nesse cenário, o mundo avança rumo à sustentabilidade, equilibrando desenvolvimento inclusivo e restrições ambientais. Os recursos globais são mais bem geridos, e investimentos em educação e saúde remodelam a demografia. O crescimento econômico enfatiza o bem-estar humano, reduzindo desigualdades e promovendo um consumo mais consciente.

O SSP-2 representa um caminho intermediário, com desafios moderados para mitigação e adaptação. O mundo mantém tendências históricas em normas sociais, econômicas e tecnológicas. Disparidades no desenvolvimento e renda entre nações persistem, e a degradação ambiental continua, embora com melhorias pontuais. O crescimento populacional global se estabiliza na segunda metade do século, e a desigualdade de renda melhora lentamente.

No SSP-3, há uma rivalidade regional, com nações priorizando questões domésticas e regionais devido ao ressurgimento do nacionalismo e da competitividade. Políticas se concentram na segurança nacional e energética, desviando recursos de objetivos de desenvolvimento mais amplos. O investimento em educação e tecnologia diminui, impactando o crescimento econômico e intensificando o consumo de recursos. A degradação ambiental se agrava em algumas regiões, dificultando ações de mitigação e adaptação.

O SSP-4 apresenta desafios significativos para adaptação, enquanto a mitigação encontra menos obstáculos. O aumento das desigualdades é impulsionado por investimentos desiguais em capital humano, criando uma divisão entre sociedades tecnologicamente avançadas e comunidades marginalizadas. A coesão social enfraquece, fomentando conflitos. O setor de energia se diversifica entre fontes intensivas em carbono e alternativas mais limpas, e as políticas ambientais se concentram em regiões de renda média e alta.

Por fim, o SSP-5 é caracterizado pelo desenvolvimento impulsionado por combustíveis fósseis. O crescimento econômico acelerado e a inovação tecnológica são prioridades, com forte investimento em saúde e educação. No entanto, há um alto consumo de recursos e dependência de combustíveis fósseis. Questões ambientais locais, como poluição do ar, são gerenciadas com eficiência, e há confiança na governança para lidar com desafios ecológicos, incluindo possíveis intervenções de geoengenharia.

Para este estudo, foram considerados os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5. O primeiro representa a parte média da gama de vias futuras chamados de “meio da estrada”, onde as tendências seguem seus padrões históricos emissões suficientes para atingir um forçamento radiativo de $4,5 \text{ W/m}^2$ e o segundo cenário representa o topo das vias futuras, com emissões suficientes para atingir um forçamento radiativo de $8,5 \text{ W/m}^2$ até 2100.

2.1.3 Mudanças climáticas em estudos hidrológicos

Ao longo dos últimos anos, diversos estudos voltados aos efeitos das mudanças climáticas no Brasil (Ballarin et al., 2023; Oliveira et al., 2023; Medeiros et al., 2022; Ribeiro Neto et al., 2016) e no mundo (Song et al., 2021; Tokarska et al., 2020; Almazroui et al., 2021; Wen et al., 2021; Todaro et al., 2022; Xue et al., 2022) vêm sendo publicados. Alguns estudos, por exemplo, como Santos et al. (2021) e Andrade et al. (2020) estudaram o impacto potencial das alterações climáticas nos recursos hídricos para a bacia do Rio Mundaú e para a sub-bacia do Rio Tapacurá, em Pernambuco.

Com o avanço das projeções climáticas, os modelos do CMIP passaram por atualizações, sendo a versão mais recente, CMIP6, amplamente utilizada para investigar mudanças futuras no clima. Diversos estudos compararam os resultados do CMIP6 com sua versão anterior, o CMIP5, avaliando melhorias e diferenças nas simulações climáticas. Song et al. (2021) e Tokarska et al. (2020) realizaram comparações entre os dados dos novos cenários do CMIP6 e os modelos do CMIP5. No estudo de Song et al. (2021), as simulações históricas

e futuras de precipitação na Coreia do Sul foram comparadas entre INM-CM4 do CMIP5 e INM-CM5 do CMIP6. A análise abordou diferentes horizontes temporais, incluindo anual, verão e inverno, e quatro regiões específicas do país. Foram utilizados seis indicadores de desempenho e 22 estações de precipitação, considerando os cenários RCP 4.5 e 8.5 para o CMIP5, e SSP2-4.5 e 5-8.5 para o CMIP6. Já o estudo de Tokarska et al. (2020) buscou estabelecer uma correlação entre o aquecimento futuro projetado e a tendência do aquecimento simulado nas últimas décadas nos modelos CMIP5 e CMIP6. A pesquisa teve como objetivo restringir as projeções de aquecimento futuro com base na consistência com o aquecimento observado. Concluiu-se que o aquecimento mediano CMIP6, limitado pela observação em cenários de emissões elevadas e de mitigação ambiciosa, é mais de 16% e 14% menor até 2050 em comparação com a mediana bruta do CMIP6, respectivamente, e mais de 14% e 8% menor até 2090, em relação ao período de 1995–2014. Esses resultados indicam que o aquecimento CMIP6 limitado pela observação é consistente com avaliações anteriores baseadas em modelos CMIP5.

Almazroui et al. (2021) avaliaram o desempenho dos modelos CMIP6 para a América do Sul, analisando suas projeções climáticas para o século XXI. Os resultados destacam que, embora esses modelos capturem eficazmente as principais características climáticas da região, suas habilidades variam na distribuição espaço-temporal de precipitação e temperatura em nível sub-regional. Os aumentos de temperatura são robustos, especialmente sob o cenário SSP1-2.6. As mudanças futuras apresentam uma progressão monotônica, indicando um ciclo hidrológico mais intenso em resposta ao aumento das emissões de gases de efeito estufa. Wen et al. (2021) corrigiram dados dos modelos CMIP6 para realizar simulações hidrológicas na bacia do rio Amur, projetando variações espaciais no escoamento sob futuras condições climáticas. Os resultados indicam um aumento esperado nos escoamentos no período de 2021 a 2070. Diferenças significativas foram observadas entre diferentes modelos e cenários. As projeções sugerem aumentos na precipitação média anual, influenciando diretamente o escoamento. O estudo de Todaro et al. (2022) analisaram a temperatura e a precipitação em cinco locais piloto na Região Mediterrânea, usando 17 Modelos climáticos regionais do EURO-CORDEX. As tendências históricas mostraram aumento significativo de temperatura em alguns locais, enquanto, a precipitação não apresentou tendências marcantes. Projeções futuras indicaram aquecimento consistente em todas as áreas e mudanças moderadas na precipitação anual. O estudo também examinou as mudanças nos eventos de seca, prevendo aumento na duração e temperatura das ondas de calor, assim como no número de dias secos consecutivos. Já Xue et

al. (2022) modelaram os parâmetros hidrológicos para a bacia de Lushi, China, usando dados de 1976 a 2000 para calibração e validação. Projeções de 2021 a 2100 sob cenários RCP2.6 e RCP8.5 indicam declínio na precipitação anual e aumento na evaporação. O escoamento anual projetado mostra redução significativa em curto, médio e longo prazo. As vazões extremas aumentam no período seco, enquanto diminuem durante o período chuvoso. Essas projeções têm implicações na gestão de desastres, inundações e secas na Bacia do Rio Amarelo. O método de correção de viés usado mostrou eficácia.

No contexto brasileiro, destacam-se os trabalhos de Xavier et al. (2022) e Ballarin et al. (2023) quando se trata da manipulação de dados meteorológicos e de mudanças climáticas. Xavier et al. (2022) aprimorou o conjunto de dados meteorológicos do Brasil em grade, refinando a resolução das interpolações de $0,25 \times 0,25^\circ$ para $0,1 \times 0,1^\circ$ para as variáveis de precipitação, radiação solar, velocidade do vento, umidade relativa, temperatura máxima e temperatura mínima. A extensão temporal foi expandida para o período de 1º de janeiro de 1961 a 31 de julho de 2020, utilizando dados observados de pluviômetros e estações meteorológicas. Ballarin et al. (2023) disponibilizou um conjunto de dados baseado em 19 projeções de modelos climáticos do CMIP6, com a opção de dados brutos ou dados com a correção de viés, para o território brasileiro, considerando os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5. Este conjunto de dados, com resolução espacial de $0,25^\circ \times 0,25^\circ$, cobre simulações históricas (1980–2013) e futuras (2015–2100). Além da versão em grade, são fornecidas projeções médias de área para 735 bacias hidrográficas, integradas ao Conjunto de Dados de Atributos de Bacias Hidrográficas para o Brasil (CABra).

Ainda no contexto brasileiro, Medeiros et al. (2022) analisaram o desempenho de modelos climáticos de diferentes gerações (CMIP3, CMIP5 e CMIP6) na simulação de índices climáticos de precipitação extrema no Brasil. Embora tenham identificado desafios na simulação de certos índices, como os dias consecutivos sem chuva, e apontado variações regionais no desempenho dos modelos, as projeções futuras indicaram um consenso quanto ao aumento da severidade, frequência e duração de eventos extremos de precipitação em todas as regiões brasileiras. Oliveira et al. (2023) avaliaram o desempenho de 50 modelos climáticos globais CMIP6 na simulação da climatologia da precipitação sobre a sul da Amazônia e sudeste do Brasil. Os resultados indicaram modelos específicos, como o INM-CM5-0 para a sul da Amazônia e MPI-ESM1-2-HR e NESM3 para o sudeste do Brasil, com destaque para o INM-CM4-8, INM-CM5-0, MPI-ESM1-2-HR e EC-Earth3-Veg-LR como escolhas convenientes devido ao bom desempenho em ambas as regiões. Ribeiro Neto et al. (2016) investigaram os

impactos dos cenários de mudanças climáticas AR5 do IPCC em todo o Brasil, considerando simulações hidrológicas abrangendo uma extensa área de drenagem. O estudo abordou diferentes climas e coberturas terrestres, utilizando o modelo MGB-IPH impulsionado por forçamento atmosférico de dois modelos globais. Os resultados destacaram a sensibilidade das regiões hidrográficas às mudanças de precipitação e evapotranspiração, afetando a disponibilidade de água em grande parte do país, com implicações significativas para a geração de energia hidrelétrica.

No contexto de Pernambuco, Andrade et al. (2020) analisaram os impactos futuros das mudanças climáticas na Bacia do Rio Mundaú, utilizando o modelo SWAT e os modelos climáticos regionais MIROC5 e HadGEM2. Os resultados indicam previsões de significativa redução na precipitação anual na MRB sob ambos os cenários (RCP 4.5 e RCP 8.5) em comparação ao período observado (2003–2016). As temperaturas máximas e mínimas são projetadas para aumentar, e as simulações do SWAT preveem substancial redução no escoamento superficial. Embora a evapotranspiração real (ET) seja esperada para diminuir, a evapotranspiração potencial (ET0) deve aumentar. Prevê-se uma diminuição sazonal no fluxo, tanto na estação chuvosa quanto na seca, exceto a médio prazo do HadGEM2. E Santos et al. (2021) avaliaram os impactos futuros das mudanças no uso e cobertura da terra (LULC) e das mudanças climáticas no fluxo dos rios e na produção de sedimentos na bacia do rio Tapacurá. Utilizando dados climáticos projetados do modelo HadGEM2-ES, acoplado ao modelo regional ETA-CPTEC/HadCM3, consideraram dois cenários de concentração representativa (RCP 4.5 e 8.5). Os resultados indicam aumentos significativos na erosão para o cenário pessimista sob RCP 8.5, seguido pelo cenário pessimista e RCP 4.5. Embora fluxos mais elevados sejam encontrados em alguns cenários, os aumentos na produção de sedimentos têm sérias implicações para o assoreamento e a redução do armazenamento de água do reservatório.

2.2 MODELAGEM HIDROLÓGICA

2.2.1 Modelos hidrológicos

O modelo consiste na representação acessível e simplificada de um objeto ou sistema, com o intuito de compreendê-lo e investigar suas respostas a diferentes entradas (Tucci, 2005). Os modelos podem ser classificados segundo vários critérios encontrados na literatura. Tucci (2005) e Christofolletti (1999) apresentam diferentes categorias de classificação de modelos

com base em critérios como a descrição do processo, a discretização espacial e a extensão temporal, sendo eles:

- **Físicos ou Matemáticos:** Os modelos físicos frequentemente reduzem o sistema a um protótipo em escala menor, incorporando tecnologias análogas e princípios de semelhança. Por outro lado, os modelos matemáticos buscam descrever o comportamento e natureza do sistema através de equações matemáticas.
- **Contínuo e Discreto:** Um sistema é classificado como contínuo quando pode representar fenômenos e processos que se desenrolam de forma contínua ao longo do tempo. Em contrapartida, o sistema é considerado discreto quando se trata de modelos que simulam eventos individuais, de curta duração, com base em condições iniciais específicas.
- **Concentrado e Distribuído:** O modelo é considerado concentrado quando não incorpora a variabilidade espacial dos parâmetros e variáveis dentro do sistema, tratando-os como valores médios e fazendo uso apenas do tempo como variável independente. Em contrapartida, o modelo é classificado como distribuído quando as variáveis e parâmetros do sistema dependem tanto do espaço quanto do tempo em sua representação interna.
- **Estocástico e Determinístico:** Um sistema é considerado determinístico quando, para uma mesma entrada, ele sempre gera a mesma saída, seguindo um relacionamento previsível. Por outro lado, o sistema é classificado como estocástico quando o relacionamento entre a entrada e a saída é de natureza estatística, ou seja, envolve algum grau de aleatoriedade.
- **Conceitual e Empírico:** Um modelo é considerado conceitual quando suas funções incorporam os princípios dos processos físicos, baseando-se nas teorias do ciclo hidrológico para representar e explicar os fenômenos. Em contraste, os modelos empíricos são aqueles nos quais os valores calculados são ajustados aos dados observados por meio de funções que não possuem relação direta com os processos físicos subjacentes.

O desenvolvimento da tecnologia contribuiu para o estudo de sistemas hidrológicos. (Janjic E Tadic, 2023). Os modelos hidrológicos são ferramentas desenvolvidas pela ciência para uma compreensão mais aprofundada do comportamento de bacias hidrográficas e a previsão de cenários diferentes daqueles observados. Esses modelos permitem antecipar mudanças provocadas por atividades humanas nesse ambiente, e, por conseguinte, avaliar seus

impactos nos componentes físicos e biológicos. Sua utilidade inclui a capacidade de antecipar eventos, como a representação dos efeitos da urbanização em uma bacia antes de sua ocorrência, permitindo a adoção de medidas preventivas. Além disso, esses modelos também são empregados na previsão de inundações em tempo real, na análise do impacto de modificações em rios e na estimativa de eventos extremos estatisticamente possíveis (Tucci, 2015).

2.2.3 O modelo SWAT e suas aplicações

O *Soil and Water Assessment Tool* (SWAT) é uma ferramenta hidrossedimentológica desenvolvida pela equipe do Serviço de Pesquisa Agrícola do Departamento de Agricultura dos Estados Unidos, com a finalidade de analisar os impactos decorrentes das alterações no uso e cobertura da terra, abordando o escoamento da água, a erosão do solo e a qualidade da água em grandes bacias hidrográficas não monitoradas (Arnold et al., 1998). O SWAT é reconhecido por sua versatilidade, pois abrange diversos componentes hidrológicos e agrônômicos. Ao longo do tempo, tem sido adotado por uma ampla gama de entidades, tanto governamentais quanto privadas, além de universidades e instituições interessadas em fornecer suporte para a tomada de decisões na gestão dos recursos hídricos (Janjic e Tadic, 2023; Bressiani et al., 2015).

Desenvolvido na década de 1990, o modelo passou por múltiplas revisões e atualizações ao longo do tempo, com o objetivo de aprimorar suas capacidades. De acordo com Neitsch et al. (2011), o SWAT representa o resultado de anos dedicados ao estudo e ao aprimoramento do modelo *Simulator for Water Resources in Rural Basins* - SWRRB (Williams et al., 1975; Arnold et al., 1990) e de outros modelos que desempenharam um papel fundamental em seu desenvolvimento. Esses modelos incluem o *Chemicals, Runoff, and Erosion from Agricultural Management Systems* – CREAMS (Knisel, 1980), o *Groundwater Loading Effects on Agricultural Management Systems* - GLEAMS (Leonard et al., 1987), e o *Erosion-Productivity Impact Calculator* – EPIC (Williams et al., 1984). O SWAT agrega elementos essenciais desses modelos para contribuir de forma significativa para a gestão eficaz das atividades agrícolas (Neitsch et al., 2011).

Entre suas características, o modelo SWAT se destaca por sua abordagem semi-física, que integra informações específicas da bacia hidrográfica relacionadas ao clima, propriedades do solo, topografia e uso e cobertura da terra. Ele modela diretamente os processos com base nos dados observados de entrada. Adicionalmente, o modelo é capaz de operar de forma contínua ao longo do tempo, permitindo a simulação de processos hidrológicos em escalas

diárias, mensais ou anuais. O SWAT também adota uma abordagem semi-distribuída, levando em consideração a variabilidade espacial de diversos parâmetros do modelo (Arnold et al., 2012).

O modelo SWAT é uma ferramenta versátil com ampla aplicabilidade, permitindo a simulação de diversos processos hidrológicos na bacia, como escoamento superficial, percolação, fluxo lateral superficial e subterrâneo, evapotranspiração, acumulação de neve, transporte de nutrientes, pesticidas e bactérias (Arnold et al., 1998; Neitsch et al., 2005). O manual detalhado '*Soil & Water Assessment Tool – Theoretical Documentation*' (Neitsch et al., 2011), fornece informações abrangentes sobre todas as equações e processos subjacentes à modelagem do SWAT, com foco especial nos processos de vazão e produção de sedimentos.

O modelo SWAT tem se destacado como um modelo hidrossedimentológico amplamente adotado nos últimos anos, com evidências de aplicação bem-sucedida (Bieger et al., 2019). De acordo com Janjic e Tadic (2023), em uma pesquisa na literatura relacionada ao modelo SWAT em seu site oficial (https://www.card.iastate.edu/swat_articles/) até fevereiro de 2023, apontou a existência de mais de 5.000 artigos científicos publicados desde o seu surgimento na década de 1990. O modelo tem apresentado um notável crescimento na produção de artigos ao longo dos anos, chegando a quase 4.000 publicações científicas apenas na última década. A disseminação do modelo SWAT pode ser atribuída a diversos fatores, incluindo sua facilidade de comunicação entre os usuários com grupos específicos para tratar dos problemas encontrados, a realização regular de workshops de treinamento e conferências internacionais, além de ser um software de código-fonte aberto que permite aos usuários fazerem adaptações para atender às necessidades específicas de suas aplicações (Gassman et al., 2007).

Uma das principais vantagens do modelo é sua capacidade de incorporar uma variedade de cenários climáticos e de uso e cobertura da terra, permitindo a avaliação dos impactos dessas alterações no comportamento dos componentes hidrológicos. Estudos recentes têm demonstrado resultados promissores na modelagem hidrológica com o uso do SWAT integrado a esses cenários de mudanças.

No que se refere ao uso e ocupação da terra, trabalhos relevantes, como os de Nnaji et al. (2022) e Anand et al. (2018), que quantificaram as implicações das mudanças de uso e ocupação da terra na hidrologia superficial de suas respectivas áreas de estudo. Além disso, o estudo de Sadhwani et al. (2021) analisou as respostas hidrológicas das mudanças de uso e ocupação da terra em termos de vazão e produção de sedimentos, destacando os potenciais impactos dessas mudanças em bacias hidrográficas e a possibilidade de desenvolver estratégias

de gestão para prevenir inundações e perdas de sedimentos. No contexto brasileiro, Andrade et al. (2017) avaliaram os processos hidrológicos em diferentes condições de cobertura vegetal na bacia hidrográfica do Rio Mundaú, localizada entre os estados de Pernambuco e Alagoas. Esses estudos desempenham um papel importante ao fornecer informações substanciais aos tomadores de decisão, auxiliando no desenvolvimento de estratégias de aprimoramento para as bacias hidrográficas.

No contexto das mudanças climáticas, diversos autores têm empregado o modelo SWAT para avaliar o impacto da precipitação nos regimes de vazão de bacias hidrográficas em todo o mundo, bem como na qualidade das águas subterrâneas e superficiais. Essas análises abrangem tanto a investigação dos regimes pluviométricos dos últimos anos (Nascimento et al., 2023) como estudos prospectivos que consideram as alterações climáticas, utilizando diferentes modelos dos cenários do CMIP5 (Takele et al., 2022; Naga Sowjanya et al., 2022) e CMIP 6 (Nagireddy et al., 2023; Tan et al., 2021; Jiménez-Navarro et al., 2021).

A alteração das mudanças climáticas e no uso e ocupação da terra no modelo também tem sido abordadas em diversos estudos SWAT de forma integrada. Exemplos disso incluem pesquisas como as conduzidas por Beeram et al. (2023) e Hersi et al. (2023), que avaliaram os impactos dessas variáveis na recarga de água subterrânea. Além disso, houve investigações sobre o regime de vazões, conforme demonstrado em estudos de Tola e Shetty (2023), Idrissou et al. (2022) e Tenagashaw et al. (2022), bem como nos componentes do balanço hídrico, como apresentado por Ougahi et al. (2022), em bacias hidrográficas da Ásia e África. No contexto brasileiro, Siqueira et al. (2021) analisaram essas mudanças em relação à disponibilidade hídrica de uma bacia do Cerrado, identificando uma diminuição na precipitação e um aumento na evapotranspiração, resultando em uma redução do escoamento superficial e do fluxo de base. Da mesma forma, Silva et al. (2022) estimaram o fluxo do rio Salgado e a produção futura de água considerando previsões climáticas e mudanças no uso e cobertura da terra na bacia do Rio Salgado. Santos et al. (2021) investigaram as vazões e a produção de sedimentos em diferentes cenários na bacia do Tapacurá, uma sub-bacia do Rio Capibaribe, observando aumentos significativos na erosão. Apesar da incerteza inerente à modelagem, os resultados desse estudo oferecem perspectivas promissoras para a compreensão das mudanças no ecótono entre a Caatinga e a Mata Atlântica, que é o foco deste estudo.

2.3 MUDANÇAS NO USO E COBERTURA DA TERRA

2.3.1 Influência do uso e cobertura da terra na disponibilidade hídrica

O uso e cobertura da terra desempenha um papel crucial na variabilidade do escoamento superficial em uma bacia, com o potencial de modificar as relações entre escoamento e infiltração, resultando na erosão da terra e no transporte excessivo de sedimentos para os canais de drenagem. Vários estudos destacaram o impacto das alterações no uso/cobertura da terra no escoamento nas bacias hidrográficas (Tenagashaw et al., 2022; Sadhwani et al., 2022; Ougahi et al., 2022; Santos et al., 2021; Farias et al., 2020).

As alterações climáticas e na cobertura da terra agravam a complexa interação entre segurança hídrica e desenvolvimento social. O estresse hídrico afeta diretamente a produção de alimentos e energia, sendo um insumo essencial para ambos os processos (Siqueira et al., 2021). Conforme descrito por Tenagashaw et al. (2022), a transformação no uso e cobertura da terra é predominantemente impulsionada pela expansão populacional acelerada, sendo especialmente prevalente em países em desenvolvimento. O aumento populacional intensifica a demanda por alimentos, exercendo pressão adicional sobre os recursos terrestres, notadamente na agricultura e habitação. Consequentemente, o desmatamento ocorre, levando à expansão de terras agrícolas e urbanização. Alterações na cobertura da terra são eventos naturais inerentes ao mundo dinâmico, podendo manifestar-se em diversas escalas e com diferentes taxas ao longo do tempo (Caldeira et al., 2018; Tenagashaw et al., 2022). Uma das consequências mais marcantes das atividades humanas é a transformação no uso e ocupação da terra. Mudanças naturais geralmente ocorrem em escalas de décadas, enquanto as atividades humanas têm o potencial de alterar a dinâmica hidrológica em curtos períodos (Bhatta et al., 2019). O crescimento urbano e a conversão de áreas naturais em terras cultiváveis são exemplos significativos dessas mudanças observadas nas últimas décadas (Xavier e Silva, 2018). Silva et al. (2020) reportaram como essas rápidas alterações na cobertura da terra influenciam a dinâmica ambiental, podendo resultar na degradação da terra.

As mudanças no uso e cobertura da terra afetam diretamente os principais componentes hidrológicos de uma bacia hidrográfica, como a infiltração, o escoamento superficial, a evapotranspiração e a recarga de aquíferos, impactando a disponibilidade hídrica. A conversão de áreas naturais em superfícies urbanizadas ou terras agrícolas, por exemplo, tende a aumentar o escoamento superficial e reduzir a infiltração, diminuindo a recarga de água subterrânea e

aumentando o risco de eventos extremos, como enchentes e secas. Além disso, a redução de vegetação natural reduz a capacidade de retenção de água no solo e a evapotranspiração, alterando o ciclo hídrico local. Assim, as transformações no uso e cobertura da terra não só afetam a quantidade de água disponível, mas também a qualidade e o tempo de renovação desse recurso, intensificando os desafios de gestão sustentável da água em cenários de demanda crescente e mudanças climáticas.

2.3.2 Modelagem da mudança de uso e ocupação da terra

A análise das tendências futuras na dinâmica temporal do uso e cobertura da terra é de extrema importância para o planejamento ambiental, especialmente em regiões afetadas por mudanças contínuas no uso e ocupação da terra para expansão agropecuária (Xavier e Silva, 2018), como é o caso da bacia do Rio Capibaribe. Essa bacia é vital para o abastecimento de água na RMR e enfrenta significativa pressão antrópica, comprometendo a qualidade e disponibilidade hídrica para a região metropolitana, sobretudo devido à poluição dos principais rios.

Efetuar detecções de alterações nas características da superfície terrestre é crucial para compreender a dinâmica dos fenômenos, prever impactos e fornecer suporte à tomada de decisões. Nas últimas décadas, foram alcançados avanços significativos no desenvolvimento de métodos de sensoriamento remoto, possibilitando uma caracterização precisa das mudanças na cobertura da terra (Sampaio et al., 2019; Caldeira et al., 2018).

O *Land Change Modeler* (LCM) é uma ferramenta desenvolvida para analisar as transformações na cobertura da terra. Este modelo é uma ferramenta parametrizada empiricamente para prever mudanças territoriais e oferecer suporte a diversas atividades de planejamento. Através de uma análise das mudanças históricas na cobertura da terra, o sistema elabora um modelo empírico que relaciona as transições na cobertura da terra a um conjunto de variáveis explicativas (Eastman e Toledano, 2018; Eastman, 2016). O desenvolvimento no software segue três passos. O primeiro passo é a análise da cobertura terrestre passada, e o segundo passo é a modelagem de potenciais de transição, e o último passo consiste em utilizar taxas históricas de variação e o modelo de potencial de transição para determinar mudanças no uso e cobertura da terra por pixel e intervalo de tempo (Idrissou et al., 2022).

Diversos estudos têm utilizado o módulo LCM do Terrset IDRISI para simular o uso e ocupação da terra, obtendo resultados satisfatórios em diversos países (Garcia-Alvares et al.,

2022; Sadhwani et al., 2022; Motlagh et al., 2021; Leta et al., 2021; Roy et al., 2014), no Brasil (Cunha et al., 2022; Oliveira et al., 2021; Cunha et al., 2021), na região Nordeste (Silva et al., 2022; Silva et al., 2020), e em Pernambuco (Santos et al., 2021; Xavier e Silva, 2018).

Roy et al. (2014) testaram a previsão de mudanças na cobertura da terra no Sudeste da França, utilizando o LCM do IDRISI e comparando as previsões com um mapa real de 2011. Os resultados indicaram uma melhor previsão em escalas de tempo menores, destacando a influência da escala temporal nas dinâmicas específicas de cobertura da terra. Motlagh et al. (2021) compararam imagens de satélite Landsat corrigidas com previsões do LCM para uma bacia hidrográfica no Irã, prevendo aumento em terras salinas, áreas agrícolas, industriais e residenciais até 2040, enquanto terras nuas e pastagens diminuirão. Leta et al. (2021) analisaram a dinâmica passada e futura do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica de Nashe (Etiópia), usando o LCM e imagens Landsat, prevendo uma rápida mudança na cobertura florestal e expansão significativa das terras agrícolas. Garcia-Alvares et al. (2022) caracterizaram a incerteza estrutural de quatro pacotes de software e analisaram suas opções para a gestão de incertezas, destacando diferenças qualitativas e quantitativas entre eles. Oliveira et al. (2022) projetaram o uso e cobertura da terra para 2030 na sub-bacia do Alto Rio Grande, observando impactos na disponibilidade hídrica, com reduções significativas nas vazões, contribuindo para identificar a escassez de água. Idrissou et al. (2022) examinaram os efeitos das mudanças climáticas e do uso e ocupação da terra nos recursos hídricos de uma bacia hidrográfica intensamente monitorada. Utilizando projeções de mudanças no uso e cobertura da terra pelo módulo LCM para os anos 2019, 2025 e 2030, o estudo identificou uma conversão gradual da savana para áreas agrícolas, com taxas anuais variando de 1 a 3,3%. O uso do modelo WaSiM indicou um aumento progressivo no escoamento ao longo do tempo devido a essa mudança no uso e cobertura da terra. A análise conjunta dos efeitos do clima e da mudança no uso e cobertura da terra revelou que esta última intensifica significativamente o aumento total do escoamento, com um incremento de +158% no escoamento superficial em comparação com o período de referência, destacando a importância não negligenciável da alteração do uso e cobertura da terra nessa região.

Cunha et al. (2021) e Cunha et al. (2022), de maneira semelhante ao presente estudo, empregaram a modelagem do uso e cobertura da terra em uma zona de transição entre dois biomas utilizando o módulo LCM, mas para a bacia do Rio da Prata. O primeiro, investigou as futuras mudanças no uso e cobertura da terra relacionadas à expansão da agricultura nas áreas de vegetação nativa do ecótono Cerrado/Mata Atlântica, e revelando em seus resultados um

aumento na agricultura e uma redução em zonas úmidas, savanas, matas ciliares, florestas estacionais e campos úmidos, o que serve como um alerta para a perda de biodiversidade na fauna e flora da bacia do rio da Prata. O seguinte avaliou os impactos da perda de solo e da taxa de produção de sedimentos nos últimos 30 anos e verificou que os cenários futuros de erosão do solo (2050–2100) mostraram um aumento nas áreas de perda de solo acima de $10 \text{ Mg ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ e que a vegetação ciliar, embora preservada, não foi capaz de proteger o curso d'água, mostrando que é fundamental adotar as melhores práticas de manejo na produção agrícola áreas da bacia, especialmente onde as rampas são extensas ou a inclinação é superior a 2%, para reduzir a velocidade do escoamento. Silva et al. (2020) estimaram um cenário futuro para 2035 na bacia do rio Taperoá (Paraíba) usando rede neural artificial, enquanto Silva et al. (2022) aplicaram a previsão do LCM no Terrset para analisar a influência das mudanças de uso e cobertura da terra e projeções climáticas na bacia do rio Salgado para o período de 2023 a 2060.

Na região do Capibaribe, Santos et al. (2021) e Xavier e Silva (2018) empregaram a modelagem de uso e cobertura da terra no LCM para a bacia do rio Tapacurá, uma sub-bacia do Rio Capibaribe. Santos et al. (2021) exploraram cenários futuros de uso e cobertura da terra (otimista e pessimista) para avaliar os impactos tanto das mudanças no uso e cobertura da terra como das mudanças climáticas na produção de sedimentos futuros. Xavier e Silva (2018) simularam cenários de uso e ocupação da terra, considerando duas situações: a primeira, de continuidade das transições; e a segunda, de intensificação da classe pecuária e expansão da área urbana. Utilizaram três métodos disponíveis no módulo: Rede Neural Multi-Layer Perceptron (RNMLP), Similarity-Weighted Instance-Based Machine Learning Algorithm (SimWeight) e Regressão Logística (RL). Observaram que o método RNMLP apresentou os melhores resultados, indicando uma intensificação nas transições observadas nos anos analisados, com previsão de expansão de aproximadamente 3% na classe pecuária para ambos os cenários simulados.

2.4 MONITORAMENTO DE UMIDADE DO SOLO

2.4.1 Influência da umidade do solo nas culturas agrícolas

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 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; Queiroz et al., 2020; Andrade et al., 2019; Brocca et al., 2017).

Além de sua relevância para a agricultura e vegetação, a umidade do solo representa uma variável essencial na avaliação e previsão de secas (Araujo et al., 2024; Zeri et al., 2021; Souza et al., 2021; Xu et al., 2020; Rossato et al., 2017), na modelagem e previsão de inundações e deslizamentos de terra (Azimi et al., 2020), em estudos de componentes hidrológicos (Eini et al., 2023; Musyoka et al., 2021; De Santis et al., 2021; Fleischmann et al., 2021; Montenegro et al., 2019; Ursulino et al., 2019), nas estimativas de produção agrícola (Zhang et al., 2023), na investigação de mudanças climáticas (Ukkola et al., 2018) e no gerenciamento da irrigação e em pesquisas agrícolas (Brocca et al., 2017). O excedente ou déficit de umidade do solo pode propiciar o surgimento de inundações ou secas, respectivamente (Dorigo et al., 2017).

A variabilidade da umidade do solo reflete a interação complexa entre o clima, a vegetação e os processos do solo (Esit et al., 2021). Essa variabilidade é evidente tanto no espaço quanto no tempo, sendo afetada por uma variedade de fatores e apresentando também variações verticais nas camadas do solo (Eini et al., 2023). A compreensão dessa variabilidade é importante, especialmente em regiões agrícolas áridas e semiáridas, onde a irrigação é vital, mas os recursos hídricos são limitados. O entendimento da distribuição espacial da umidade do solo tem várias aplicações, incluindo conservação do solo, proteção ambiental e práticas agrícolas, como as observadas no semiárido de Pernambuco (Montenegro et al., 2019).

Nos últimos anos, o Brasil experimentou períodos prolongados de secas intensas, exercendo influência direta na dinâmica da umidade do solo. Essa oscilação tem repercussões significativas na agricultura, na gestão de recursos hídricos e nos ecossistemas (Ribeiro et al., 2021). A agricultura frequentemente enfrenta os primeiros impactos do início da seca devido à sua dependência crítica de recursos hídricos e das reservas de umidade do solo durante diversos estágios do crescimento das culturas. As secas previamente registradas ressaltam a vulnerabilidade do setor agrícola a esse fenômeno climático, sublinhando a necessidade de pesquisas adicionais para uma compreensão aprofundada e avaliação dos impactos da seca agrícola (Narasimhan e Srinivasan, 2005). Dessa forma, a umidade do solo é utilizada para avaliar a severidade das secas, sendo fundamental para o monitoramento agrícola (Inocencio et al., 2020). O monitoramento preciso contribui na avaliação do estresse hídrico nas culturas e

fornece alertas antecipados de secas agrícolas, reduzindo as perdas na produção agrícola (Xu et al., 2020). O monitoramento contínuo da seca pode ajudar a mitigar os impactos socioeconômicos, informando os agricultores sobre a escassez de água nas culturas e possibilitando a adoção de medidas para atenuar os efeitos da seca, uma vez que essa condição resulta em significativas perdas econômicas e estresse na produtividade dos ecossistemas (Esit et al., 2021). Quando a umidade do solo atinge níveis críticos de estresse hídrico, observa-se uma diminuição na produção de biomassa, na respiração do solo e no equilíbrio global de carbono no solo. Esse cenário pode resultar na redução da integridade estrutural do solo, aumentando o risco de erosão e contribuindo para a poluição de cursos d'água (Ribeiro et al., 2021).

Diversas abordagens, incluindo medições *in situ*, sensoriamento remoto e modelagem hidrológica, são empregadas para estimar a umidade do solo. Métodos mais precisos envolvem técnicas experimentais, enquanto o sensoriamento remoto e a modelagem oferecem soluções viáveis em larga escala (Brocca et al., 2017).

A utilização da detecção remota oferece um grande potencial para monitorar a seca, empregando índices que permitem identificar as variações espaciais e temporais desse fenômeno e que podem traduzir numericamente os impactos resultantes da diminuição da precipitação, da umidade do solo e, conseqüentemente, do estresse hídrico na vegetação, além de desempenharem um papel fundamental na modelagem agro-hidrológica (Eini et al., 2023; Souza et al., 2021). Diversas pesquisas evidenciaram a viabilidade de obter dados sobre a umidade do solo por meio de uma extensa gama de sensores orbitais. Esses instrumentos incluem dispositivos ópticos, térmicos e de micro-ondas, tanto ativos quanto passivos (Araujo et al., 2024; Brocca et al., 2017).

Diversos modelos, como SWAP (*Soil Water. Atmosphere Plant*), SVAT (*Surface-Vegetation-Atmosphere-Transfer model*), GLEAMS (*Groundwater Loading Effects of Agricultural Management Systems*), WAVE e Hydrus, foram desenvolvidos para simular a dinâmica da água no solo (Ursulino et al., 2019). Os modelos hidrológicos e de superfície terrestre desempenham um papel essencial na estimativa da umidade do solo em diversas escalas espaciais e temporais. Essencialmente, esses modelos compartilham um conjunto comum de equações para simular o balanço hídrico e energético, e, conseqüentemente, a umidade do solo. As distinções entre os modelos residem na discretização espacial (horizontal e vertical), na temporalidade, nos processos físicos simulados e na parametrização correspondente (Brocca et al., 2017). Dentre os produtos disponíveis para a obtenção de dados

de umidade do solo, incluem-se aqueles provenientes do satélite Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) desde 2010, do satélite Soil Moisture Active Passive (SMAP) desde 2015, e do Radiômetro Avançado de Varredura de Micro-ondas 2 (AMSR2) a partir de 2012. Há também os dados provenientes do Advanced SCATterometer (ASCAT).

Essas informações também podem ser adquiridas por meio de modelos hidrológicos como o SWAT, que simulam os diferentes componentes do ciclo. De acordo com Eini et al. (2023), no modelo SWAT, o resultado relacionado à umidade do solo representa o teor de água disponível para as plantas no solo, variando entre o ponto de murchamento (0 mm de H₂O) e as condições saturadas (valor dependente da densidade do solo). O SWAT fornece dados de umidade do solo em intervalos de tempo diários, mensais e anuais para o perfil completo do solo, incluindo 300 mm de solo superficial para cada Unidade de Resposta Hidrológica (HRU).

2.4.2 Umidade do solo aplicada ao monitoramento de secas

A umidade do solo tem sido amplamente empregada em diversos estudos para investigar secas agrícolas, tanto no Brasil quanto em escala global. Exemplos dessas pesquisas incluem os estudos de Xu et al. (2020) e Zhang et al. (2020), que abordaram secas em diferentes regiões do mundo. No estudo de Xu et al. (2020), foi empregada a detecção via satélite para obter informações abrangentes sobre a umidade do solo em escala global, visando estudos de monitoramento e previsão de secas. A Assimilação de Dados foi aplicada, utilizando a abordagem inovadora do Filtro de Partículas Evolutivo com Cadeia de Markov Monte Carlo (EPFM), para incorporar dados de umidade do solo do satélite SMAP em um modelo hidrológico de Capacidade de Infiltração Variável (VIC). Além disso, um novo índice integrado de seca, denominado SPESMI (*The Standardized Precipitation, Evapotranspiration and Soil Moisture Index*), foi desenvolvido, combinando dados de umidade do solo, precipitação e evapotranspiração. O SPESMI mostrou forte consistência temporal com eventos de seca reportados pelo Monitor de Secas dos Estados Unidos (USDMS), destacando sua utilidade. O índice também se correlacionou significativamente com perdas de rendimento de trigo nos Estados Unidos. A abordagem proposta se apresenta como um sistema independente e complementar de monitoramento contínuo de secas, fornecendo percepções precisas e antecipadas sobre condições de seca.

Zhang et al. (2023) abordaram as limitações dos modelos hidrológicos convencionais ao simplificar excessivamente os módulos de cultivo e ignorar os impactos da irrigação,

crescimento das culturas e demanda de água. O estudo introduziu o modelo VIC-EPIC, combinando um modelo de cultura com um modelo hidrológico, para considerar o efeito da irrigação na avaliação de secas. Propuseram o índice percentual de anomalia na água das culturas (CWAPI), baseado nos processos de demanda e consumo de água da cultura, como um indicador de seca agrícola em grande escala. Ao comparar com o índice percentual de anomalia de umidade do solo (SMAPI), o CWAPI demonstrou uma maior razoabilidade na simulação da taxa de área de seca, refletindo diretamente o grau de escassez de água nas culturas e considerando o impacto da irrigação na seca. Os resultados validaram a eficácia do modelo VIC-EPIC, indicando que o CWAPI oferece uma abordagem mais precisa na identificação de eventos de seca agrícola, considerando as complexidades do crescimento das culturas e as práticas de irrigação. Este estudo fornece uma base científica valiosa para a compreensão abrangente do processo de formação da seca agrícola e oferece suporte teórico e técnico para estratégias de resistência à seca e medidas de redução de desastres, levando em conta fatores como irrigação, crescimento das culturas e demanda de água.

Em trabalhos utilizando a umidade do solo como uma variável de estudo das secas no Brasil, Rossato et al. (2017) realizaram uma análise da umidade do solo como um fator crucial para compreender os impactos da seca na vegetação, considerando a seca como um fenômeno regional com implicações significativas na segurança alimentar. Para avaliar esses impactos, o Índice de Severidade de Seca de Palmer (PDSI) foi estimado para todo o território brasileiro. O PDSI foi calculado usando dados meteorológicos e de solo, incluindo precipitação, evapotranspiração e armazenamento de água no solo. Os resultados foram avaliados para períodos com e sem ocorrência de seca entre os anos 2000 e 2015. Além disso, projeções futuras de secas foram consideradas com base em dados climáticos do CMIP5 para o período de 2071 a 2100, oferecendo diferentes cenários de forçamento radiativo. Os resultados indicaram que o PDSI está diretamente associado a padrões climatológicos de precipitação e umidade do solo em diversas escalas espaciais e temporais, incluindo projeções futuras e se concluiu que este índice é um indicador crucial para avaliar a umidade do solo em diferentes condições hídricas, sendo útil para compreender a associação com fatores econômicos e sociais, possibilitando a criação de mapas de risco para orientar os tomadores de decisão diante desses desafios.

Diversos estudos também foram conduzidos focando na seca agrícola em toda a região semiárida do país. Araújo et al. (2024) realizaram uma avaliação abrangente da umidade do solo na região semiárida brasileira, propensa a eventos de seca recorrentes. Utilizando dados de três produtos de sensoriamento remoto (SMOS-CATDS, SMOS-IC e SMAP) validados para o

período de 2015 a 2020, identificou-se o SMAP como o melhor produto para empregar o Índice de Déficit Hídrico no Solo (SWDI) para avaliar a seca agrícola, comparando-o ao Déficit Hídrico Atmosférico (AWD) obtido a partir de dados in situ. O SMAP e o SWDI-SMAP demonstraram forte correlação temporal com o AWD, evidenciando sua eficácia na estimativa do armazenamento de água no solo. Os resultados revelaram a severidade da seca na região semiárida brasileira ao longo dos anos avaliados, com impactos socioeconômicos significativos, especialmente para a agricultura familiar predominante na área.

Zeri et al. (2021) avaliaram a variabilidade espacial e temporal das condições de umidade do solo no semiárido brasileiro. Utilizando observações de umidade do solo de 360 estações e o modelo JULES (*Joint UK Land Environment Simulator*), o estudo sugere que a umidade do solo pode complementar os índices de seca existentes, sendo comparada a anomalias de umidade do solo com anomalias de um índice de vegetação, um indicativo de impactos de secas como perdas de colheitas. A correlação entre a umidade do solo modelada e observações no período de 2015 a 2018 mostrou anomalias negativas durante secas conhecidas, especialmente durante eventos do El Niño. O Anomalia Padronizada de Umidade do Solo (SMA) foi calculado para períodos de longo prazo, identificando secas nos dois primeiros meses da estação chuvosa, em concordância com o Índice de Precipitação Padronizada (SPI). A relação temporal entre SMA, SPI e o Índice de Saúde da Vegetação (VHI) foi analisada, indicando correlações defasadas de 1 a 1,5 meses. Esses resultados sugerem que tendências negativas em SMA e SPI podem antecipar perdas na produção durante o período de crescimento, destacando a importância de políticas públicas de avaliação de secas considerarem múltiplos índices, incluindo a anomalia de umidade do solo.

Para o estado de Pernambuco, Souza et al. (2021) realizaram uma avaliação da seca agrícola, nesse estado que tem uma região majoritariamente semiárida, empregando dados de umidade do solo do satélite SMOS e produtos de temperatura e refletância MODIS no período de 2010 a 2017. Dividindo-se em duas etapas, o trabalho inicialmente calculou índices de seca, dando destaque ao Índice de Seca Agrícola de Umidade do Solo (SMADI), que integra informações de umidade do solo em seu cálculo. Os resultados apontaram para períodos de seca persistente, com 2012-2013 destacando-se como o mais prolongado para Mata e Sertão, e 2016-2017 para o Agreste. Na segunda fase, foram analisadas correlações entre a severidade do SMADI e outros índices com a produtividade de milho e sorgo. O SMADI revelou uma correlação mais significativa com a produção de milho, evidenciando maior sensibilidade dessa cultura ao estresse hídrico. Além disso, o SMADI sobressaiu na identificação do estresse

hídrico na cultura do sorgo em comparação com outros índices, demonstrando ser mais sensível para detectar a escassez de água nessa cultura. Os resultados sugerem que o SMADI pode ser uma ferramenta eficaz para antecipar os impactos da seca na agricultura de sequeiro, orientando a adoção de práticas mais resilientes em condições de estresse hídrico.

2.5 O FENÔMENO DAS SECAS

2.5.1 A seca e seus impactos resultantes

A seca representa um período prolongado caracterizado pela ausência significativa de chuvas ou precipitação, resultando em condições de aridez, escassez de água e, frequentemente, em déficit hídrico no solo. Este fenômeno climático pode perdurar por meses ou até anos, afetando ecossistemas, recursos hídricos, agricultura e comunidades que dependem da água para suas necessidades diárias (Rossato et al., 2017; Cunha et al., 2019). A primeira fase é a seca meteorológica, que está ligada a déficits de precipitação em comparação com o esperado para uma época específica do ano. Isso desencadeia a seca agrícola, levando à diminuição da água no solo e ao estresse da vegetação. A seca hidrológica se configura quando o déficit hídrico em rios e reservatórios compromete seus diversos usos. A seca socioeconômica se manifesta quando a redução na disponibilidade de água afeta a população e o desenvolvimento das áreas impactadas (Sass et al., 2023; Souza et al., 2021; Junqueira et al., 2020). A seca é um fenômeno de desenvolvimento gradual, tornando a previsão precisa de seu início ou término uma tarefa desafiadora. O déficit de precipitação pode levar meses até que a deficiência se manifeste na redução dos fluxos dos rios e nos níveis dos reservatórios. Geralmente, os déficits de precipitação inicialmente se refletem como uma escassez de umidade do solo, impactando frequentemente a agricultura como o primeiro setor econômico afetado (Cunha et al., 2019). A seca meteorológica, comumente associada a insuficiências na precipitação, tem recebido maior destaque, pois frequentemente é o precursor de outros tipos de secas (Song et al., 2021).

Historicamente, a região Nordeste sempre foi afetada por períodos de secas severas ou enchentes intensas. Marengo (2007) fala de relatos históricos de seca na região desde o século XVII, quando os portugueses exploraram a área, e que estatísticas indicam a ocorrência de 18 a 20 anos de secas a cada 100 anos. Dados do IBGE (2019) mostram a região tem a maior proporção de pessoas que vivem na pobreza no Brasil, com a agricultura de sequeiro respondendo por 95% das terras cultivadas, e a escassez de chuvas resultando em impactos

significativos (Marengo et al., 2022). A combinação da variabilidade da precipitação, degradação do solo e extensa pobreza nas áreas rurais contribui para a vulnerabilidade da região Nordeste a esses eventos.

Diversos estudos desenvolvidos com base nas previsões de um conjunto multi-modelo do CMIP6 abordam como as mudanças climáticas devem intensificar o risco e a severidade da seca nos próximos anos. Essa intensificação é prevista em diferentes regiões do mundo, considerando diferentes indicadores de seca, indicando a possibilidade de secas mais severas e aumento na ocorrência de eventos extremos em várias regiões do mundo até o final do século XXI (IPCC, 2021; Cook et al., 2020; Ukkola et al., 2018).

As secas têm o potencial de restringir as atividades econômicas, uma vez que a água é um recurso essencial para diversos setores industriais (Sass et al., 2023). Na última década, o Brasil enfrentou as piores secas já registradas, resultando em impactos socioeconômicos e ambientais significativos. De acordo com o descrito por Cuartas et al (2022), o país é altamente dependente dos recursos hídricos, com 77,7% da água destinada à agricultura, irrigação e pecuária, 9,7% para a indústria e 11,4% para o abastecimento humano e as usinas hidrelétricas respondem por aproximadamente 64% de toda a eletricidade consumida. Além da escassez de água, a seca é um fenômeno de escala regional que acarreta inúmeros riscos e vulnerabilidades, incluindo a redução da produtividade agrícola, perda de renda nas comunidades rurais, ameaças à segurança alimentar e degradação dos alimentos (Zeri et al., 2021; Rossato et al., 2017).

Se os governos locais ou regionais não estiverem adequadamente preparados para oferecer treinamento e infraestrutura para lidar com as consequências adversas das secas, isso pode resultar em uma séria crise hídrica que afeta a população e as atividades econômicas. Portanto, é crucial realizar um monitoramento preciso da distribuição temporal e espacial, bem como da gravidade da seca, a fim de orientar a implementação de ações de mitigação e reduzir os impactos associados na população e na economia regional (Zeri et al., 2021; Cunha et al., 2019).

2.5.2 Índices de seca

Os índices de seca geralmente são utilizados para determinar os níveis de severidade das secas. Esses índices são padronizados em escalas temporais e espaciais, permitindo a comparação das condições de umidade em diferentes regiões (Rossato et al., 2017). As secas podem ser avaliadas com base em características como frequência, duração, severidade e

recorrência e facilitam a compreensão das ocorrências monitoradas e contribuem para o planejamento da mitigação de seus potenciais impactos (Junqueira et al., 2020). Diversos pesquisadores têm aplicado os índices de seca ao longo dos anos, explorando suas vantagens para monitorar e compreender a dinâmica das secas em diferentes contextos climáticos e geográficos.

Para a seca meteorológica, o Índice Padronizado de Precipitação (SPI), desenvolvido por McKee et al. (1993), é uma métrica estatística que avalia, por meio de dados pluviométricos, a intensidade de eventos de seca e excesso de umidade em uma região, considerando diferentes escalas temporais. Esse índice possibilita a avaliação do impacto das secas em diversos aspectos, desde a escassez de chuvas até seus efeitos nas atividades agrícolas, bem como nas variações nos níveis de reservatórios e rios. Reconhecido pela Organização Meteorológica Mundial (OMM, 2016), o SPI destaca-se como um dos indicadores mais utilizados para monitorar as condições de seca em âmbito global e regional. Brasil Neto et al. (2021), por exemplo, utilizaram o SPI na identificação de zonas homogêneas de seca no estado da Paraíba, avaliando a intensidade, duração e severidade das secas ocorridas entre 1998 e 2017. Brito et al. (2018) realizaram a partir do SPI uma análise quantitativa dos eventos de seca no Semiárido do Nordeste do Brasil entre 1981 e 2016. O estudo investigou a severidade, frequência e duração das secas nos últimos 36 anos, considerando tanto aspectos hidrometeorológicos quanto agrícolas, com o objetivo de apresentar uma visão abrangente dos impactos e da intensidade das secas nesta região. Silva Júnior et al. (2024) analisaram tendências e a distribuição espacial das características da seca (frequência, área afetada e intensidade) com base no SPI. Utilizando dados mensais de precipitação registrados entre 1962 e 2012 em 133 estações meteorológicas no estado de Pernambuco, os autores destacam o impacto do clima semiárido, que cobre mais de 80% do território, nas características da seca ao longo das últimas décadas. Por fim, Thomaz et al. (2023) integraram o SPI em um estudo focado no desenvolvimento de uma nova ferramenta de planejamento e suporte à decisão, o Índice de Risco de Escassez Hídrica (W-ScaRI). Este índice é composto por dois subíndices e visa descrever o risco de escassez de água e suas consequências, servindo como uma ferramenta estratégica para o monitoramento e a mitigação dos riscos associados à falta de água em áreas críticas. Esses estudos demonstram a versatilidade do SPI como ferramenta de monitoramento e análise, tanto para fins de entendimento da seca histórica e para o planejamento e políticas de gestão hídrica, quanto para a mitigação dos impactos das secas em diversas regiões.

O Índice Padronizado de Escoamento (SRI - *Standardized Runoff Index*) é um indicador hidrológico simples, em que sua metodologia de cálculo é semelhante à do Índice Padronizado de Precipitação (SPI), diferenciando-se apenas na utilização da vazão em vez da precipitação e na adaptação da escala temporal para representar os fluxos de água nos rios e bacias hidrográficas. O SRI complementa o SPI ao abordar aspectos hidrológicos da seca, uma vez que considera os processos sazonais que influenciam a vazão, captando os atrasos naturais entre as variações climáticas e a resposta dos corpos d'água. Dessa forma, o SRI contribui para uma análise mais abrangente dos impactos das secas em sistemas hídricos (Shukla e Wood, 2008). Diversos estudos utilizaram o Índice Padronizado de Escoamento (SRI) aliado ao modelo hidrológico SWAT para investigar secas hidrológicas em diferentes bacias, integrando projeções de mudanças climáticas para essas análises. Esses estudos são particularmente relevantes, pois oferecem abordagens similares às utilizadas nesta pesquisa, ampliando o entendimento dos impactos das mudanças climáticas na disponibilidade hídrica, como Sun et al. (2019), Chen et al. (2019) e Sam et al. (2019).

O Índice Padronizado de Umidade do Solo (SSWI - *Standardized Soil Water Index*) é uma métrica estatística que utiliza o conceito do SPI e o Índice Z de Palmer para quantificar desvios-padrão em relação à média de uma série temporal de umidade do solo. O SSWI é uma ferramenta para caracterizar secas agrícolas, pois reflete diretamente o status de umidade do solo, essencial para a agricultura de sequeiro e a saúde das culturas. Diversos estudos têm aplicado o SSWI em modelos hidrológicos, como o SWAT, para investigar a dinâmica das secas agrícolas em diferentes contextos climáticos e geográficos. Qiu et al. (2024), por exemplo, utilizaram o SSWI com o modelo SWAT para analisar secas agrícolas em uma bacia chinesa, identificando como a variação na umidade do solo impacta a agricultura sob diferentes condições climáticas. Além disso, Sam et al. (2023) aplicaram o SSWI na bacia do Rio Be, no Vietnã, com o objetivo de avaliar os impactos das mudanças climáticas nas secas agrícolas da região.

2.5.4 Estudos de seca no Brasil e no mundo

Nos últimos anos, diversos estudos têm se dedicado à compreensão e análise de eventos de seca em diferentes regiões do mundo. Hagenlocher et al. (2023) propuseram uma nova estrutura de avaliação de risco de seca, destacando a natureza sistêmica dos riscos associados à seca e exemplificam sua aplicação por meio da análise da seca de 2022 na Europa. O estudo

ênfatiza a necessidade de soluções abordarem não apenas os fatores subjacentes aos riscos de seca em diferentes setores, sistemas ou regiões, mas também considerarem as interdependências entre setores/sistemas, feedbacks, dinâmicas, riscos compostos e concorrentes, além de identificar possíveis pontos de inflexão e riscos em rede global e/ou regional. Wang et al. (2022), assim como o proposto neste estudo, utilizou dados de modelos climáticos CMIP6 para o estudo da seca. Eles quantificaram o impacto que a correção de viés da precipitação tem na avaliação de secas no histórico e cenários futuros (SSP1-2.6, SSP2-4.5 e SSP5-8.5) para uma bacia hidrográfica na China.

No contexto brasileiro, Rossato et al. (2017) realizaram uma pesquisa centrada na relevância da umidade do solo para a compreensão de fenômenos como a seca, o clima e a vegetação. A seca foi identificada como um fenômeno regional crucial que exerce um impacto significativo na segurança alimentar. O estudo utilizou o Índice de Severidade de Seca de Palmer para avaliar a influência da umidade do solo em todo o território brasileiro de 2000 a 2015. Com base em dados meteorológicos e pedológicos do modelo de balanço hídrico, o índice foi correlacionado aos padrões climatológicos de precipitação e umidade do solo em várias escalas espaciais e temporais. Isso incluiu projeções futuras até 2100, fundamentadas nos dados do CMIP5 e os resultados apontaram que o Índice de Seca de Palmer é uma ferramenta valiosa para avaliar a umidade do solo em diferentes condições hídricas. Já o estudo de Thomaz et al. (2023) apresentou o Índice de Risco de Escassez Hídrica (W-ScaRI) como uma ferramenta inovadora para o gerenciamento estratégico de riscos relacionados à escassez de água. Considerando os efeitos econômicos, ambientais e sociais das secas, o W-ScaRI consiste em dois subíndices que avaliam tanto o perigo quanto suas consequências. Aplicado à Região Metropolitana do Rio de Janeiro, o estudo demonstrou a utilidade do W-ScaRI como uma ferramenta de apoio à decisão, oferecendo uma abordagem consistente e conceitualmente sólida para antecipar e gerenciar problemas futuros relacionados à escassez hídrica. Por fim, ainda cabe destacar o estudo de Cuartas et al. (2022), que fez uma análise mais abrangente do conhecimento sobre os padrões de seca hidrológica no Brasil, fatores hidrometeorológicos e seus efeitos nas usinas hidrelétricas do país, mostrando que desde a seca ocorrida em 2014/2015 na região Sudeste, várias bacias foram fortemente impactadas e permanecem em estado crítico até agora e que outras regiões sofreram secas, com déficit crítico de chuvas e altas temperaturas, causando um impacto pronunciado na disponibilidade de água em muitas das bacias estudadas. Sass et al. (2023) analisaram os efeitos econômicos das secas na região Metropolitana de São Paulo, região com alta densidade populacional e diversas atividades econômicas, mostrando

que as indústrias intensivas em energia e água são mais sensíveis a secas na RMSP e que o impacto nestes sectores poderá estender-se a toda a economia, afetando indiretamente atividades como transporte terrestre, construção e serviços pessoais e diminuindo a produção total e renda disponível dos municípios metropolitanos.

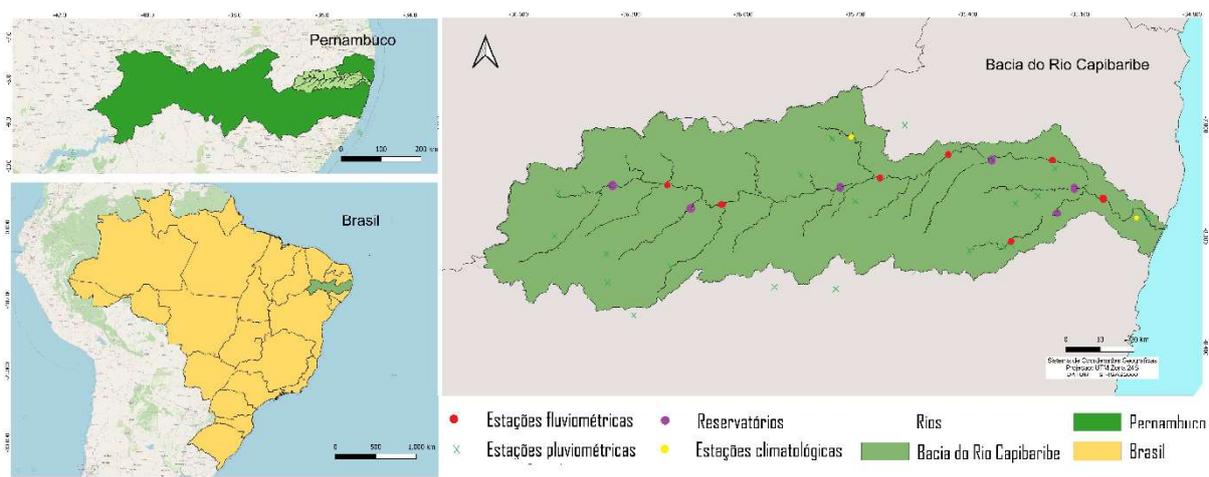
No Nordeste, Marengo et al. (2022) realizaram uma revisão abordando a situação da seca onde na região, que é caracterizada por ser densamente povoada e vulnerável às secas devido à variabilidade da precipitação, degradação do solo e pobreza em áreas rurais. A pesquisa analisou diversas estratégias propostas por diferentes setores, incluindo governo, agricultores, sociedade civil e setor privado, para lidar com os impactos das secas e apontou desafios significativos, destacando a importância de abordagens holísticas de gestão de riscos, integrando soluções tecnológicas, com conhecimento profundo das condições locais e aspectos sociais, econômicos e culturais. Além disso, ressaltou a necessidade de estratégias proativas pré-desastres em vez de abordagens reativas pós-desastres para aumentar a resiliência de longo prazo da produção de alimentos na região nordestina. O estudo de Araújo et al. (2024) buscou avaliar dados de umidade do solo de diferentes produtos de sensoriamento remoto (SMOS-CATDS, SMOS-IC e SMAP) na região semiárida do Brasil para um período de 6 anos, utilizando uma rede densa estações in situ para validar os produtos. O índice SWDI derivado dos produtos foi comparado com o Déficit Hídrico Atmosférico obtido a partir de dados in situ. Os resultados revelaram que o SWDI-SMAP apresentou forte correlação temporal com o déficit hídrico atmosférico, indicando a severidade da seca na região semiárida do Brasil durante o período avaliado e selecionando-o como o melhor produto para avaliar a seca agrícola na região. O estudo destacou o uso do SWDI como um índice de seca de grande importância agrícola, simples de calcular e baseado em dados sensoriamento remoto e outros dados globais em grade, que podem contribuir para o monitoramento contínuo para apoiar a agricultura familiar predominante na região e evidenciar impactos sociais e econômicos significativos.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A bacia hidrográfica do Rio Capibaribe está localizada na porção norte-oriental do estado de Pernambuco, entre as coordenadas 7°41'20" e 8°19'30" de latitude sul e 34°51'00" e 36°41'58" de longitude oeste (Figura 1). Essa bacia possui uma área de aproximadamente 7,454 km² e corresponde a cerca de 7,58% de todo território do estado de Pernambuco. Percorre do agreste ao litoral, com suas cabeceiras em uma região semiárida do estado e sua foz no Oceano Atlântico. Tem características diversificadas, com diferentes coberturas vegetais, regime de precipitação, relevo, clima e tipos de solo ao longo de sua extensão.

Figura 1 - Mapa de localização da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe.



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

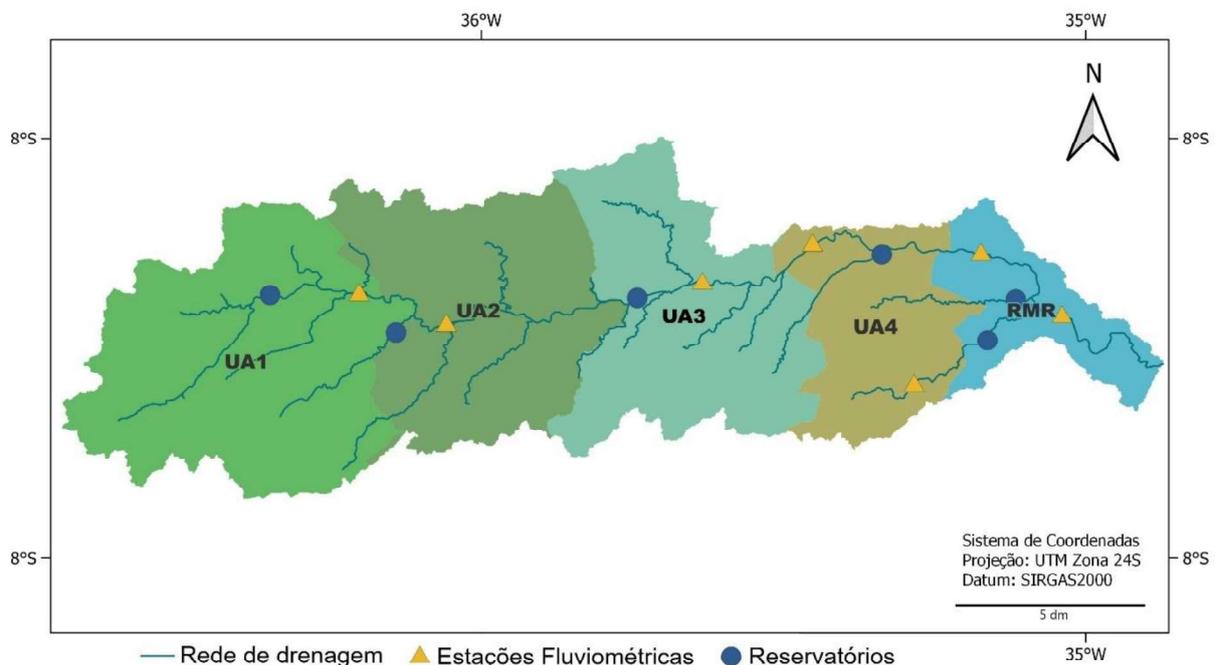
A bacia hidrográfica do Rio Capibaribe abrange 42 municípios desde sua nascente, no município de Poção, à sua foz, no Recife, dos quais 15 municípios estão totalmente inseridos e 26 possuem sua sede na bacia (Pernambuco, 2010). Essa bacia faz limite ao norte com o Estado da Paraíba, com a bacia do rio Goiana e com grupo de bacias de pequenos rios litorâneos 1; ao sul com a bacia do rio Ipojuca e o grupo de bacias de pequenos rios litorâneos 2; a Leste com o Oceano Atlântico e os grupos GL1 e GL2, e a oeste, com o Estado da Paraíba e a bacia do rio Ipojuca (APAC, 2023).

A Bacia do Rio Capibaribe tem grande importância histórica, social e econômica na formação e desenvolvimento de Pernambuco. A população total é de 1,71 milhão, dos quais

0,76 residem em Recife (Ribeiro Neto et al., 2014), capital do estado, que tem mais de 50% da sua área banhada pela bacia. Pela sua abrangência regional que agrega o Agreste, Mata e Litoral, exibe um ambiente complexo no qual se evidenciam contrastes climáticos, de relevo, de solos e de cobertura vegetal, além dos socioeconômicos, que exigem um modelo de gestão hídrica e ambiental que atenda às suas peculiaridades sub-regionais e locais.

O Plano Diretor da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, que foi elaborado em 2002, estabeleceu a subdivisão da bacia em quatro unidades de análise (UA). Essas divisões foram inicialmente adotadas no Plano Hidroambiental da Bacia Hidrográfica do Rio Capibaribe (Pernambuco, 2010) que divide a bacia de acordo com as características hidrológicas, climatológicas e socioeconômica dos municípios. Essa mesma abordagem está sendo adotada para o presente estudo, com a exceção de que a unidade de análise 4 foi segmentada em duas partes (Figura 2). Essa divisão foi feita para considerar a Região Metropolitana do Recife como uma nova área de análise. A razão para isso é que a região metropolitana demonstra um comportamento um pouco distinto em comparação com o restante dos municípios da UA4, o que permite uma análise independente.

Figura 2 - Divisão das Unidades de Análise da bacia do Rio Capibaribe.



Fonte: Elaborado pela autora (2025) a partir de dados da ANA (2023).

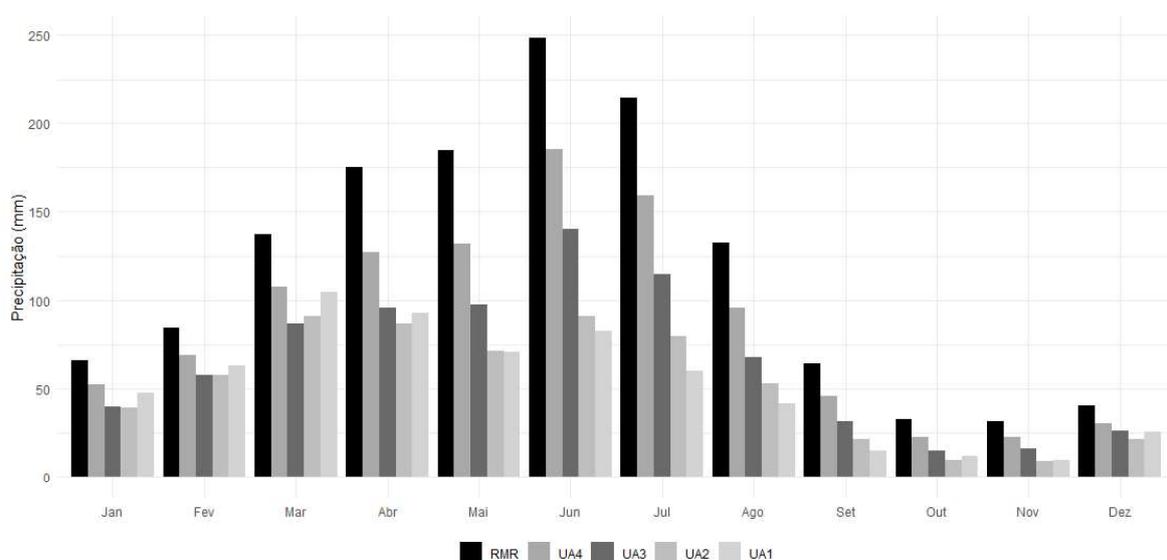
As UA1 e UA2 estão no alto Capibaribe, na região Agreste. A UA3 está no médio Capibaribe, também no Agreste. O baixo Capibaribe começa na UA4, que é Zona da Mata. Por fim, a RMR que também está na zona da mata e abrange os municípios do litoral.

O Rio Capibaribe, que percorre uma extensão de aproximadamente 280 km desde sua nascente, no agreste pernambucano, até a foz na cidade do Recife, centro urbano da capital pernambucana. Durante sua trajetória recebe cerca de 70 efluentes nas duas margens (Salgueiro et al., 2014), com um regime fluvial intermitente em seu alto e médio curso. A partir do município de Limoeiro, em seu baixo curso, passa a ter um regime perene. A bacia hidrográfica é alimentada por seus principais afluentes, tais como o Riacho do Mimoso, Riacho Tabocas, Riacho da Onça, riacho Carapatós, Riacho das Éguas, Riacho Caçatuba, Riacho Batatã, Rio Cotungubá, Rio Goitá e Rio Tapacurá, pela margem direita. Pela margem esquerda, os principais são o Riacho Jataúba, Riacho Doce, Riacho Topada, Riacho do Manso e Riacho Cajá (APAC, 2023; COMPESA, 2018).

3.1.1 Clima e Vegetação

Com base nas medições das precipitações mensais na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, observa-se uma significativa variabilidade ao longo da extensão, com valores variando de 600 a 2400 mm médios anuais (Pernambuco, 2010). O período caracterizado por menores precipitações ocorre entre os meses de setembro a março (Figura 3).

Figura 3 - Médias pluviométricas (mm) para as sub-regiões da bacia do Rio Capibaribe



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

Essa variação também se manifesta de forma crescente no sentido oeste-leste da bacia. Nas regiões de cabeceira, localizadas no alto curso (UA1 e UA1), se tem presença do clima semiárido e precipitação anual média de aproximadamente 700 mm. No médio curso (UA3), a média anual é de 860 mm, enquanto no baixo curso (UA4 e RMR), compreendido entre Zona da Mata e Litoral, existe a predominância de climas úmido-subúmido e seco-subúmido e a média atinge cerca de 2267 mm anualmente (Pernambuco, 2019).

A variabilidade espacial da precipitação sofre influência de sistemas atmosféricos que ocorrem na região estudada: Zona de Convergência Intertropical e Ondas de Leste (Pernambuco, 2019). A Zona de convergência intertropical (ZCIT) é formada pela convergência dos ventos alísios do hemisfério Norte (alísios de Nordeste) e os do hemisfério Sul (alísios de Sudeste), que sopram dos trópicos para a linha do equador, da zona de maior pressão para a de menor pressão, sendo o principal sistema de produção de chuva no Sertão e Agreste pernambucano. Sua atuação na bacia é facilmente identificável com a presença de nebulosidade com alta taxa de precipitação e atua sobre uma região qualquer por períodos superiores a dois meses. Segundo informações da Compesa (2019), é o maior regulador dos regimes de chuva em todo o estado de Pernambuco, caracterizando um período de chuvas que vai de dezembro a maio no Sertão e entre fevereiro e julho no Agreste. Em anos muito chuvosos pode causar inundações na Região Metropolitana do Recife e na Zona da Mata. Quando atua nos meses de março e/ou abril produz secas, principalmente no semiárido. As Ondas de Leste são perturbações de pequena amplitude, geralmente observadas nos ventos alísios que atuam no leste de Pernambuco e do Nordeste, principalmente no período de maio a agosto. O deslocamento dessas ondas ocorre de leste a oeste, do Oceano Atlântico para o litoral. Além disso, tem o Fenômeno do Sistema Oceano – Atmosfera em que a variação interanual de precipitação em Pernambuco e de modo geral no Nordeste, é muito grande e depende principalmente de dois fenômenos do sistema oceano-atmosfera, o El Niño/Oscilação do Sul e o Dipolo do Atlântico.

O El Niño representa o aquecimento anormal das águas superficiais e subsuperficiais do Oceano Pacífico Equatorial (Oliveira, 2001), e o anti-El Niño ou La Niña refere-se ao resfriamento da água do mar no Pacífico Tropical, desde a costa da América do Sul até o oeste do Pacífico. Essas anomalias na temperatura das águas oceânicas provocam variações anômalas na pressão atmosférica tropical e na circulação geral da atmosfera que caracterizam o fenômeno denominado Oscilação do Sul. Nos anos de El Niño /Oscilação do Sul a pressão atmosférica apresenta valores mais baixos no Pacífico e aumenta no restante da região tropical

(Pernambuco, 2019; Oliveira, 2001). Em função das baixas pressões ocorrem mudanças nos movimentos descendentes e ascendentes da atmosfera, ocorre aumento na evaporação do Oceano Pacífico, e mudanças nos ventos alísios, o que provoca na região Nordeste, uma inibição na formação de nuvens, uma redução da precipitação e favorece a ocorrência de seca. Nos anos de La Niña ocorre processo inverso o que implica em um aumento das precipitações na região Nordeste (Pernambuco, 2019).

De acordo com o Diagnóstico Hidroambiental da Bacia do Rio Capibaribe (Pernambuco, 2010) em relação às temperaturas, a média anual varia de 20,46°C a 26,14°C, com mínimas entre 16,90°C e 23,27°C, e máximas entre 25,50°C e 29,92°C. As temperaturas seguem um padrão com período mais quente de outubro a março e período mais frio de abril a setembro. À medida em que se afasta da costa em direção ao interior do estado, é possível observar uma diminuição das médias de temperatura. A região identificada como UA2, devido à sua maior altitude, apresenta as menores médias de temperatura. Por outro lado, as médias de temperatura aumentam em direção à região UA1 e em direção ao litoral.

A distribuição espacial da umidade relativa do ar na região estudada é caracterizada por um aumento no sentido de oeste para leste. Segundo dados de Pernambuco (2010), os valores variam de aproximadamente 69,50% no limite sul da UA1 até cerca de 79,50% próximo ao litoral. A UA1 apresenta uma média de umidade relativa do ar de 66%, variando de 62% a 69%. Na área correspondente à UA2, a média aumenta para 67%, com variação entre 60% e 73%. As médias de umidade relativa do ar são de 69,5% e 75% para UA3 e UA4, respectivamente, com variações entre 63% e 76% para UA3 e 71% a 79% para UA4. Além disso, a amplitude da umidade relativa do ar aumenta em direção ao litoral, com uma amplitude de 7% na UA1, 13% na UA2 e UA3, e uma redução para 8% na UA4.

A variação da evaporação ao longo do ano apresenta dois períodos distintos, com valores médios mensais mais baixos de abril a setembro e valores mais altos de outubro a março (Pernambuco, 2010). Essa variação é influenciada pelos fenômenos da Zona de Convergência Intertropical e das Ondas de Perturbações do Leste, que são os principais responsáveis pelas chuvas na região. Esses fenômenos causam uma diminuição na intensidade da evaporação e um aumento na umidade relativa do ar, entre outros fatores climáticos. O plano hidroambiental da bacia (Pernambuco, 2010) destaca que na UA1, a evapotranspiração potencial varia de 1700 mm a 1850 mm, no sentido de norte a sul. A UA2 apresenta uma variação de 1600 mm a 1900 mm, seguindo o mesmo sentido de crescimento da evapotranspiração potencial. Na UA3, observa-se uma diminuição da evapotranspiração à medida que se aproxima do reservatório

Carpina, atingindo cerca de 1580 mm. Já na UA4, a evapotranspiração é maior na região sudoeste, em torno de 1700 mm, e diminui em direção ao litoral, chegando a 1500 mm na RMR.

A bacia hidrográfica do Rio Capibaribe está inserida em sua totalidade em dois biomas predominantes do estado de Pernambuco, a Caatinga e a Mata Atlântica (COMPESA, 2018). Da nascente até o médio curso do rio, predomina o clima semiárido e a vegetação da Caatinga, típico das regiões Agreste e Sertão. A Caatinga representa um ecossistema semiárido exclusivamente brasileiro. Comumente caracterizada como uma floresta de crescimento limitado, apresenta copa descontínua, folhagem caducifólia na estação seca e traços xeromórficos compartilhados por suas espécies. Composto por um mosaico de florestas secas e vegetação arbustiva, a fisionomia da Caatinga é notavelmente variável, influenciada pelo regime de chuvas, geralmente abaixo de 1000mm/ano e concentrado em três meses, abrigando uma diversidade de plantas e animais adaptados a suas condições extremas (Coe e Sousa, 2014).

A área da bacia que inclui da sub-bacia do Tapacurá até a foz, no Recife, insere-se no bioma Mata Atlântica. O bioma da Mata Atlântica, localizado na América do Sul, é reconhecido como um dos *hotspots* de biodiversidade globais. Suas espécies estão adaptadas a uma variedade de ambientes, que vão desde restingas abertas até florestas ombrófilas densas. Este bioma abrange diversas formações vegetais em regiões tropicais e subtropicais, englobando florestas estacionalmente secas semidecíduas e caducifólias, áreas de planície costeira (restingas), matas pantanosas, manguezais, dunas, campos de altitude e vegetação em afloramentos rochosos (Vitoria et al., 2019).

3.1.4 Geologia, Geomorfologia e Uso e Ocupação da terra

O território abrangido pela bacia hidrográfica do Rio Capibaribe é primordialmente constituído por rochas cristalinas, com ocorrência de unidades sedimentares na região do baixo curso. A presença desse embasamento cristalino limita-se na região do município do Recife, onde se encontra a Bacia Sedimentar Pernambuco-Paraíba. Nessa área, a bacia sedimentar é estreita, e sua unidade basal é a Formação Beberibe, a qual consiste em um depósito fluvial de alto potencial hidrogeológico, também conhecido como aquífero Beberibe. No trecho inferior do Rio Capibaribe, próximo à Região Metropolitana do Recife, é identificada a Formação Barreiras. Esta formação é caracterizada por camadas sedimentares dispersas, que recobrem tanto as rochas cristalinas quanto as áreas da bacia sedimentar. Por outro lado, nas regiões de

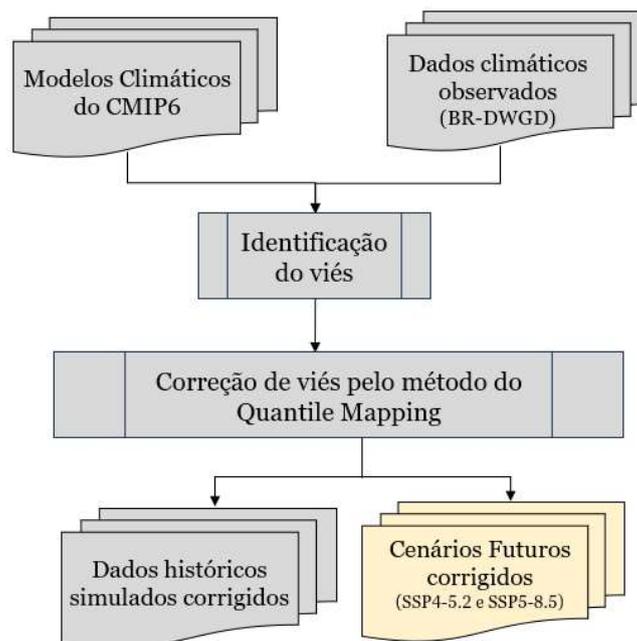
baixadas na planície costeira, estão presentes sedimentos quaternários. Entre esses, os depósitos mais recentes são aqueles oriundos de ambientes estuarinos e marinhos.

A bacia hidrográfica do Rio Capibaribe apresenta uma diversidade de paisagens que reflete a interação entre elementos naturais e atividades humanas. Ao longo do percurso, desde a cidade do Recife até a sub-bacia do Tapacurá, são observadas extensas áreas com vegetação nativa de Mata Atlântica, que gradualmente fazem a transição para o bioma Caatinga à medida que adentram o estado. Além disso, a bacia é caracterizada por áreas urbanas, extensas monoculturas de cana-de-açúcar, bem como mosaicos que combinam elementos naturais e antropogênicos, incluindo grandes espaços de pastagem.

3.2 CENÁRIOS FUTUROS DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS

Este tópico descreve em detalhes a etapa de obtenção e processamento dos dados meteorológicos para o estudo de mudanças climáticas. As diferentes etapas deste processo são esquematizadas em um fluxograma para uma compreensão mais clara e abrangente do procedimento. Conforme apresenta a Figura 4, são abordados desde a coleta dos dados observados da área de estudo até a obtenção dos dados climáticos dos modelos, a identificação do viés, aplicação de um método de correção e os resultados obtidos para o período histórico e os cenários futuros de mudança climática.

Figura 4 - Etapas metodológicas da obtenção e processamento dos dados climatológicos.



Fonte: A autora (2025).

3.2.1 Obtenção dos dados climáticos provenientes dos modelos climáticos globais

Os modelos climáticos de circulação global desempenham um papel crucial na obtenção de informações detalhadas sobre os potenciais impactos das mudanças climáticas. Essas ferramentas fornecem uma visão abrangente das alterações climáticas em diferentes cenários de emissão de gases de efeito estufa (Xavier et al., 2021; Ballarin et al., 2023; Raju e Kumar, 2020). Além disso, o Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados (CMIP - *Coupled Model Intercomparison Project*) desempenha um papel significativo ao oferecer projeções climáticas baseadas em uma avaliação integrada de modelos, considerando novos cenários de emissões de gases de efeito estufa e uso e cobertura da terra, bem como trajetórias de desenvolvimento social futuras (IPCC, 2022; Siqueira et al., 2021).

O estudo utilizou um conjunto de dados provenientes de 10 Modelos Climáticos de Circulação Global disponibilizados pelo CLIMBra - *Climate Change Dataset for Brazil* (Ballarin et al., 2023), que fornece as projeções dos modelos tanto em sua forma bruta quanto com correção de viés, abrangendo um total de 735 bacias hidrográficas brasileiras incluídas no conjunto de dados conhecido como CABra - *Catchments Attributes for Brazil* (Almagro et al., 2021).

Optou-se por utilizar o dado bruto disponível na plataforma, apenas com a reamostragem para uma nova resolução espacial de $0,25^{\circ} \times 0,25^{\circ}$. Para a bacia do Rio Capibaribe, que tem uma diversidade nas características ao longo de sua extensão, o método de correção aplicado pelo CLIMBra não apresentou boa representação nas normais climatológicas, apresentando um deslocamento no período de concentração da chuva. Dessa forma, foram adotados os dados brutos, onde os arquivos foram obtidos em *.netCDF* e extraídos mediante um código em Python. Essas projeções estão associadas aos cenários climáticos SSP2-4.5, que representa as emissões intermediárias de gases de efeito estufa, e SSP5-8.5, que representa as emissões altas de gases de efeito estufa, disponibilizando informações tanto para simulações históricas (de 1980 a 2013) quanto para projeções futuras (de 2015 a 2100). O conjunto de dados oferece informações diárias relacionadas a seis variáveis meteorológicas essenciais frequentemente utilizadas em pesquisas hidroclimáticas e econômicas relacionadas às mudanças climáticas. Essas são variáveis climáticas que incluem precipitação (pr), temperatura máxima (tasmax), temperatura mínima (tasmin), radiação líquida de ondas curtas na superfície (rss), velocidade do vento próximo à superfície (sfcWind) e umidade relativa (hur). Os modelos globais utilizados para a aplicação do estudo estão descritos na Tabela 1 a seguir.

Tabela 1 - Modelos Climáticos Globais utilizados na pesquisa.

Modelo	País/Região	Resolução inicial	Referência
MRI-ESM2	Japão	1,12°×1,12°	Yukimoto et al. (2019)
EC-EARTH3	Europa	0,7°×0,7°	Döscher et al. (2022)
CMCC-ESM2	Europa	0.9° × 1.25°	Cherchi et al. (2019)
INM-CM4-8	Rússia	1.5° × 2.0°	Volodin et al. (2018)
NorESM2-MM	Noruega	0.9° × 1.25°	Seland et al. (2020)
MPI-ESM1.2-HR	Alemanha	0.9° × 0.9°	Gutjahr et al. (2019) e Müller et al. (2018)
INM-CM5	Rússia	1.5° × 2.0°	Volodin et al. (2017)
ACCESS-ESM1-5	Austrália	1.87° × 1.25°	Law et al. (2017) e Ziehn et al. (2020)
IPSL-CM6A	França	2.5° × 1.3°	Boucher et al. (2019)
MIROC6	Japão	1.4° × 1.4°	Tatebe et al. (2019)

Fonte: Adaptado de Ballarin et al. (2023)

Ao utilizar os dados de mudanças climáticas provenientes desses modelos globais, é crucial avaliar a habilidade dos modelos em reproduzir com precisão as condições climáticas passadas para garantir a confiabilidade de suas projeções futuras (Raju e Kumar, 2020; Teutschbein e Seibert, 2010). Essa avaliação visa assegurar que o modelo seja capaz de representar adequadamente as condições do passado, fundamentando, assim, a credibilidade de suas previsões vindouras. É importante observar que ao utilizar os dados brutos desses modelos, os usuários devem estar cientes do viés significativo que pode haver devido seu desempenho na reprodução das observações, o que pode variar conforme a aplicação. Portanto, torna-se fundamental realizar uma análise de desempenho, a fim de investigar a capacidade dos dados históricos brutos em simular as observações de maneira satisfatória e aplicar a correção de viés, uma vez que exista uma discrepância entre as informações diretamente derivadas dos modelos climáticos e as observações históricas (Ballarin et al., 2023; Xue et al., 2022; Wen et al., 2021).

Para comparar o histórico observado com o dos modelos, foi utilizado os dados observados da base *Brazilian Daily Weather Gridded Data* (BR-DWGD) de Xavier et al. (2016), abrangendo o período histórico de 1980 a 2010. Essa base de dados contém séries diárias em grade, com resolução espacial de 0,25° × 0,25°, com as seis variáveis meteorológicas avaliadas neste estudo. A construção desse conjunto de dados envolveu a utilização de informações provenientes de 3.625 pluviômetros terrestres e 735 estações meteorológicas disponibilizadas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), Agência Nacional de

Águas e Saneamento (ANA) e Secretaria de Águas e Energia Elétrica de São Paulo (DAEE/SP), que serviram como base para a realização de interpolações. Foram avaliadas seis técnicas diferentes de interpolação, incluindo a média aritmética, spline de placa fina, vizinho mais próximo, ponderação de distância inversa, ponderação de distância angular e krigagem pontual ordinária. Em linhas gerais, esse conjunto de dados demonstra um desempenho satisfatório na representação das observações de estações meteorológicas e é amplamente empregado em estudos hidrológicos e climatológicos no Brasil (Ballarin et al., 2023; Silva et al., 2018; Almagro et al., 2017) e como base para a avaliação de projeções de Modelos de Circulação Global (GCMs/MCCs) e estudos de impacto.

3.2.2 Correção de viés pelo método do Quantile Mapping

As projeções dos modelos climáticos muitas vezes apresentam desvios sistemáticos em relação aos dados observados durante a simulação histórica (Todaro et al., 2022; Shrestha et al., 2017; Teutschbein e Seibert, 2010), tornando necessário o uso de métodos de correção de viés para minimizar esses desvios e incertezas nos resultados (Xue et al., 2022; Todaro et al., 2022). Mesmo os modelos climáticos de alta resolução, apesar de suas qualidades, podem exibir vieses significativos ao serem comparados com dados observados (Teutschbein e Seibert, 2012). Portanto, a implementação de métodos de correção de viés é fundamental para reduzir esses erros e melhorar a precisão das projeções (Xavier et al., 2021).

Para realizar a correção de viés foi usado o método *Quantile Mapping* (QM), conhecido por sua eficácia na correção de dados de modelos climáticos (Abbas et al., 2022; Anil e Raj, 2022; Shrestha et al., 2017; Heo et al., 2019). Foi utilizado um código do *Quantile Mapping* desenvolvido por Shrestha et al. (2017) no ambiente *RStudio*, que implementa uma técnica de redução de escala por meio do método de mapeamento quantil, fazendo uso do pacote *qmap* (Gudmundsson, 2014). Nesse processo, os dados de entrada no código foram os dados observados do BR-DWGD (Xavier et al., 2016) referentes ao período de 1980 a 2010, os dados referentes ao período histórico simulado por cada modelo e os dados climáticos futuros obtidos dos MCGs para os cenários SSP2.4-5 e SSP5.8-5. O resultado consistiu em dados climáticos futuros corrigidos, ajustados de acordo com os dois cenários. Essa abordagem busca ajustar a variável modelada por meio da equação das funções de distribuição cumulativa (FDC) das observações e dos conjuntos de dados simulados. O método divide a função de distribuição cumulativa em segmentos discretos e aplica um mapeamento quantil individual em cada

segmento, resultando em uma função de transferência mais precisa. Além disso, o mapeamento de quantis frequentemente envolve a correspondência entre quantis empíricos ou quantis de distribuições gama ajustadas para ambos os conjuntos de dados (Maraun et al., 2010; Lim Kam Sian et al., 2022; Abbas et al., 2022).

Esses fatores de correção de viés foram aplicados às projeções futuras de precipitação dos modelos para o período de 2015 a 2100, assumindo-se que o viés permanece inalterado nas condições futuras. De maneira análoga, esse método de correção foi utilizado para as demais variáveis de temperatura máxima e mínima, umidade relativa do ar, velocidade dos ventos e radiação solar, empregando também a razão entre os dados observados e simulados no período de referência. Os dados foram organizados em funções de distribuição acumulada, nas quais foi calculada a probabilidade de um valor ser igual ou superior a uma determinada porcentagem. O valor do quantil foi obtido por meio da função inversa. Esse processo foi aplicado tanto aos dados observados quanto aos simulados do período histórico considerado, com os dados futuros sendo corrigidos a partir da função de transferência resultante.

3.2.3 Índices de Extremos Climáticos

Alterações na frequência e intensidade de eventos climáticos extremos têm o potencial de causar impactos imediatos e significativos na sociedade e no meio ambiente, agravando quaisquer desafios já existentes em uma bacia hidrográfica. Utilizando dados diários de temperatura e precipitação, o estudo busca aprimorar a compreensão das mudanças e tendências nos índices de extremos climáticos, calculados por meio do software especializado *RClimDex 1.1* (<https://etccdi.pacificclimate.org/software.shtml>). O *RClimDex* calcula 27 índices, 11 para precipitação e 16 para temperatura, recomendados pela Comissão de Climatologia (CCI), Programa Mundial de Pesquisa Climática (WCRP), Projeto da Componente de Variabilidade e Previsibilidade Climáticas (CLIVAR) e Equipe de Especialistas em Detecção de Mudanças Climáticas e Índices (ETCCDI). Esses índices foram amplamente adotados por diversos estudos de mudanças climáticas (Medeiros et al., 2022; Avila-Diaz et al., 2020; Song et al., 2021; Salgueiro et al., 2014), assim como a utilização do *Rclimdex* para calculá-los (Costa et al., 2020; Shrestha et al., 2017; Silva et al., 2018). Os índices de extremos climáticos serão analisados no estudo voltado a seca, pois estão intrinsecamente relacionados, visto que estão ligados às variações e perturbações nas condições climáticas. Ao identificar alteração das mudanças climáticas globais, pode-se identificar se há uma tendência de intensificação de extremos

climáticos, incluindo secas mais severas e eventos climáticos extremos, como ondas de calor e chuvas intensas. Dentre esses índices, 10 são relevantes para a região e foram selecionados para este estudo (Tabela 2).

Tabela 2 - Índices climáticos extremos recomendados pelo ETCCDI

Índice	Descrição	Unidade
PRCPTOT	Precipitação total anual (PR) em dias chuvosos ($PR \geq 1$ mm)	mm
Rx1day	Precipitação anual máxima de 1 dia	mm
Rx5day	Precipitação máxima anual consecutiva de 5 dias	mm
SDII	Índice simples de intensidade de precipitação	mm/dia
R20mm	Contagem anual de dias em que $PRCP \geq 20$ mm	dias
CDD	Número máximo de dias consecutivos com PR diária < 1 mm	dias
CWD	Número máximo de dias consecutivos com PR diária ≥ 1 mm	dias
TMAXmean	Valor médio anual da temperatura máxima diária	°C
TMINmean	Valor médio anual da temperatura mínima diária	°C
DTR	Faixa de temperatura diurna	°C

Fonte: WMO (2009).

Para avaliar as mudanças entre o futuro e os períodos históricos, a mudança relativa em cada índice de extremos climáticos (ICE) foi calculada usando a Equação 1 apresentada por Bador et al. (2018) e adaptada Medeiros et al. (2022).

$$ICE = \frac{\overline{ICE}_{futuro} - \overline{ICE}_{histórico}}{\overline{ICE}_{histórico}} * 100 \quad \text{Equação 1}$$

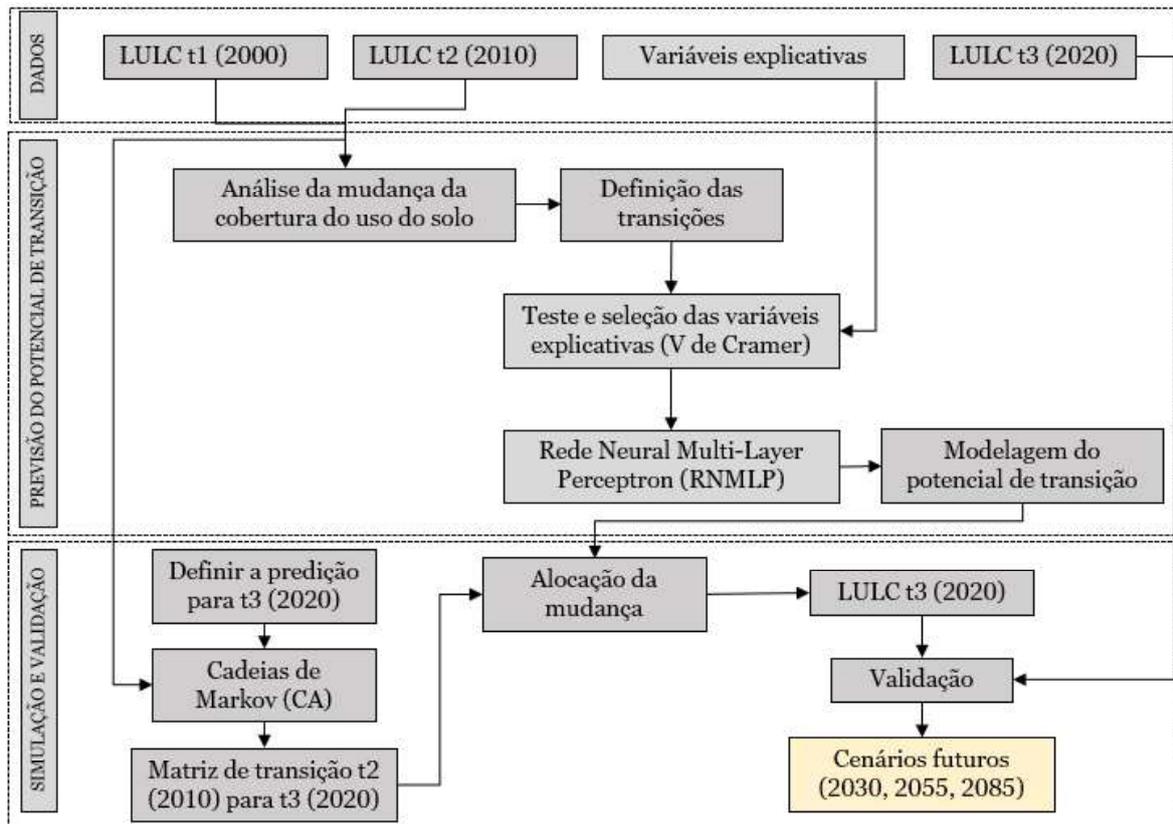
Onde \overline{ICE}_{futuro} representa a média do índice no período futuro a curto (2015-2044), médio (2045-2074) e longo (2075-2100) prazo e $\overline{ICE}_{histórico}$ representam as médias histórica (1980–2010), para cada região.

3.3 PREDIÇÃO DOS CENÁRIOS FUTUROS DE USO E OCUPAÇÃO DA TERRA

Para quantificar e mapear as alterações em cada classe de uso e cobertura da terra, foi utilizado a ferramenta *Land Change Modeler* (LCM), o qual está integrado ao software *TerrSet*

(Clark Labs, 2020). O LCM possibilita uma análise retrospectiva da cobertura terrestre e modela os potenciais transições entre as classes. Esse modelo é validado e permite a identificação das mudanças no uso e cobertura da terra em nível de pixel e ao longo de intervalos de tempo e para cenários futuros, como ilustrado na Figura 5.

Figura 5 - Etapas metodológicas da predição de uso e ocupação da terra no LCM.



Fonte: Adaptado de Xavier e Silva (2018).

3.3.1 Análise da mudança e definição das classes de transição

Na primeira fase do processo de projeção e análise das mudanças, foram realizadas observações detalhadas sobre as principais alterações ocorridas no uso e na cobertura da terra dentro da bacia. Os dados utilizados foram obtidos da Coleção 7.0 do MapBiomas (Souza et al., 2020) com resolução de 30 metros correspondentes aos anos t1 (2000), t2 (2010) e t3 (2020). As transições de uso e cobertura da terra foram definidas com base nas transformações observadas entre os períodos t1 e t2, onde foram identificadas as mudanças de uma classe específica para outra. Dessa forma, seis transições foram selecionadas para a modelagem do potencial de mudança: de vegetação caatinga para áreas de pastagem; vegetação caatinga para áreas de

agricultura; de vegetação mata atlântica para áreas agrícolas; de vegetação mata atlântica para áreas urbanas; de vegetação mata atlântica para áreas de pastagem; de agricultura para pastagem. Essas transições foram escolhidas com base na observação de uma redução nas áreas ocupadas pela classe de vegetação arbustiva, à medida que ocorria a expansão das áreas destinadas à pastagem, agricultura, zonas urbanas e cultivo de cana-de-açúcar ao longo dos anos analisados.

3.3.2 Teste e seleção das variáveis explicativas

Ao definir as classes de transição, foram feitas a seleção e teste das variáveis explicativas, que são variáveis que representam os fatores que podem exercer influência nas mudanças no uso e ocupação da terra na bacia hidrográfica. Um exemplo comumente adotado em estudos prévios inclui variáveis-chave que impactam significativamente as tendências de mudança, que são distância a rodovias, distância dos corpos hídricos, áreas urbanas, declividade e modelo digital do terreno (Sadhvani et al., 2022; Preis et al., 2021; Silva et al., 2020; Xavier e Silva, 2018). Além das variáveis tradicionalmente consideradas, o estudo buscou analisar também novos preditores pouco explorados em pesquisas na região, como variáveis climáticas e socioeconômicas. A Tabela 3 apresenta uma lista das variáveis testadas.

Tabela 3 – Variáveis explicativas que podem influenciar na dinâmica de uso e ocupação da terra.

Tipo da variável	Variáveis consideradas
Topográficas	Modelo digital de elevação e declividade
De distância	Distância a centros urbanos, rodovias e de corpos hídricos
Climáticas	Precipitação e evapotranspiração
Socioeconômicas	Densidade populacional, taxa de urbanização, áreas rurais e urbanas, distribuição de renda
Ambientais	Corpos hídricos, áreas protegidas, solos, vegetação natural remanescente
Variáveis espectrais	Albedo, índices de vegetação e outros indicadores

As variáveis explicativas foram selecionadas baseadas no teste V de Cramer (Equação 2), que está embutido no módulo do *Terrset*, e teve como objetivo avaliar a influência dessas variáveis nos processos de mudança de uso e ocupação da terra em diferentes classes de transição na bacia. O teste de Cramer atribui valores na faixa de 0 a 1, refletindo o grau de associação entre a variável explicativa e as classes de transição definidas. Neste estudo, apenas

as variáveis que demonstraram uma associação significativa com valores de Cramer superiores a 0,15 foram consideradas na modelagem da cobertura da terra, seguindo a recomendação de Hamdy et al. (2017).

$$V = \sqrt{\frac{1}{N} \frac{X^2}{\text{Min} \{(M-1), (N-1)\}}} \quad \text{Equação 2}$$

Onde X^2 é o coeficiente qui-quadrado, m e n representam o número de linhas e o número de colunas, respectivamente, e N o total de observações.

3.3.3 Simulação, validação e projeções futuras

Após a escolha das variáveis explicativas, são executadas as transições para que sejam geradas as projeções para o uso futuro da terra no período t3, correspondente a 2020, seguido por uma fase de validação. Este método oferece níveis de precisão que são impactados pela complexa interação entre as variáveis explicativas e as transições consideradas. Foram adotadas a configuração padrão do módulo, recomendada por Mishra et al. (2014) e Eastman (2016), na qual 50% dos pixels são utilizados para o treinamento de uma Rede Neural do tipo MLP, enquanto os 50% restantes são retidos para validação. O processo consistiu em 10.000 iterações, uma vez que identificamos uma estabilização na curva de erro com esse número específico de iterações. Após atingir uma acurácia de 80% ou superior utilizando o *Multilayer Perceptron* (MLP), o algoritmo de aprendizado consegue eficientemente simular potenciais transições entre as classes de cobertura da terra. Com base nesse patamar de precisão alcançado, avançamos para a delimitação do cenário temporal t3 (2020).

A metodologia da Cadeia de Markov (CM) é empregada para modelar as probabilidades de mudança na cobertura da terra, delineando as transições de um período para o próximo por meio da construção de uma matriz de probabilidade de transição do período t2 para t3. Importante ressaltar que as probabilidades são categorizadas, não oferecendo informações acerca da distribuição espacial das mudanças dentro de cada classe de cobertura da terra (Eastman, 2016). Após a formulação da matriz de transição usando a abordagem da Cadeia de Markov, se procedeu com a criação do mapa de cobertura da terra simulado para o período t3 (2020). Em seguida, foi realizada uma etapa de validação, para a qual foram utilizados dois mapas de uso e ocupação da terra: o mapa simulado para t3 (2020) e o mapa classificado de uso

e ocupação da terra em t3 (2020). A validação proporcionou uma representação espacial das áreas com previsões acertadas de mudanças, ou seja, aquelas que foram alteradas corretamente, áreas com erros nas previsões e áreas onde as previsões se mostraram corretas, onde não houve mudanças no uso e cobertura da terra.

O desempenho da classificação das imagens foi avaliado utilizando pelo Índice Kappa de Concordância (K) que indica o grau de concordância entre os dois mapas, tanto em um sentido geral quanto em uma base por categoria (Equação 3).

$$K = \frac{O-E}{1-E} \quad \text{Equação 3}$$

Onde O é a precisão observada ou proporção de valores correspondentes (a diagonal da matriz) e E é a proporção esperada de correspondências nesta diagonal assumindo um modelo de independência de classificação derivado dos totais observados de linha e coluna.

Neste estudo, a interpretação dos valores de K seguiu a categorização proposta por Landis e Koch (1977), que define os níveis de concordância como: a) ruim (<0), b) leve (0 a 0,2), c) razoável (0,21 a 0,4), d) moderado (0,41 a 0,6), e) substancial (0,61 a 0,8) e f) quase perfeito (0,81 a 1,0). Esta classificação permitiu uma análise mais detalhada da qualidade dos mapas gerados, oferecendo uma avaliação objetiva da precisão das classificações realizadas.

A geração do mapa de uso e cobertura da terra para t4 (2030) ocorreu após a projeção do potencial de transição e a seleção do método de modelagem desse potencial, que demonstrou a melhor performance na projeção para o período t3 (2020). Assim, foram estabelecidos três cenários para os anos 2030 (curto prazo), 2055 (médio prazo) e 2085 (longo prazo).

3.4 O MODELO SWAT

Para analisar os efeitos das mudanças climáticas e das mudanças no uso e ocupação da terra na bacia do Rio Capibaribe para o futuro a curto, médio e longo prazo, foi criado o projeto de um modelo hidrológico semi-distribuído utilizando o SWAT. O SWAT é um modelo hidrossedimentológico desenvolvido pelo *Agricultural Research Service* (ARS) e Texas A&M University, principal agência científica de pesquisa vinculada ao Departamento de Agricultura dos Estados Unidos. Ele foi criado com o objetivo de prever o impacto das práticas de manejo

do solo na produção de água, sedimentos e produtos químicos agrícolas em grandes bacias hidrográficas (Arnold et al., 2012; Neitsch et al., 2011).

O SWAT realiza simulações de diversos processos físicos distintos, abrangendo clima, hidrologia, umidade do solo, crescimento de plantas, nutrientes, pesticidas, bactérias, patógenos e manejo do solo em uma bacia hidrográfica (Arnold et al., 2012). A simulação dos processos em uma bacia hidrográfica no SWAT é composta por duas fases principais: a terrestre e a aquática. A primeira fase controla a quantidade de água, sedimentos, nutrientes e pesticidas transportados para o canal principal em cada sub-bacia, enquanto a segunda fase se encarrega da propagação desses elementos através da rede de canais da bacia até o seu ponto de saída (Neitsch et al., 2011). Nesse modelo, a fase terrestre do ciclo hidrológico é fundamentada na aplicação da equação do balanço hídrico. A seguir, serão abordados os processos e equações específicos direcionados à simulação da vazão, o qual constitui o foco principal nesta etapa deste estudo.

3.4.1 Equacionamento do modelo SWAT

O modelo hidrológico parte do princípio fundamental de que a equação do balanço hídrico representa a força motriz subjacente a todos os processos hidrológicos simulados na bacia hidrográfica (Arnold et al., 1998; Neitsch et al., 2011) (Equação 4).

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - w_{seep} - Q_{gw}) \quad \text{Equação 4}$$

Onde SW_t representa a quantidade final de água no solo (mm); SW_0 , a quantidade inicial de água contida no solo no dia i (mm); t , o tempo em dia; R_{day} , a precipitação do dia i (mm); Q_{surf} , o escoamento superficial do dia i (mm); E_a , a evapotranspiração do dia i (mm); w_{seep} , indicando a quantidade de água que ingressa na zona vadosa no dia i (mm); e Q_{gw} , a quantidade de fluxo de retorno no dia i (mm).

O escoamento superficial corresponde à parcela da precipitação que começa a acumular na superfície do solo quando a intensidade da chuva excede a capacidade de infiltração (Collischonn e Dornelles, 2013). No modelo, esse escoamento pode ser calculado utilizando o método de infiltração de Green e Ampt (1911) ou o método da Curva Número desenvolvido pelo *Soil Conservation Service* – SCS (1972). Para a estimativa do escoamento utilizando o método de Green e Ampt, o modelo requer dados sub-diários de precipitação na bacia. Neste

estudo, optou-se pelo método da Curva Número, que foi desenvolvido para estimar o escoamento superficial considerando diferentes usos da terra e tipos de solo (Rallison e Miller, 1981). A Equação 5 é utilizada para calcular o escoamento superficial.

$$Q_{surf} = \frac{(R_{day}-0,2S)^2}{(R_{day}-0,8S)} \quad \text{Equação 5}$$

Onde Q_{surf} representa o escoamento superficial acumulado em milímetros (mm), R_{day} é a precipitação diária em milímetros (mm), e S denota o parâmetro de retenção em milímetros (mm). De acordo com Neitsch et al. (2011), esse parâmetro varia tanto espacialmente quanto temporalmente na bacia, sendo influenciado por mudanças no tipo de solo, uso e cobertura da terra, declividade e umidade, como definido pela Equação 6.

$$S = 25,4 \left(\frac{1000}{CN} - 10 \right) \quad \text{Equação 6}$$

No contexto da equação, CN representa o número da curva para o dia, um parâmetro que varia de 1 a 100 e está diretamente relacionado à permeabilidade e à capacidade máxima de retenção do solo. Um valor de CN próximo a 1 indica um solo altamente permeável, enquanto um valor próximo a 100 sugere um solo com retenção máxima, ou seja, praticamente impermeável.

A evapotranspiração é o conjunto de dois processos: o de transferência de água para vapor do ar diretamente de superfícies líquidas e pela retirada da água do solo pelas raízes das plantas, que transfere a água até a suas folhas e a passagem da água para atmosfera a partir delas (Collischonn e Dornelles, 2013). No âmbito do SWAT, foram incorporados três métodos para determinar esse processo: o método de Penman-Monteith (Monteith, 1965), o método de Priestley-Taylor (Priestley e Taylor, 1972) e o método de Hargreaves (Hargreaves et al., 1985). O presente estudo utilizou o método de Penman-Monteith, o qual utiliza parâmetros climatológicos, como radiação solar, temperatura, umidade do ar e velocidade do vento, para estimar a evapotranspiração, conforme definido na Equação 7 (Allen et al., 1998).

$$\lambda E_t = \frac{\Delta \cdot (H_{net} - G) + \gamma \cdot K_1 \cdot \left(0,622 \cdot \lambda \cdot \frac{\rho_{air}}{P} \right) \cdot \frac{(e_s^* - e_a)}{r_a}}{\Delta + \gamma \cdot \left(1 + \frac{r_c}{e_a} \right)} \quad \text{Equação 7}$$

Onde λE_t representa a densidade do fluxo de calor latente ($\text{MJ}/\text{m}^2/\text{d}$); E é a taxa de evaporação de profundidade (mm/d); Δ corresponde à declividade da curva de pressão-temperatura do valor de saturação; H_{net} indica a rede de radiação ($\text{MJ}/\text{m}^2/\text{d}$); G representa a densidade do fluxo de calor para o solo ($\text{MJ}/\text{m}^2/\text{d}$); ρ_{air} é a densidade do ar (kg/m^3); C_p denota o calor específico em pressão constante ($\text{MJ}/\text{Kg}^\circ\text{C}$); e_z é a pressão do valor de saturação do ar na altura z (kPa); e_z é a pressão do vapor de água do ar na altura z (kPa); γ é a constante psicrométrica ($\text{kPa}/^\circ\text{C}$); r_c refere-se à resistência do dossel de planta (s/m); e r_a representa a resistência de difusão da camada de ar (s/m).

3.4.2 Elaboração do banco de dados

O SWAT é um modelo hidrológico amplo que demanda uma vasta gama de informações relacionadas às características da bacia hidrográfica de estudo. Para garantir resultados confiáveis em suas simulações, é crucial que os dados de entrada sejam coerentes, organizados e sigam as formatações pré-definidas. A qualidade dos resultados de um modelo hidrológico está intrinsecamente ligada à qualidade dos dados de entrada inseridos, uma vez que informações inconsistentes ou de má qualidade tendem a gerar resultados igualmente inadequados (Bressiane et al., 2015). Devido à origem do modelo SWAT ser voltada a realidade dos EUA, os pesquisadores devem, antes de utilizá-lo, coletar e configurar uma base de dados que inclua as características do solo e a distribuição espacial das diferentes classes de cobertura da terra para a região de estudo. Isso é fundamental para garantir uma precisão adequada nas simulações da área de pesquisa, uma vez que os dados originais do modelo podem não refletir com precisão as condições locais fora dos Estados Unidos (Janjic e Tadic, 2023).

Este estudo demandou a coleta e utilização de uma ampla variedade de dados de entrada, abrangendo diferentes naturezas. Os dados tabulares incluíram informações sobre os tipos de solo e os aspectos climáticos da bacia hidrográfica, fornecendo detalhes sobre as características físicas e hidráulicas das camadas de solo, bem como dados meteorológicos como precipitação, radiação solar, velocidade do vento, temperatura máxima, temperatura mínima e umidade relativa, a serem inseridos no gerador climático. Além disso, dados geoespaciais, como o Modelo Digital de Elevação, mapa de cobertura da terra e mapa pedológico, desempenharam um papel crucial. Os dados serão descritos nos tópicos seguintes. Conforme destacado por Neitsch et al. (2011), o SWAT utiliza diretamente esses dados de entrada para modelar os processos físicos relacionados ao movimento da água e dos sedimentos. A integração desses

dados foi realizada por meio da interface ArcSWAT, que possibilitou a configuração do modelo SWAT dentro do ambiente do ArcGIS. Também foram incorporados dados hidrológicos de reservatório para aprimorar ainda mais a precisão do modelo.

3.4.2.1 Modelo Digital de Elevação (MDE)

Os Modelos Digitais de Elevação desempenham um papel fundamental na representação da superfície topográfica de uma área de estudo, fornecendo informações cruciais para a análise hidrológica. Sua inserção no modelo permite que seja obtido informações como a declividade da região, a extração da rede de drenagem e a delimitação da bacia hidrográfica.

Inicialmente, o SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) foi testado para representar a topografia da bacia do rio Capibaribe. No entanto, observou-se a presença de falhas nos dados, incluindo uma lacuna significativa na região central do rio, o que comprometeu a extração da rede de drenagem e a correta delimitação da bacia hidrográfica. Para contornar essa limitação, optou-se pelo uso do *ASTER Global Digital Elevation Model – GDEM* (Abrams et al., 2020), um modelo digital global com resolução espacial de 30 metros, gerado a partir de dados captados pelo sensor *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER), que opera a bordo do satélite Terra. O ASTER GDEM demonstrou melhor continuidade espacial na área de estudo, permitindo a extração mais precisa da rede de drenagem. O desenvolvimento dessa ferramenta resultou de uma colaboração entre o Ministério da Economia, Comércio e Indústria do Japão (METI) e a NASA. O ASTER GDEM está disponível gratuitamente ao público e pode ser acessado por meio da plataforma Earth Data (<https://earthdata.nasa.gov/>).

3.4.2.2 Tipos de solo e uso e ocupação da terra

O mapa com os tipos de solo presentes na bacia foi obtido no endereço eletrônico disponibilizado pela EMBRAPA (www.embrapa.br/busca-de-solucoes-tecnologicas/-/produto-servico/4697/zoneamento-agroecologico-do-estado-de-pernambuco-zape), que foi elaborado a partir Zoneamento Agroecológico de Pernambuco – ZAPE (Embrapa Solos, 2001) e são descritos na Tabela 4 a seguir.

Tabela 4 - Classificação dos tipos de solos existentes na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe

Classe Pedológica	Abreviatura	Área (ha)	Área (%)
Cambissolo háplico	CX	1237,44	0,17%
Espodossolo	ES	2901,97	0,39%
Gleissolo háplico	GX	12701,36	1,72%
Latossolo amarelo	LA	19860,97	2,69%
Latossolo vermelho-amarelo	LVA	3983,01	0,54%
Argissolo amarelo	PA	26584,53	3,6%
Argissolo vermelho	PV	77,33	0,01%
Argissolo vermelho-amarelo	PVA	173471,31	23,46%
Neossolo litolico	RL	129934,42	17,57%
Neossolo quartzarenico	RQ	67,88	0,01%
Neossolo regolitico	RR	20702,97	2,8%
Neossolo fluvico	RY	18383,80	2,49%
Solos de Mangue	SM	150,23	0,02%
Planossolo natrico	SN	68263,47	9,23%
Planossolo haplico	SX	165608,55	22,4%
Luvissolo crômico	TC	64297,33	8,7%
Urbano	Urb	8315,38	1,12%
Vertissolo haplico	VX	18273,20	2,47%
Água	Água	4508,44	0,61%

Fonte: EMBRAPA (2018).

Para realizar a simulação hidrológica, o modelo SWAT exige a inclusão de uma ampla gama de informações no seu banco de dados relacionadas aos tipos de solo. Essas informações abrangem características físico-hídricas, como o número de horizontes, profundidade da raiz, porcentagens de silte, areia, argila, cascalho e carbono orgânico, além de dados sobre o grupo hidrológico dos solos, porosidade, condutividade hidráulica saturada, capacidade de água disponível no solo, fatores de erodibilidade, entre outros. Alguns desses dados foram obtidos a partir da classificação no Sistema de Informações de Solos Brasileiros (Embrapa, 2006) e por meio da literatura (Williams, 1975; Tsvetsinskaya et al., 2002; NRCS, 2009). No entanto, algumas propriedades físico-hídricas do solo, como a capacidade de água disponível e a condutividade hidráulica saturada, foram estimadas utilizando funções de pedotransferência pedotransfer (PTFs) com base na textura e no teor de matéria orgânica do solo.

O mapa de uso e cobertura da terra foi obtido da Coleção 7.0 do MapBiomas com resolução de 30 metros para o ano de 2015, usando a ferramenta *Google Earth Engine*. O MapBiomas (Souza et al., 2020) classifica o uso e cobertura da terra em diversas categorias detalhadas. Para este estudo, algumas dessas classes foram agrupadas em seis categorias principais, visando a simplificação da análise. Assim, a "Formação Florestal" foi classificada como Mata Atlântica, enquanto "Formação Savânica", "Campo Alagado e Área Pantanosa", "Formação Campestre" e "Outras Formações Não Florestais" foram agrupadas na classe Vegetação Caatinga. A classe Pastagem foi mantida inalterada. "Áreas de Cana-de-Açúcar", "Mosaico de Agricultura e Pastagem" e "Outras Lavouras Temporárias" foram agrupadas como Agricultura. Já "Área Urbanizada", "Outras Áreas Não Vegetadas" e "Mineração" foram classificadas como Infraestrutura Urbana. Por fim, "Mangue", "Apicum" e "Rio, Lago e Oceano" foram categorizados como Corpos Hídricos.

Para efetuar o processamento dessas informações, é crucial associar cada uma dessas classificações na bacia a uma categoria de uso e cobertura da terra já existente no banco de dados do modelo SWAT, considerando as características de maior semelhança entre ambas. Abaixo (Tabela 5), apresentamos as associações estabelecidas entre o modelo e a classificação da bacia hidrográfica, juntamente com as respectivas áreas correspondentes.

Tabela 5 - Associação entre o uso e ocupação da terra na bacia hidrográfica e as classes existentes no banco de dados do SWAT.

Classe de uso e cobertura da terra na bacia	Classe de uso e cobertura da terra no SWAT	Área (%)
Vegetação Caatinga	RNGE – <i>Range Grasses</i>	36,35
Mata Atlântica	FRST – <i>Forest Mixed</i>	2,40
Agricultura	AGRL - <i>Agricultura Terra-Genérica</i>	16,15
Pastagem	PAST - <i>Pasture</i>	41,61
Infraestrutura urbana	URMD – <i>Residential-Medium Density</i>	3,05
Corpos Hídricos	WATR - <i>Water</i>	0,44

Fonte: A autora (2025).

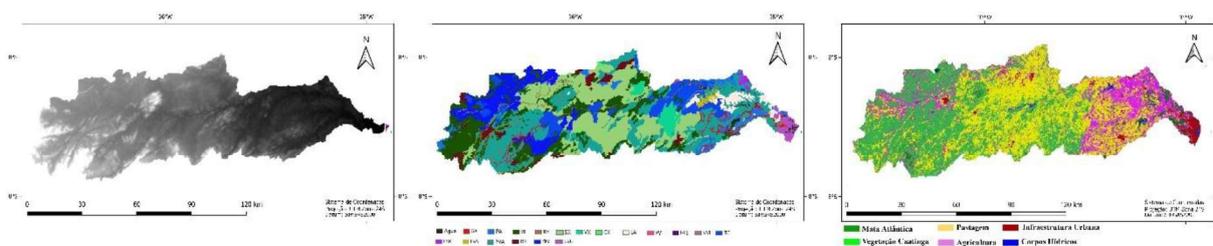
Conforme a nota científica de Fernandes et al. (2015), foram adotados os dados recomendados de vegetação referente ao bioma caatinga para a modelagem do SWAT. No arquivo *plant.dat* do *default* modelo, as informações necessárias foram alteradas para simular

o crescimento das plantas de acordo com as características reais da vegetação da caatinga. A planilha com os dados adotados está disponível em domínio público na página <https://pap.emnuvens.com.br/pap/issue/view/11> (Fernandes et al., 2015). Alguns dos principais índices utilizados incluem:

- (a) Eficiência do uso de radiação ou razão biomassa-energia,
- (b) Índice de colheita para condições de crescimento ótimas,
- (c) Índice de área foliar potencial máximo,
- (d) Fração da estação de crescimento da planta ou fração de unidades térmicas potenciais totais correspondentes ao primeiro ponto na curva ótima de desenvolvimento da área foliar,
- (e) Fração do índice de área foliar máximo correspondente ao primeiro e ao segundo ponto na curva de desenvolvimento da área foliar ideal,
- (f) Fração da estação de crescimento da planta ou fração de unidades térmicas potenciais totais correspondentes ao segundo ponto da curva de desenvolvimento ótimo da área foliar,
- (g) Fração da estação de crescimento quando a área foliar começa a declinar,
- (h) altura máxima da copa,
- (i) profundidade máxima da raiz,
- (j) temperatura ideal para o crescimento das plantas,
- (k) fração normal de fósforo em rendimento,
- (l) limite inferior do índice de colheita, e
- (m) déficit de pressão de vapor.

Os mapas do Modelo Digital de Elevação (MDE), uso da terra e tipos de solo utilizados no modelo estão apresentados na Figura 3 a seguir.

Figura 6 – Mapas do modelo digital de elevação, tipos de solo, uso da terra inseridos no modelo hidrológico.



Fonte: Elaborado pela autora (2025) a partir de dados de Abrams et al. (2020), Embrapa Solos (2001) e MapBiomias (2023).

3.4.2.3 Dados climáticos e fluviométricos

O modelo SWAT também é alimentado por uma série de dados climáticos da região, como precipitação (mm), temperaturas máximas e mínimas (°C), radiação solar (MJ/m²), velocidade do vento (m/s) e umidade relativa do ar (%). Esses dados podem ser adquiridos através de registros de estações climatológicas localizadas dentro da bacia ou nas proximidades, ou gerados automaticamente pelo gerador climático do modelo. Conforme destacado por Neitsch et al. (2011), essas informações desempenham um papel importante, fornecendo detalhes sobre a umidade e a energia que influenciam o equilíbrio hídrico e orientam todos os outros processos simulados na bacia hidrográfica.

Para compor a base de dados climáticos foram utilizadas séries históricas obtidas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), Agência Nacional de Águas (ANA) e Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC). Essa base de dados foi disponibilizada por esses três órgãos na plataforma digital do Hidroweb (ANA, 2023) (<http://www.snirh.gov.br/hidroweb/>). Um total de 105 estações pluviométricas foram inicialmente escolhidas e submetidas a uma avaliação criteriosa. Posteriormente, esse número foi reduzido para 18 estações após uma análise abrangente do período total de dados disponíveis, análise de consistência dos dados e da porcentagem de falhas em cada estação. Os dados foram obtidos para os anos de 1987 a 2019. Os dias afetados por essas falhas foram substituídos por -99 e posteriormente corrigidos pelo gerador climático interno do SWAT. A Tabela 6 apresenta as estações utilizadas como dado de entrada do modelo.

Tabela 6 - Postos pluviométricos inseridos na bacia do Rio Capibaribe.

Código	Nome da Estação	Latitude	Longitude	Elevação (m)
735050	Engenho Sítio	-7,9681	-35,1567	65
735066	Paudalho	-7,8942	-35,1733	82
735067	Salgadinho	-7,9428	-35,6342	201
735100	Limoeiro	-7,8789	-35,4519	138
735157	Carpina	-7,8428	-35,1825	116
735158	Surubim	-7,8547	-35,7644	419
735159	Surubim	-7,91	-35,9886	406
736040	Jataúba	-7,9864	-36,5006	518
736041	Santa Cruz do Capibaribe	-7,9619	-36,2022	437

736042	Taquaritinga do Norte	-7,9039	-36,0469	738
835048	São Lourenço da Mata II	-7,9986	-35,0319	42
835068	Vitória de Santo Antão	-8,1136	-35,2839	156
835135	Cumarú	-8,0119	-35,6961	375
835136	Glória do Goitá	-8	-35,2908	158
835137	Pombos	-8,1408	-35,3997	191
836092	Brejo da Madre de Deus	-8,1456	-36,3703	651
82797	Surubim	-8,05	-34,95	10
82900	Recife-PE	-7,83	-35,71	418,32

Fonte: ANA (2023)

Para as demais variáveis, foram obtidos os dados de duas estações climatológicas para o período de 1985 a 2019, localizadas em Recife e Surubim (Tabela 7). Esses postos são monitorados pelo INMET e extraídos a partir da plataforma do Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa – BDMEP (INMET, 2023) disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/projetos/rede/pesquisa/>>, que apresentam os dados diários em forma digital de acordo com as normas técnicas internacionais da Organização Meteorológica Mundial.

Tabela 7 - Postos climatológicos inseridos na bacia do Rio Capibaribe.

Código	Nome da Estação	Latitude (°)	Longitude (°)
82900	Recife	- 7,83	-35,71
82797	Surubim	-8,05	-34,95

Fonte: ANA (2023)

Os dados climáticos são usados para estimar a evapotranspiração potencial e preencher lacunas nos registros. Essas funcionalidades são viabilizadas pelo gerador climático WXGEN, inicialmente desenvolvido para o modelo EPIC (Sharpley e Williams, 1990). Este gerador tem a capacidade de criar dados climáticos para a bacia ou preencher lacunas utilizando dados previamente registrados. Nele, são inseridos os parâmetros climáticos necessários para a execução do modelo (Neitsch, 2011).

Além dos dados climáticos básicos, como radiação solar, velocidade do vento, temperatura e umidade relativa, o modelo demanda diversos parâmetros estatísticos

relacionados ao clima. Foi utilizado o *software WGN Parameters Estimation Tool* (Essenfelder, 2016), acessível gratuitamente no site do modelo (<https://swat.tamu.edu/>), tornando o cálculo automático de todas essas estatísticas mais conveniente com base na inserção de séries de dados em arquivos *.csv*. Entre as estatísticas calculadas estão a precipitação média máxima mensal (TMPMX), precipitação média mínima mensal (TMPMN), desvio padrão da temperatura máxima (TMPSTDMX), desvio padrão da temperatura mínima (TMPSTDMN), precipitação média mensal (PCPMM), desvio padrão da precipitação (PCPSTD), coeficiente de assimetria para a precipitação diária por mês (PCPSKW), probabilidade de dia úmido após dia seco (PW_W1), probabilidade de dia úmido seguido de dia úmido (PR_W2), número médio de dias com precipitação por mês (PCPD) e temperatura média do ponto de orvalho por mês (DEWPT).

Para verificar a vazão simulada pelo modelo na bacia do Rio Capibaribe, os resultados do modelo foram comparados aos dados de vazão observados de estações fluviométricas monitoradas para o período de 1987 a 2019. Foram utilizados dados de 5 postos fluviométricos obtidos no Hidroweb (ANA, 2023) como descritos na Tabela 8 a seguir.

Tabela 8 – Detalhes dos postos fluviométricos utilizados neste estudo.

Código	Nome da Estação	Latitude (°)	Longitude (°)
39130000	Toritama	-8,0128	-36,0578
39145000	Limoeiro	-7,8789	-35,4519
39150000	Paudalho	-7,8942	-35,1733
39187800	São Lourenço da Mata	-7,9986	-35,0392
39170000	Vitória de Santo Antão	-8,1136	-35,2839

Fonte: ANA (2023)

No que diz respeito aos reservatórios, o modelo SWAT requer um conjunto mínimo de dados relacionados ao volume e à área dos reservatórios. As informações referentes a reservatório foram adquiridas junto à APAC, por meio de relatórios e dos arquivos de Cota × Área × Volume de cada um, bem como por meio dos registros da ANA (2017) no arquivo "Reservatórios do Semiárido Brasileiro: Hidrologia, Balanço Hídrico e Operação: Anexo E".

Neste estudo foram utilizados 6 reservatórios para a modelagem hidrológica, conforme os dados descritos na Tabela 9. Foram consideradas as seguintes informações para cada reservatório:

(1) MORES, que se refere ao mês em que o reservatório entrou em operação (0-12). Foi considerado o mês de janeiro para todos eles.

(2) IYRES, referente ao ano em que o reservatório se tornou operacional.

(3) RES_ESA, que é a área da superfície do reservatório quando o nível da água atinge o vertedouro de emergência (ha). Nesse contexto, o vertedouro de emergência se refere ao nível máximo de armazenamento do reservatório antes que ele transborde. Esse valor foi obtido na ficha técnica do reservatório da APAC e na tabela Cota x Área x Volume, a área indicada como "Cota Sangradouro" foi considerada. Para alguns reservatórios, a curva Cota \times Área \times Volume fornecida só vai até a altura da soleira, nesses casos RES_ESA e RES_PSA foram considerados iguais. São inseridos também os dados de RES_EVOL, que o volume de água necessário para encher o reservatório até o vertedouro de emergência (104m³).

(4) RES_PSA, como a área da superfície do reservatório quando o nível da água está no ponto máximo de armazenamento normal do reservatório (ha).

(5) RES_PVOL, que é o volume de água necessário para encher o reservatório até o vertedouro principal.

(6) RES_VOL, o volume inicial do reservatório.

(7) RES_K: Condutividade hidráulica do fundo do reservatório (mm/h).

(8) IRESCO: Código de simulação de fluxo de saída. Os valores possíveis são: 0 (média anual para a vazão de saída), 1 (média mensal para a vazão de saída), 2 (vazão de saída controlada a partir da meta de volume de armazenamento do reservatório) e 3 (vazão de saída diária). Neste caso, assumiu-se o valor 0 para IRESCO, o que calcula a vazão para reservatórios não controlados com uma taxa média de liberação anual.

(9) RES_RR: Taxa média diária de liberação do vertedouro principal (m³/s).

(10) IFLOOD1R: Mês de início da estação sem cheias.

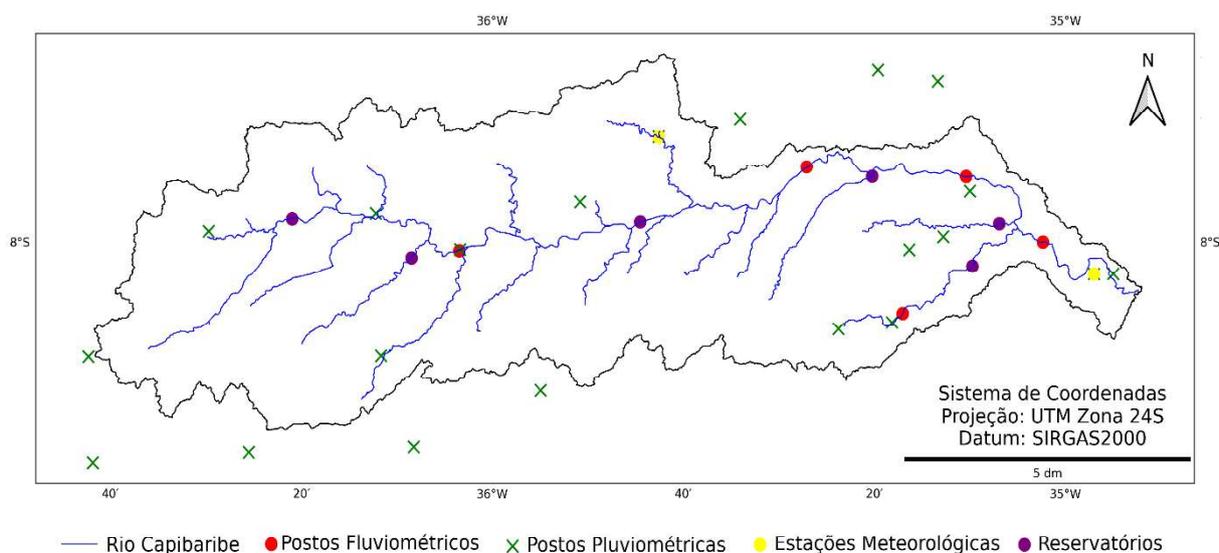
(11) IFLOOD2R: Mês final da estação sem cheias.

A Figura 7 apresenta o mapa de localização dos postos pluviométricos, fluviométricos e os reservatórios inseridos na bacia.

Tabela 9 – Dados de reservatórios localizados na bacia do Rio Capibaribe.

Reservatório	Poço Fundo	Eng. Gercino	Jucazinho	Carpina	Goitá	Tapacurá
Dados	Pontes					
Latitude (°)	-7,961	-8,024	-7,966	-7,894	-7,97	-8,036
Longitude (°)	-36,34	-36,14	-35,74	-35,33	-35,11	-35,16
Sub-bacia	22	45	19	4	21	41
MORES	Jan	Jan	Jan	Jan	Jan	Jan
IYRES	1987	1958	1998	1992	1978	1978
RES_ESA (ha)	318,92	145,33	1311,56	2362,4	668,28	956,72
RES_EVOL (10 ⁴ m ³)	879,02	1122,47	20482,06	27000,00	5579,98	10487,06
RES_PSA (ha)	410,62	170,9	1311,56	2362,4	751,12	956,72
RES_PVOL (10 ⁴ m ³)	1241,04	1437,86	20482,06	27000,00	6643,93	10487,06
RES_VOL (10 ⁴ m ³)	79,11	101,02	1843,38	2430,00	502,19	943,83
IRESCO	0	0	0	0	0	0
RES_RR (m ³ /s)	0,157	0,271	1,514	0,362	0,175	0,558
IFLOOD1R (mês)	Sep	Sep	Sep	Sep	Sep	Sep
IFLOOD2R (mês)	Feb	Fev	Fev	Feb	Feb	Feb

Figura 7 - Mapa de localização dos postos fluviométricos, pluviométricos e reservatórios.

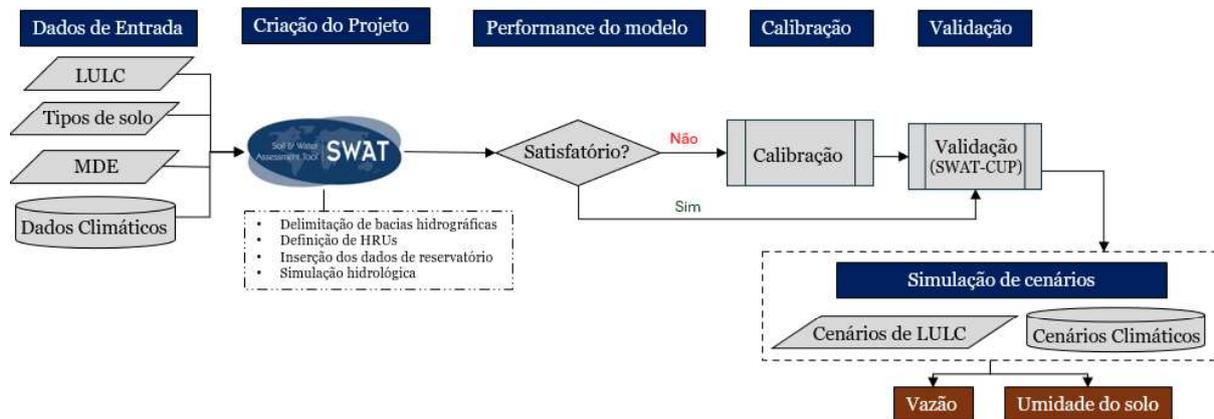


Fonte: Elaborado pela autora (2025) a partir de dados da ANA (2023) e INMET (2023).

3.4.3 Etapas de execução do modelo

Neste tópico serão descritas as etapas de processamento do modelo para bacia do Rio Capibaribe, conforme resume o fluxograma da **Erro! Fonte de referência não encontrada.** a seguir. Na modelagem, utilizou-se o *ArcSWAT*, uma interface que integra o modelo SWAT ao software *ArcGIS 10.5*, um Sistema de Informações Geográficas amplamente adotado globalmente. Através dessa interface, os dados descritos no item 5.4.2 foram inseridos e processados na modelagem.

Figura 7 - Fluxograma de etapas de execução do modelo SWAT.



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

3.4.3.1 Discretização da bacia

A partir da inclusão do Modelo Digital de Elevação (MDE), inicia-se o processo de delimitação da bacia hidrográfica e da sua rede de drenagem. Inicialmente, o modelo determina a direção do fluxo na rede de drenagem e requer do usuário uma densidade mínima para acumulação do fluxo. Foi estabelecido uma área mínima de 8.000 hectares, o que garante que nenhum curso de rio seja gerado abaixo desse valor predefinido. Essa definição estabelece a área de influência na qual os canais serão criados automaticamente.

Posteriormente, são inseridos cinco exutórios que correspondem à localização das estações fluviométricas, possibilitando uma verificação mais precisa do modelo nesses pontos-chave. Também são incluídas as coordenadas dos seis reservatórios existentes na região e, por fim, é determinado o exutório final da bacia do Rio Capibaribe, no Recife. Como resultado, o modelo extrai a rede de drenagem, delimita a bacia hidrográfica e, para uma análise mais

detalhada, divide-a em sub-bacias. Em cada uma dessas sub-bacias, são calculados parâmetros topográficos, tais como área, declividade e elevação.

3.4.3.2 Definições das HRUs

O SWAT permite uma subdivisão da bacia hidrográfica, dividindo-a em sub-bacias e essas em unidades ainda menores conhecidas como Unidades de Respostas Hidrológicas (HRUs - *Hydrological Response Units*). Essa divisão é baseada na combinação de características de tipos de solo, de uso e ocupação da terra e a topografia (Arnold, 2012). Ao subdividir bacias mais complexas dessa forma, os processos de escoamento, produção de sedimentos e transporte de nutrientes podem ser calculados individualmente para cada pequena área e, em seguida, somados para determinar as cargas totais da bacia (Janjic e Tadic, 2023). Esse procedimento resulta em simulações mais realistas e oferece uma representação física mais precisa do balanço hídrico (Gassman et al., 2007; Arnold, 1998).

Foram inseridos os mapas de uso e ocupação da terra e dos tipos de solo para a região de estudo, de acordo com o descrito no item 5.4.2 anteriormente. Para os intervalos de declividade a serem considerados, foram adaptadas as classes de declividade definidas pela Embrapa (2018) para se adequarem ao modelo. A Tabela 10 detalha as classes definidas de acordo de a Embrapa.

Tabela 10 - Classes de declividade da área de estudo.

Classes de declividade	Descrição
0 – 3%	Plano
3 – 8%	Suave ondulado
8 – 20%	Ondulado
20 – 45%	Forte ondulado
> 45%	Montanhoso

Fonte: Embrapa (2018).

Adotou-se como critério de múltiplas HRUs, utilizando a filtragem por porcentagem uso e cobertura da terra, solo e declividade, considerando um percentual mínimo de ocupação da área da sub-bacia hidrográfica para que seja definida uma HRU. Optou-se por deixar o valor de 20% de área mínima para o nível de sensibilidade de uso e ocupação da terra, para os tipos de solo e para declividade.

3.4.3.3 Entrada de dados climatológicos e de reservatório

Na última etapa do modelo, os dados climáticos a nível diário foram incorporados ao sistema, juntamente com suas estatísticas que foram inseridas no arquivo .mdb no Access do projeto. Além disso, as características físicas dos reservatórios, que desempenham um papel significativo no comportamento hidrológico da região, foram cuidadosamente incluídas no modelo. Essas informações detalhadas, combinadas com os demais dados e parâmetros do modelo, permitiram uma representação abrangente e precisa do comportamento hidrológico da bacia do Rio Capibaribe.

Neste estudo, não foram consideradas as retiradas de água e outorgas, embora a bacia do Capibaribe inclua áreas urbanas densamente povoadas, como Recife. No entanto, se é reconhecido que a retirada de água para abastecimento pode ter um impacto significativo, especialmente em períodos de estiagem, e se é recomendado que essa variável pode ser incorporada em estudos futuros, da mesma forma, o manejo da bacia.

3.4.3.4 Simulação hidrológica

Com a inserção dos dados e configuração do modelo, o SWAT estava apto para ser executado. A série histórica de vazão utilizada nessa primeira etapa abrangeu o período de 1992 a 2019, totalizando trinta e cinco anos. Os dados referentes aos anos de 1987 a 1991 foram utilizados como o período de aquecimento do modelo. A prática de utilizar um período de aquecimento antes da série principal de dados a serem verificados é comum em estudos de modelagem hidrológica envolvendo o SWAT, e visa assegurar a estabilidade das condições iniciais do modelo para a bacia de estudo (Arnold et al., 2012b).

3.4.3.5 Análises de desempenho do modelo para o período histórico

Para avaliar a qualidade dos dados simulados pelo modelo, foram realizadas análises que envolvem comparações gráficas e estatísticas. A avaliação gráfica consistiu na comparação entre os hidrogramas gerados pelo modelo e os dados observados de vazão de cada posto fluviométrico, permitindo visualizar as correspondências e divergências entre eles. Além disso, para uma avaliação mais rigorosa, recorreu-se a análises estatísticas que incluíram o uso do

índice de eficiência de Nash e Sutcliffe (NS), para avaliar o ajuste do hidrograma simulado, o coeficiente de determinação de Pearson (R^2) para calcular a relação linear entre a vazão observada e a vazão simulada e o índice Pbias (Equações 8, 9 e 10).

$$NS = 1 - \left(\frac{\sum_i (Q_{obs} - Q_{sim})^2}{\sum_i (Q_{obs} - \overline{Q_{obs}})^2} \right) \quad \text{Equação 8}$$

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - \overline{Q_{obs}}) \cdot (Q_{sim} - \overline{Q_{sim}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - \overline{Q_{obs}})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (Q_{sim} - \overline{Q_{sim}})^2}} \right)^2 \quad \text{Equação 9}$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{sim})}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs})} \cdot 100 \quad \text{Equação 10}$$

Em que Q_{obs} é a vazão observada, $\overline{Q_{obs}}$ é a média da vazão observada, Q_{sim} é a vazão simulada, $\overline{Q_{sim}}$ a média destes valores e n é o número total de observações.

A Tabela 11 a seguir ilustra a classificação da eficácia da modelagem no SWAT, com base na análise dos valores de R^2 , NS e PBIAS. Quando a simulação é classificada como insatisfatória, é indicada a necessidade de realizar a calibração do modelo. O índice NS é direcionado para o ajuste das vazões máximas e pode variar de $-\infty$ a 1, sendo que 1 representa um ajuste perfeito. Os valores do PBIAS positivos apontam para uma tendência de subestimação dos dados simulados, enquanto valores negativos indicam superestimação. Por outro lado, o coeficiente de determinação R^2 avalia a relação linear entre os dados medidos e observados, variando entre 0 e 1. Quanto mais próximo de 1 for o valor, maior será a eficácia da projeção.

Tabela 11 - Classificação da eficiência da modelagem.

Parâmetro estatístico	Muito boa	Boa	Satisfatório	Insatisfatório
R^2	$> 0,85$	$0,75 < R^2 < 0,85$	$0,60 < R^2 < 0,75$	$\leq 0,60$
NS	$> 0,80$	$0,70 < NS < 0,80$	$0,50 < NS < 0,70$	$\leq 0,50$
PBIAS	$< \pm 5$	$\pm 5 \leq PBIAS < \pm 10$	$\pm 10 \leq PBIAS < \pm 15$	$\geq \pm 15$

Fonte: Adaptado de Moriasi et al. (2015).

3.4.3.6 Calibração e validação do modelo hidrológico

Modelos hidrológicos como o SWAT são capazes de estimar diversas variáveis relacionadas ao ciclo hidrológico, produção de sedimentos, dispersão de poluentes e outros aspectos. No entanto, devido à sua complexidade e ao grande número de parâmetros envolvidos, é essencial ajustar esses parâmetros de forma específica para cada área de estudo, um processo conhecido como calibração. O principal objetivo da calibração é otimizar a capacidade do modelo de reproduzir com precisão os dados observados, em particular, as vazões.

No presente estudo, a calibração das vazões mensais foi realizada de forma automatizada para o período de 1992 a 2010 utilizando o software de domínio público *SWAT Calibration and Uncertainty Procedures* (SWAT-CUP), desenvolvido por Abbaspour (2011). O período de 2013 a 2019 foi utilizado para validação. Calibrar modelos com um grande número de parâmetros pode ser uma tarefa complexa e demorada. Portanto, o uso de ferramentas automatizadas de calibração contribui para reduzir erros e permitir a realização de um maior número de testes de configuração de parâmetros em menos tempo.

O SWAT-CUP oferece não apenas automatização no processo de calibração, mas também disponibiliza cinco algoritmos distintos para otimizar os parâmetros do modelo SWAT. Os algoritmos disponíveis incluem o *Sequential Uncertainty Fitting 2* (SUFI-2), *Generalized Likelihood Uncertainty Estimation* (GLUE), *Parameter Solution* (ParaSol), *Mark Chain Monte Carlo* (MCMC) e *Particle Swarm Optimization* (PSO). Além disso, o software oferece onze funções objetivo diferentes para a análise dos resultados, como mult, sum, R^2 , chi2, NS, br2, ssqr, PBIAS, KGE, RSR e MNS (Abbaspour et al., 2007).

O algoritmo utilizado neste trabalho foi o SUFI-2, e as funções objetivo utilizadas foram o R^2 , NS e PBIAS. O SUFI-2 trabalha com incertezas sequenciais expressas nos parâmetros de calibração sob a forma de intervalos e é mais amplamente utilizado em trabalhos do SWAT, como Ashu e Lee (2023), Silva et al. (2022), Siqueira et al. (2021) e Santos et al. (2021). Esse algoritmo estocástico estima todas as incertezas do modelo (parâmetros, modelo conceitual, dados de entrada) e determina os valores dos parâmetros calibrados a fim de capturar a maioria dos dados médios dentro de um intervalo de incerteza predefinido (Abbaspour et al., 2015).

No SWAT-CUP, uma variedade de parâmetros está disponível para ajustar e regular os diversos aspectos das variáveis hidrológicas do modelo, incluindo características do solo, sub-bacias, fluxo de base, aquíferos, entre outros. O primeiro passo no processo de calibração é a seleção dos parâmetros que são considerados mais sensíveis à bacia hidrográfica, uma escolha

baseada em conhecimento especializado e análise de sensibilidade. Para determinar quais parâmetros seriam incluídos na calibração, uma análise de sensibilidade foi conduzida para avaliar um conjunto de parâmetros, seguindo as orientações de Arnold et al. (2012) e Abbaspour et al. (2015) e considerando o conhecimento prévio dos processos hidrológicos predominantes na área de estudo, bem como as pesquisas mais recentes da região (Farias et al., 2023; Santos et al., 2021; Ferreira, 2020). Foram selecionados 18 parâmetros relacionados aos processos de fluxo, evapotranspiração, percolação, recarga, infiltração, reservatório, entre outros, para uma primeira análise.

Para definir quais parâmetros serão calibrados em cada posto fluviométrico, será realizada uma análise de sensibilidade. O estudo de sensibilidade concentra-se na avaliação desses parâmetros, para identificar aqueles que, quando modificados, exercem um impacto notável nos resultados do modelo. Existem dois enfoques para conduzir a análise de sensibilidade: a análise local, que envolve a alteração dos valores dos parâmetros um de cada vez, e a análise global, que permite que todos os valores dos parâmetros sejam ajustados simultaneamente. Essas duas abordagens podem produzir resultados diferentes, uma vez que a sensibilidade de um parâmetro frequentemente está interligada aos valores de outros parâmetros relacionados (Janjic e Tadic, 2023). Na análise de sensibilidade de um único parâmetro por vez, os valores dos outros parâmetros são mantidos fixos e desconhecidos, o que pode ser uma limitação. Em contrapartida, a análise de global demanda um grande número de simulações em cada iteração para encontrar os melhores valores do conjunto. Ambos os métodos oferecem informações cruciais sobre a sensibilidade dos parâmetros e são indispensáveis para calibração do modelo.

Para conduzir essa análise de sensibilidade, foi adotado um cenário de análise de sensibilidade global dos parâmetros, visando destacar aqueles que demonstram uma influência mais expressiva e uma maior sensibilidade. A avaliação da sensibilidade global dos parâmetros foi conduzida utilizando dois índices principais, t-Stat e o p-Value. O primeiro, o índice t-Stat é empregado para determinar a relevância relativa de cada parâmetro, ou seja, quanto maior o valor absoluto associado a um parâmetro, maior é sua sensibilidade. O segundo índice, o p-Value é utilizado para determinar a significância da sensibilidade, assim, valores próximos a zero indicam que o parâmetro é mais significativo em relação à sensibilidade (Abbaspour, 2015).

Os parâmetros selecionados foram detalhados na Tabela 12. Para aqueles que pretendem replicar este estudo em pesquisas futuras na bacia do rio Capibaribe, algumas considerações

podem ser feitas quanto ao ajuste de determinados parâmetros para melhorar a calibração para a região. O fator de compensação de água pelas plantas é um parâmetro específico para cada cultura e, portanto, não deve ser alterado para toda a bacia de forma generalizada. Já o fator de compensação de evaporação do solo, considerando as condições do Nordeste, deve ser ajustado dentro da faixa de 0,5 a 0,8. O comprimento da declividade média, quando variado em 25%, pode resultar em ajustes excessivos; assim, recomenda-se reduzir esse limite para evitar distorções. Além disso, o armazenamento de água no dossel deve ser aplicado apenas às áreas florestadas, onde há cobertura arbórea significativa, e não para toda a região e diferentes tipos de uso e cobertura da terra.

Tabela 12 - Definição dos parâmetros e limites utilizados na calibração do modelo.

Método*/Parâmetro	Descrição	Intervalo	
r__CN2.mgt	Número inicial da curva de escoamento SCS para condição de umidade II (adim.)	-0.2	0.2
v__ALPHA_BF.gw	Constante de recessão do fluxo de base (dias)	0	1
a__GW_DELAY.gw	Intervalo de tempo para a recarga do aquífero (dias)	-30	60
v__GWQMN.gw	Profundidade limite de água no	0	1000
v__EPCO.bsn	Fator de compensação de água pelas plantas (adimensional)	0	1
v__ESCO.bsn	Fator de compensação de evaporação do solo (adimensional)	0	1
v__CH_N2.rte	Coefficiente de Manning canal principal (s.m ^{-1/3})	0	0,3
v__CH_K2.rte	Condutividade hidráulica efetiva do canal (mm/h)	0	5
r__SOL_AWC.sol	Capacidade de água disponível no solo (adm)	-0,25	0,25
r__SOL_K.sol	Condutividade hidráulica saturada	-0,25	0,25
r__GW_REVAP.gw	Revap do aquífero subterrâneo	-0,25	0,25
v__REVAPMN	Profundidade limite de água no aquífero raso para ocorrer revap (mm)	0,02	0,2
r__SLSUBBSN.hru	Comprimento da declividade média (m)	-0,25	0,25

a__RCHRG_DP	Fração de percolação da zona de raízes que recarrega o aquífero profundo	-0,04	0,05
v__CANMX.hru	Armazenamento máximo de água no dossel vegetativo (mm). Representa a quantidade de água interceptada na copa das árvores	0	10
v__BIOMIX.mgt	Eficiência de mistura biológica	0	1
r__SOL_Z.sol	Profundidade da superfície do solo até o fundo da camada	-0,25	0,25
r__SOL_ALB.sol	Albedo do solo	-0,25	0,25
v__RES_RR.res	Taxa média diária de liberação do vertedouro principal (m ³ /s)	0	1000
v__RES_K.res	Condutibilidade hidráulica do fundo do reservatório (mm/h)	0	1

*v = Substituição (=); r = Multiplicação (x); a = Adição (+);

Para cada um dos parâmetros selecionados, é definido um intervalo de valores mínimo e máximo. Durante o processo de calibração, esses parâmetros são ajustados dentro desse intervalo até que se obtenha o melhor resultado. Dado que ao longo da bacia podem ocorrer variações nas características do solo, uso e cobertura da terra e declividade, alguns parâmetros podem ser uniformizados para toda a bacia, enquanto outros podem apresentar variação espacial.

A determinação de como esses parâmetros variarão no modelo é realizada por meio de métodos de alteração. Esses métodos incluem a substituição direta (*replace*), em que o modelo atribui o melhor valor encontrado para todos os pontos da bacia; o método de adição (*absolute*), em que o valor inicial do parâmetro em cada HRU é incrementado com o valor encontrado na calibração, podendo variar para cada unidade ao longo da bacia; e o método de multiplicação (*relative*), no qual o valor obtido na calibração é multiplicado pelo valor inicial do modelo padrão e também varia espacialmente ao longo da bacia. O SWAT oferece a flexibilidade de escolher em quais sub-bacias essas alterações nos parâmetros serão aplicadas. Neste estudo, optou-se por substituir os parâmetros em todas as HRUs dentro de suas áreas de contribuição específicas.

Conforme destacado por Abbaspour (2015), o processo de calibração de modelos hidrológicos está intrinsecamente relacionado à consideração das incertezas. No âmbito deste

algoritmo, as incertezas associadas aos parâmetros de entrada são representadas por distribuições uniformes, enquanto a incerteza nas previsões do modelo é quantificada através do cálculo da incerteza de previsão de 95%. Essa incerteza é determinada nos níveis de 2,5% e 97,5% da distribuição cumulativa das variáveis de saída obtidas por meio de uma técnica chamada amostragem de hipercubo latino (Abbaspour et al., 2004).

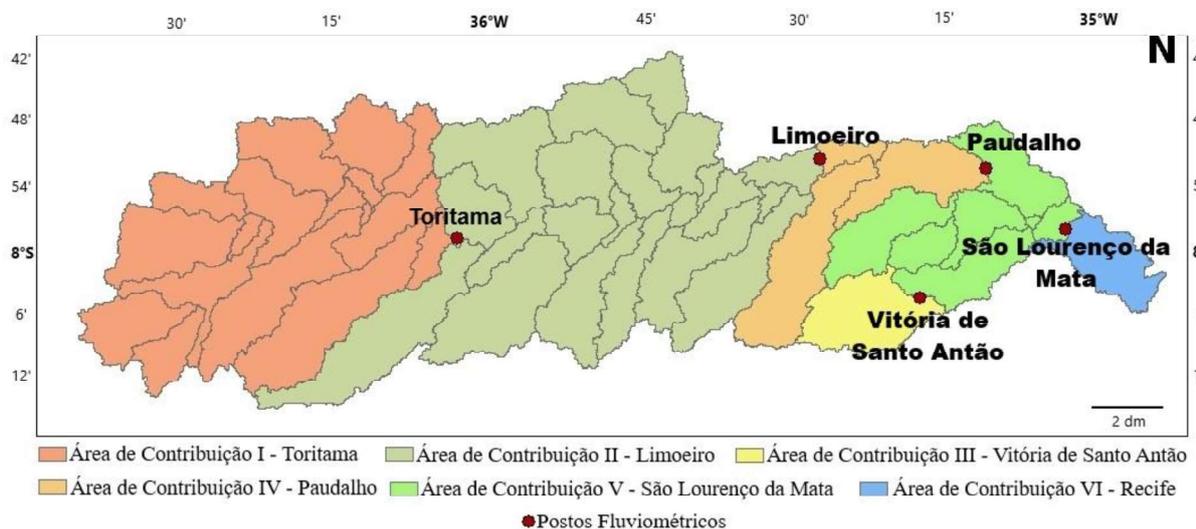
Para medir o grau de concordância entre os resultados da simulação e os dados observados, utilizam-se dois índices estatísticos. O primeiro é o fator "p", que representa a porcentagem de pontos de dados observados que se encontram dentro da faixa de incerteza de previsão do modelo em 95 PPU. Este índice varia de 0 a 1, sendo 1 indicativo de um ajuste perfeito, ou seja, todos os dados medidos estão dentro da faixa de incerteza de previsão do modelo. O segundo índice é o fator "r", que representa a média das incertezas em 95 PPU. Conforme estabelecido por Abbaspour et al. (2004) e Abbaspour et al. (2007), valores considerados satisfatórios para o fator "p" são acima de 0,7, enquanto, para o fator "r" são próximos a 1. Embora esses critérios possam variar de acordo com as particularidades de cada modelo. Neste estudo, valores de fator "p" superiores a 70% e valores de fator "r" próximos a 1 são considerados excelentes para dados de vazão. Ambos os fatores "p" e "r" foram utilizados para analisar as incertezas na simulação hidrológica.

A calibração executada por meio do SUFI-2 no SWAT-CUP é uma abordagem capaz de analisar simultaneamente um grande número de parâmetros que exercem influência sobre o modelo, buscando aprimorar o resultado global através de inúmeras combinações. Neste estudo, foram realizadas calibrações em cinco estações fluviométricas distribuídas ao longo da bacia hidrográfica. Inicialmente, os dados observados foram divididos em duas séries temporais distintas: uma para o processo de calibração (1992–2010) e outra para a validação (2013–2019) da modelagem. O intervalo de dados de vazão de 1987 a 1991 foram utilizados como período de aquecimento do modelo.

A abordagem de calibração adotada foi a sequencial, começando pelas estações localizadas mais a montante e, em seguida, progredindo em direção à estação mais próxima da saída da bacia (Nkiaka et al., 2018; Brighenti et al., 2016). Conforme as sub-bacias de montante dos postos fluviométricos eram calibradas e validadas, os parâmetros correspondentes eram inseridos manualmente no ArcSWAT e feita uma nova simulação com esses valores atualizados. Com esses parâmetros ajustados para as sub-bacias de montante, o processo de calibração era continuado para as sub-bacias a jusante da estação em questão.

Iniciou na estação de Toritama, onde ao final de cada iteração, o modelo sugeriu novos rankings e intervalos para os parâmetros, que eram atualizados para a próxima iteração dessa área de contribuição. Seus melhores valores foram inseridos no modelo para as sub-bacias 6, 7, 12, 14, 15, 16, 17, 22, 24, 27, 31, 32, 37, 44, 46, 49, 50 e 51 que compuseram sua área de contribuição. Ao ser simulado novamente o projeto com esse ajuste, a calibração sequencial seguiu para a estação de Limoeiro, que obtiveram os melhores parâmetros para as sub-bacias 1, 2, 5, 8, 9, 10, 11, 13, 18, 19, 21, 29, 33, 34, 35, 36, 38, 39, 40, 42, 48, 52 que compuseram sua área de contribuição. Ao ser ajustado o projeto para seus melhores valores, foi calibrada a estação fluviométrica de Paudalho com as sub-bacias 3, 4 e 45 sob sua influência. A quarta área de contribuição foi a de Vitória de Santo Antão, onde foi calibrada a sub-bacia do 47 do Tapacurá. Essas áreas influenciam na estação de Paudalho, que foi a quarta estação a ser calibrada. Por fim, a última estação com dados satisfatórios para que pudesse ser calibrada foi a bacia na região foi a de São Lourenço da Mata, já na Região Metropolitana do Recife, que engloba as sub-bacias 20, 23, 25, 26, 28, 30, 43. A sub-bacia 41 que vai desse ponto até o exutório, no Recife, não tem nenhum posto fluviométrico para calibrar. Dessa forma, os parâmetros adotados em São Lourenço foram estendidos para esta sub-bacia.

Figura 8 – Áreas de contribuição adotadas na calibração de cada posto fluviométrico.



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

O processo de calibração foi conduzido por aproximadamente cinco iterações, com 500 simulações em cada estação fluviométrica, conforme recomendado no manual (Abbaspour,

2015). A partir dessas iterações os coeficientes tendem a se estabilizar, não apresentando alterações significativas nos índices estatísticos.

3.4.3.7 Extração da umidade do solo no modelo SWAT

A umidade do solo (*SM - Soil Moisture*) é uma variável-chave para o entendimento do ciclo hidrológico e do balanço de energia na superfície terrestre, além de ser crucial para a formação do escoamento superficial e o desenvolvimento das culturas agrícolas (Eini et al., 2023; Brocca et al., 2017). Sua variação ocorre em diferentes escalas temporais e espaciais (horizontal e vertical). Diversos fatores, como parâmetros meteorológicos, textura do solo, uso e cobertura da terra, profundidade do lençol freático e topografia, influenciam diretamente a SM. Por isso, sua medição em campo demanda uma rede extensa de pontos, o que muitas vezes se torna inviável. Além disso, modelos hidrológicos que simulam a umidade do solo dependem de parametrizações de solo e cobertura do solo, além de dados de forçantes climáticas, que nem sempre possuem precisão suficiente (Eini et al., 2023).

No modelo SWAT, a umidade do solo é representada como a quantidade de água disponível para as plantas, expressa em valores absolutos de camada de água (mm H₂O). Esse parâmetro é calculado pela diferença entre o teor total de água no solo e o teor retido no ponto de murcha, conforme descrito por Rajib e Merwade (2016) e Neitsch et al. (2011). Entretanto, os valores simulados pelo SWAT não podem ser diretamente comparados aos dados observados em sensores de campo, uma vez que esses frequentemente empregam escalas e metodologias distintas para medir a umidade do solo.

Para trabalhar com umidade volumétrica do solo no modelo SWAT e realizar comparações com dados observados, foram selecionados pontos de medições disponíveis em estações monitoradas pelo Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (CEMADEN) e pela Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC). Para esses dados monitorados por ambas as agências, foram calculadas as médias diárias da umidade volumétrica do solo na camada mais superficial (10 cm). O período de análise variou de acordo com a disponibilidade dos dados, abrangendo os anos de 2015 a 2019. As estações de monitoramento utilizadas estavam localizadas em Bezerros, Brejo da Madre de Deus, Carpina, Gravatá, Salgadinho, Vertente do Lério e Vitória de Santo Antão.

Após a organização desses dados observados, foram selecionadas as sub-bacias no modelo em que estavam localizados esses pontos de monitoramento. Para cada sub-bacia,

foram selecionadas as HRUs associadas, e calcularam-se médias ponderadas da quantidade de água disponível para as plantas presente em cada HRU, considerando sua respectiva área dentro da sub-bacia. Para tornar os valores simulados comparáveis aos observados, os dados de umidade do solo gerados pelo SWAT foram ajustados. Primeiramente, adicionaram-se os valores correspondentes ao ponto de murcha, seguido da divisão dos resultados pela espessura do solo (em milímetros). Essa conversão permitiu expressar a umidade do solo em termos de umidade volumétrica ($m^3 m^{-3}$), conforme descrito em estudos como os de Zhu et al. (2023), Musyoka et al. (2021), Curk et al. (2020) e Rajib e Merwade (2016). O cálculo do ponto de murcha foi realizado considerando características do solo, como teor de argila e densidade aparente em cada profundidade analisada.

Para avaliar a correspondência entre os dados de umidade do solo simulados pelo modelo SWAT e os dados monitorados na bacia, foram utilizados os índices estatísticos também adotados por Araújo et al. (2024): o coeficiente de correlação (Equação 11), o viés médio (Equação 12) e a raiz do erro quadrático médio (Equação 13).

$$R = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (SM_{SWAT} - \overline{SM}_{SWAT}) \cdot (SM_{estação} - \overline{SM}_{estação})}{\sigma_{SWAT} \sigma_{estação}} \quad \text{Equação 11}$$

$$BIAS = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^n (SM_{SWAT} - SM_{estação}) \quad \text{Equação 12}$$

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{n=i}^N (SM_{SWAT} - SM_{estação})^2} \quad \text{Equação 13}$$

Onde SM_{SWAT} é a umidade do solo volumétrica obtida a partir do modelo SWAT, $SM_{estação}$ é o valor da umidade do solo medida nos pontos de monitoramento, N é o comprimento do registro em uma determinada estação e σ_{SWAT} e $\sigma_{estação}$ são os desvios-padrão dos dados do modelo e da umidade do solo in situ.

3.4.3.8 Efeitos das mudanças climáticas e de uso e cobertura da terra nos processos hidrológicos da bacia hidrográfica

Para avaliar os efeitos das mudanças climáticas nos recursos hídricos da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, após a calibração e validação do SWAT para o período base de

1987 a 2019, foi inserido no modelo as projeções futuras de clima e de uso e ocupação da terra. O modelo foi executado em três cenários temporais distintos: curto prazo (2015 a 2045, com dados de uso e cobertura da terra de 2030), médio prazo (2046 a 2075, com uso e cobertura da terra de 2055) e longo prazo (2076 a 2100, com uso e cobertura da terra de 2085). Os períodos de simulação foram escolhidos de acordo com o período determinado na análise dos dados climáticos, de forma que coincidam os anos. O ano de cada uso e ocupação da terra foi determinado por ser um ano intermediário dentro do período total. Durante essas simulações, foram investigadas variáveis do balanço hídrico, como escoamento superficial, evapotranspiração e recarga de água subterrânea, a fim de compará-las com o período de referência. Essa análise considerou dois cenários de emissões: SSP2-4.5 e SSP5-8.5.

3.5 ESTUDO E CARACTERIZAÇÃO DAS SECAS

Os indicadores de seca desempenham um papel importante na avaliação da intensidade desses fenômenos. Estes índices, padronizados ao longo de diferentes escalas temporais e geográficas, possibilitam a comparação das condições de umidade entre diversas regiões. Para a bacia hidrográfica do Rio Capibaribe foram empregados diferentes índices para caracterizar as secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas, sendo eles o Índice Padronizado de Precipitação – SPI, o Índice Padronizado de Escoamento – SRI e o Índice Padronizado de Água no Solo – SSMI. A caracterização dos eventos de seca foi realizada usando os conceitos de frequência, duração e intensidade, tanto para o período histórico da bacia hidrográfica, quanto para as condições futuras da bacia sob os cenários de mudanças climáticas.

3.5.1 Escolha de um modelo climático para a representação estudo da seca

Para a análise de seca na bacia hidrográfica, optou-se pela utilização de um único modelo climático que demonstre o melhor ajuste para representar condições de seca. Esse modelo foi escolhido com base na sua capacidade de reproduzir, com maior precisão, os eventos de seca observados historicamente, visando garantir uma representação confiável das projeções de seca futura.

Para avaliar a precisão dos modelos climáticos na captura do comportamento das secas para o período histórico, foi feita uma avaliação por meio de diferentes métricas estatísticas, de acordo com o adotado por Brasil Neto (2020). As métricas estatísticas utilizadas foram

divididas em dois grupos distintos: (a) métricas baseadas no valor do índice SPI ao decorrer do tempo e (b) métricas baseadas nas diferentes classes de severidade dos eventos úmidos e secos. No primeiro grupo, as métricas foram calculadas diretamente a partir dos valores do índice do SPI, que variam de -3 a 3 ao longo do tempo. Para avaliar a precisão e performance dos modelos, foram calculados o coeficiente de correlação de Pearson (R), o bias relativo (RB) e o erro médio quadrático (MSE) e a raiz do erro médio quadrático, conforme descrito nas Equações 14, 15, 16 e 17.

$$R(S_{RS}, S_G) = \frac{\sum_{i=1}^n (S_{RS,i} - \overline{S_{RS}})(S_{G,i} - \overline{S_G})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (S_{RS,i} - \overline{S_{RS}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_{G,i} - \overline{S_G})^2}} \quad \text{Equação 14}$$

$$RB = \frac{\sum_{i=1}^n (S_{RS,i} - S_{G,i})}{\sum_{i=1}^n (S_{G,i})} \quad \text{Equação 15}$$

$$MSE = \frac{1}{n} (S_{RS,i} - S_{G,i})^2 \quad \text{Equação 16}$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad \text{Equação 17}$$

onde n é representa a quantidade de dados de cada série, $S_{RS,i}$ são os valores SPI calculados a partir da baseline dos modelos climáticos, $S_{G,i}$ são os valores SPI calculados a partir dos dados observados BR-DWGD e S são as médias dos modelos climáticos e dos dados observados.

Para o coeficiente R, um valor igual a 1 indica uma associação linear perfeita positiva entre as séries, enquanto um valor igual a -1 indica uma associação linear negativa. Quanto mais próximo de 1 for o valor de R, maior a capacidade dos modelos de reproduzir o comportamento das secas na região. Para as demais métricas (RB, MSE e RMSE), o valor ideal que indica maior precisão das estimativas da baseline dos modelos climáticos é 0.

Para o segundo grupo de métricas, foram consideradas as diferentes categorias de severidade dos eventos úmidos e secos, com reclassificação dos valores de SPI. Assim, eventos extremamente secos ($SPI < -2$) foram classificados como CL1, enquanto eventos severamente secos ($-1,5 < SPI \leq -2,0$) receberam a classificação CL2, e esse processo continuou até a classificação CL8, que corresponde aos eventos extremamente úmidos. Após essa reclassificação, foram calculados o coeficiente de concordância de Kendall (Kd) (Kendall e Smith, 1939) e o índice K (Cohen, 1960), conforme as Equações 18 e 19.

$$Kd = \frac{12S}{m^2k(k^2-1)} \quad \text{Equação 18}$$

$$Kp = \frac{P_o - P_E}{1 - P_E} \quad \text{Equação 19}$$

Onde m é o número de base de dados, k é a quantidade de eventos, P_o é concordância relativa observada entre as classificações CL das diferentes bases de dados, e P_E é concordância esperada por acaso. De modo geral, admite-se que o índice kappa é mais rigoroso do que o coeficiente de concordância de Kendall. Isso se deve ao fato de que, mesmo que a baseline do modelo classifique um evento, conforme Fernandes et al. (2009), como extremamente seco (CL1) e a base de dados observados BR-DWGD como severamente seco (CL2), ainda assim há uma discrepância, considerada um erro na detecção exata da classe de severidade. Em outras palavras, mesmo que a estimativa da baseline do modelo esteja próxima a classificação do dado observado, a falta de concordância exata é computada como erro no índice Kappa.

Por outro lado, o cálculo do coeficiente de concordância de Kendall (Kd) leva em consideração a proximidade das categorias. Assim, se um evento for classificado como CL1 e CL2 em diferentes bases de dados, o erro é considerado menor do que se o evento fosse classificado como CL1 em uma base e CL8 (extremamente úmido) na outra. Dessa forma, o cálculo de Kd assume que pequenos desvios, como entre CL1 e CL2, têm menor peso do que discrepâncias mais extremas. Os valores de Kd variam de 0 a 1, sendo 0 a discordância completa entre as bases de dados e 1 a concordância perfeita. Os valores de K podem ser negativos e atingem um valor máximo de 1. Quanto mais próximos de 1 forem os valores de Kd e K, melhor é o desempenho da baseline do modelo na identificação correta dos eventos secos e úmidos ao longo do tempo.

3.5.2 Índice de Precipitação Padronizado (SPI)

O SPI é uma ferramenta amplamente adotada para avaliar e quantificar eventos de seca e chuva. Seu objetivo é normalizar os dados de precipitação, permitindo a compreensão do quanto um determinado valor de precipitação se afasta da média histórica (McKee et al., 1993). Para realizar essa normalização, registros de precipitação a longo prazo são ajustados a uma distribuição de probabilidade e, em seguida, transformados em uma distribuição normal.

Valores positivos indicam condições mais úmidas do que o usual, enquanto valores negativos sugerem condições mais secas (Cuartas et al., 2022).

O índice pode ser calculado para diferentes escalas de tempo, comum nas escalas de 1, 3, 6, 12, 24 ou 48 meses, dependendo da análise desejada. Neste estudo, foram utilizadas as escalas de tempo de 3, 6, 12 e 24 meses, cada uma fornecendo informações sobre as condições de umidade em diferentes perspectivas temporais. O Observatório Europeu da Seca (EDO, 2020) explica que o SPI, quando calculado para períodos de acumulação mais curtos (SPI-1 a SPI-3), serve como indicador de impactos imediatos, como a redução da umidade do solo. Em períodos médios de acumulação (SPI-6 a SPI-12), pode ser usado para indicar a diminuição da vazão e do armazenamento do reservatório, bem como monitorar a transição entre as estações seca e chuvosa. Quando calculado para períodos mais longos (SPI-12 a SPI-48), funciona como indicador de redução de reservatórios e recarga de águas subterrâneas, refletindo padrões de precipitação de longo prazo e sendo útil para monitorar a variabilidade anual e interanual. É crucial destacar que, para uma visão abrangente dos potenciais impactos de uma seca, o SPI deve ser calculado e comparado para diferentes períodos de acumulação, além da necessidade de comparação com outros indicadores de seca para avaliar a situação real.

A série de precipitação mensal acumulada que foi adequada a uma distribuição gama conforme mostrado na Equação 20:

$$g(x) = \frac{x^{\alpha-1} \cdot e^{-\frac{x}{\beta}}}{\beta^{\alpha} \cdot \Gamma(\alpha)}, \text{ para } X > 0 \quad \text{Equação 20}$$

Onde α é o parâmetro de forma, β é o parâmetro escalar, x representa a quantidade total de precipitação em milímetros e $\Gamma(\alpha)$ representa a função gama.

Os parâmetros α e β da distribuição gama foram estimados para cada uma das séries pluviométricas disponíveis, de acordo com as Equações 21 e 22 a seguir:

$$\alpha = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad \text{Equação 21}$$

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \quad \text{Equação 22}$$

Onde, A (Equação 23) é uma medida de assimetria de distribuição, \bar{x} é a precipitação média do período e n é o número de observações de precipitação.

$$A = \ln(\bar{x}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i) \quad \text{Equação 23}$$

No entanto, é importante ressaltar que a distribuição gama não está definida para precipitações nulas. Portanto, é realizada uma adaptação da Equação 20, de modo que uma probabilidade cumulativa ajustada H(x) passe a contemplar os eventos de precipitação nula, conforme expresso pela Equação 24:

$$H(x) = q + (1 - q) \cdot G(x) \quad \text{Equação 24}$$

Onde H distribuição cumulativa, q é a probabilidade de eventos de precipitação nula dentre os avaliados no cálculo do índice SPI de determinada série, onde considerando m a quantidade de eventos dentro do período avaliado cuja precipitação foi igual a zero, o valor de q pode ser estimado pela razão entre m e n, e G é a distribuição cumulativa teórica.

Por fim, realiza-se a transformação dos valores de H(x) em uma variável padronizada, que corresponde ao próprio valor do SPI e segue uma distribuição normal com média zero e desvio-padrão um. Para essa conversão, adotou-se a abordagem proposta por Abramowitz e Stegun (1965), calculada de acordo com as Equações de 25 a 28 a seguir:

Para $0 < H(x) \leq 0,5$

$$SPI = - \left[t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right] \quad \text{Equação 25}$$

$$t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{(H(x))^2}\right)} \quad \text{Equação 26}$$

Para $0,5 < H(x) \leq 1,0$

$$SPI = \left[t - \frac{c_0 + c_1 t + c_2 t^2}{1 + d_1 t + d_2 t^2 + d_3 t^3} \right] \quad \text{Equação 27}$$

$$t = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{(1 - H(x))^2}\right)} \quad \text{Equação 28}$$

Com os coeficientes $c_0 = 2,515517$, $c_1 = 0,802853$, $c_2 = 0,010328$, $d_1 = 1,432788$, $d_2 = 0,189269$, e $d_3 = 0,001308$.

Usando o SPI como indicador, a série pode ser classificada pelos intervalos determinados apresentados na Tabela 13 a seguir.

Tabela 13 - Classificação dos períodos secos de acordo com os valores de SPI.

Valores de SPI	Classificação
$SPI \leq -2,00$	Extremamente seco
$-1,99 < SPI \leq -1,50$	Severamente seco
$-1,49 < SPI \leq -1,00$	Moderadamente seco
$-0,99 < SPI \leq -0,49$	Levemente seco
$-0,49 < SPI \leq 0,49$	Seco normal
$0,50 < SPI \leq 0,99$	Levemente úmido
$1,00 < SPI \leq 1,49$	Moderadamente úmido
$1,50 < SPI \leq 1,99$	Severamente úmido
$SPI \leq 2$	Extremamente úmido

Fonte: Fernandes et al. (2009)

3.5.3 Índice Padronizado de Escoamento (SRI)

O Índice Padronizado de Escoamento (SRI - *Standardized Runoff Index*) é um indicador hidrológico desenvolvido por Shukla e Wood em 2008, projetado para avaliar anomalias nos padrões de escoamento em uma bacia hidrográfica. Sua metodologia de cálculo segue o mesmo princípio estatístico do Índice Padronizado de Precipitação (SPI), mas é aplicado a dados de vazão e ajustado conforme a escala temporal de interesse, permitindo a identificação de déficits ou excessos hídricos ao longo do tempo. Shukla e Wood (2008) descrevem que o procedimento para calcular o SRI inclui as seguintes etapas: 1) uma série temporal retrospectiva de escoamento é obtido por simulação, e uma distribuição de probabilidade é ajustada à amostra representada pelos valores da série temporal; 2) a distribuição é usada para estimar a probabilidade cumulativa do valor de escoamento de interesse; 3) a probabilidade cumulativa é convertida em um desvio normal padrão (com média zero e variância unitária), que pode ser calculado a partir de uma aproximação numérica para a função de distribuição cumulativa

normal (CDF) ou extraído de uma tabela de valores para a CDF normal que estão prontamente disponível em livros de estatística.

O estudo aplicou o recomendado Shukla e Wood (2008) para as escalas temporais de SRI-6, SRI-12, SRI-24 e SRI-48. A classificação do período de seca adotado foi o mesmo que descrito na Tabela 13 para o SPI.

3.5.4 Índice Padronizado de Água no Solo (SSWI)

O Índice Padronizado de Água no Solo (SSWI - *Standardized Soil Water Index*) também é calculado idêntico ao do SPI; no entanto, as mudanças de umidade simuladas pelo modelo são consideradas como dados de entrada para o SSWI. O evento de seca ocorre quando os valores do SSWI são negativos e menores que 1. Os valores limites dos indicadores podem ser classificados de acordo com McKee et al. (1993), pela Tabela 13.

As características da seca agrícola foram consideradas no presente estudo, incluindo intensidade (média do número de secas para cada evento de seca), duração (número de meses com a ocorrência de um evento de seca) e frequência (o número de termos que ocorrem em um período específico). Além disso, foram analisados por períodos de 6 meses (SSWI-6), 12 (SSWI-12), 24 (SSWI-24) e 48 meses (SSWI-48).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

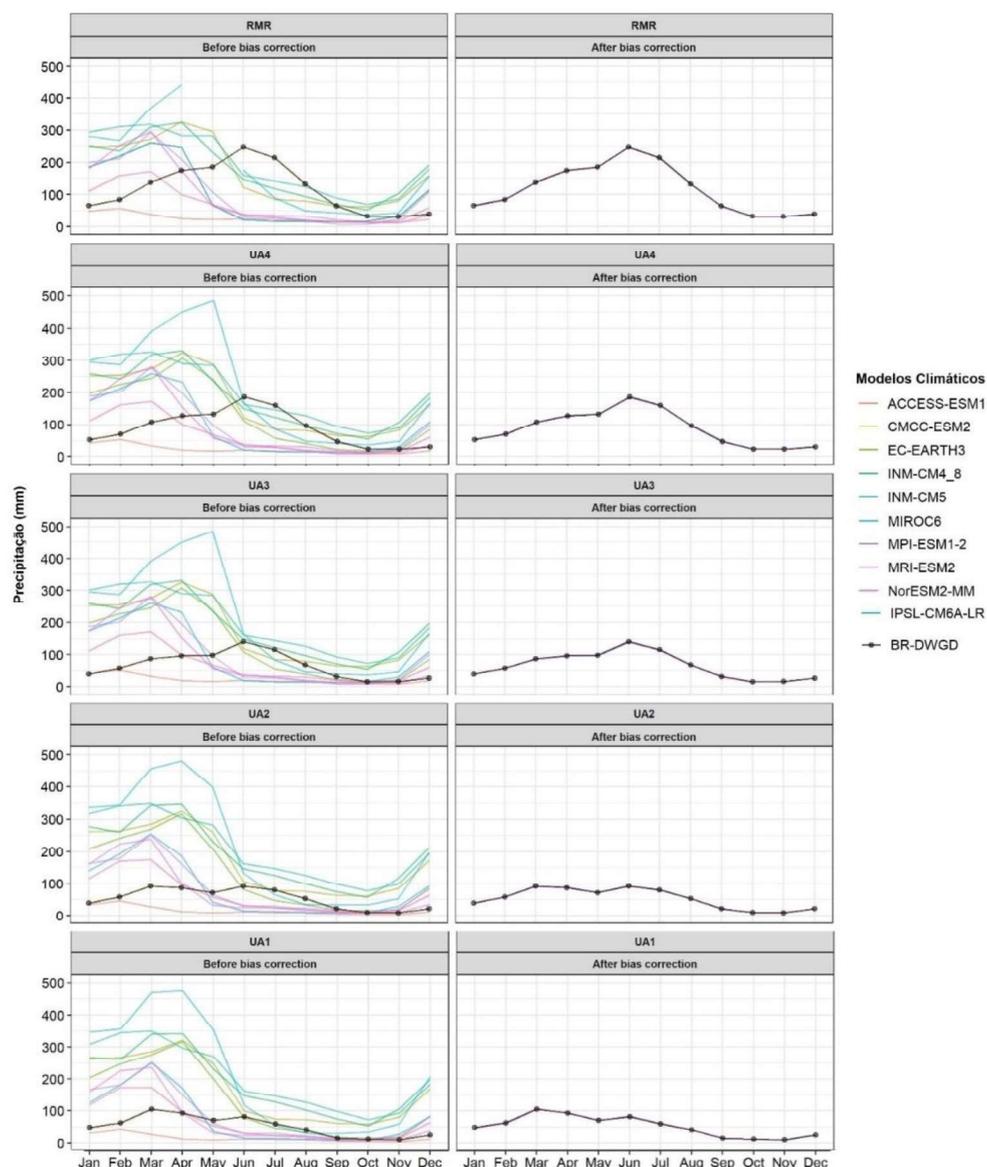
4.1 CENÁRIOS DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS

As projeções climáticas provenientes dos MCGs desempenham um papel crucial na avaliação das mudanças climáticas. Além disso, esses modelos têm uma importância fundamental na elaboração de estratégias adaptativas, tanto em níveis globais quanto regionais, e podem ser usados como dados de entrada em modelos hidrológicos para predição de cenários hidrológicos futuros em uma determinada região de interesse. Para visualizar as projeções climáticas na bacia do Rio Capibaribe, foram analisados os dados provenientes de dez MCGs, considerando os conjuntos de dados de precipitação em períodos de curto (2015–2044), médio (2045–2074) e longo prazo (2075–2100). Essas análises abarcam os cenários de emissão dos cenários SSP 2.4-5 e SSP 5.8-5.

4.1.1 Correção de viés para as precipitações históricas

Para a utilização dos cenários futuros de mudanças climáticas projetados pelos modelos globais de circulação, é importante que o período histórico desses dados corresponda adequadamente ao comportamento histórico observado na bacia hidrográfica. Essa avaliação busca verificar se o modelo pode representar de maneira precisa as condições passadas, assegurando, assim, a integridade de suas projeções futuras. A Figura 9 apresenta a correlação do período histórico para a base de dados observados comparado aos dados brutos dos modelos climáticos, antes e após a correção de viés.

Figura 9 - Normais climatológicas dos modelos do CMIP6, em comparação com os dados observados durante o período de 1980 a 2010, antes e depois da correção de viés.



Fonte: A autora (2025).

Pode-se observar que os dados brutos dos modelos exibem erros sistemáticos, manifestados pela diferença na sazonalidade e no total pluviométrico, evidenciando principalmente o deslocamento no período de concentração das chuvas. Essa divergência é percebida na simulação de todos os modelos, que tendem a concentrar chuvas entre fevereiro e maio, diferente do comportamento real observado em maior parte da bacia do Capibaribe, que ocorre entre maio e agosto. A simulação do modelo IPSL-CM6A-LR, por exemplo, além de mostrar diferença na sazonalidade precipitação, ainda superestima significativamente a quantidade de precipitação, como na Região Metropolitana do Recife, em maio, ultrapassando 500 mm. Por outro lado, o modelo ACCESS-ESM1 é o único que tende a subestimar precipitação para todos os meses do ano em todas as regiões.

A diferença na sazonalidade e nos totais pluviométricos entre modelos climáticos e dados observados também foi observada em estudos anteriores que utilizam dados dos modelos globais de circulação, como os de Tan et al. (2022), Takele et al. (2022), Santos et al. (2021), Andrade et al. (2020). Dessa forma, ficou evidente a necessidade da aplicação de um método de correção de viés nos dados brutos obtidos. O método mostrou-se eficaz e corrigiu de maneira satisfatória, especialmente em relação à sazonalidade da chuva, resultando em uma redução significativa dos vieses em todos os modelos globais de circulação após a correção. Estudos anteriores realizados em diversas partes do mundo também evidenciaram resultados satisfatórios com a aplicação desse método (Xue et al., 2022; Wang et al., 2022; Anil e Raj, 2022; Abbas et al., 2022; Song et al., 2021; Shrestha et al., 2017).

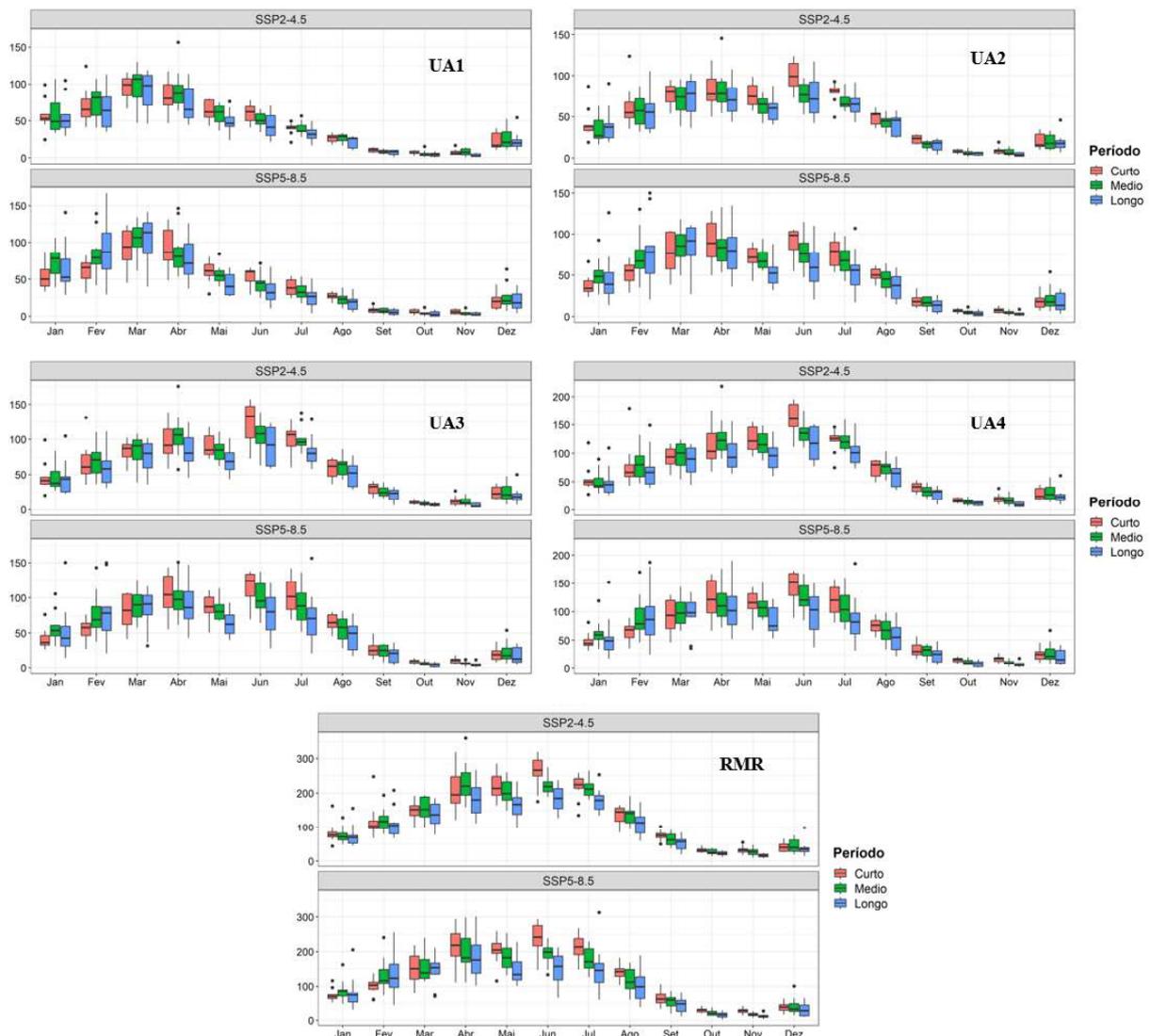
A correção de viés também foi implementada nas demais variáveis climatológicas utilizadas como entrada para o modelo hidrológico SWAT, como temperatura máxima, temperatura mínima, velocidade dos ventos, umidade relativa do ar e radiação solar. Todavia, observou-se que maioria dos modelos climáticos apresentam uma tendência de subestimação dessas variáveis, com exceção dos modelos IPSL-CM6A-LR e ACCESS-ESM1. Apenas das temperaturas mínimas que há uma inclinação geral dos modelos para superestimar os seus valores, exceto pelo modelo EC-EARTH3. Após a aplicação do método QM, foi encontrado um ajuste satisfatório para todos os modelos no período histórico.

4.1.2 Projeções futuras de precipitação para os diferentes cenários climáticos

A partir dos dados corrigidos, foram analisados os dados de precipitação para cada cenário a curto, médio e longo prazo nas unidades de análises definidas para a bacia do Rio

Capibaribe e essas informações são apresentadas nos gráficos a seguir (Figura 10). No gráfico, a caixa representa a variação central dos dados, sendo limitada pelo primeiro e terceiro quartis, enquanto a linha no interior da caixa indica a mediana. Os limites superior e inferior correspondem aos maiores e menores valores dentro do intervalo esperado, excluindo os outliers, que são valores discrepantes do conjunto, representado como os círculos fora da caixa. Dessa forma, a figura permite visualizar a variabilidade e tendência central das precipitações ao longo dos diferentes períodos analisados.

Figura 10 - Projeções das precipitações mensais a curto, médio e longo prazo



Fonte: A autora (2025).

Antecipadamente, nota-se que ambos os cenários apresentam um aumento na variabilidade da precipitação nos meses mais chuvosos. Nos meses mais secos, a diferença na

variabilidade de chuva é menos evidente em ambos os cenários, indicando uma possível maior estabilidade e previsibilidade nessas condições em comparação com os meses chuvosos. Essas observações iniciais fornecem um contexto para análises futuras mais detalhadas, fornecendo informações importantes sobre as possíveis dinâmicas climáticas futuras.

Na RMR, por exemplo, que é o trecho litorâneo e que apresenta os maiores índices de precipitação da bacia, os modelos apresentaram grande variabilidade na projeção entre os meses mais chuvosos, como em maio, que variou de 163 mm a 285 mm, enquanto junho variou de 175,23 mm a 319,21 mm, e nos meses secos menores variações entre os valores, como em outubro (de 23,6 mm a 45,7 mm), novembro (de 16,81 mm a 54,28 mm) e dezembro (25,5 mm a 65,5 mm). A unidade de análise UA4, que já apresenta uma média pluviométrica um pouco inferior a região metropolitana, apresentou variações no período mais chuvoso de 67,8 mm a 175,6 mm em abril e de 109,7 mm a 195,26 mm em junho. Já nos meses mais secos, as variações foram de 10,6 a 22,4 mm em outubro e 9,7 mm a 38,33 mm em novembro.

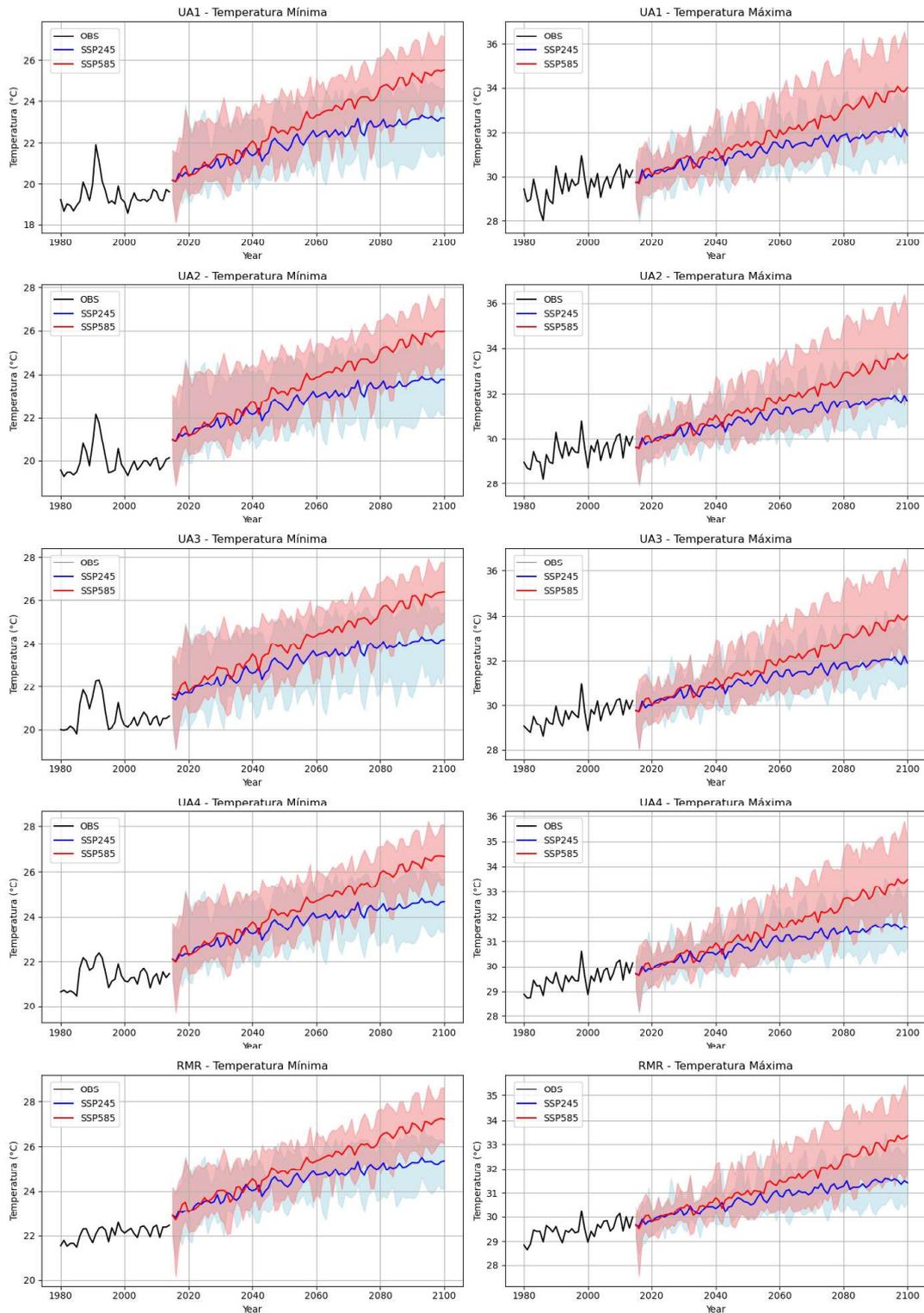
Já na unidade de análise UA1 que é o trecho situado mais ao interior da bacia, os períodos chuvosos variaram de aproximadamente 41,1 mm a 124 mm em fevereiro e 46,8 mm e 116,74 mm em abril, enquanto nos meses mais secos as diferenças foram de 5 mm a 10,5 mm em outubro. E a UA2 apresentou variação de 35,5 mm a 123,7 mm em fevereiro e de 50,13 mm a 118,7 mm em abril, enquanto os meses secos apresentaram variação de 4,33 mm a 11,24 mm em outubro e 4,18 mm a 19,2 mm em novembro.

A Figura 11 a seguir apresenta as projeções da temperatura máxima e mínima para os modelos climáticos até o final do século para cada unidade de análise. A faixa vermelha representa a variação das temperaturas projetadas para o cenário intermediário de emissões, com a linha vermelha central indicando a média desses modelos. Da mesma forma, a faixa azul corresponde à variação dos valores projetados pelos modelos para o cenário mais pessimista analisado, com a linha azul central representando a média das projeções. Dessa forma, a figura permite visualizar tanto a dispersão quanto a tendência central das temperaturas previstas ao longo do período estudado.

As projeções de temperatura para ambas as variáveis (mínima e máxima) indicam um aquecimento considerável em todas as unidades de análise. A projeção para o cenário SSP2-4.5 indica um aumento gradual da temperatura mínima ao longo do tempo para toda as áreas, com as médias das projeções de modelos climáticos sugerindo um aumento contínuo até 2100. No entanto, o aumento é menos acentuado comparado ao SSP5-8.5. Esse cenário mais pessimista projeta um aumento mais acentuado da temperatura mínima, especialmente a partir de 2040,

onde a diferença entre os dois cenários se torna mais pronunciada. Até 2100, as temperaturas mínimas projetadas sob SSP5-8.5 são significativamente mais altas que as do SSP2-4.5.

Figura 11 - Projeções das temperaturas a curto, médio e longo prazo em cada unidade de análise para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.



Fonte: A autora (2025).

Da mesma forma, a temperatura máxima projetada tem um comportamento similar, onde mostram um aumento progressivo ao longo do tempo sob o cenário SSP2-4.5. As médias dos modelos indicam uma tendência de elevação constante até o final do século, com elevação mais rápida e acentuada no cenário SSP5-8.5 em comparação ao SSP2-4.5. Até 2100, as temperaturas máximas sob SSP5-8.5 são significativamente mais altas.

4.1.3 Índices de extremos climáticos

Mudanças na frequência e intensidade de eventos climáticos extremos podem gerar impactos imediatos, agravando quaisquer desafios já presentes em uma bacia hidrográfica. A aplicação dos índices de extremos climáticos ajuda a compreender e monitorar essas mudanças, fornecendo informações sobre a ocorrência de eventos climáticos extremos, como chuvas intensas, secas, ondas de calor e tempestades, permitindo a avaliação de tendências e anomalias relacionadas a esses eventos. A seguir, são delineados os comportamentos de cada modelo em relação a esses índices na bacia do Rio Capibaribe considerando ambos os cenários de emissão.

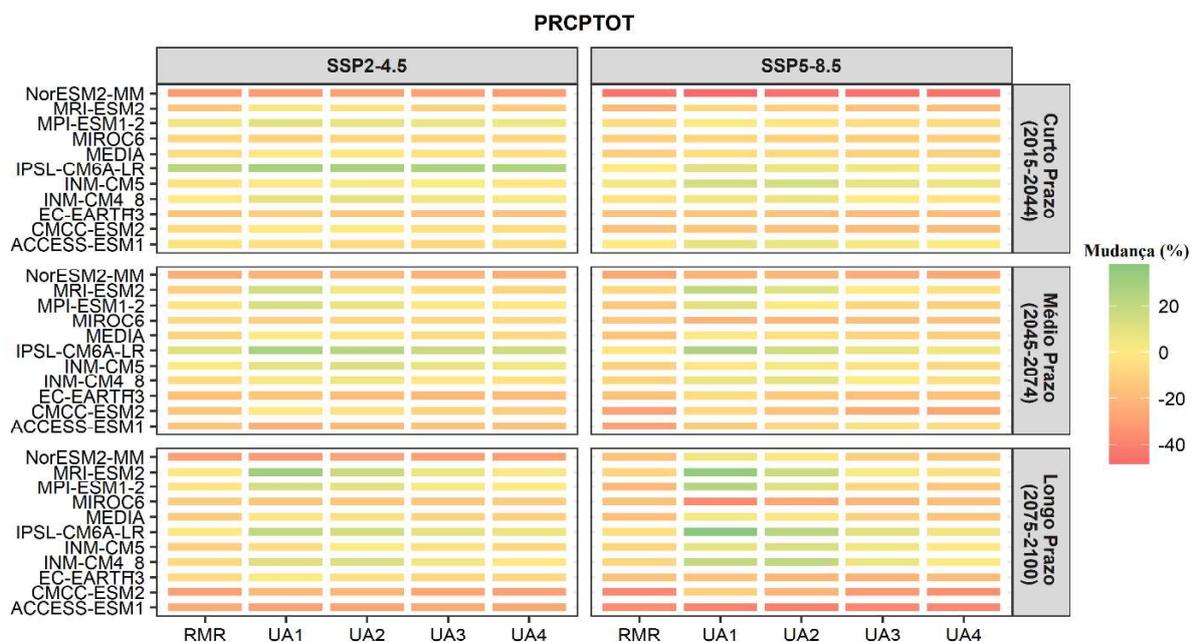
Esses índices foram apresentados em figuras que apresentam a sua variação organizados a partir dos dados de 10 modelos individuais e da média desses modelos. No gráfico, a primeira coluna corresponde aos resultados projetados para o cenário SSP2-4.5, enquanto a segunda coluna representa os dados no cenário SSP5-8.5. Cada bloco de linhas dentro dos gráficos indica a mudança relativa dos índices para cada Unidade de Análise (UA), apresentada no eixo x. O primeiro bloco de linhas refere-se às projeções para o curto prazo, o segundo bloco representa o médio prazo e o terceiro bloco corresponde ao longo prazo, permitindo uma comparação clara das tendências projetadas para diferentes períodos e cenários.

O índice PRCPTOT pode ser utilizado como um indicador para analisar a variabilidade da precipitação em uma determinada região. Ele representa a precipitação total anual e, quando calculado para os cenários futuros, pode fornecer informações sobre as tendências a curto, médio e longo prazo, permitindo a análise de mudanças na pluviosidade ao longo do tempo. Com esse índice, é possível avaliar se houve um aumento ou diminuição na precipitação total anual e identificar padrões de chuva na bacia do Rio Capibaribe.

A Figura 12 apresenta a mudança relativa desse índice para ambos os cenários de emissão nas cinco regiões de estudo do Capibaribe. Os resultados dos modelos apontam para uma redução mais acentuada do PRCPTOT na Região Metropolitana do Recife e no litoral, com a porcentagem dessa redução diminuindo gradualmente nas regiões internas do estado,

como a UA1 e UA2. Importante notar que os modelos apresentam divergências nessas projeções, destacando-se o IPSL-CM6A-LR, que indica aumento nos totais de precipitação em determinadas áreas analisadas, enquanto o NorESM2-MM aponta para uma redução significativa a curto prazo. Considerando a média dos 10 modelos, observa-se uma projeção de diminuição no total de precipitação na RMR e UA4 variando de 11% no cenário SSP2-4.5 a 12% no cenário SSP5-8.5. Para a região UA1 e UA2, no agreste, a redução variou de 1% a 4.5%. A porcentagem da diminuição nos totais pluviométricos serem menores nas áreas do UA1 e UA2 podem estar relacionadas a essa ser uma área com totais pluviométricos já inferiores ao observado no litoral. A redução nos totais de precipitação pode impactar setores socioeconômicos, como agricultura, irrigação e disponibilidade hídrica.

Figura 12 - Mudança relativa entre a precipitação total anual em dias chuvosos ($PR \geq 1$ mm) dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo



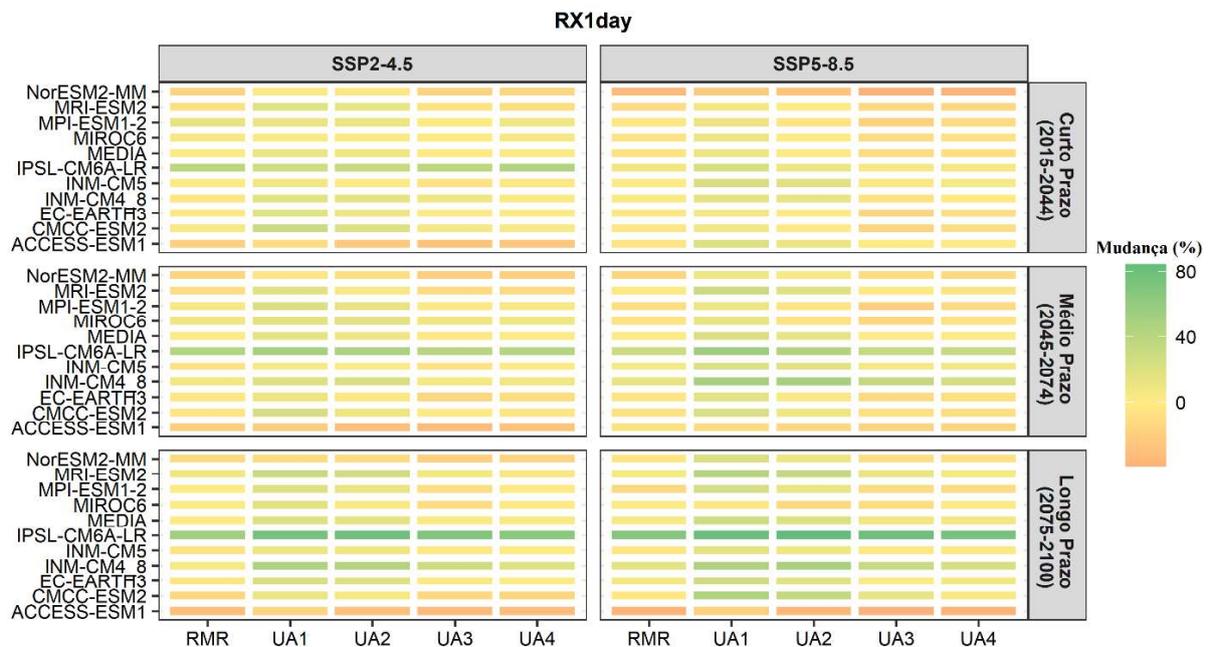
Fonte: A autora (2025).

O índice RX1day serve como indicador de precipitação extrema, representando a quantidade máxima de chuva em um único dia durante um período específico. Já o índice RX5day refere-se à precipitação máxima em cinco dias consecutivos ao longo desse mesmo período, oferecendo informações sobre a ocorrência de chuvas intensas ao longo de um intervalo de cinco dias. Esses índices foram escolhidos pois desempenham um papel importante na compreensão das tendências e anomalias associadas à precipitação total anual, possibilitando

a avaliação dos impactos das mudanças climáticas em diversas regiões e a identificação de áreas suscetíveis a eventos de chuvas intensas.

As Figuras 13 e 14 ilustram as variações nos índices ao longo das próximas décadas.

Figura 13 - Mudança relativa da precipitação anual máxima de 1 dia dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo



Fonte: A autora (2025).

Figura 14 - Mudança relativa da precipitação máxima anual consecutiva de 5 dias, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo



Fonte: A autora (2025).

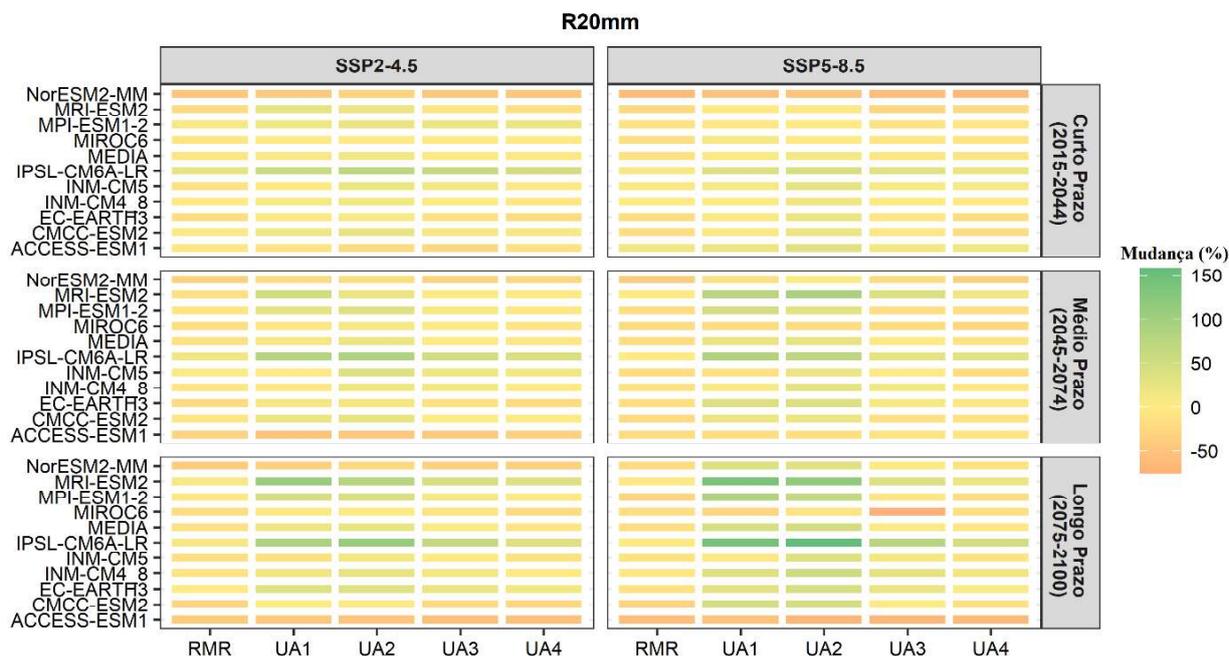
Para a precipitação máxima em um dia e em cinco dias consecutivos, as projeções para os futuros médio e distante apontam para um aumento desses eventos extremos em todas as cinco regiões, com destaque para o agreste, compreendendo as regiões UA1 e UA2. Seguindo um caminho inverso ao PRCPTOT, o RX1day e o RX5day apresentam aumentos notáveis a médio e longo prazo para UA1 e UA2, enquanto a RMR tem aumentos em menores porcentagens. A unidade de análise 1 varia de 12% a 21% para ambos os índices e a RMR tem o aumento variando 0,1 a 1% para o RX1day e de 9% a 14% para o RX5day.

O aumento do RX1day e o RX5day podem sinalizar um aumento nos eventos extremos. Isso é particularmente relevante em Pernambuco, onde chuvas intensas e enchentes representam riscos hidrológicos frequentes, principalmente na RMR. Diante desse cenário, o aumento projetado no RX1day e RX5day destaca a necessidade de desenvolver políticas de adaptação e dispositivos de mitigação para reduzir os impactos associados, como deslizamentos de terra, que as futuras mudanças nesses eventos extremos podem provocar ao longo do tempo.

O índice R20mm representa o número de dias em um determinado período em que a precipitação diária atinge ou excede 20 mm e o SDII é um indicador que representa a intensidade média diária da precipitação. Esses índices podem fornecer informações sobre a frequência de ocorrência de chuvas intensas em uma região específica. É possível analisar a tendência de dias com chuvas intensas, identificar padrões de precipitação e avaliar os impactos desses eventos, como inundações e erosão do solo. As Figuras 15 e 16 mostram as mudanças esperadas desses índices nos próximos anos.

Ambos os índices tiveram um comportamento semelhante, em que apresentaram um aumento nas unidades de análise 1 e 2, onde a precipitação superando 20 mm diários e a intensidade média diária aumentaram entre 1% e 23% a médio e longo prazo. A unidade de análise 3 apresentou um leve aumento, 0,3% a 4%. A UA4 e RMR tiveram uma redução de aproximadamente 0,2 a 14%. Mostrando, assim, que as projeções apontam um aumento da precipitação diária e intensidade da chuva nas regiões mais ao interior do estado do que na região metropolitana do Recife.

Figura 15- Mudança relativa da contagem anual de dias em que $PRCP \geq 20mm$ dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo.



Fonte: A autora (2025).

Figura 16 - Mudança relativa no índice simples de intensidade de precipitação, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo



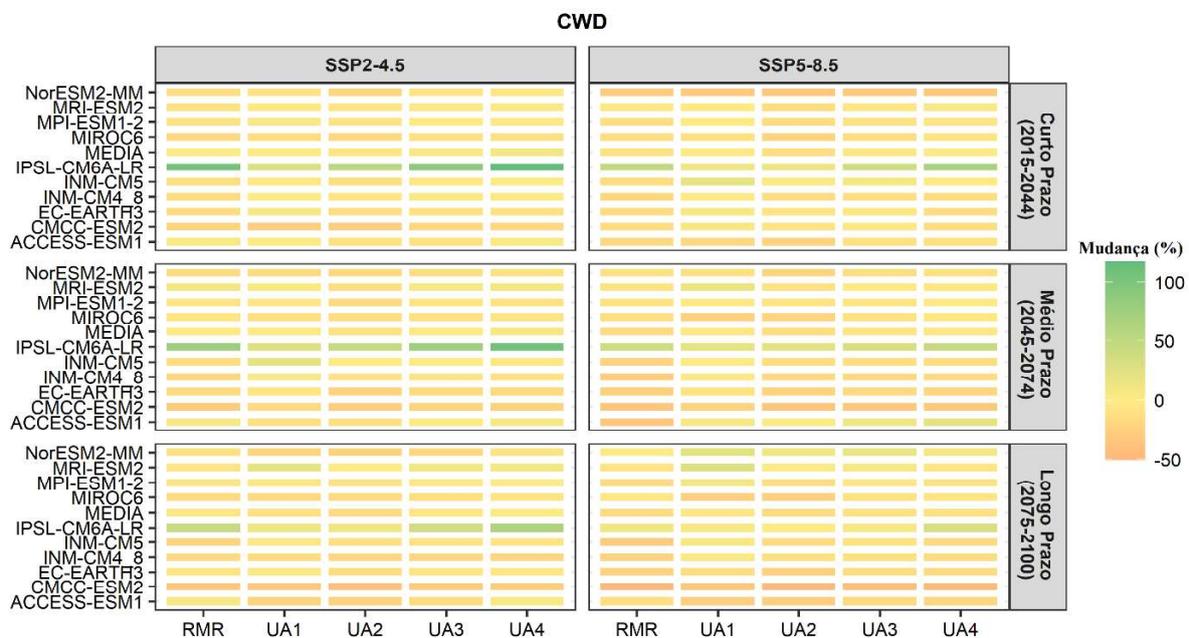
Fonte: A autora (2025).

O índice CDD representa o número máximo de dias secos consecutivos em um determinado período e é útil para analisar a frequência e a intensidade de secas, bem como para

avaliar os impactos da escassez de chuva em diferentes setores, como agricultura e recursos hídricos. O CWD representa o número máximo de dias úmidos consecutivos em um determinado período e é útil para analisar a frequência e a intensidade de períodos chuvosos, bem como para avaliar os impactos da umidade excessiva em diferentes setores, como agricultura e ecossistemas.

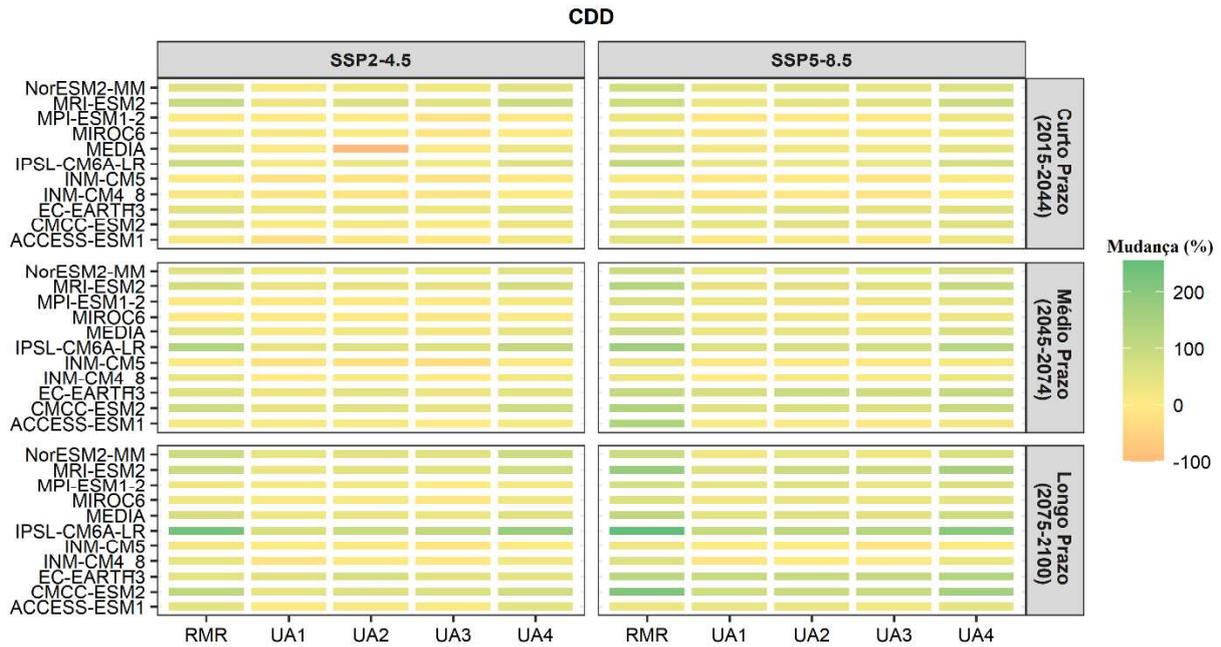
As Figuras 17 e 18 apresentam a mudança relativa de ambos em relação ao período histórico. O CWD mostrou um padrão oposto ao de CDD, pois apresentou uma redução de dias úmidos em todas as regiões. Por outro lado, o número máximo de dias secos consecutivos aumentou, podendo chegar a um aumento de máximo de 25% na UA1, 36% na UA2, 30% na UA3, 57% na UA4 e de 71% na RMR para o cenário SSP2-4.5, com valores ainda maiores para o cenário SSP5-8.5 de até 45% na UA1, 57% na UA2, 51% na UA3, 89% na UA4 e de 110% na RMR. Esse resultado indica condições para o déficit hídrico no futuro. Em geral, as projeções futuras mostram uma redução no PRCPTOT e CWD e aumentos no CDD, o que é uma tendência para um clima futuro mais seco, mas com chuvas mais intensas pelo que pode ser comparado dos resultados obtidos de RX1day e RX5day.

Figura 17 - Mudança relativa no número máximo de dias consecutivos com PR diária ≥ 1 mm, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo



Fonte: A autora (2025).

Figura 18 - Mudança relativa no número máximo de dias consecutivos com PR diária < 1 mm, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo



As Figuras 19 e 20 apresentam como se está projetado o comportamento da média da temperatura máxima e mínima, respectivamente, para cada região em ambos os cenários.

Figura 19 - Mudança relativa no valor máximo anual da temperatura máxima diária, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo

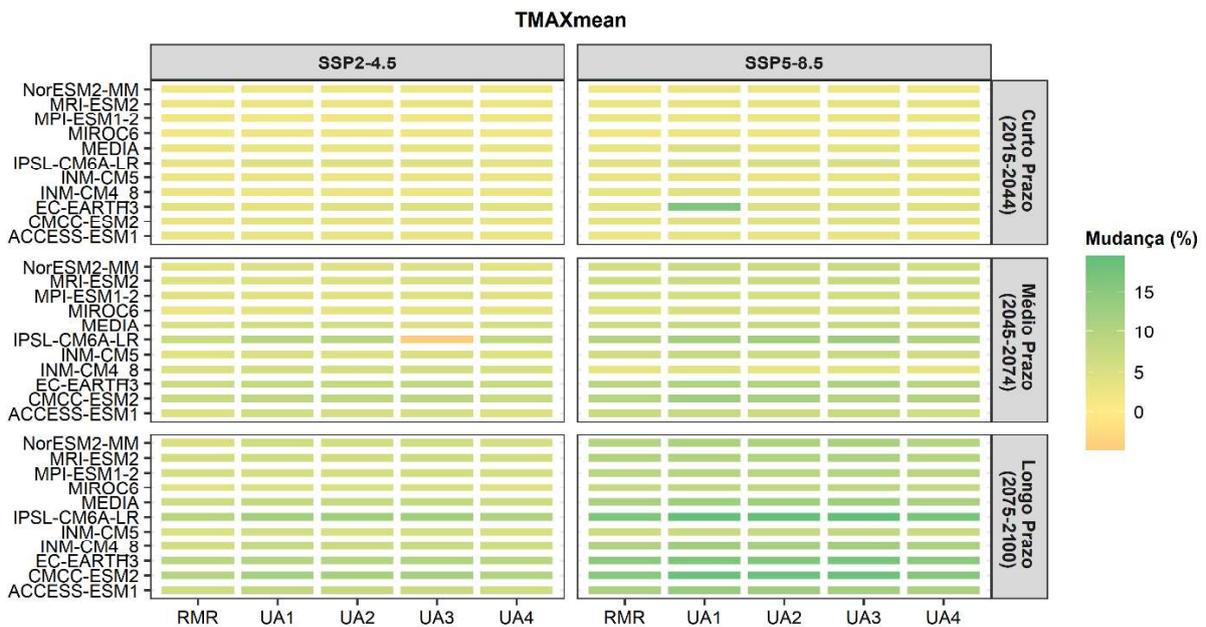


Figura 20 - Mudança relativa no valor máximo anual da temperatura mínima diária, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo

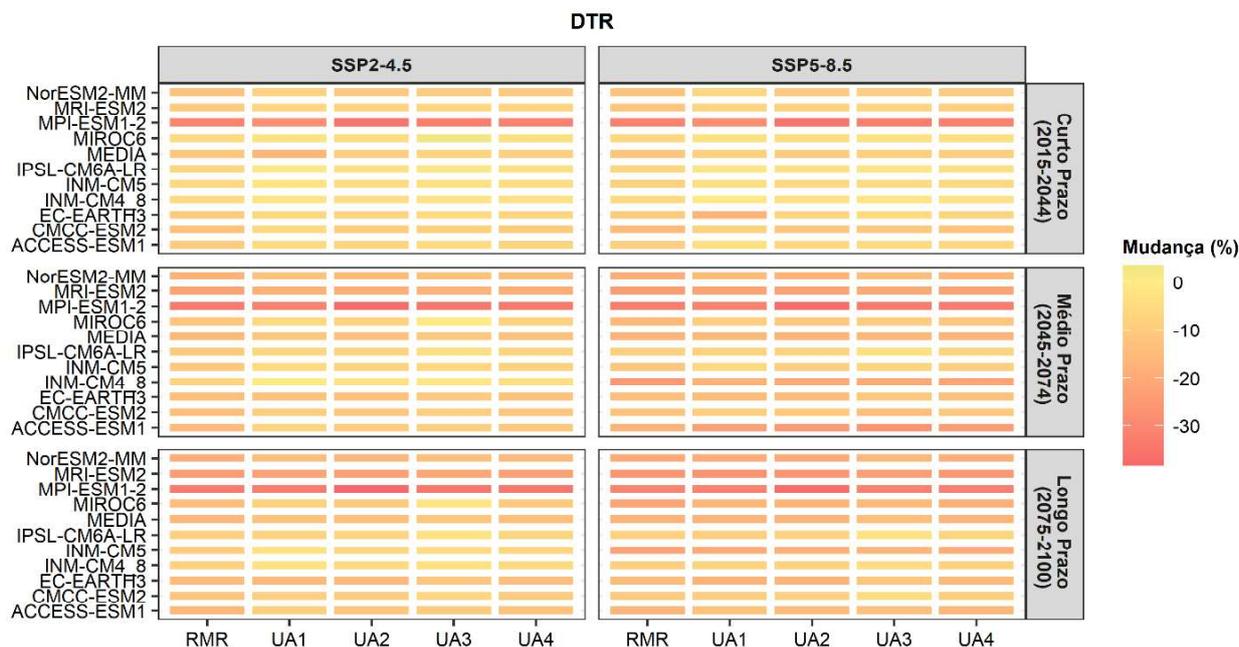


Fonte: A autora (2025).

Ao analisar os índices de temperatura, observa-se um aumento na média da temperatura máxima e aumento da média de temperatura mínima para todas as regiões, sugerindo um aquecimento na área que pode resultar em mudanças para a população local. As médias das porcentagens de aumento foram muito semelhantes para todas as regiões, variando de 2 a 12% para o cenário SSP2-4.5 e um aumento de aproximadamente 7 a 28% no cenário SSP5-8.5.

A Figura 21 ilustra a mudança relativa que ocorrerá na diferença entre a temperatura máxima e mínima para a bacia durante os anos de estudo. Esse índice é calculado subtraindo a temperatura mínima da temperatura máxima diariamente e, em seguida, calculando a média dessas diferenças ao longo do período designado. A análise do DTR fornece informações sobre as variações diárias de temperatura e suas tendências ao longo do tempo. Nesse contexto, para todas as unidades de análise em ambos os cenários, os valores terem apresentado um DTR menor pode indicar uma amplitude térmica diária reduzida, o que pode impactar processos como por exemplo a evaporação. Assim, o DTR é uma medida crucial para compreender as variações diárias de temperatura e seus efeitos em diferentes sistemas naturais e agrícolas.

Figura 21 - Mudança relativa na faixa de temperatura diurna, dos cenários futuros a curto, médio e longo prazo.



Após observar o comportamento de cada modelo para cada variável, a Tabela 14 apresenta o resultado que a média dos dez modelos apresenta para cada índice climático de precipitação no cenário intermediário de emissão SSP2-4.5, enquanto a Tabela 15 apresenta os índices da média dos 10 modelos para o cenário SSP5-8.5. Esta análise confirma as tendências previamente identificadas pelos modelos. Uma diminuição na quantidade total de precipitação (PRCPTOT) e um aumento nos índices de dias consecutivos secos (CDD) e aumento da precipitação extrema (RX1dia, RX5dia, R20mm e SDII) são observados. Essas tendências sugerem um cenário de mudanças no regime de precipitação.

Tabela 14 – Mudanças relativas da média dos dez modelos para cada índice climático de precipitação extrema, em comparação com o período histórico observado, nas cinco regiões da bacia do Rio Capibaribe a curto, médio e longo prazo no seu cenário intermediário de emissões SSP2-4.5.

		Índices de extremos climáticos (%)						
Regiões		PRCPTOT	RX1day	RX5day	R20mm	SDII	CDD	CWD
Curto	UA1	-0.74	11.99	11.50	7.23	-0.66	5.15	-1.35
	UA2	-1.50	7.15	20.55	12.07	3.11	14.23	-6.08
	UA3	-3.73	-0.74	18.23	1.59	-0.02	6.28	4.23
	UA4	-4.51	1.10	13.02	-2.41	-0.23	28.78	8.15
	RMR	-5.55	1.32	13.92	-7.10	-1.60	38.72	0.64

Médio	UA1	-0.19	13.58	12.40	10.55	9.37	14.15	-0.74
	UA2	-1.82	9.06	19.81	17.24	6.14	22.85	-8.13
	UA3	-5.46	-3.12	14.38	0.30	1.09	15.96	1.22
	UA4	-7.03	-0.90	8.43	-3.67	-0.45	42.09	4.68
	RMR	-8.55	0.51	10.56	-11.55	-2.78	48.60	-1.08
Longo	UA1	-2.11	20.61	17.47	19.92	14.81	25.30	-8.36
	UA2	-4.29	15.44	25.01	22.92	9.72	36.55	-14.20
	UA3	-8.68	2.26	16.88	2.74	3.17	30.63	-5.90
	UA4	-10.30	2.25	9.59	-6.04	0.86	57.15	0.82
	RMR	-12.13	0.13	9.14	-14.00	-2.34	71.63	-6.28

Tabela 15 - Mudanças relativas da média dos dez modelos para cada índice climático de precipitação extrema, em comparação com o período histórico observado, nas cinco regiões da bacia do Rio Capibaribe a curto, médio e longo prazo no seu cenário pessimista de emissões SSP5-8.5.

Regiões	Índices de extremos climáticos (%)							
	PRCPTOT	RX1day	RX5day	R20mm	SDII	CDD	CWD	
Curto	UA1	-5.61	9.46	7.93	1.91	6.08	16.74	-1.66
	UA2	-7.01	1.53	13.92	9.82	2.33	23.89	-11.20
	UA3	-10.06	-10.92	7.59	-5.87	-1.64	20.56	-3.63
	UA4	-10.89	-7.63	3.27	-8.70	-2.08	42.88	-1.66
	RMR	-11.43	-5.32	7.04	-11.84	-4.31	50.92	-7.92
Médio	UA1	-0.84	21.63	22.91	20.56	15.40	31.47	-2.75
	UA2	-3.88	12.21	26.57	26.25	9.74	39.85	-12.21
	UA3	-9.11	-0.23	17.27	0.25	3.15	34.19	-6.18
	UA4	-11.25	0.01	9.49	-7.32	0.78	62.97	-3.27
	RMR	-15.58	0.11	7.63	-16.64	-2.82	91.97	-14.56
Longo	UA1	2.51	28.15	29.68	43.16	28.32	45.00	-2.53
	UA2	-2.53	20.46	37.63	47.74	19.89	57.54	-14.92
	UA3	-10.69	6.56	26.56	2.26	9.27	51.58	-7.49
	UA4	-13.69	6.11	16.41	-4.71	5.29	88.91	-9.00
	RMR	-17.06	3.57	14.17	-18.11	-0.53	110.9	-15.41

No geral, tais alterações indicam uma possível elevação na frequência e intensidade de eventos de precipitação extrema, juntamente com uma redução na quantidade total de chuva e um aumento na frequência de dias secos. Essas mudanças são observadas principalmente nas unidades de análise 1 e 2 da bacia hidrográfica. A observação de um aumento nos dias secos consecutivos e uma diminuição nos dias úmidos consecutivos indica uma possível transição para um cenário mais seco no futuro, com implicações significativas para o déficit hídrico na região. Essa tendência é corroborada pelas reduções projetadas no número total de dias úmidos e no total de precipitação. Além disso, a elevação nas médias de temperatura máxima e mínima sugere um aquecimento gradual, enquanto a redução na amplitude térmica diária pode impactar processos como a evaporação.

Esses resultados sugerem que a região enfrentará menos dias de chuva ao longo do ano, porém, com eventos pluviométricos mais intensos e concentrados em intervalos curtos de tempo. Esse padrão de precipitação pode intensificar problemas como erosão, inundações e recarga insuficiente de aquíferos, além de afetar atividades agrícolas e a infraestrutura local. Frente a essas mudanças, surge uma questão crítica: a região está devidamente preparada para lidar com o aumento de extremos climáticos? Investimentos em planejamento, infraestrutura e estratégias de adaptação são essenciais para minimizar os impactos desses cenários futuros.

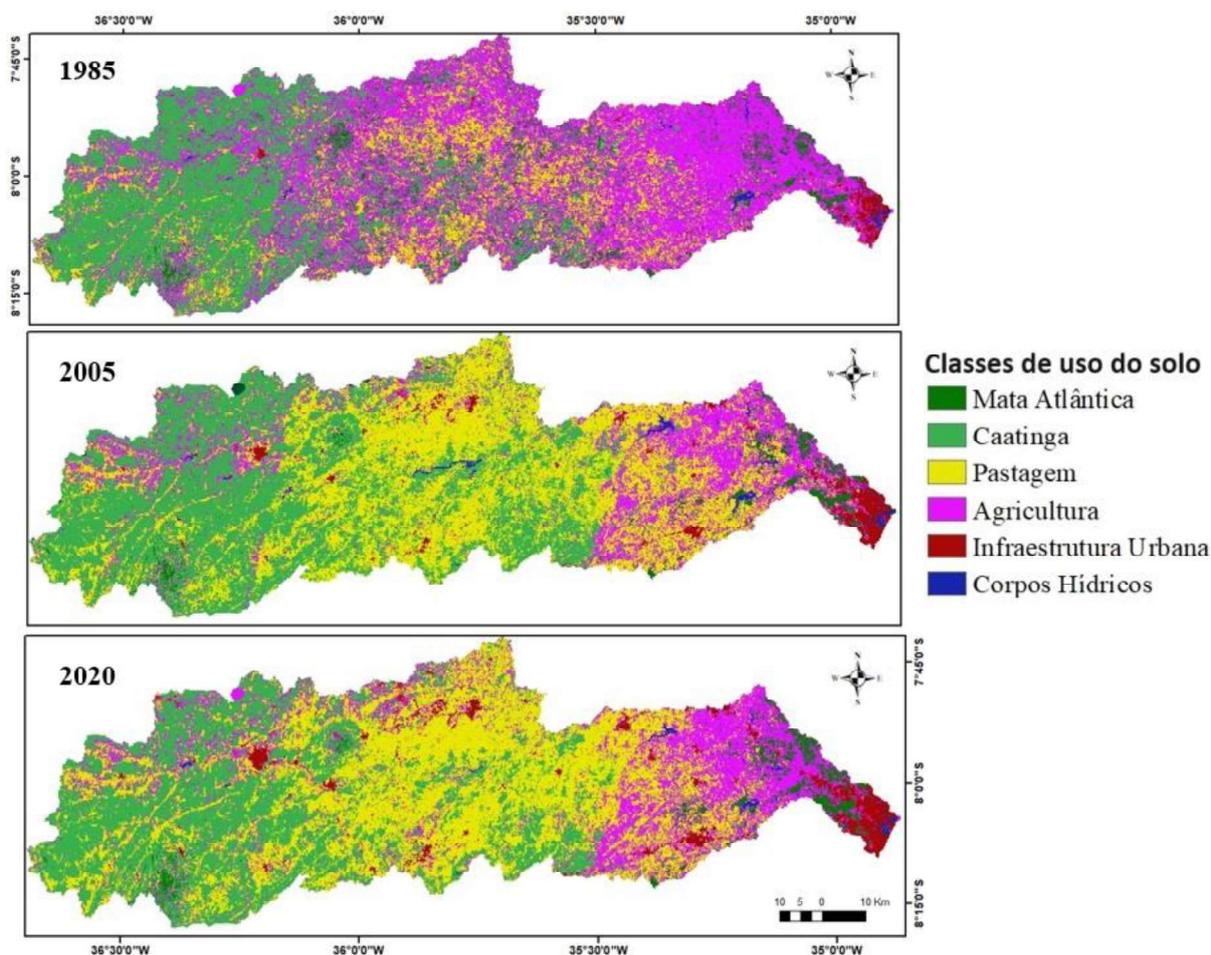
4.2 CENÁRIOS DE USO E OCUPAÇÃO DA TERRA

4.2.1 Dinâmica espaço-temporal do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe

Uma das consequências mais marcantes do avanço das atividades humanas é a transformação nas formas de uso e ocupação do solo de uma região. O desenvolvimento urbano e a conversão de áreas naturais em zonas agrícolas e de pastagem são exemplos proeminentes das alterações significativas nesse aspecto nas últimas décadas. A bacia hidrográfica do Rio Capibaribe compreende uma variedade de paisagens, que vão desde áreas dominadas por vegetação nativa ou secundária até centros urbanos e extensas plantações de cana-de-açúcar, formando um mosaico complexo de ambientes naturais e transformações causadas pela atividade humana.

Ao longo das últimas décadas, a bacia passou por uma série de transformações naturais e antrópicas ao longo de sua extensão. Para estudar e simular as transformações futuras, foram conduzidas inicialmente uma análise das transformações ocorridas nas últimas décadas (1985 – 2020) e os argumentos acerca dessas mudanças ocorridas no tempo e no espaço. A compreensão do uso e ocupação do solo é crucial para o planejamento e gestão eficazes da região. As diversas atividades, coexistindo harmoniosamente ou em conflito, exercem impactos significativos na disponibilidade e no consumo de água em toda a área. Na Figura 22 a seguir, são apresentadas as principais modificações observadas ao longo da bacia para os anos de 1985, 2005 e 2020.

Figura 22 - Mudanças do uso e ocupação do solo na bacia entre os anos de 1985 e 2020.

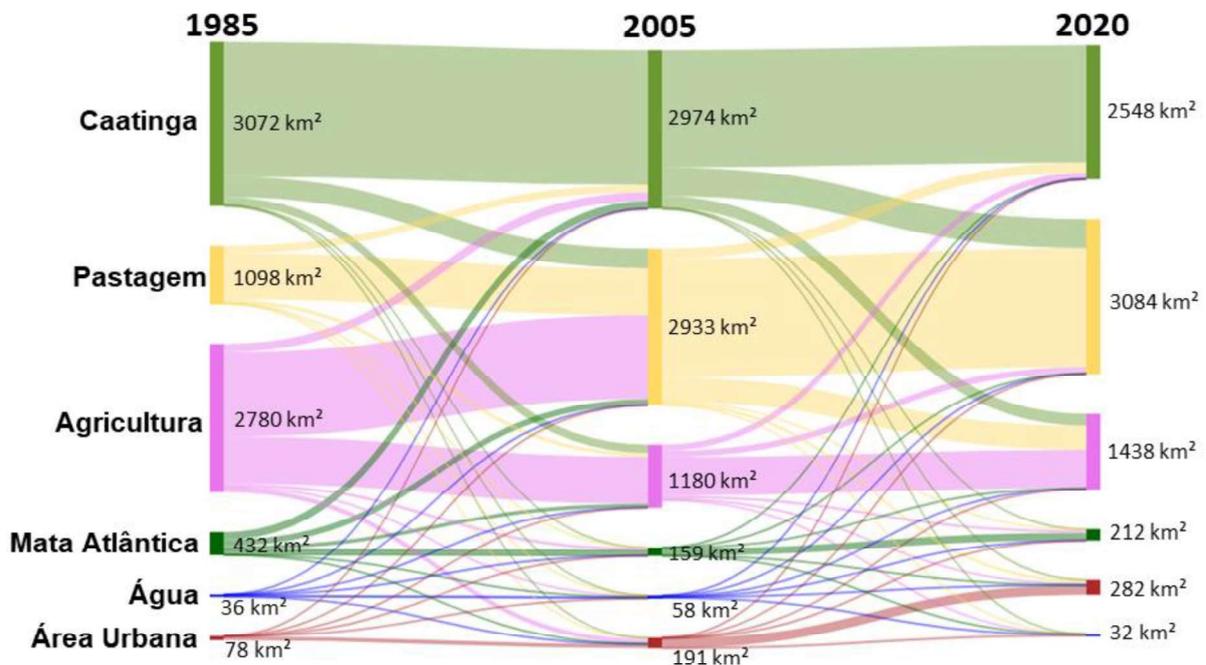


Fonte: Elaborado pela autora (2025) a partir de dados do Mapbiomas (2023).

Ao analisar as mudanças no uso e cobertura da terra, destaca-se inicialmente a transformação significativa das áreas de agricultura e pastagem ao longo dos anos. No médio curso, observa-se uma transição notável de vegetação e cultivos de agricultura para pastagem, pecuária e áreas de solo exposto, agrupadas como "pastagem". A pastagem, que em 1985 tinha uma área de aproximadamente 1098km², mostra um crescimento de quase 280% entre o início e o final do período analisado, que foi de 3084 km². A Figura 23 apresenta um diagrama de Sankey de uso e ocupação do solo para que se possa analisar quantitativamente quais as principais mudanças entre as classes. Cabe destacar que a bacia do Rio Capibaribe desempenha um papel crucial no contexto agrícola de Pernambuco, especialmente em seu baixo curso, onde as atividades monocultoras de cana-de-açúcar e a indústria sucroalcooleira nas regiões de desenvolvimento econômico Mata Norte e Mata Sul, que desempenham papel de grande relevância regional, conforme apontado por Pernambuco (2010). No entanto, a agricultura, que ao longo do período de 1985 predominava em toda a bacia, sofre uma mudança perceptível na

região agreste a partir da década de 1990, onde o setor agrícola também se manifesta, mas em menor escala, cedendo muito do seu espaço à pastagem.

Figura 23 - Principais mudanças de uso e ocupação da terra entre os anos de 1985 e 2020.



Fonte: A autora (2025).

Outro aspecto notável reside na dinâmica da população urbana nos municípios durante o período de 1985 a 2005, com taxas anuais de crescimento positivas em todas as regiões de desenvolvimento abrangidas pela bacia. Nesse intervalo, registrou-se um aumento de 244% (de 78 km² para 191 km²), seguido por mais 147% entre 2005 e 2020 (de 191 km² para 282 km²). Esse incremento reflete a expansão urbana e o crescimento populacional associados a uma região cada vez mais industrializada e economicamente ativa.

As áreas urbanas de maior crescimento situam-se no baixo curso, próximo à foz, entre Recife, Abreu e Lima, Camaragibe e São Lourenço da Mata, formando a região metropolitana do Recife. Nesse contexto, os setores sucroalcooleiro, serviços e indústria de transformação, liderados pelo Complexo Industrial Portuário de Suape (CIPS), desempenham papéis-chave. Além disso, observa-se um aumento significativo na área urbana das sedes no alto curso do Capibaribe, representadas por Santa Cruz do Capibaribe e Toritama, que constituem o polo têxtil da região do Agreste, com relevância também para a pecuária bovina e suína e a avicultura. Cidades como Caruaru, Limoeiro e Vitória de Santo Antão também apresentam expansão significativa na área urbana.

Os percentuais sugerem um crescimento contínuo dos núcleos urbanos, acompanhando o aumento populacional dos municípios e a industrialização da região, resultando na demanda por habitações que tendem a ocupar as áreas periféricas de cada núcleo urbano. A análise também apresenta uma redução nos fragmentos vegetais da Caatinga e Mata Atlântica, que ao longo dos anos tiveram parte de suas áreas destinadas à pastagem, mas, dentro da bacia, alguns remanescentes ainda preservam elementos da fauna e flora dos ecossistemas originais.

Em resumo, observa-se de maneira evidente que uma parcela significativa da cobertura vegetal foi substituída por práticas como policultura, pastagem, pecuária e áreas de solo exposto. As áreas cobertas por vegetação registraram declínio ao longo do tempo, com uma redução de 51% para a Mata Atlântica e uma diminuição de 17% para a Caatinga. Esse cenário resulta principalmente pela expansão da pastagem ao longo da bacia e da intensificação da monocultura de cana-de-açúcar, em conjunto com a expansão das áreas de cultivo de milho, feijão e abacaxi concentradas no baixo curso.

4.2.2 Predição dos cenários futuros de uso e ocupação da terra

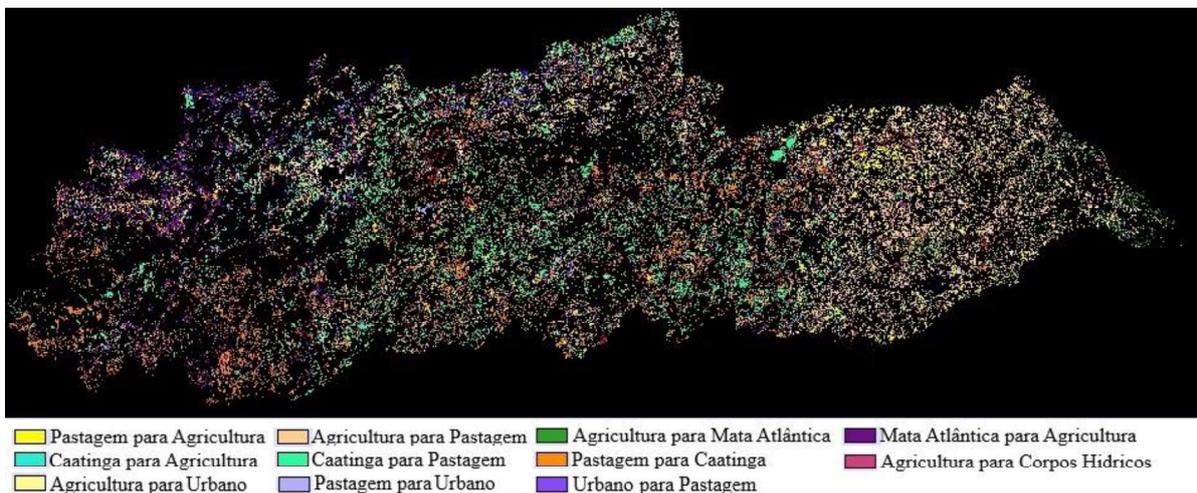
A predição de uso e ocupação do solo utilizou o ano de 2000 como a cobertura do solo mais antiga (t1), a de 2010 como a cobertura intermediária (t2) e o de 2020 como o ano mais recente (t3) para a simulação e validação. As classes de uso e ocupação foram categorizadas como Mata Atlântica, Caatinga, Pastagem, Agricultura, Infraestrutura Urbana e Corpos Hídricos.

Na primeira etapa do processamento, foram gerados gráficos de alteração na cobertura do solo entre os dois mapas especificados. As maiores transformações no uso e ocupação do solo ocorreram entre 2000 e 2010 como mostrado no diagrama de Sankey na Figura 23 anteriormente. Durante essa década, a caatinga continuou a diminuir, cedendo espaço para a expansão de áreas de pastagem e infraestrutura urbana. Observou-se também um aumento expressivo de pastagem e da infraestrutura urbana como um todo. Além disso, a agricultura ainda sofreu uma leve redução, com parte de suas áreas sendo convertidas em pastagem e zonas urbanas. Esses padrões refletem a continuidade das pressões antrópicas sobre os recursos naturais da bacia.

Nessa fase de execução do modelo, se possibilita a geração de diferentes mapas de mudanças, abrangendo mapas de persistência, ganhos e perdas, e transições entre as classes. O primeiro deles, o mapa de transições (Figura 25), foi construído determinando que transições

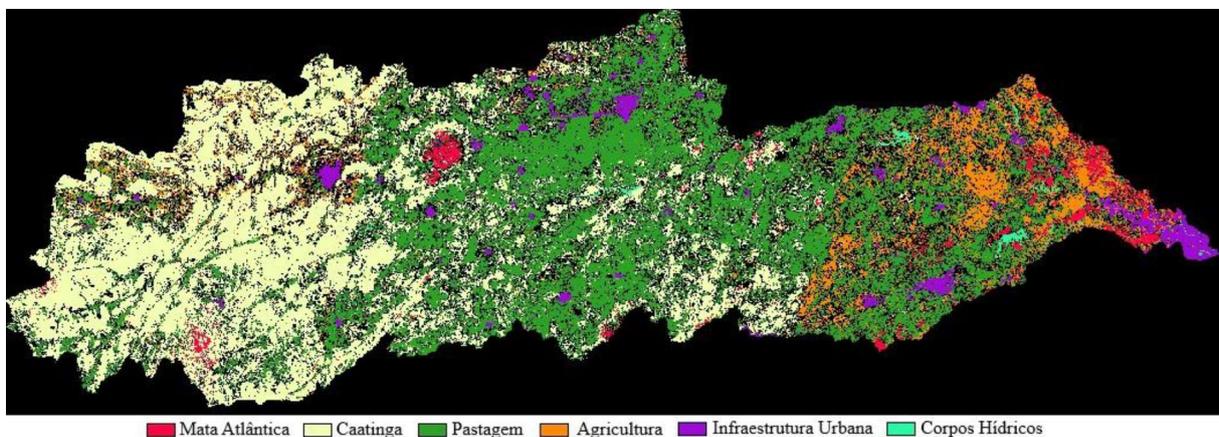
com área inferior a 2.000 hectares não seriam consideradas. A escolha do limite de 2.000 hectares para considerar as transições foi adotada para minimizar a influência de pequenas variações na classificação, que poderiam resultar de imprecisões no mapeamento ou ruídos no processo de classificação. Além disso, esse critério permitiu desconsiderar transições improváveis de ocorrer na realidade, como a conversão direta de infraestrutura urbana em vegetação, garantindo que apenas mudanças significativas e plausíveis fossem analisadas dentro do escopo do estudo. Esse mapa representa todos os pixels da imagem que sofreram alteração de classe entre os anos iniciais de entrada do modelo. A Figura 26 ilustra o mapa de persistência, destacando as áreas que mantiveram sua configuração inalterada no ano durante o período.

Figura 24 - Mapa de transição entre as classes fornecidas pelo modelo de 1985 para 2005.



Fonte: A autora (2025).

Figura 25 - Mapa de persistência entre as classes de uso e cobertura da terra de 1985 para 2005.



Fonte: A autora (2025).

Compreender as paisagens moldadas pela intervenção humana e os padrões de mudança pode ser desafiador devido à sua complexidade. No painel de transições, há uma lista abrangente de todas as mudanças entre os mapas, e é necessário especificar quais dessas transições serão utilizadas para calcular os potenciais de transição. Pode-se optar por ter tantos submodelos quantas forem as transições ou agrupar transições em um mesmo submodelo, supondo que compartilhem fatores explicativos semelhantes para projeção. Por exemplo, os processos que influenciam a mudança de Mata Atlântica para urbano podem ser os mesmos que afetam a conversão de pastagem para urbano. Essa urbanização pode ser impulsionada pela proximidade de áreas urbanas existentes, pela proximidade de rodovias e pode envolver o mesmo fator topográfico, como áreas planas sendo mais propensas do que áreas íngremes. Cada transição é o resultado de desenvolvimentos em domínios distintos, podendo ser considerada como um conjunto de mudanças interligadas que, embora ocorram em áreas completamente diferentes, como tecnologia, economia, instituições, comportamento, cultura, ecologia, entre outros, podem se influenciar mutuamente. Essa complexidade confere às transições suas características instáveis e estocásticas. Portanto, a escolha foi criar diferentes submodelos. O primeiro diz respeito à pastagem, abrangendo todas as classes que evoluíram para esse uso; o segundo trata da agricultura, incorporando todas as alterações que resultaram em áreas agrícolas; por fim, o terceiro é relacionado à área urbana, englobando todas as transformações que conduziram à urbanização.

No teste e seleção dos fatores determinantes, realizou-se uma análise preliminar do potencial de cada variável explicativa por meio do teste de V de Cramer. As variáveis que mostraram maior influência nos processos de transição foram o MDE, declividade, distância dos corpos hídricos e mapas de tendência. As demais variáveis testadas, classificadas na metodologia com climáticas, socioeconômicas e ambientais, não mostraram V de Cramer maior que 0,15 e não foram utilizadas na modelagem. O MDE, quando avaliado em conjunto com todas as variáveis, obteve um índice V de Cramer de 0,2024, indicando sua relevância geral. Além disso, ao analisar submodelos específicos, o MDE revelou valores expressivos, como 0,4101 para pastagem, 0,2931 para agricultura e 0,2514 para infraestrutura urbana, consolidando-se como uma variável de grande importância e influência, sendo incluída nos três submodelos. Quanto à declividade, apresentou um V de Cramer de 0,2364 para infraestrutura urbana e 0,1666 para agricultura, sendo utilizada nestes dois submodelos. A distância dos rios, por sua vez, exibiu valores relativamente baixos para todas as variáveis, como 0,0401 para pastagem, 0,0401 para áreas urbanas e 0,166 para agricultura, destacando-se apenas como

influyente neste último submodelo. Em contrapartida, a distância das rodovias demonstrou índices de V de Cramer reduzidos para todos os submodelos, com o valor mais alto sendo 0,141 para área urbana, não sendo utilizado. Os mapas de tendência de mudança utilizados como entrada, apresentaram índices V de Cramer globalmente satisfatórios, indicando sua influência nas informações, e, portanto, sendo empregados em todos os submodelos. As variáveis foram incorporadas ao modelo e categorizadas como componentes estáticos ou dinâmicos. As variáveis estáticas representam aspectos fundamentais para a transição em consideração e permanecem inalteráveis ao longo do tempo. Já as variáveis dinâmicas são impulsionadores dependentes do tempo, como a proximidade de desenvolvimentos ou infraestruturas existentes, como as distâncias das rodovias, sendo recalculadas durante o curso de uma projeção.

A fim de quantificar a quantidade de mudança, empregou-se o processo de projeção da Cadeia de Markov, o qual determina a magnitude da mudança utilizando os mapas de cobertura do solo anteriores e posteriores, juntamente com a data especificada que se deseja. O arquivo de probabilidades de transição consiste em uma matriz que registra a probabilidade de cada categoria de cobertura do solo transitar para todas as outras categorias. Os valores destacados na diagonal, representam os percentuais de persistência das categorias, enquanto os demais valores indicam os percentuais de transição de uma categoria de cobertura do solo para outra, como observado na Tabela 16 a seguir.

Tabela 16 - Matriz de probabilidade de transição das classes de uso e ocupação do solo para t2 (2010) e t3 (2020) na bacia do Rio Capibaribe.

	Probabilidade de mudança para:					
	Mata Atlântica	Caatinga	Pastagem	Agricultura	Área Urbana	Corpos Hídricos
Mata Atlântica	0.8742	0.0293	0.0309	0.0644	0.0005	0.0007
Caatinga	0.0096	0.8423	0.0917	0.0530	0.0022	0.0011
Pastagem	0.0080	0.1267	0.7421	0.1109	0.0100	0.0022
Agricultura	0.0306	0.1809	0.2701	0.4972	0.0140	0.0072
Área Urbana	0.0002	0.0124	0.0379	0.0472	0.9016	0.0007
Corpos Hídricos	0.0129	0.0127	0.0120	0.0752	0.0108	0.8764

Fonte: A autora (2025).

A matriz de transição obtida pelo modelo CM indicou que, em um período de dez anos, as classes de Infraestrutura Urbana, Corpos Hídricos, Mata Atlântica e Caatinga apresentaram as maiores probabilidades de persistência, com valores de 90,16%, 87,64%, 87,42% e 84,23%, respectivamente. Em contraste, a classe de Pastagem mostrou uma probabilidade de persistência de 74,21%, enquanto a classe de Agricultura registrou o valor mais baixo, com 47,72%. Destaca-se que a matriz revelou ainda que aproximadamente 27,01% das áreas classificadas como Agricultura tendem a ser convertidas em Pastagem, um padrão de mudança que já vem sendo observado nas últimas duas décadas na bacia.

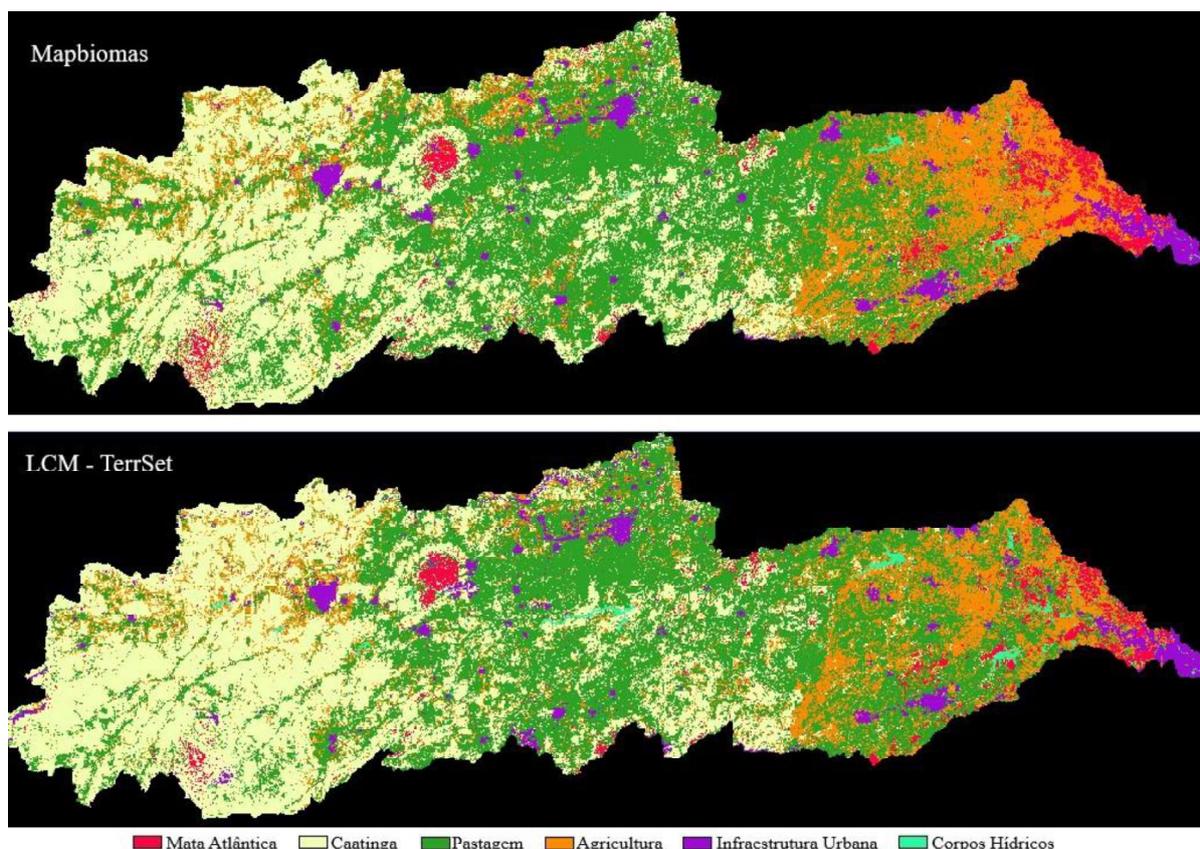
A projeção futura do uso e cobertura da terra foi realizada para o ano de 2020, possibilitando sua validação posterior com uma imagem já classificada desse mesmo ano. Essa abordagem permite verificar a eficácia do modelo ao prever o padrão de mudança no uso e cobertura da terra, proporcionando uma avaliação comparativa com dados reais observados em 2020. Essa validação é crucial para aferir a precisão e confiabilidade das projeções do modelo em relação às condições reais no ano em questão e garantir que ela tenha uma melhor predição dos anos futuros. Os valores do índice K para cada classe apresentando o grau de concordância entre o mapa simulado de 2020 com o mapa classificado do Mapbiomas, tanto em um sentido geral quanto em uma base por categoria estão apresentados na Tabela 17 a seguir. A Figura 27 apresenta os resultados do uso e ocupação da terra do Mapbiomas para a bacia e o mapa simulado pelo LCM para o ano de 2020. Esses produtos foram utilizados para validar o modelo.

Tabela 17 - Grau de concordância entre t3 simulado no LCM e a classificação t3 do Mapbiomas.

Categoria	K
Mata Atlântica	0,644
Caatinga	0,8202
Pastagem	0,6727
Agricultura	0,4121
Infraestrutura Urbana	0,8121
Corpos Hídricos	0,9314
Geral	0,7154

Fonte: A autora (2025).

Figura 26 – Classificação do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica obtida pelo Mapbiomas e classificação de uso e cobertura da terra simulado pelo modelo para t3 (2020).



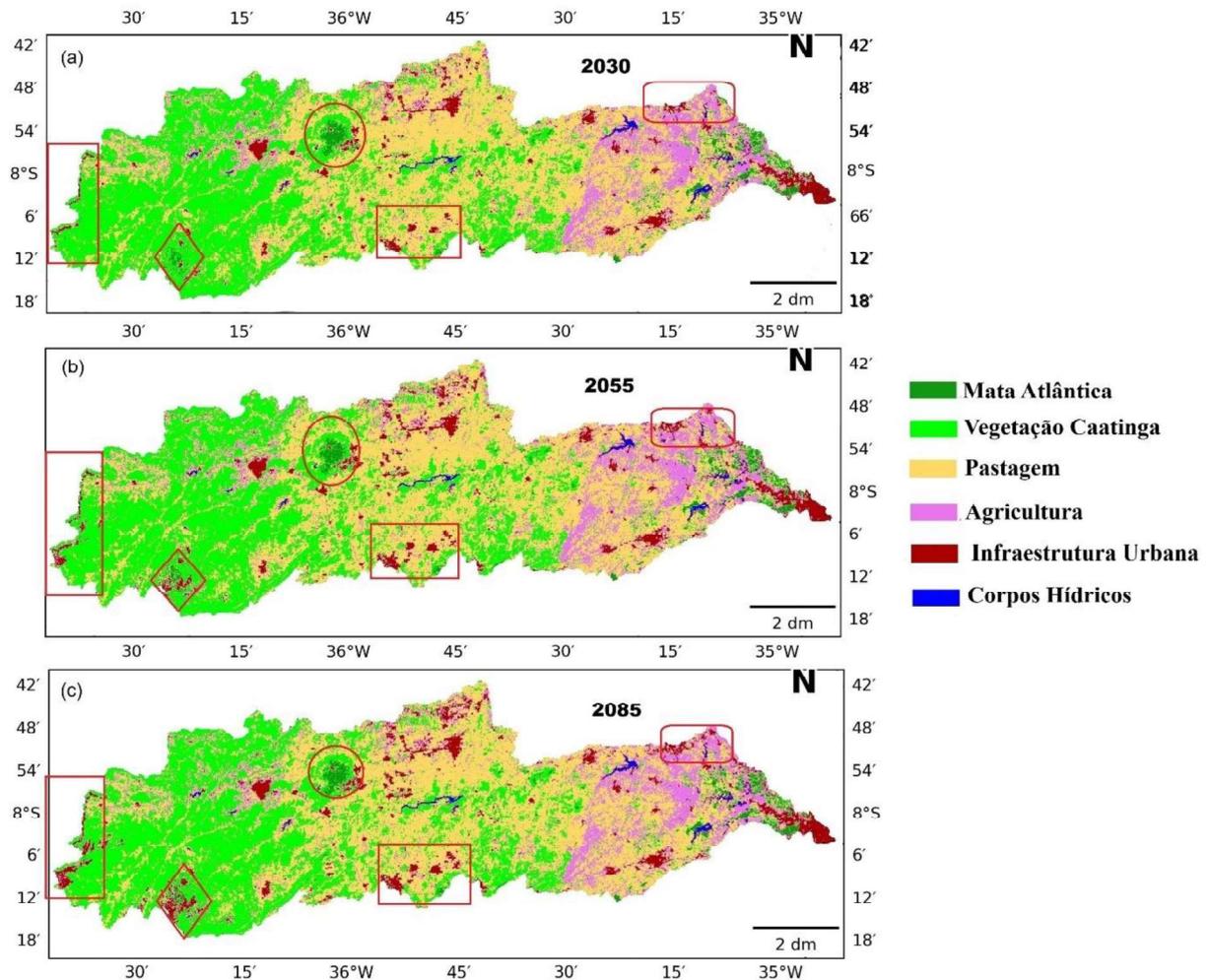
Fonte: Elaborado pela autora (2025) a partir do Projeto Mapbiomas (2023).

Conforme observado na Figura 27, as classes de uso e cobertura da terra apresentaram uma boa representatividade no modelo, com resultados variando de ótimo a excelente, exceto para a classe de agricultura, que demonstrou maior dificuldade de reprodução. Essa dificuldade está alinhada com as observações da bacia, especialmente no baixo curso, onde a classe de agricultura apresentou confusão em alguns pixels, sendo em alguns momentos confundida com a classe de pastagem.

A partir da boa correlação, foram feitas as projeções para os anos de futuros 2030, 2055 e 2085, conforme apresentados na Figura 28 a seguir. As projeções de uso e ocupação do solo apontam para pequenas mudanças em larga escala na região. Para melhor observar, algumas áreas foram marcadas dentro da bacia. Nota-se que a principal transformação é o aumento das áreas de infraestrutura urbana, especialmente em polos que já estão em processo de expansão. A vegetação de caatinga sofre uma redução significativa, sendo substituída principalmente por áreas de pastagem e infraestrutura urbana. Embora a Mata Atlântica também apresente uma diminuição, a perda é menos acentuada do que no passado, possivelmente devido à influência

de áreas protegidas e políticas de preservação ambiental. A agricultura permanece concentrada no baixo curso da bacia, mas com uma leve redução de área, que também cede espaço para a pastagem. Esses padrões refletem a contínua pressão antrópica sobre os recursos naturais da bacia, especialmente em áreas já fragilizadas pelo uso intensivo do solo.

Figura 27 - Mudanças do uso e ocupação do solo na bacia para os anos de a) 2030, b) 2055 e c) 2085.



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

4.3 MODELAGEM HIDROLÓGICA

4.3.1 Modelagem Inicial

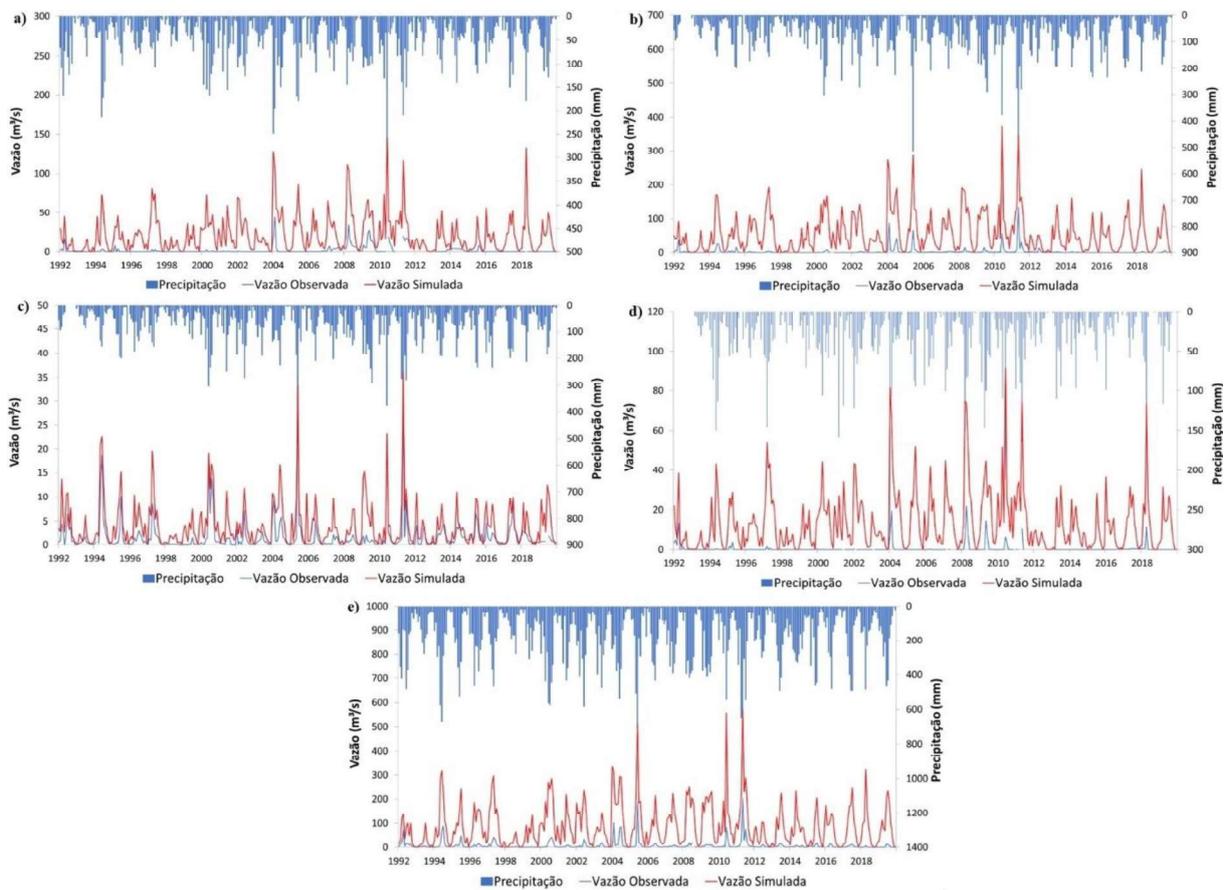
O modelo SWAT foi empregado na simulação da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, inicialmente para a estimativa da vazão, sem a aplicação de quaisquer ajustes nos parâmetros. Utilizando os dados topográficos do Modelo Digital de Elevação, que abrange altitudes que variam de 1 metro no litoral a 1201 metros na região mais elevada do alto Capibaribe, o SWAT gerou o mapa de declividade da bacia. Esse mapa revela que a maioria da área possui declividade na faixa de 3-8% (suave ondulado) e 8-20% (ondulado).

A discretização foi de um total de 52 sub-bacias e 380 HRUs que são unidades que representam áreas que compartilham características semelhantes em termos de uso e cobertura da terra, tipos de solos e classes de declividade. Este detalhamento nas HRUs proporciona uma base essencial para a modelagem hidrológica da bacia do Rio Capibaribe, permitindo uma representação mais precisa e refinada dos processos hidrológicos em sua área de estudo.

A simulação hidrológica abrangeu uma escala mensal, contemplando o período de 1992 a 2019, durante o qual existem disponíveis séries temporais de precipitação e vazão em cinco postos fluviométricos. Ao empregar o modelo SWAT, foram obtidos resultados que reproduzem o comportamento das variáveis hidrossedimentológicas ao longo do tempo.

A Figura 29 a seguir apresenta as comparações entre as vazões observadas e as simuladas (sem calibração) para todos os postos fluviométricos. Os hidrogramas apresentados revelam resultados insatisfatórios na modelagem inicial para todos os postos. Embora o modelo tenha representado adequadamente o comportamento da bacia em relação aos dados de entrada, incluindo a reprodução dos picos de vazão alinhados com os padrões de precipitação, evidencia-se uma superestimação nos dados de vazão para os postos, requerendo um ajuste dos parâmetros do modelo.

Figura 28- Comportamento da vazão simulada pelo modelo hidrológico, antes da calibração, nos postos fluviométricos: a) Toritama, b) Limoeiro, c) Vitória de Santo Antão, d) Paudalho, e) São Lourenço da Mata.



4.3.2 Calibração e validação do modelo

A seleção dos parâmetros mais adequados a cada área de contribuição é apresentada na Tabela 18 a seguir. No início da calibração de cada área de contribuição, todos os 19 parâmetros iniciais foram inseridos e, posteriormente, reduzidos aos que mostraram maior influência na região, com base na análise de sensibilidade utilizando o SWAT-CUP e em estudos anteriores realizados para áreas da bacia hidrográfica (Ferreira, 2020; Diaz, 2021; Ursulino, 2024). Destaca-se que apenas os resultados dos parâmetros nos quais foram utilizados o método de substituição (v) apresentam os valores reais do parâmetro a serem inseridos nos modelos, para os demais parâmetros, faz-se necessária a realização de operações matemáticas a partir dos valores iniciais para a obtenção do valor final do parâmetro.

Tabela 18 - Resultado da calibração dos parâmetros no SWAT-CUP para as áreas de contribuição das estações fluviométricas.

Método*/Parâmetro	Toritama	Limoeiro	Vitória de Santo Antão	Paudalho	São Lourenço da Mata
r_CN2.mgt	-0,338	-0,569	-0,065	-0,289	-0,261
v_ALPHA_BF.gw	0,233	0,040	0,996	0,00012	0,077
a_GW_DELAY.gw	-10,772	—	21,762	—	71,835
a_GWQMN.gw	160,15	2276,41	936,25	77,93	67,799
r_EPCO.bsn	0,131	—	—	—	1,142
v_ESCO.bsn	0,462	—	—	—	0,824
v_CH_N2.rte	0,362	—	—	0,072	0,304
v_CH_K2.rte	10,193	—	—	—	4,889
r_SOL_AWC.sol	0,236	—	0,138	0,7196	0,020
r_SOL_K.sol	-0,984	-0,995	-0,731	-0,956	-0,071
r_GW_REVAP.gw	0,237	0,221	0,339	—	0,115
a_REVAPMN	1,322	—	—	—	6,805
r_SLSUBBSN.hru	0,157	—	0,497	0,543	0,057
a_RCHRG_DP	—	—	—	—	-0,0102
v_CANMX.hru	—	—	3,463	—	4,302
r_SOL_Z.sol	-0,167	—	—	—	0,219
R_USLE_P.mgt	-0,417	—	—	—	-0,103
v_RES_RR.res	119,07(49)	—	—	—	438,61
	259,48(22)				(28)
v_RES_K.res	-0,223(49)	1,329(19)	—	0,297 (4)	0,711 (28)
	0,817(22)				

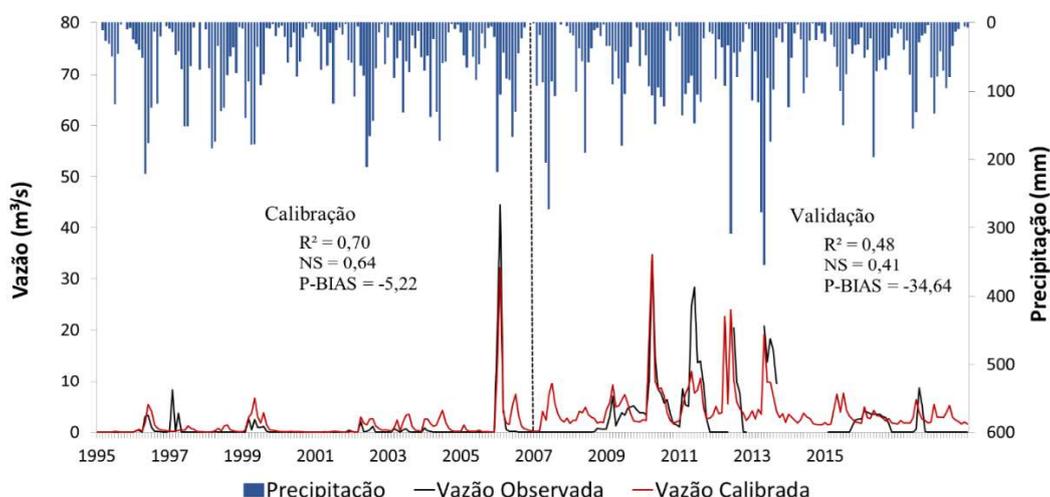
*v = Substituição (=); r = Multiplicação (x); a = Adição (+);

6.3.2.1 Calibração da área de contribuição de Toritama

A calibração começou pelo posto fluviométrico de Toritama, o mais próximo da nascente da bacia. Embora este seja o posto de maior disponibilidade de dados na região, foi

desafiador encontrar um período contínuo de dados que permitisse uma calibração satisfatória de longo prazo. Assim, a calibração desta estação, diferente das demais que tiveram o mesmo período de 1992 a 2019, foi a mais curta e complexa de alcançar resultados satisfatórios de representação do modelo, abrangendo os anos de 1995 a 2007 para calibração, com a validação realizada entre 2008 e 2016. O resultado de sua calibração e validação são apresentados na Figura 30 e Tabela 19 a seguir.

Figura 29 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1995 a 2016, para a estação fluviométrica de Toritama.



Fonte: A autora (2025).

Tabela 19 – Desempenho estatístico do modelo para a área de contribuição da estação fluviométrica de Toritama.

Parâmetro estatístico	Vazão Observada	Vazão Calibrada (1995-2007)	Vazão Validada (2008-2016)
R ²	—	0,70	0,48
NS	—	0,64	0,41
PBIAS	—	-5,22	-34,64
Média	0,93	1,88	3,78
Máxima	44,43	32,15	34,71
Mínima	0,00	0,00	1,41
Desvio padrão	5,04	3,26	5,03

Fonte: A autora (2025).

Durante o período de calibração, a correlação entre as vazões simuladas e calibradas é relativamente alta, com $R^2 = 0.70$, $NS = 0.64$ e $PBIAS = -5,22$, considerada como satisfatório de acordo com o proposto por Moriasi et al. (2015). Isso indica um ajuste satisfatório do modelo. Todavia, no período de validação, os índices de desempenho do modelo diminuem, com $R^2 = 0.48$, $NS = 0.41$ e $PBIAS = -34,64$ sendo insatisfatório. Isso sugere que o modelo teve

mais dificuldade em projetar vazões com a mesma precisão fora do intervalo de calibração. Estatisticamente, o resultado está condizente com o encontrado por Ferreira (2020) e Diaz (2021). Ferreira (2020) realizou duas calibrações, para períodos diferentes do posto, encontrando bons valores para calibração e valores insatisfatórios na validação. Os valores de R^2 foram de 0,502 e 0,749 para a primeira e segunda calibração, respectivamente, enquanto encontrou um NS de 0,499 e 0,743. Na validação, o NS foi de 0,321 para a primeira validação e de 0,743 para a segunda validação. Diaz (2021) encontrou valores de $R^2 = 0,20$ e NS de 0,14, considerados insatisfatório para classificação adotada.

Alguns eventos extremos de vazão, como os picos observados em 2004-2005 e 2010-2011, são capturados pelo modelo, embora nem sempre com alta precisão, especialmente no período de validação. Nota-se que o modelo superestimou alguns picos e subestimou em outros pontos. Pelo observado no gráfico, são evidenciadas algumas questões importantes que podem influenciar a precisão do modelo e a interpretação dos resultados. Em períodos de muita chuva, como ocorreu em 2007/2008 e 2013/2014, os dados de vazão observada não geram vazão ou estão incompletos. Isso pode influenciar no processo de calibração e pode ocorrer por várias razões, incluindo falhas nos equipamentos de medição, dificuldades logísticas em acessar a estação durante eventos climáticos extremos, ou mesmo perdas de dados históricos.

A presença dos reservatórios de Poço Fundo e de Engenheiro Gercino Pontes na bacia hidrográfica pode afetar significativamente o regime de vazão, pois são usados para armazenar água durante períodos de alta precipitação e liberar durante períodos secos, regulando a vazão de forma artificial. A combinação de falhas nos dados observados e a influência não quantificada dos reservatórios aumenta a incerteza das previsões de vazão. Isso deve ser considerado ao interpretar os resultados do modelo.

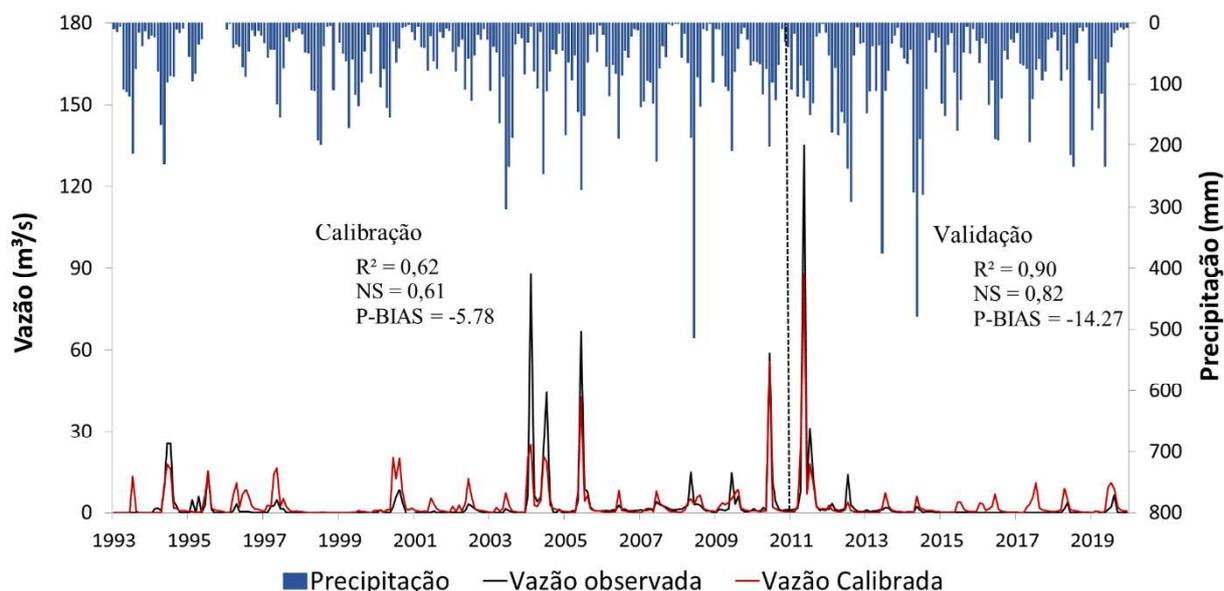
6.3.2.2 Calibração da área de contribuição de Limoeiro

Na Figura 31 e Tabela 20 a seguir, são apresentados os resultados do modelo para o posto fluviométrico de Limoeiro, situado na unidade de análise 4.

O modelo apresenta um bom desempenho tanto na calibração quanto na validação, com uma melhora significativa nos indicadores de desempenho durante a validação. Durante o período de calibração, há uma boa correspondência entre as vazões observadas e simuladas com R^2 de 0,62 e NS de 0,61 consideradas como satisfatórias. Para a validação, o modelo mostrou

alta eficiência em prever vazões, classificadas como muito boa, com R^2 de 0,90 e NS de 0,82. Pelo gráfico, nota-se que o modelo tende a subestimar as vazões de pico.

Figura 30 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1993 a 2019, para a estação fluviométrica de Limoeiro.



Fonte: A autora (2025).

Tabela 20 – Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de Limoeiro.

Parâmetro estatístico	Vazão Observada	Vazão Calibrada (1995-2007)	Vazão Validada (2008-2016)
R^2	—	0,62	0,90
NS	—	0,61	0,82
PBIAS	—	-5,78	-14,271
Média	2,95	2,90	2,81
Máxima	134,89	55,79	87,86
Mínima	0,00	0,00	0,00
Desvio padrão	5,45	6,42	9,05

Fonte: A autora (2025).

Pelas calibrações realizadas por Ferreira (2020), foi encontrado um R^2 de 0,691 e um NS de 0,672 em sua melhor calibração para Limoeiro, com valores de um R^2 de 0,83 e um NS de 0,646 na sua melhor validação. O resultado foi condizente com o encontrado na presente pesquisa, com valores estatísticos ainda melhores no período de validação. Já em Diaz (2021), a calibração do posto de R^2 de 0,34 e NS de 0,19, respectivamente.

6.3.2.3 Calibração da área de contribuição de Vitória de Santo Antão

Nas Figura 32 e Tabela 21, pode-se observar o desempenho do modelo em simular a área de contribuição do posto de Vitória de Santo Antão na sub-bacia do Tapacurá. O modelo apresenta um bom desempenho tanto na calibração quanto na validação, com altos valores de R^2 e NS.

Figura 31 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1992 a 2019, para a estação fluviométrica de Vitória de Santo Antão.

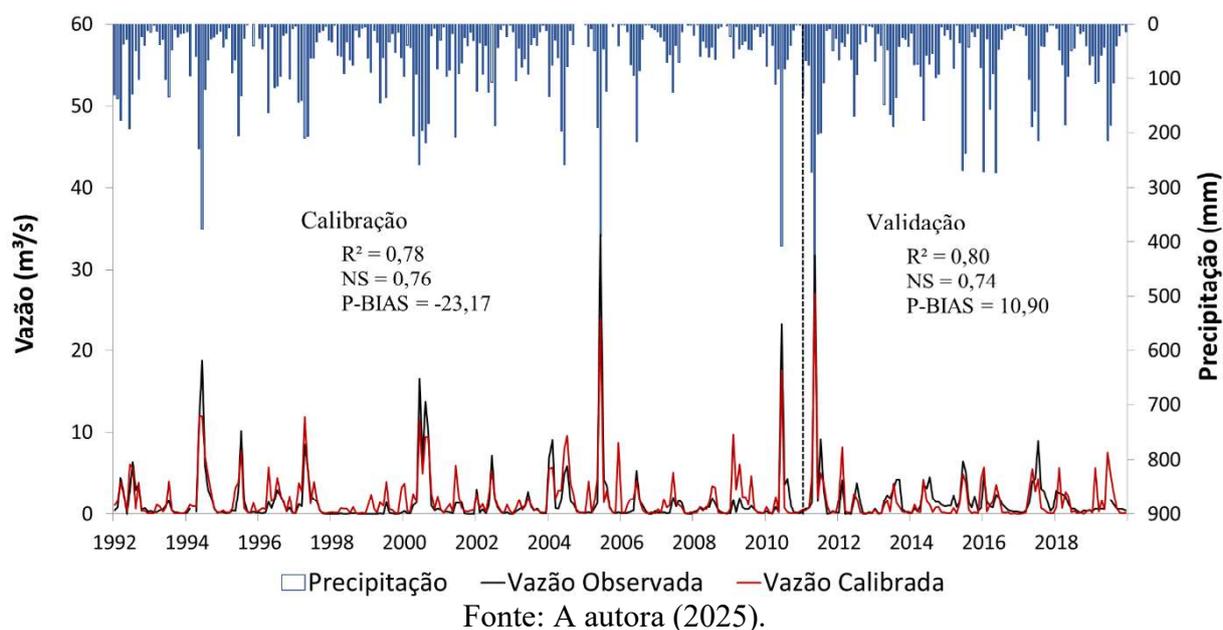


Tabela 21- Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de Vitória de Santo Antão.

Parâmetro estatístico	Vazão Observada	Vazão Calibrada (1995-2007)	Vazão Validada (2008-2016)
R^2	—	0,78	0,80
NS	—	0,76	0,74
P-BIAS	—	-23,17	10,90
Média	1,68	4,08	1,60
Máxima	34,19	24,02	26,99
Mínima	0,00	0,056	0,028
Desvio padrão	3,58	3,02	3,07

Fonte: A autora (2025).

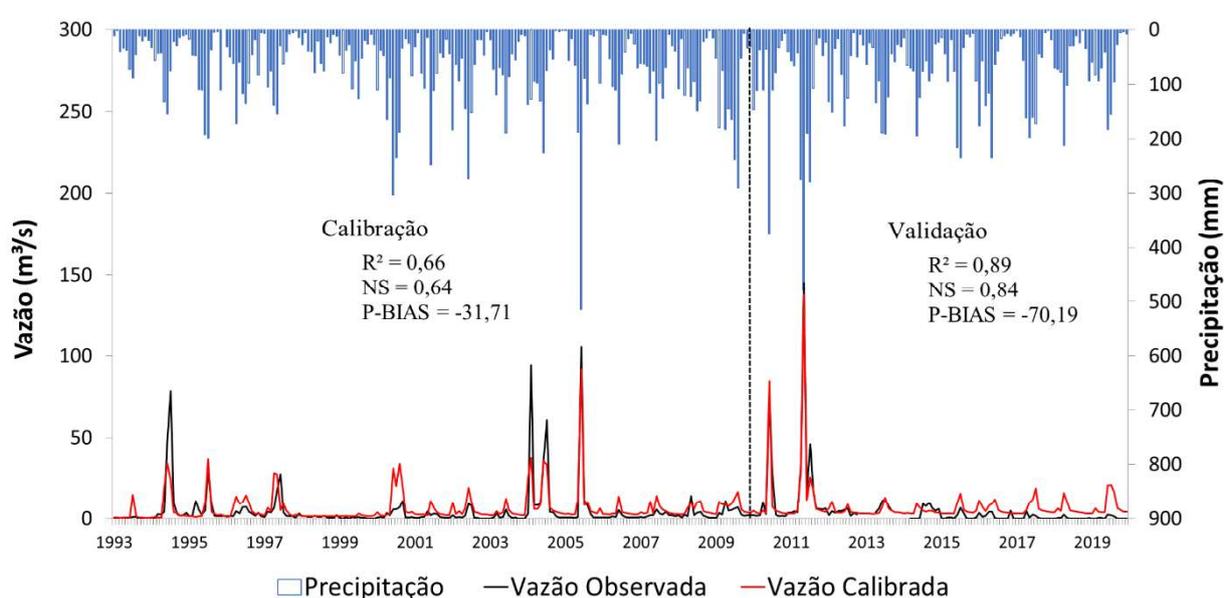
Santos (2015) que trabalhou com a bacia do Tapacurá especificamente, encontrou valores estatísticos de R^2 de 0,72, NS de 0,71 e P-BIAS de -23,73 para a calibração. Diaz (2021)

encontrou valores de R^2 0,81 para calibração e de 0,54 para a validação, e um NS de 0,8 para calibração e -0,08 na validação.

6.3.2.4 Calibração da área de contribuição de Paudalho

A Figura 33 e Tabela 22 apresentam os resultados da calibração e validação para o posto fluviométrico de Paudalho.

Figura 32 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1992 a 2019, para a estação fluviométrica de Paudalho.



Fonte: A autora (2025).

Tabela 22- Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de Paudalho.

Parâmetro estatístico	Vazão Observada	Vazão Calibrada (1995-2007)	Vazão Validada (2008-2016)
R^2	—	0,66	0,89
NS	—	0,64	0,84
P-BIAS	—	-31,71	-70,19
Média	4,98	6,56	7,52
Máxima	145,14	91,89	137,8
Mínima	0,00	0,4121	2,84
Desvio padrão	16,237	5,75	13,60

Fonte: A autora (2025).

A calibração foi feita abrangendo o período de 1992 a 2010, apresentam resultados estatísticos que destacam a eficiência do modelo utilizado para a região. Durante o período de

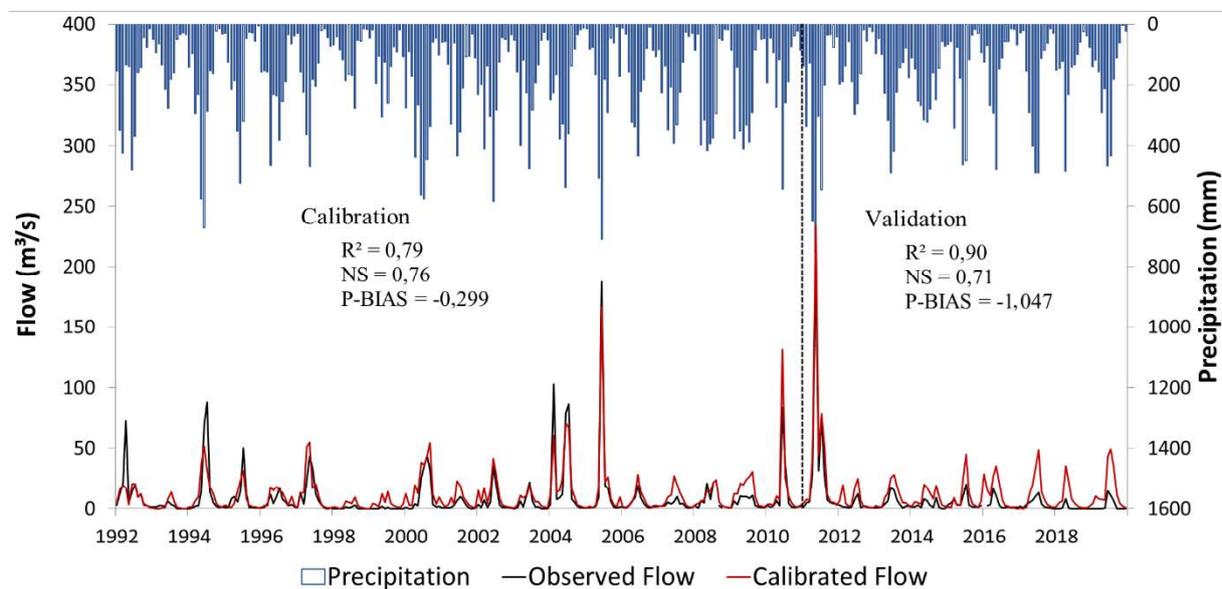
calibração, o coeficiente R^2 foi de 0,66 e o NSE de 0,64 o que demonstra uma eficiência satisfatória do modelo. No período de validação, os parâmetros estatísticos melhoram significativamente, com R^2 alcançando 0,89 e NSE chegando a 0,84, o que reflete um ajuste ainda mais preciso entre a vazão observada e a simulada. No entanto, o PBIAS de -70,19 sugere uma superestimação das vazões durante a validação em alguns pontos.

Para a estação de Paudalho, Ferreira (2020) encontrou valores de R^2 0,67 e NSE 0,43 para a primeira calibração e de R^2 0,626 e NSE de 0,621 para segunda calibração, enquanto encontrou valores de R^2 0,53 e NSE 0,064 na primeira validação e de R^2 de 0,94 e NSE 0,862 para a segunda validação. Diaz (2021) apresentou estatísticas de calibração de R^2 igual a 0,20 e NSE de 0,10, considerados insatisfatórios.

6.3.2.5 Calibração da área de contribuição de São Lourenço da Mata

A Figura 34 e Tabela 23 mostram a calibração e validação da estação fluviométrica de São Lourenço da Mata, abrangendo o período de 1992 a 2019.

Figura 33 - Hidrograma das vazões observadas e calibradas e hietograma da precipitação média mensal de 1992 a 2019, para a estação fluviométrica de São Lourenço da Mata.



Fonte: A autora (2025).

Tabela 23 - Desempenho estatístico do modelo para as áreas de contribuição da estação fluviométrica de São Lourenço da Mata.

Parâmetro estatístico	Vazão Observada	Vazão Calibrada (1995-2007)	Vazão Validada (2008-2016)
R ²	—	0,79	0,90
NS	—	0,76	0,71
PBIAS	—	-29,89	-1,04
Média	8,93	11,49	13,89
Máxima	203,04	166,9	233,7
Mínima	0,00	0,1724	0,3424
Desvio padrão	20,38	18,07	25,59

Fonte: A autora (2025).

Durante a calibração, o coeficiente de determinação R² foi de 0,79 e o NSE de 0,76, revelando um bom desempenho do modelo, enquanto o P-BIAS de -29,89 sugere uma leve superestimação das vazões. Na validação, os parâmetros estatísticos mostram uma melhoria, com R² de 0,90 e NSE de 0,71, confirmando a consistência do modelo em reproduzir as vazões observadas. O P-BIAS de -1,04 durante a validação indica que a superestimação das vazões foi significativamente reduzida.

Ferreira (2020) encontrou valores de R² 0,66 e NSE de 0,56 em sua melhor calibração e de R² de 0,641 e NSE de 0,63 para a melhor validação. Diaz (2021) encontrou valores de R² 0,61 e NSE de 0,57 em sua calibração.

As estatísticas descritivas evidenciam uma média de vazão simulada superior à observada (11,49 m³/s contra 8,93 m³/s) durante a calibração e uma média de vazão simulada superior (13,89 m³/s) no período de validação. A comparação dos valores máximos e mínimos mostra que o modelo consegue captar razoavelmente bem os picos de vazão, apesar de uma leve tendência de subestimação dos extremos. Esses resultados demonstram que, apesar de alguns desafios, o modelo utilizado é eficaz para a simulação das vazões na bacia de São Lourenço da Mata, refletindo um ajuste estatístico satisfatório.

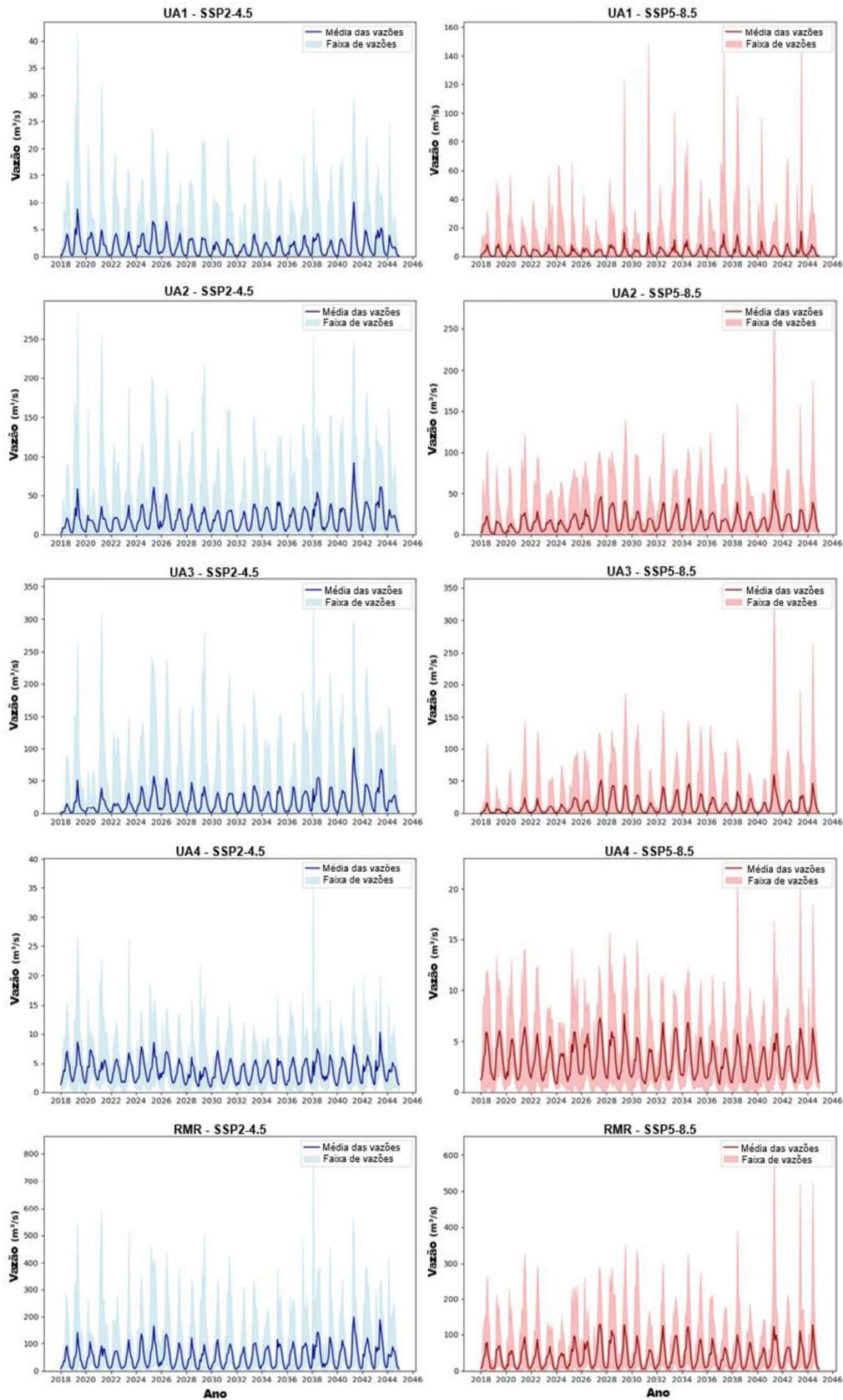
4.3.3 Efeito das mudanças climáticas e de uso e ocupação do solo no escoamento superficial da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe

Para avaliar os efeitos das mudanças climáticas e das alterações no uso e ocupação do solo sobre o escoamento superficial da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, foram inseridos no modelo calibrado dados climáticos corrigidos (de um modelo climático por vez) e projeções de uso e ocupação do solo correspondentes a diferentes períodos futuros. As simulações

consideraram três horizontes temporais distintos: o período curto (2015-2044), utilizando os dados de uso e cobertura da terra projetados para 2030; o período médio (2045-2074), com o uso e cobertura da terra de 2055; e o período longo (2075-2100), incorporando o uso e cobertura da terra de 2085. Essa abordagem permitiu integrar os impactos esperados das mudanças climáticas e das transformações no uso e cobertura da terra sobre a dinâmica hidrológica da bacia em ambos os cenários climáticos adotados.

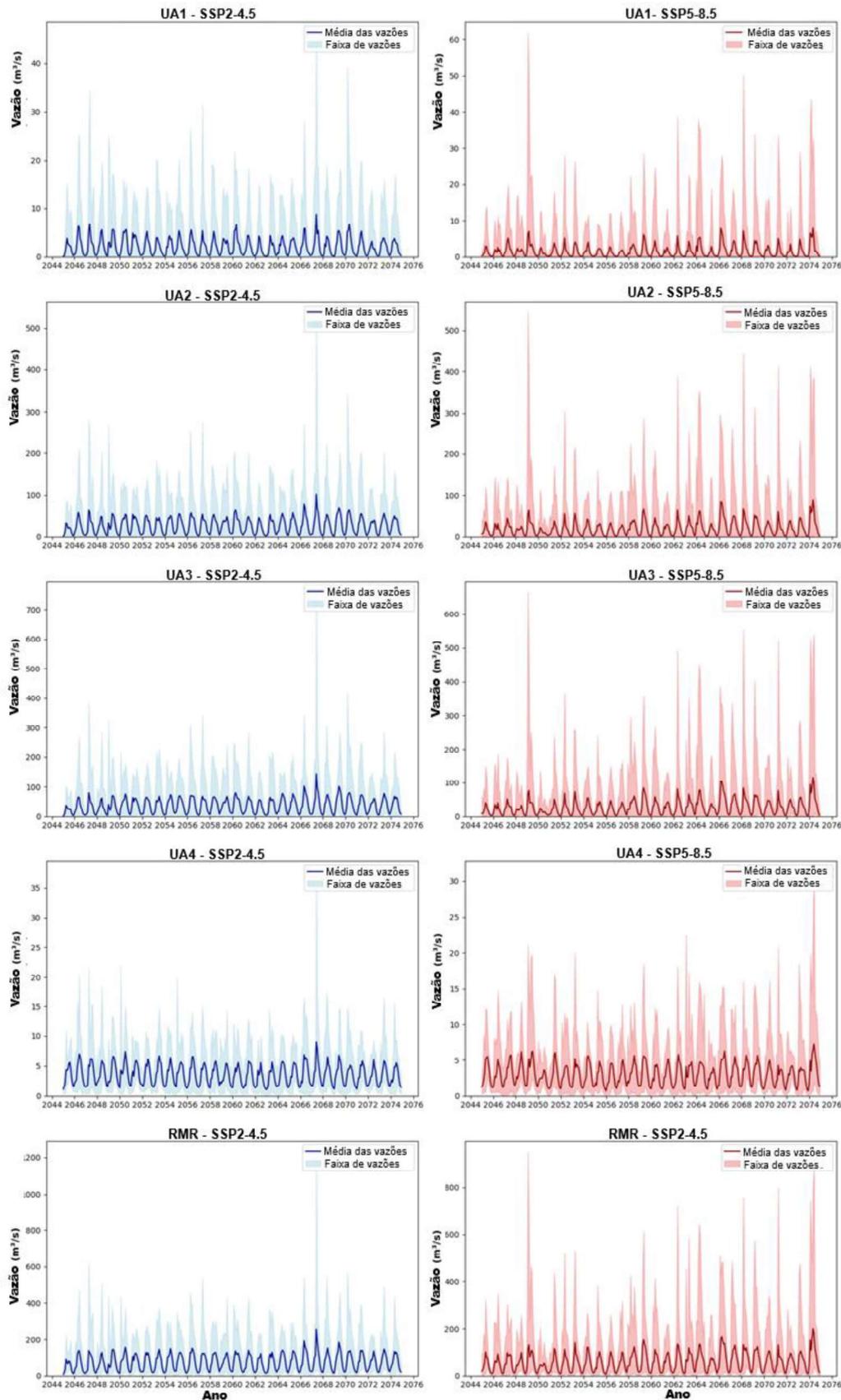
As Figuras 35-37 apresentam as médias das vazões dos 10 modelos climáticos e a faixa de variação nos cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 para cada uma das unidades de análise (UA1, UA2, UA3, UA4 e RMR) a curto, médio e longo prazos, sob diferentes cenários climáticos e regiões de interesse. Os resultados para cada uma das unidades de análise a curto prazo são mostrados na Figura 35. As regiões UA1 e UA4 no cenário SSP2-4.5 apresentaram fluxos máximos relativamente baixos, não ultrapassando 40 m³/s ao longo do período projetado. Esses fluxos moderados indicam que essas regiões podem ter um regime hidrológico menos vulnerável a mudanças extremas no cenário de emissões intermediárias. Enquanto as regiões UA2 e UA3 apresentam picos de fluxo muito mais acentuados, atingindo entre 200 e 300 m³/s. Esses valores elevados indicam que essas áreas podem estar sujeitas a um maior risco de inundações durante eventos extremos de precipitação, mesmo no cenário mais moderado de emissões. Os resultados para a RMR mostram fluxos ainda mais elevados, com picos que ultrapassam 700 m³/s, destacando essa região como particularmente vulnerável a grandes volumes de água durante eventos sazonais. A amplitude de variação, indicada pela área sombreada, também sugere que a incerteza em torno das projeções é maior para esta região.

Figura 34 - Média da vazão dos 10 modelos climáticos e a faixa de variação entre os resultados de cada um para as unidades de análise a curto prazo.



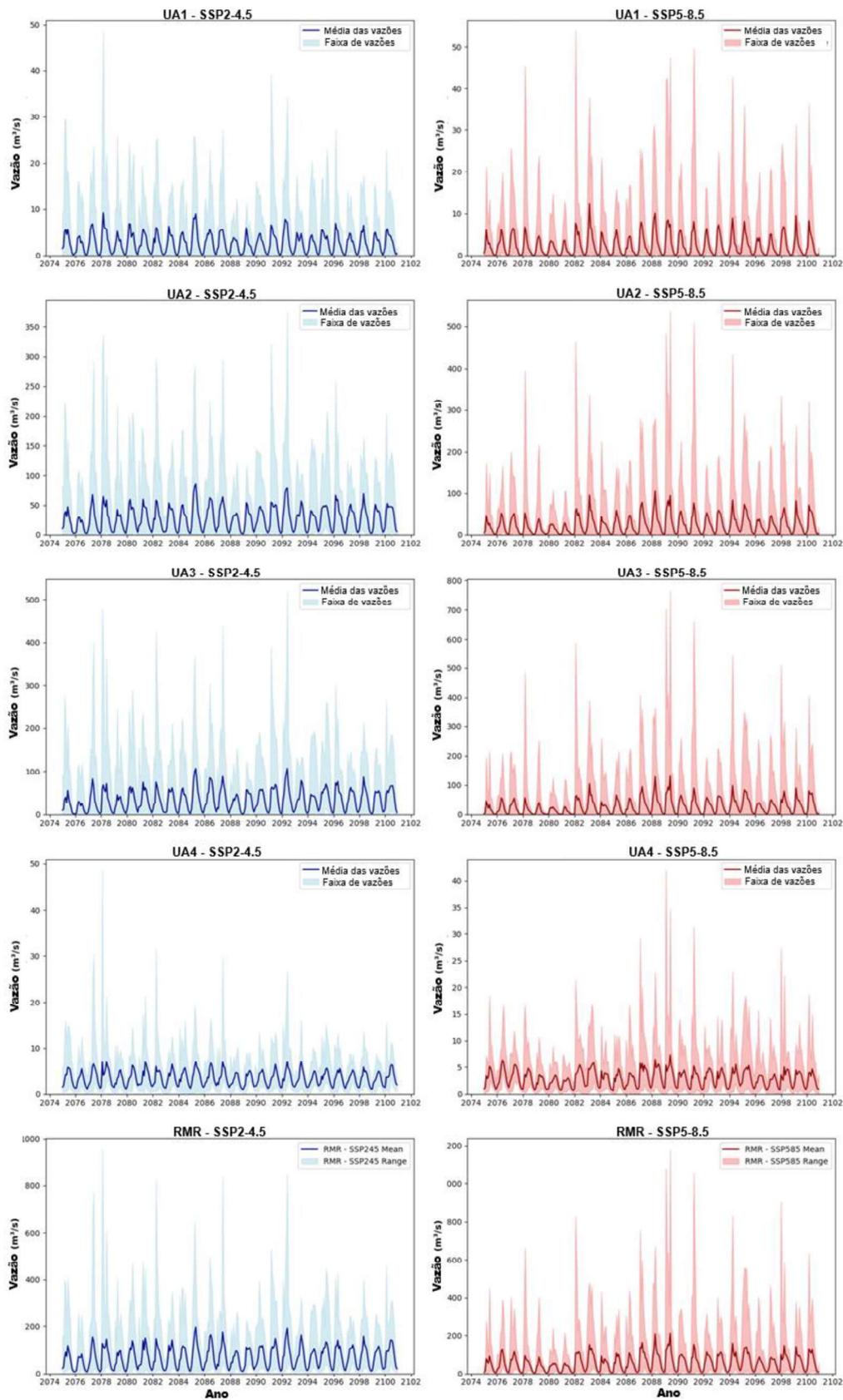
Fonte: A autora (2025).

Figura 35 - Média da vazão dos 10 modelos climáticos e a faixa de variação entre os resultados de cada um para as unidades de análise a médio prazo.



Fonte: A autora (2025).

Figura 36 - Média da vazão dos 10 modelos climáticos e a faixa de variação entre os resultados de cada um para as unidades de análise a longo prazo.



Fonte: A autora (2025).

Com relação a análise dos cenários SSP5-8.5, que representa um cenário mais extremo de emissões elevadas, todas as unidades de análise mostram uma intensificação dos eventos de fluxo, sugerindo que, com o aumento das temperaturas globais e das emissões de gases de efeito estufa, o comportamento hidrológico se torna mais variável e extremo. As regiões UA1 e UA4 no SSP5-8.5 apresentam picos de fluxo maiores em comparação com o SSP2-4.5, embora os valores máximos ainda permaneçam abaixo de 50 m³/s. Isso sugere que, embora essas regiões não enfrentem mudanças drásticas no fluxo sob o cenário mais extremo, ainda assim haverá um aumento na intensidade dos eventos hidrológicos. As regiões UA2 e UA3 continuam mostrando uma variabilidade acentuada no fluxo, com picos superiores a 250 m³/s. A diferença entre os dois cenários é clara, com os picos sendo mais frequentes e intensos no SSP5-8.5. A faixa de incerteza também aumenta, indicando que essas regiões podem experimentar eventos hidrológicos mais intensos à medida que as emissões globais aumentam. Para a RMR no cenário SSP5-8.5, os resultados mostram uma intensificação extrema nos fluxos máximos, com picos acima de 800 m³/s. Esta região é a mais vulnerável às mudanças climáticas, com um grande aumento tanto na média dos fluxos quanto na incerteza associada. A variabilidade aumentada sugere um risco muito maior de eventos extremos, como inundações e cheias repentinas.

Os resultados para cada uma das unidades de análise a médio prazo são mostrados na Figura 36. No cenário SSP2-4.5, há um padrão relativamente consistente ao longo do tempo, com picos ocorrendo de forma regular. Em UA1 e UA4, os picos permanecem moderados, não ultrapassando 60 m³/s, sugerindo uma resposta estável às mudanças climáticas. Nas regiões UA2 e UA3, os picos são significativamente maiores, chegando a 500 e 700 m³/s, respectivamente. Esses picos indicam um aumento de eventos extremos, com alta variabilidade, especialmente em RMR, onde os fluxos ultrapassam 1000 m³/s. Para o cenário SSP5-8.5, a intensidade e frequência dos picos aumentam consideravelmente em todas as regiões. Em UA1 e UA4, os fluxos atingem valores mais elevados, próximos de 60 m³/s, e em UA2 e UA3, os picos chegam a 600 m³/s. A RMR continua sendo a mais vulnerável, com picos superiores a 800 m³/s. Esse cenário sugere um futuro com maior frequência de eventos hidrológicos extremos, especialmente nas regiões mais sensíveis, como UA2, UA3 e RMR.

Os resultados para cada uma das unidades de análise a longo prazo são mostrados na Figura 37. No cenário SSP2-4.5, a unidade UA1 apresentou picos com até 50 m³/s ao longo do período, indicando uma tendência de fluxo relativamente estável e moderado, enquanto na UA2 apresentou picos que chegam a 350 m³/s, destacando uma maior variabilidade e uma

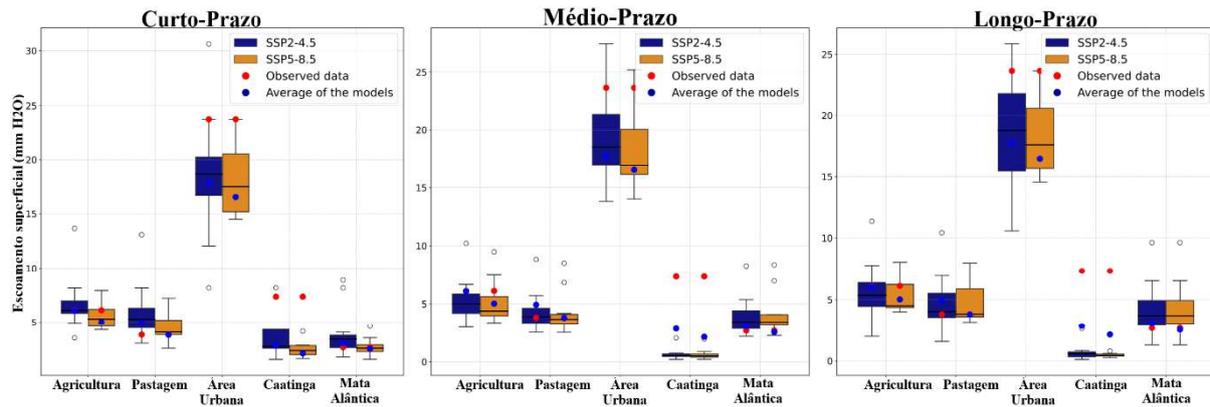
suscetibilidade a eventos hidrológicos extremos, embora de forma moderada em relação ao cenário SSP5-8.5.

Os resultados para a UA3 mostraram uma alta variabilidade das vazões, com picos que chegam a 500 m³/s, sugerindo que essa região pode enfrentar episódios de cheias intensas e flutuações mais significativas nas projeções de fluxo. A UA4 mostrou fluxos mais estáveis, com picos abaixo de 50 m³/s, similar a UA1, sugerindo que essas regiões podem experimentar mudanças menos drásticas no regime hidrológico. Nesse cenário, a RMR se destacou pelos picos mais elevados entre todas as regiões, com valores chegando a 1000 m³/s. Isso indica que esta região é particularmente vulnerável a eventos de fluxo extremo, mesmo em um cenário de emissões intermediárias.

No cenário SSP5-8.5, os picos de vazões nas UA1 e UA4 foram ligeiramente superiores aos do cenário SSP2-4.5, atingindo valores próximos a 50 m³/s. Embora a diferença não seja extrema, esses valores indicam uma intensificação dos eventos hidrológicos. As UA2 e UA3 mostraram os valores mais elevados na bacia, com picos de até 500 m³/s em UA2 e 700 m³/s em UA3. A amplitude dos eventos hidrológicos e a variabilidade aumentam consideravelmente, refletindo uma maior incerteza e vulnerabilidade dessas regiões sob o cenário de emissões mais altas. A RMR foi a região com os maiores picos, atingindo valores acima de 1000 m³/s. A frequência e intensidade desses eventos indicam que esta área estará altamente exposta a riscos de inundações e outros eventos hidrológicos extremos até o final do século.

Para verificar como o escoamento na bacia hidrográfica se comporta por cada uso e cobertura da terra, a Figura 38 apresenta esse escoamento superficial no curto, médio e longo prazo para cinco classes de uso e cobertura da terra sob os cenários climáticos SSP2-4.5 (azul) e SSP5-8.5 (laranja), em relação aos dados observados (pontos vermelhos) e as projeções futuras com a médias dos 10 modelos climáticos (pontos azuis). Nas áreas urbanas, o escoamento superficial é consistentemente o mais elevado em comparação com as demais classes de uso e cobertura da terra. Isso é esperado, dado o nível de impermeabilização do solo, que impede a infiltração da água. No médio prazo, a diferença entre os cenários climáticos SSP2-4.5 e SSP5-8.5 se torna mais acentuada, com o cenário SSP2-4.5 exibindo maior escoamento e variabilidade. Isso ressalta a alta sensibilidade das áreas urbanas às mudanças climáticas no médio prazo. A longo prazo, as áreas urbanas continuam a apresentar os maiores valores, com a diferença entre os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 tornando-se ainda mais evidente. Esse comportamento ressalta a alta sensibilidade dessas áreas às mudanças climáticas ao longo do tempo, especialmente sob o cenário mais severo (SSP5-8.5).

Figura 37 - Escoamento superficial para as classes de uso e ocupação do solo para (a) curto prazo, (b) médio prazo e (c) longo prazo para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.



Fonte: A autora (2025).

Na classe Caatinga, o escoamento é muito baixo em ambos os cenários, com pouca variação entre eles, sendo ainda menores nos horizontes temporais mais distantes. Isso é esperado devido à baixa cobertura vegetal e maior infiltração e evaporação no bioma da Caatinga. A Mata Atlântica também apresenta baixos valores de escoamento, com maior variação em comparação à Caatinga, mas sem grandes diferenças entre os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5. A longo prazo, as classes Caatinga e Mata Atlântica mantêm baixos níveis de escoamento de forma relativamente estável ao longo dos cenários e períodos. O impacto das mudanças climáticas nessas áreas se mostra bem menos expressivo quando comparado às áreas urbanas e agrícolas. Essas vegetações parecem menos impactadas pelas mudanças climáticas no médio prazo, mantendo o escoamento superficial praticamente estável.

As áreas agrícolas e de pastagem apresentam valores de escoamento intermediários. Embora áreas agrícolas possam facilitar a infiltração, algumas práticas agrícolas intensivas contribuem para o aumento do escoamento, comportamento que se repete nas áreas de pastagem. A compactação do solo e as condições das chuvas influenciam de maneira similar ambas as classes. A longo prazo, o cenário SSP5-8.5 revela maior variação no escoamento para essas classes, sugerindo que os impactos das mudanças climáticas começam a se manifestar com mais clareza neste cenário e horizonte temporal.

Em síntese, a área urbana destaca-se com o maior escoamento e a maior faixa de variação, especialmente no cenário SSP5-8.5 a curto prazo e no SSP2-4.5 a longo prazo. Isso sugere que as áreas urbanas são mais sensíveis às mudanças climáticas. Já as classes Caatinga e Mata Atlântica apresentam baixo escoamento superficial, com pouca diferença entre os cenários, enquanto agricultura e pastagem mostram escoamento intermediário.

A Tabela 24 mostra a mudança relativa (%) no escoamento superficial para diferentes classes de uso e cobertura da terra em três prazos distintos. As áreas urbanas apresentam as maiores mudanças, com escoamentos significativamente mais altos desde o curto prazo, especialmente no cenário SSP2-4.5. No médio e longo prazo, observa-se que a altura da lâmina de água que escoar tende a diminuir para todas as classes, exceto na Mata Atlântica que se mostra estável. As áreas de pastagem e agricultura seguem um padrão semelhante, com aumentos moderados no curto prazo para os cenários intermediários, mas diminuem e são mais expressivos no médio e longo prazo, particularmente sob o cenário SSP5-8.5. As áreas de Caatinga também apresentam uma mudança expressiva com relação ao que foi observado na bacia nos últimos anos. A lâmina de água média que era de 7.36 mm tende a diminuir significativamente já a curto prazo no cenário intermediário, chegando a uma redução de 94.4% no cenário de altas emissões a longo prazo. No geral, as mudanças mais acentuadas ocorrem em áreas urbanas e Caatinga, enquanto a Mata Atlântica permanece mais resiliente.

Tabela 24 - Mudança relativa (MR %) no escoamento superficial (Q_{mm}) para as classes de uso e ocupação do solo a curto prazo, médio e longo prazo sob os cenários de mudanças climáticas.

LULC	Q _{obs} (mm)	Curto prazo				Médio prazo				Longo prazo			
		SSP2-4.5		SSP5-8.5		SSP2-4.5		SSP5-8.5		SSP2-4.5		SSP5-8.5	
		Q (mm)	MR %	Q (mm)	MR %	Q (mm)	MR %	Q (mm)	MR %	Q (mm)	MR %	Q (mm)	MR %
Agricultura	6.08	6.12	0.66	5.03	-17.3	4.30	-29.3	3.90	-35.9	4.68	-23.0	4.52	-25.6
Pastagem	3.83	4.93	28.72	3.81	-0.52	3.43	-10.4	3.31	-13.6	3.73	-2.6	3.85	0.52
Área Urbana	23.67	17.78	-24.9	16.52	-30.2	17.8	-24.8	16.9	-28.8	16.9	-28.4	17.17	-27.4
Caatinga	7.36	2.84	-61.4	2.13	-71.1	0.50	-93.2	0.53	-92.8	0.59	-91.9	0.41	-94.4
Mata Atlântica	2.67	3.04	13.86	2.53	-5.2	3.20	19.8	3.28	22.9	3.41	27.7	3.41	27.7

A Tabela 25 apresenta uma avaliação estatística dos escoamentos superficiais projetados pelos modelos para os três períodos em relação ao período da vazão observada da bacia. Ao longo do tempo, observa-se uma diminuição na média do escoamento em mm para ambos os cenários analisados, SSP2-4.5 e SSP5-8.5. No curto prazo, as médias são de 6,94 mm e 5,96 mm, respectivamente, caindo para 4,89 mm e 4,95 mm no longo prazo, o que sugere uma tendência de redução nos escoamentos projetados com o passar dos anos. O desvio padrão (STD), que reflete a dispersão dos dados em relação à média, mostra-se relativamente estável

entre os cenários e períodos, com valores variando de 6,02 a 6,44 mm. Isso sugere que a variabilidade nos escoamentos projetados é similar ao longo dos diferentes horizontes temporais. O desvio absoluto médio (MAD), que também mede a dispersão dos valores em relação à média, segue uma tendência semelhante ao desvio padrão, com valores entre 4,07 e 4,78 mm, o que era esperado.

O coeficiente de variação (CV), que representa a relação entre o desvio padrão e a média, revela uma variabilidade relativamente baixa, com uma leve tendência de aumento no longo prazo, particularmente no cenário SSP5-8.5, onde o CV atinge 1,29. Isso indica que a variabilidade dos dados permanece pequena em relação à média, mas pode aumentar em cenários futuros mais extremos. O erro quadrático médio (MSE), que quantifica as discrepâncias entre as projeções dos modelos e os dados históricos, aumenta à medida que avançamos do curto para o longo prazo, com valores de 11,28 no curto prazo para SSP2-4.5, subindo para 18,83 no longo prazo para o SSP5-8.5.

Tabela 25 - Avaliação estatística dos escoamentos projetados pelos modelos a curto, médio e longo prazo para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 em relação ao período histórico observado.

LULC	Cenários	MEAN	STD	MAD	CV	MSE	RVR
Curto prazo	SSP2-4.5	6,94	6,21	4,34	0,89	11,28	-0,09
	SSP5-8.5	5,96	6,02	4,23	1,01	15,95	-0,27
Médio prazo	SSP2-4.5	5,84	6,83	4,78	1,17	17,03	-0,28
	SSP5-8.5	5,58	6,44	4,51	1,16	19,67	-0,30
Longo prazo	SSP2-4.5	4,89	6,19	4,02	1,26	18,71	-0,24
	SSP5-8.5	4,95	6,28	4,07	1,27	18,83	-0,21

Fonte: A autora (2025).

A Tabela 26 apresenta as variáveis do balanço hídrico para diferentes classes de uso e ocupação do solo para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 para curto (C), médio (M) e longo (L) prazo. O valor de PREC é referente a média de precipitação na bacia hidrográfica; SURQ é o escoamento superficial gerado na bacia hidrográfica; GWQ a contribuição das águas subterrâneas para o fluxo na bacia hidrográfica; e ET a evapotranspiração real na bacia hidrográfica. Todas variáveis são apresentadas com as unidades em mm.

O escoamento superficial nas áreas urbanas é, como esperado, o mais alto entre todas as classes de uso e cobertura da terra. Isso ocorre devido à impermeabilização do solo, que impede

a infiltração da água. A diminuição do escoamento ao longo do tempo reflete a também diminuição da precipitação sobre essa área em ambos os cenários e horizontes temporais. As áreas agrícolas e de pastagem apresentam escoamento intermediário, menor que nas áreas urbanas, mas ainda significativo. A intensificação do escoamento nessas áreas pode ter relação com uma redução na capacidade de infiltração da água, o que pode ser devido ao aumento da compactação do solo ou ao manejo inadequado em decorrência das mudanças climáticas. A Caatinga e a Mata Atlântica apresentam os menores valores de escoamento superficial, o que se deve à maior capacidade de infiltração da vegetação natural, a evapotranspiração e à cobertura do solo.

Tabela 26- Variáveis do balanço hídrico do modelo SWAT para cada classe de uso e ocupação do solo a curto, médio e longo prazo para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.

LULC	Períodos	SSP2-4.5				SSP5-8.5			
		PREC (mm)	SURQ (mm)	GWQ (mm)	ET (mm)	PREC (mm)	SURQ (mm)	GWQ (mm)	ET (mm)
Agricultura	C	1003,8	93,2	433,9	339,8	876,6	69,7	364,3	332,2
	M	957,2	49,9	395,7	352,0	938,5	52,5	349,3	379,2
	L	960,9	63,4	386,6	359,3	975,0	68,8	377,7	382,6
Área Urbana	C	1271,5	510,7	306,1	412,1	1120,3	420,9	270,9	390,9
	M	1037,3	363,0	200,7	382,5	1015,3	357,1	178,7	399,0
	L	950,9	314,6	155,7	359,5	967,0	333,3	144,2	369,1
Mata Atlântica	C	1330,5	39,32	832,9	407,7	1172,8	29,2	710,1	388,6
	M	1248,2	8,1	735,5	430,3	1222,9	8,7	668,4	464,0
	L	1248,7	8,2	737,2	426,9 3	1257,2	8,7	736,2	437,3
Pastagem	C	760,1	82,3	166,4	354,8	657,4	43,2	122,0	330,9
	M	761,6	39,8	186,9	347,1	750,2	45,1	150,7	366,4
	L	769,7	49,6	189,2	345,4	792,3	60,7	186,4	345,3
Caatinga	C	644,5	53,9	123,6	325,6	581,5	19,0	81,5	300,3
	M	661,3	30,7	109,1	320,8	652,0	39,4	78,1	338,8
	L	633,7	34,8	130,8	313,4	668,5	46,9	132,8	328,2

Fonte: A autora (2025).

Quanto a água subterrânea, a simulação do modelo mostrou a Mata Atlântica com os maiores valores de infiltração para águas subterrâneas, o que é esperado, dado o seu ecossistema denso e vegetação com alta capacidade de absorção de água. A área de agricultura também apresenta boas taxas de recarga de águas subterrâneas, embora em valores menores comparados à Mata Atlântica. As áreas de pastagem e Caatinga têm valores de GWQ menores, indicando

que a maior parte da água não está infiltrando profundamente no solo. Isso pode ser consequência da compactação do solo, da menor cobertura vegetal e principalmente por serem áreas na bacia com menores precipitações.

A evapotranspiração na área de Mata Atlântica é alta e constante ao longo dos prazos, o que reflete a abundante vegetação nesse bioma. A quantidade de água que evapora e transpira das plantas é significativa nessas regiões. As áreas agrícolas e de pastagem têm valores de evapotranspiração intermediários. A evapotranspiração pode ser influenciada pelas práticas de manejo do solo e pelas condições de cultivo.

Pode-se observar que neste cenário mais severo, as classes tendem a ter um menor volume de precipitação, levando a diminuição no escoamento superficial, na evapotranspiração, na recarga de água subterrânea e mostrando uma leve variação na produção de sedimentos. Comparando as variáveis do balanço hídrico em ambos os cenários, a precipitação média em todas as classes de uso e cobertura da terra é ligeiramente menor no SSP5-8.5 em comparação com o SSP2-4.5, exceto em períodos longos, onde ocorre o oposto. O escoamento superficial é consistentemente maior no SSP2-4.5, sugerindo que o cenário SSP5-8.5 tende a reduzir a quantidade de água que escoia diretamente sobre a superfície. A água subterrânea é geralmente maior no cenário SSP2-4.5, com a exceção da classe de pastagem, onde o SSP5-8.5 mostra valores mais elevados. A evapotranspiração é um pouco maior no SSP5-8.5, o que pode ser explicado pelo aumento das temperaturas e pela maior demanda hídrica no cenário mais severo. A produção de sedimentos diminui em ambos os cenários ao longo do tempo, sendo geralmente menor no SSP5-8.5. Essas diferenças indicam que o cenário SSP5-8.5, associado a um clima mais severo, promove uma diminuição da precipitação e do escoamento superficial, bem como uma maior evapotranspiração.

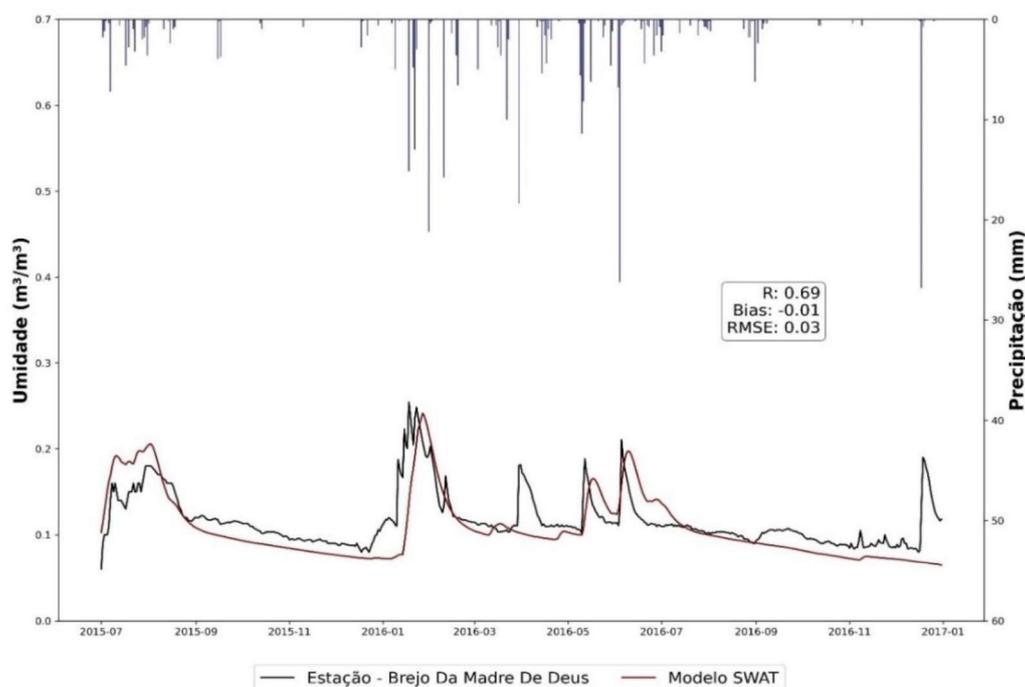
4.3.4 Umidade do solo extraída do SWAT para a bacia hidrográfica

Além dos dados de vazão, este estudo utilizou dados diários de umidade do solo para avaliar o desempenho do modelo hidrológico, visto que os dados de umidade são usados para o estudo da seca agrícola na bacia. As Figuras 39-45 apresentam a comparação temporal entre os valores observados e quantidade de água no solo simulados após a calibração e validação do modelo e convertidos para m^3/m^3 , considerando diferentes pontos de monitoramento na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe. Utilizando os mesmos índices estatísticos adotados por Araújo et al. (2024) e Oliveira (2021), verificou-se uma correspondência satisfatória entre os dados

medidos *in situ* e os simulados pelo modelo na maioria dos pontos avaliados. Contudo, em alguns locais, a correlação não foi tão expressiva, sugerindo a necessidade de ajustes locais ou limitações nas condições de entrada do modelo.

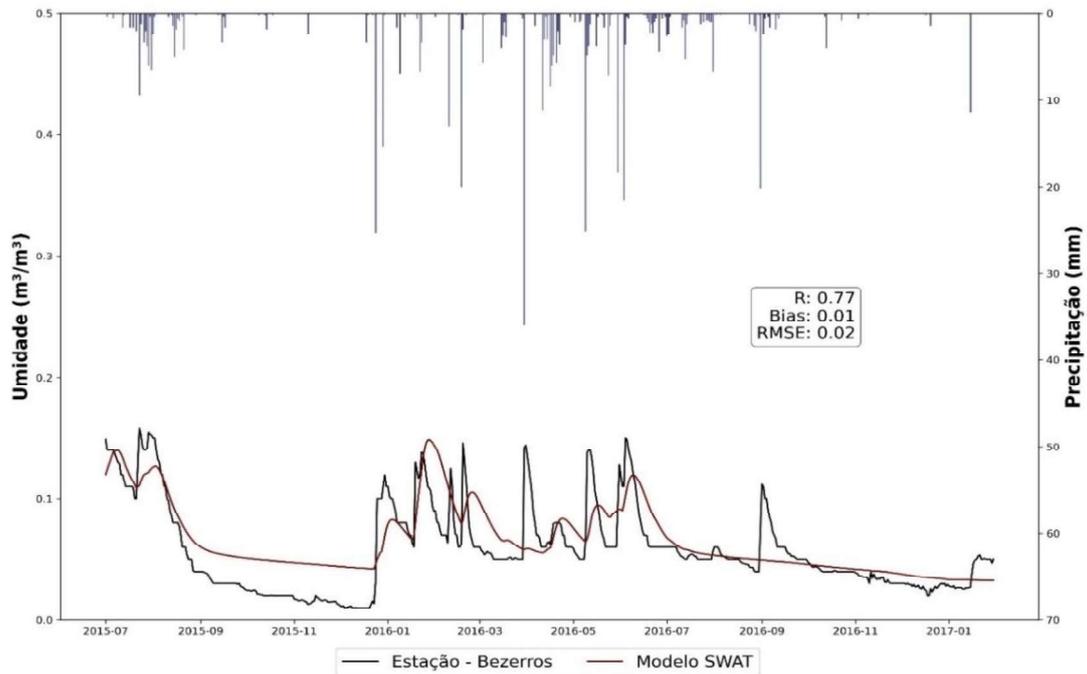
Nos gráficos apresentados, observa-se que o modelo SWAT conseguiu capturar satisfatoriamente as tendências gerais da dinâmica da umidade do solo nas regiões de Brejo da Madre de Deus, Bezerras, Salgadinho e Vertente do Lério, especialmente os aumentos após eventos de precipitação mais intensos, como evidenciado nos períodos de maior acumulado de chuva. Isso é corroborado pelos valores estatísticos obtidos do coeficiente de correlação que variaram de 0,69 a 0,79, mostrando uma relação moderada a forte entre os dados simulados e observados, enquanto Bias variou de -0,03 a 0,01, mostrando que o modelo não apresenta uma tendência significativa de superestimar ou subestimar os valores de umidade do solo nesses pontos. Os resultados de RMSE sugerem uma boa precisão nas estimativas, considerando a complexidade do processo hidrológico modelado. No entanto, algumas divergências são perceptíveis em períodos secos, onde o modelo apresenta uma subestimação em relação aos dados observados, possivelmente devido à dificuldade em representar processos específicos do solo no ponto monitorado.

Figura 38 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Brejo da Madre de Deus e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.



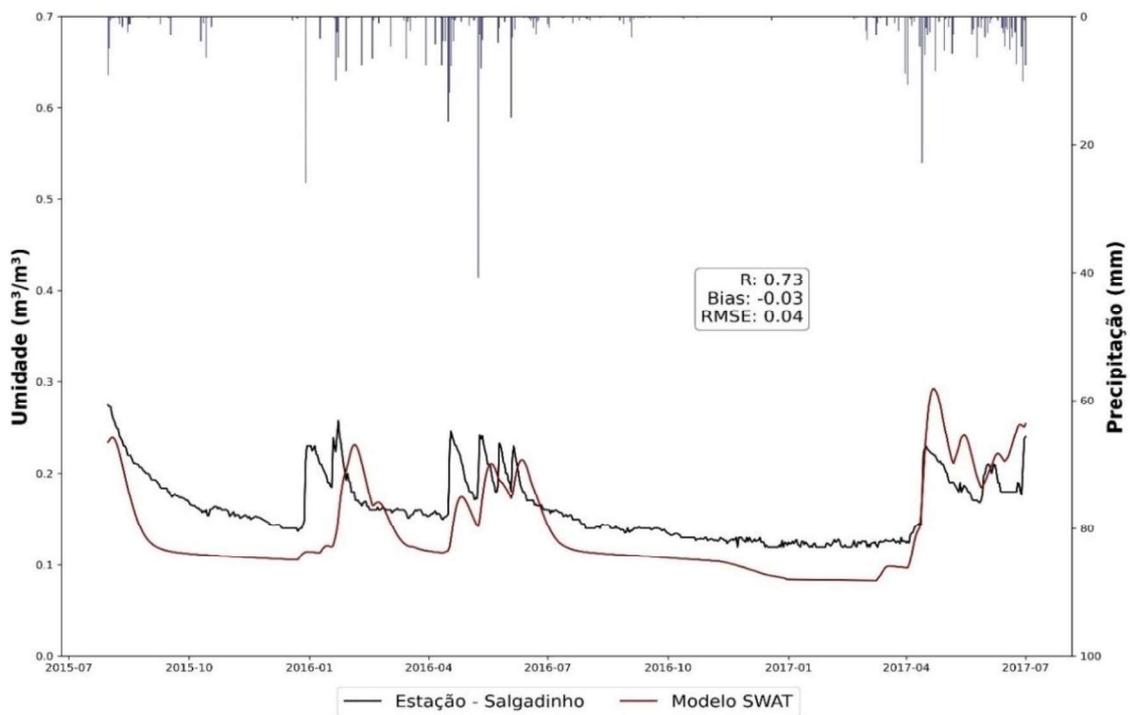
Fonte: A autora (2025).

Figura 39 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Bezerros e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.



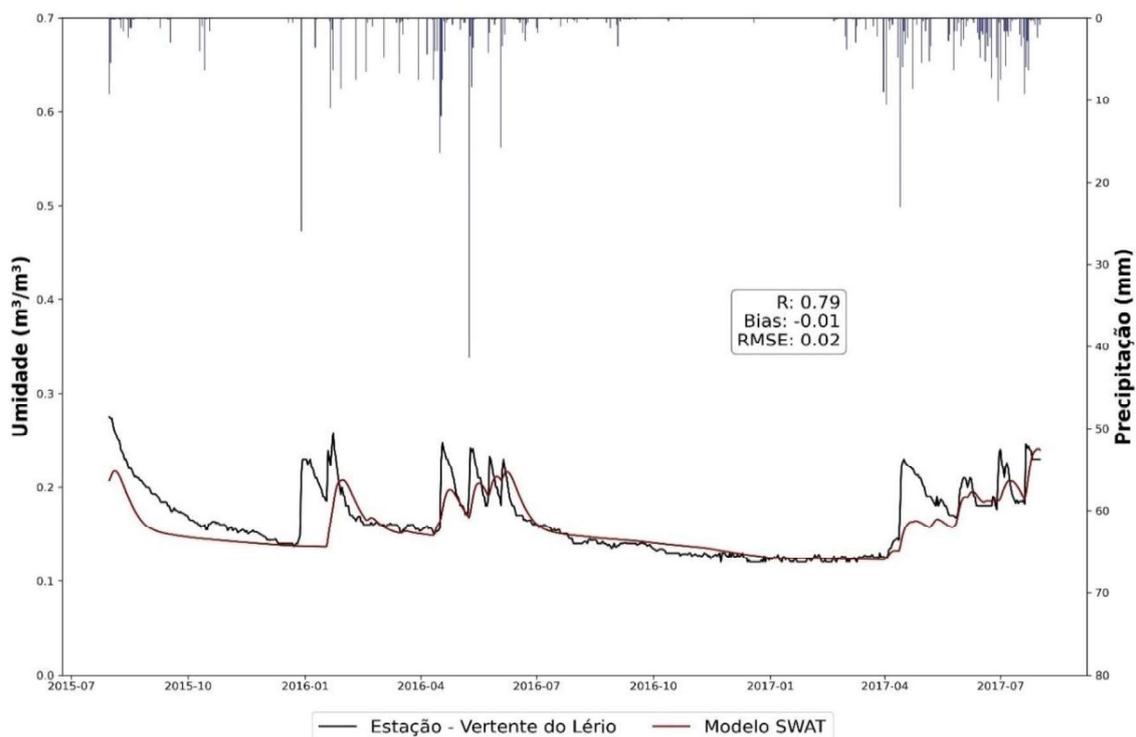
Fonte: A autora (2025).

Figura 40 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Salgadinho e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.



Fonte: A autora (2025).

Figura 41 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Vertente do Lério e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.

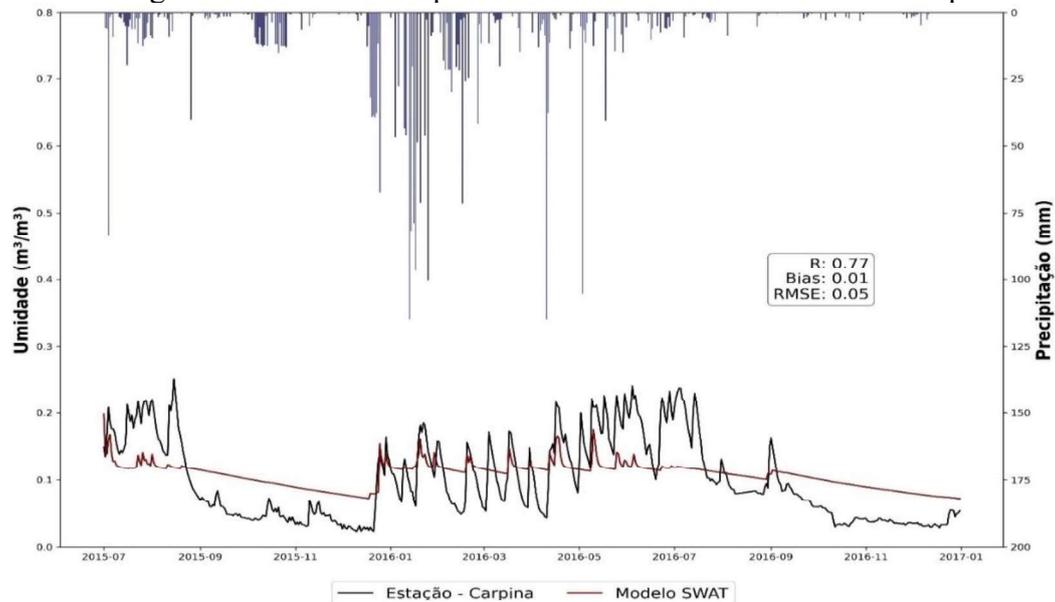


Fonte: A autora (2025).

As sub-bacias previamente analisadas, que apresentaram resultados satisfatórios, foram monitoradas pelo CEMADEN na região semiárida da bacia do Rio Capibaribe. Para a porção mais úmida da bacia, o modelo SWAT demonstrou boa representação quando comparado aos dados observados. Contudo, nas localidades de Carpina e Vitória de Santo Antão (Figura 43 e Figura 44), embora o modelo tenha capturado a resposta da precipitação na variação da umidade do solo, ele apresentou limitações em reproduzir com precisão os picos e vales observados. Ainda assim, os resultados exibiram boa correlação estatística em ambos os casos. No ponto de monitoramento de Gravatá (Figura 45), a correlação foi mais baixa, com $R=0,45$. É importante destacar que os valores simulados pelo modelo representam a quantidade de água no perfil do solo, que foi convertida para a unidade volumétrica m^3m^{-3} . As discrepâncias observadas em algumas sub-bacias podem estar associadas à diferença de escala entre os dados simulados e os dados observados, uma vez que a umidade do solo pode apresentar grande variabilidade espacial e temporal. O processo de conversão também pode ter contribuído para as discrepâncias observadas em alguma sub-bacia.

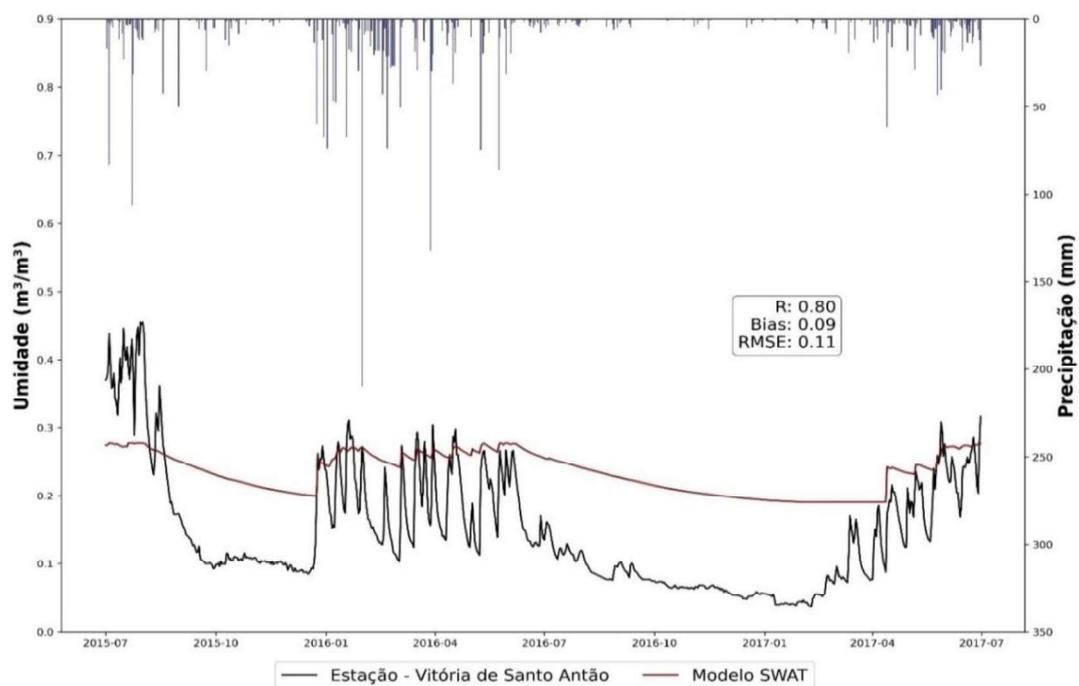
De forma geral, conforme evidenciado pelos gráficos apresentados, o modelo SWAT mostrou-se uma ferramenta eficaz para representar a dinâmica da umidade do solo ao longo da bacia do Rio Capibaribe, mesmo com algumas limitações em um ponto de monitoramento.

Figura 42 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Carpina e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.



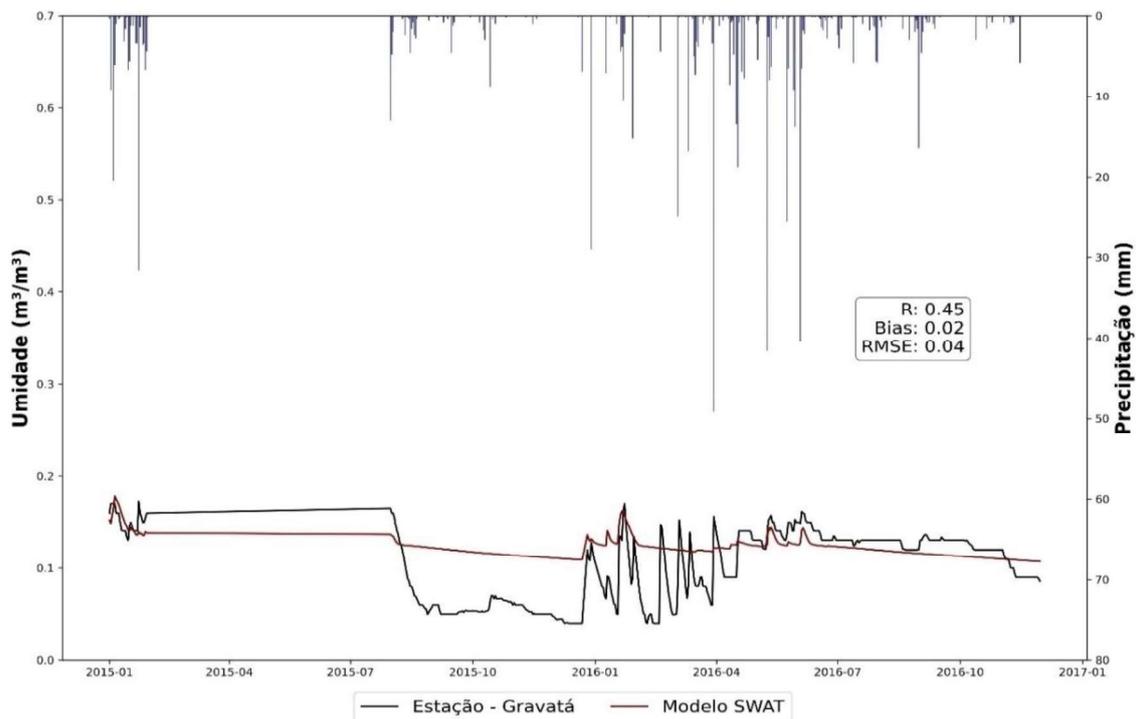
Fonte: A autora (2025).

Figura 43 - Comparação entre a umidade do solo observada em Vitória de Santo Antão e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.



Fonte: A autora (2025).

Figura 44 - Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em Gravatá e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.



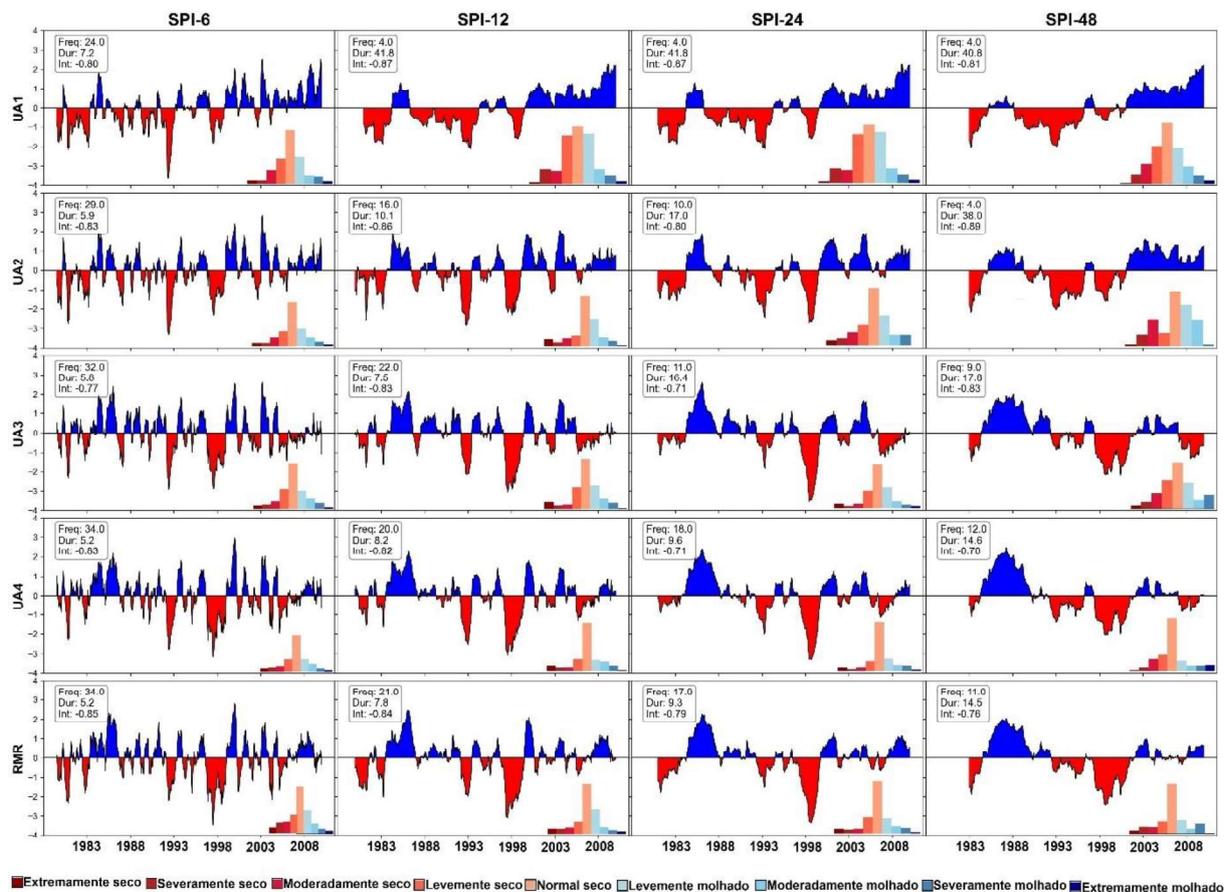
Fonte: A autora (2025).

4.4 CARACTERIZAÇÃO DE SECAS NA BACIA DO RIO CAPIBARIBE

4.4.1 Caracterização da seca no período histórico (1980 – 2010)

A análise do período seco na bacia do Rio Capibaribe, baseada SPI dos dados observados, evidencia a frequência, duração e intensidade das secas ao longo do tempo, conforme apresentado na Figura 46 a seguir junto a frequência dos diferentes tipos de eventos úmidos e secos.

Figura 45 - Índice de seca para período histórico na bacia do Rio Capibaribe: escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.



Fonte: A autora (2025).

A UA1, localizada na região semiárida da nascente da bacia, é particularmente vulnerável às variações de precipitação em todas as escalas do SPI. No SPI-6, que reflete a transição entre o período chuvoso e o período seco e as secas de curto prazo, foram registrados 24 eventos com uma duração média de 7,2 meses, sendo a maioria classificada entre levemente seco, normal seco e levemente úmido. Esses eventos apresentados indicam eventos frequentes, alguns de intensidade considerável, porém de curta duração, típicos de regiões com alta variabilidade climática. Todavia, em períodos como 1991/1993 e 1997/1998, a UA1 enfrentou secas plurianuais, como esses dois casos, considerados severamente secos, revelando a suscetibilidade do semiárido a secas intensas que podem impactar diretamente a agricultura e a disponibilidade imediata de água. No SPI-12, o período registrou 4 eventos de seca com duração média prolongada de 41,8 meses. Esse comportamento se mantém no SPI-24 e SPI-48, com secas prolongadas (41,8 e 40,4 meses, respectivamente), o que demanda uma infraestrutura

mais robusta de armazenamento de água e políticas de gestão eficazes para enfrentar a alta variabilidade e os efeitos das secas de longo prazo nessas regiões.

Na UA2, uma região de transição entre o semiárido e zonas mais úmidas, o comportamento das secas varia com a escala do SPI. No SPI-6, foram identificados 29 eventos com duração média de 5,9. Já no SPI-12, com 16 eventos e uma duração média de 10,1 meses, as secas são de médio prazo que representam um desafio maior para a produção agrícola da região. No SPI-24 e SPI-48, as secas são menos frequentes (10 e 4 meses), mas duram até 40,8 meses, mostrando que, embora menos vulnerável no curto prazo, a UA2 ainda sofre com secas plurianuais de longa duração.

A UA3, em uma área mais úmida, apresenta menor vulnerabilidade, mas ainda assim é suscetível a períodos secos. No SPI-6, registraram-se 32 eventos de seca com duração média de 5,8 meses, sugerindo períodos secos frequentes, mas de curta duração. No SPI-12, são observados 22 eventos, com duração média de 7,5 meses, menor que nas áreas a montante. No SPI-24 e SPI-48, os períodos secos duram até 17,8 meses, com intensidade moderada, refletindo maior resiliência, mas ainda suscetível a eventos de longa duração.

Na UA4, mais próxima ao litoral, o padrão do período seco é mais estável. No SPI-6, houve 34 eventos com duração média de 5,8 meses. No SPI-12, foram registrados 20 eventos com duração média de 8,5 meses, mantendo-se a frequência, mas com menor intensidade. No SPI-24 e SPI-48, as secas são menos frequentes, mas podem durar até 14,6 meses, sendo a maior parte dos meses classificadas como normal seco e levemente úmido.

A RMR, sendo a região com maior pluviosidade, apresenta a menor suscetibilidade a períodos secos intensos. No SPI-6, há 34 eventos com duração média de 5,4 meses. No SPI-12, são 21 eventos com duração média de 7,8 meses. No SPI-24 e SPI-48, as secas de longo prazo são ainda menos frequentes (17 e 11 eventos), com duração de até 14,5 meses e, em sua maioria, classificadas como normal seco ou levemente úmido.

De forma geral, a análise do SPI demonstra que as secas de curto prazo (SPI-6) são mais frequentes em todas as unidades de análise, o que pode ter impacto direto em cultivos agrícolas e recursos hídricos menores. No entanto, à medida que a escala temporal aumenta, as secas se tornam menos frequentes, mas mais prolongadas, principalmente nas regiões semiáridas, como a UA1, e de transição, como a UA2.

Os resultados desta análise estão em consonância com o Plano Hidroambiental da bacia do Rio Capibaribe, que registrou eventos de seca significativos nos períodos de 1980-1981, 1983-1984, 1986-1987, 1991-1993, 1997-1998, 2001 e 2007. Além disso, os achados

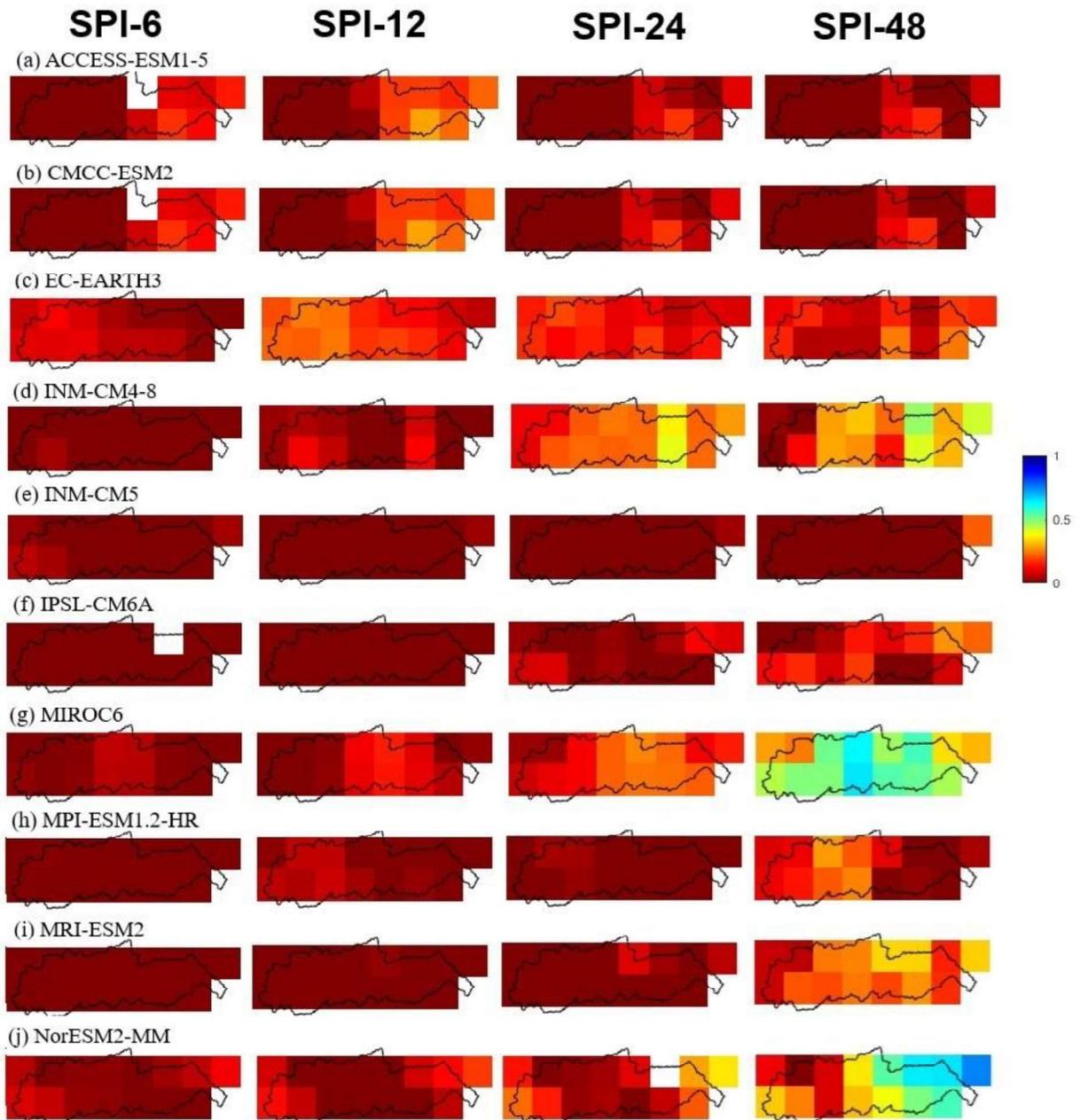
corroboram com os estudos de Oliveira (2021), que destacou o período de 1990 a 2003 como aquele com maior frequência de eventos de seca, com mais de uma década de valores negativos de SPI. O intervalo de 1985 a 1989 foi especialmente representativo, marcado por um período extremamente chuvoso, como destacado também por Felipe et al. (2023), que aplicaram o índice SPI para Pernambuco de 1991 a 2019.

4.4.2 Escolha do modelo de acordo com as métricas estatísticas

Após a análise do comportamento da seca histórica na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, o SPI foi calculado para a baseline de 10 modelos climáticos e calculadas as estatísticas para avaliar a acurácia da baseline dos modelos em captar o padrão de secas em diferentes escalas temporais. Os resultados das métricas baseadas nos valores do índice SPI ao longo do tempo são apresentados a seguir. Na Figura 47, as correlações do SPI da linha de base de cada modelo em relação aos dados históricos observados da bacia são exibidas.

Observa-se que todos os modelos apresentam baixa correlação em escalas temporais menores, como SPI-6 e SPI-12, mas essa correlação melhora progressivamente conforme se aumenta a escala temporal, sendo mais alta nos SPI-24 e SPI-48. Esse resultado é coerente com o que é observado após ser feita a correção de viés dos modelos, onde eles apresentaram um desempenho satisfatório na representação da climatologia da bacia, sugerindo que, em termos de médias climatológicas ou em séries mais longas analisadas, eles conseguem capturar bem as condições gerais. No entanto, em escalas diárias e mensais mais curtas, a performance é mais limitada. Isso reflete no que foi observado nas correlações, em que os modelos têm dificuldades em representar a variabilidade climática em escalas menores, mas apresentam uma melhora significativa em escalas mais longas, podendo mostrar mais precisão na simulação de tendências de longo prazo na bacia.

Figura 46 - Correlação entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.



Fonte: A autora (2025).

O modelo MIROC6 foi o modelo climático que apresentou a melhor correlação, com resultados baixos no SPI-6 e SPI-12, mas uma melhora considerável no SPI-24, atingindo boa correlação no SPI-48. O R teve valores de 0,45 na RMR, valores entre 0,56 e 0,52 na UA4, 0,54 na UA3, e alcançando até 0,64 na UA2. Na UA1, o valor foi de 0,49, indicando uma representação mais sólida entre os modelos em áreas tanto secas quanto úmidas da bacia. O

NorESM2-MM, apresentou boas correlações nas regiões úmidas, que variaram de 0,56 a 0,74 na RMR e 0,64 na UA4, porém um desempenho mais baixo em áreas secas, como UA1, onde os valores ficaram entre 0,3 e 0,1. Já o INM-CM5 apresentou os valores mais baixos entre os modelos, com correlações praticamente nulas em quase todas as áreas, exceto em um único pixel onde atingiu 0,2.

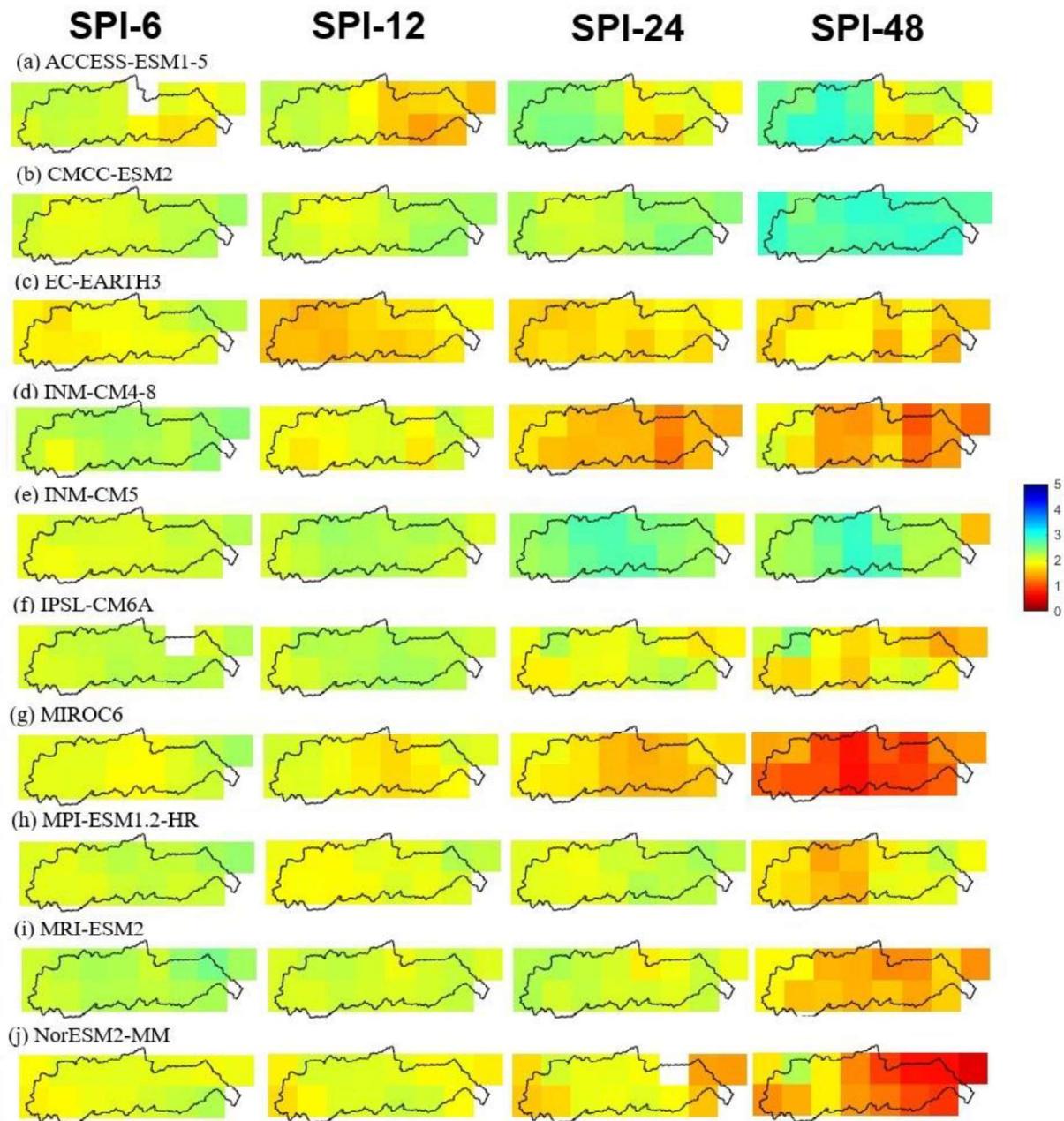
Ao avaliar o MSE (Figura 48), observa-se uma variação na distribuição espacial dos valores, com as secas de longo prazo apresentando maior variabilidade na representação do SPI. No SPI-6, os valores de erro são relativamente próximos, variando entre 1,6 e 2,5. Para a maioria dos modelos, o erro tende a diminuir em escalas temporais maiores, exceto para os modelos INM-CM5, CMCC-ESM2 e ACCESS-ESM1-5, que mantêm erros mais elevados.

Os resultados obtidos indicaram que, na escala temporal SPI-48, os modelos climáticos apresentam maior acurácia, conforme verificado também na análise de correlação. O modelo MIROC6 demonstrou o melhor desempenho geral na representação da bacia, com valores de MSE de 1,3 na RMR, 0,9 na UA4, 0,7 na UA3, 0,9 na UA2, e um valor máximo de 1,1 na UA1. Já o modelo NorESM2 obteve MSE de 0,6 na RMR, 0,98 na UA4, 1,1 na UA3, 1,8 na UA2 e 2,2 na UA1. Para o modelo INM-CM4-8, os valores de MSE foram de 1,4 na RMR e 1,1 na UA4, ambas regiões mais úmidas. Entretanto, o erro aumenta em regiões mais secas, com valores de 1,7 na UA3, 1,4 na UA2 e 2,1 na UA1.

Os piores desempenhos foram observados nos modelos INM-CM5, CMCC-ESM2 e ACCESS-ESM1-5. O INM-CM5 apresentou MSE de 1,5 na RMR, 2,2 na UA4, 2,7 na UA3, 2,8 na UA2 e 2,3 na UA1, enquanto o CMCC-ESM2 registrou MSE de 2,7 na RMR, 2,8 na UA4 e UA3, 2,6 na UA2 e 2,8 na UA1. O modelo ACCESS-ESM1-5 apresentou MSE de aproximadamente 2,7 nas regiões mais úmidas, porém com valores ainda mais elevados nas regiões secas, atingindo 3,7.

Esses resultados evidenciam que a acurácia dos modelos varia significativamente entre as regiões da bacia, sendo influenciada pela variabilidade climática local. O desempenho do MIROC6 e do NorESM2 nas áreas úmidas sugere que esses modelos conseguem captar melhor as particularidades dessas regiões, enquanto modelos como INM-CM5 e ACCESS-ESM1-5 apresentam limitações em regiões de maior aridez. Esse comportamento reforça a importância de escolher modelos específicos para cada contexto climático e de desenvolver políticas de adaptação ajustadas à vulnerabilidade de cada sub-região da bacia.

Figura 47- MSE entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.

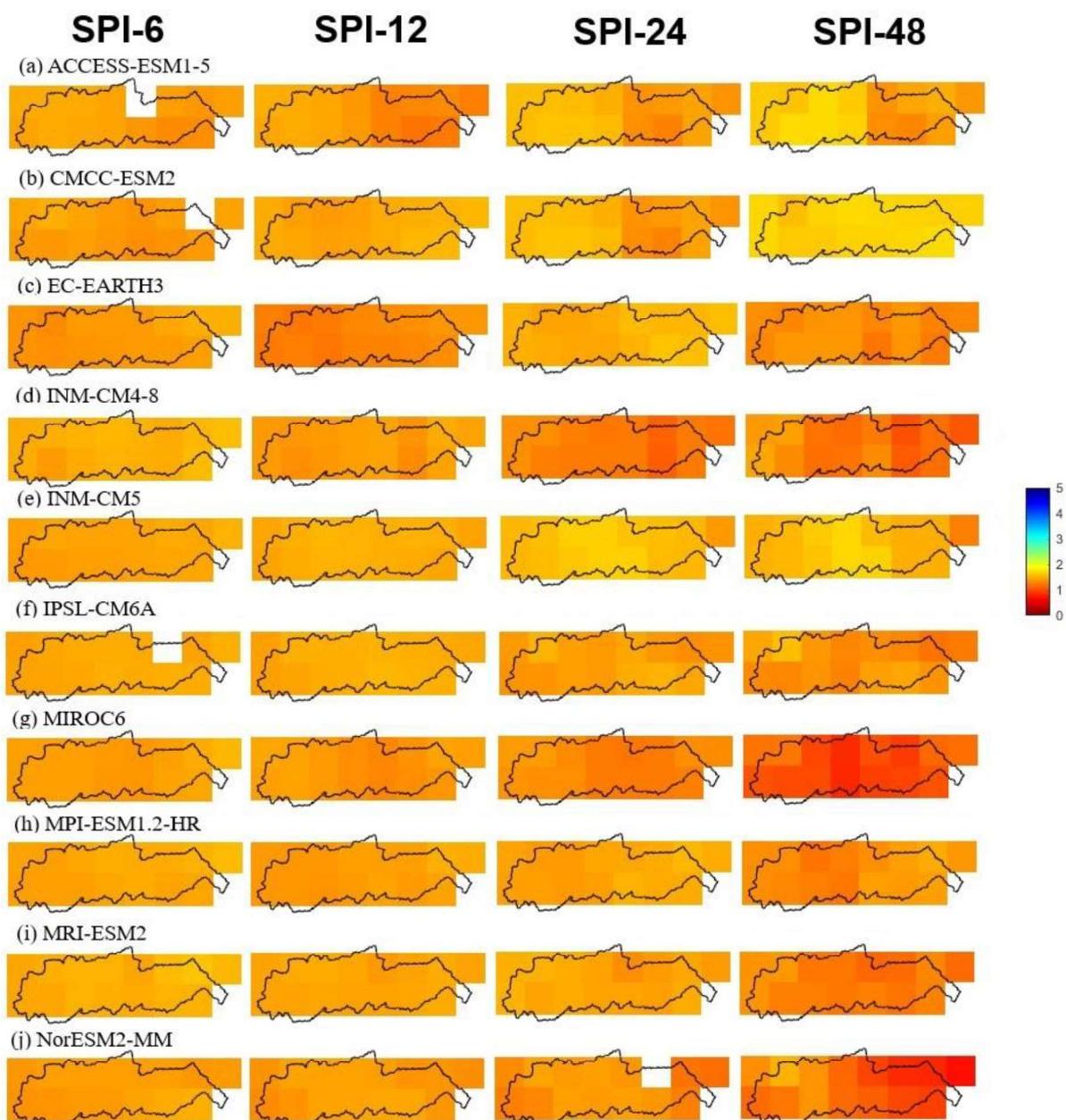


Fonte: A autora (2025).

Para o RMSE (Figura 49), os valores no SPI de curto e médio prazo foram aproximadamente 1,4 para todos os modelos e regiões da bacia. Seguindo a tendência observada no R e no MSE, os valores do RMSE diminuíram conforme o aumento do período, alcançando os menores valores no SPI-48. No entanto, para os modelos INM-CM5, CMCC-ESM2 e ACCESS-ESM1-5, o erro aumentou nessa escala de tempo. O modelo MIROC6 apresentou o

menor erro, com valores de RMSE de 1,14 na RMR, 0,9 na UA4, 1,02 na UA3, 0,8 na UA2 e 1,1 na UA1. O modelo NorESM2 também apresentou bom desempenho, com RMSE de 0,7 na RMR, 0,9 na UA4, 0,95 na UA3, 1,35 na UA2 e 1,5 na UA1. Os modelos com os maiores erros foram o INM-CM5 e o CMCC-ESM2. O INM-CM5 registrou valores de RMSE de 1,64 na RMR, 1,69 na UA4, 1,7 na UA3, 1,6 na UA2 e 1,69 na UA1. Já o CMCC-ESM2 apresentou RMSE de 1,3 na RMR, 1,45 na UA4, 1,33 na UA3, e 1,7 tanto na UA2 quanto na UA1.

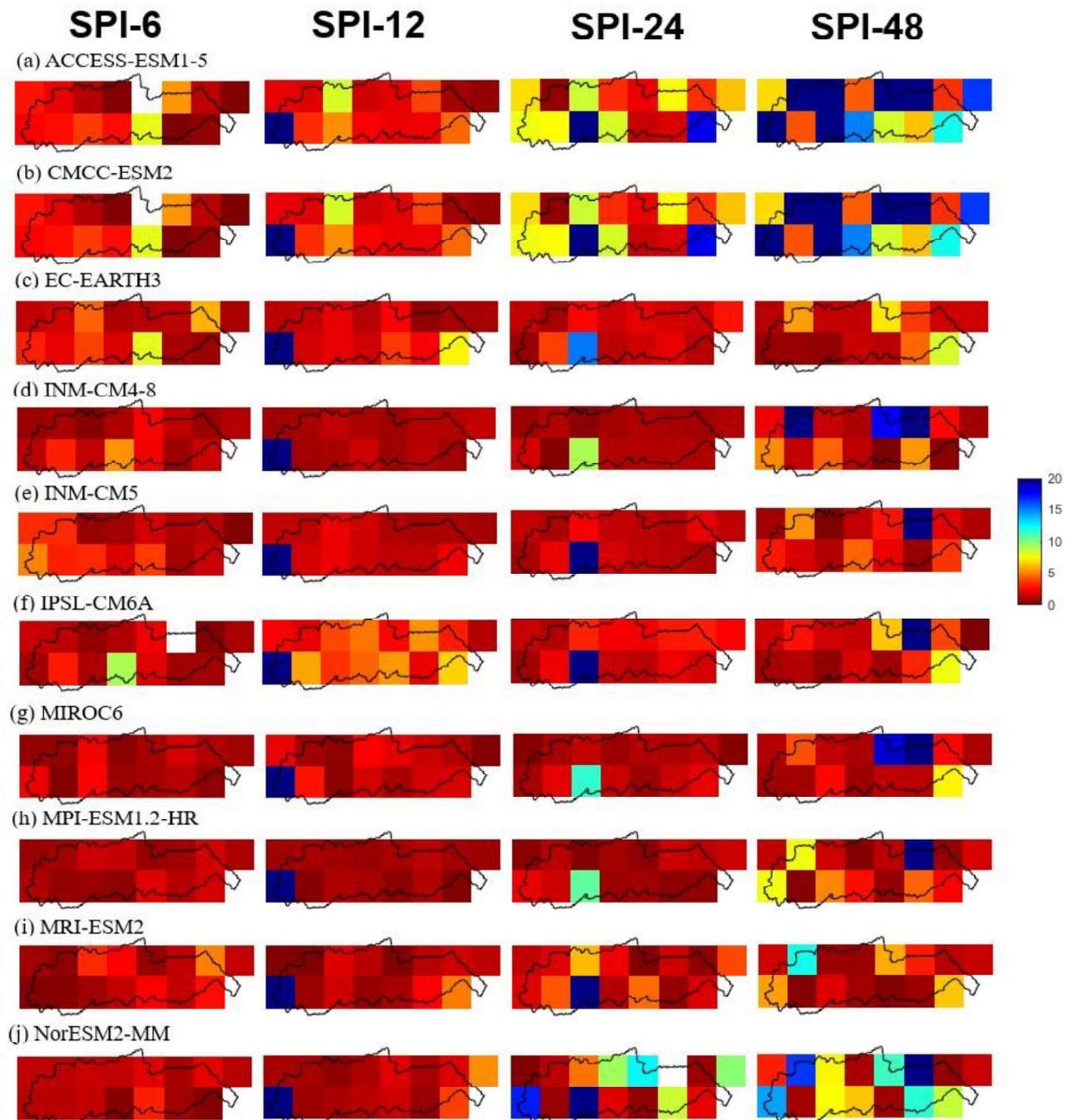
Figura 48 - RMSE entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.



Fonte: A autora (2025).

O Bias relativo (Figura 50) apresentou valores mais baixos no SPI de curto (SPI-6) e médio prazo (SPI-12). No entanto, esses valores aumentaram conforme o período de análise se estendeu para o SPI-24 e SPI-48.

Figura 49 – P-Bias relativo entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.



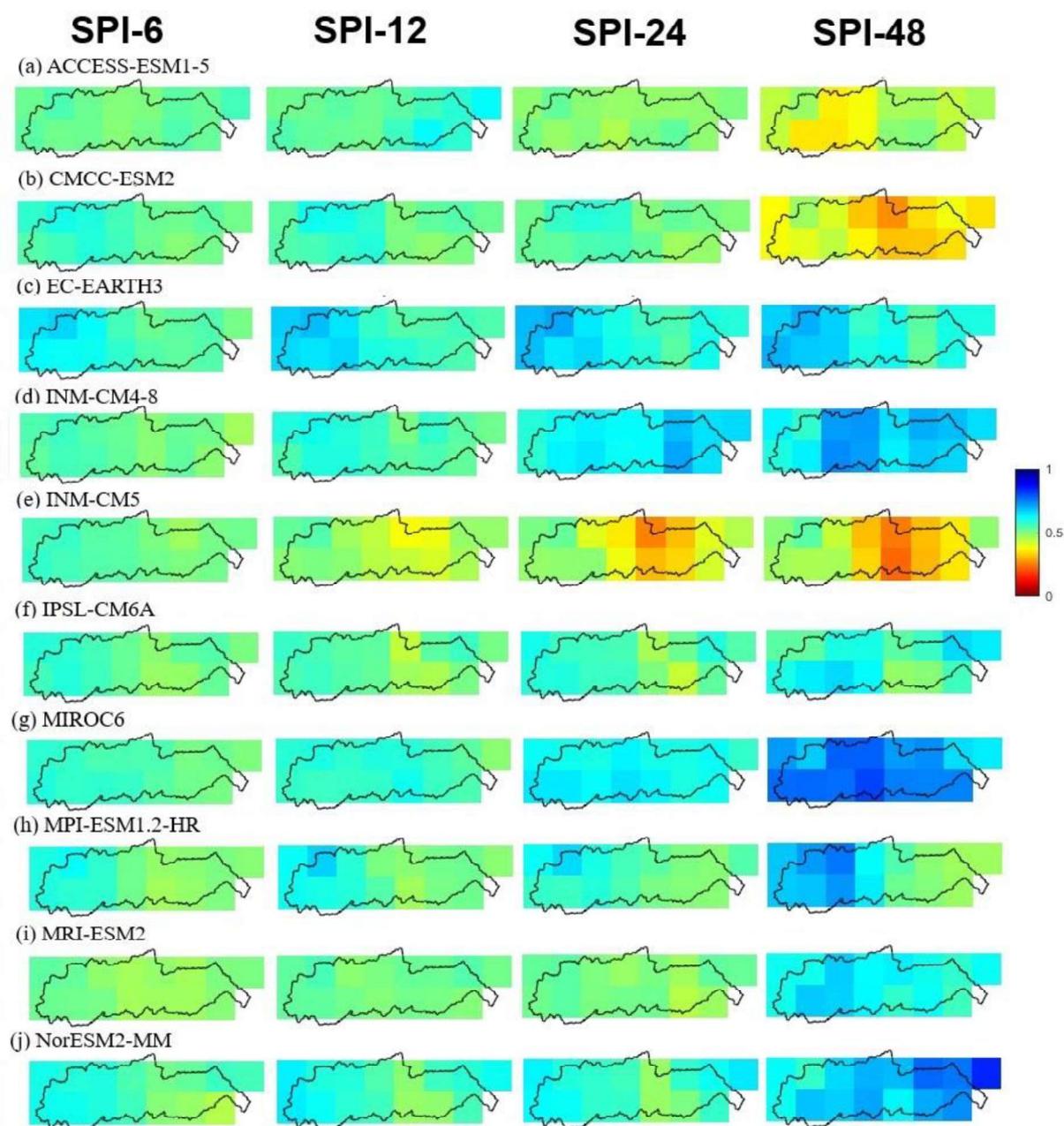
Fonte: A autora (2025).

Observa-se que, em comparação com as outras três estatísticas já analisadas (R, MSE e RMSE), os modelos MIROC6, IPSL-CM6A, INM-CM4-8 e INM-CM5 foram os que exibiram valores de Bias Relativo mais baixos e com menor variação, exceto na UA4, que apresentou uma variação significativa, com um Bias elevado. Por outro lado, os modelos ACCESS-ESM1-5, CMCC-ESM2 e NorESM2-MM apresentaram maior variabilidade do Bias Relativo, tanto em termos de valores absolutos quanto na distribuição espacial. Alguns pixels apresentaram Bias Relativo de 0,1, enquanto outros superaram valores de 20, indicando uma variação considerável do SPI entre as regiões da bacia.

Por fim, foi realizada a distribuição espacial dos índices de concordância Kd (Figura 51) e K (Figura 52), escolhidos para avaliar a capacidade dos modelos em identificar corretamente os eventos úmidos e secos, bem como suas diferentes categorias.

O Kd, que leva em consideração a proximidade das categorias de severidade (por exemplo, a diferença entre eventos extremamente secos e severamente secos), penaliza menos as discrepâncias pequenas do que as grandes, como a classificação de um evento como extremamente seco em uma base e normal seco em outra e seus valores variando entre 0 e 1. Nas secas de curto prazo, os valores de Kd tendem a ser mais homogêneos, com uma média intermediária de 0,4 em várias regiões. Entretanto, há uma melhoria significativa para alguns modelos à medida que o SPI avança para escalas mais longas, como no SPI-48. O MIROC6, por exemplo, registrou valores de Kd de 0,74 na RMR e UA4, chegando a 0,78 na UA2 e 0,77 na UA1, refletindo uma boa concordância em toda a bacia. O NorESM2-MM, por sua vez, teve os melhores resultados na RMR (0,84) e na UA4 (0,76), mas desempenho inferior nas áreas mais secas, como a UA1, com 0,68. Por outro lado, alguns modelos tiveram valores mais baixos, mesmo quando analisado pela seca a longo prazo, como o INM-CM5, CMCC-ESM2 e ACCESS-ESM. Já o INM-CM5 apresentou os menores valores, variando entre 0,35 e 0,48 na RMR e registrando apenas 0,2 na UA3, o que reflete uma baixa precisão em várias regiões, enquanto o CMCC-ESM2 apresentou valores de Kd entre 0,35 e 0,50, destacando a variação de desempenho entre as diferentes áreas da bacia. Outros modelos como o MPI-ESM1.2-HR e o EC-EARTH3 mostraram melhores índices na parte mais seca da bacia, com uma piora do desempenho nas áreas mais úmidas em direção ao litoral.

Figura 50 - Kendall entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.

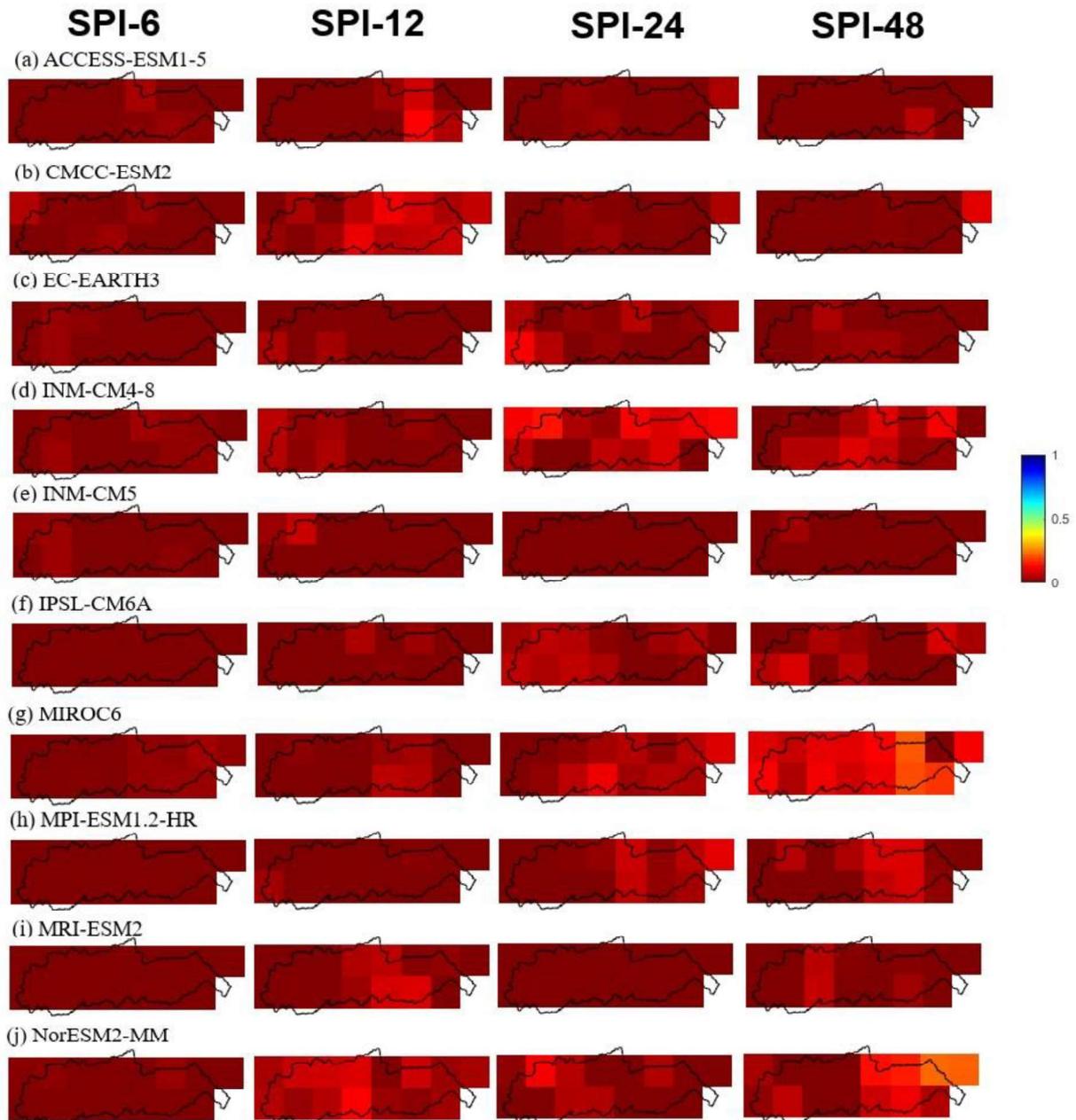


Fonte: A autora (2025).

Os resultados do índice Kappa mostram valores muito baixos, próximos de zero para o SPI-6 e SPI-12, com um aumento mínimo apenas no SPI-48, onde o modelo MIROC6, que apresentou o melhor desempenho, alcançou um valor de apenas 0,2. Isso indica que, embora a estimativa da baseline do modelo possa se aproximar da classificação observada, a ausência de concordância exata é contabilizada como erro no índice Kappa. O fato de os valores estarem

consistentemente próximos de zero sugere que a baseline dos modelos tem dificuldade em prever precisamente o período seco na mesma classificação observada.

Figura 51 - Kappa entre o SPI calculados para a baseline dos modelos climáticos globais em relação ao SPI dos dados observados na bacia do Rio Capibaribe, em escala de tempo de 6, 12, 24 e 48 meses.



Fonte: A autora (2025).

A discrepância entre os resultados do K e Kd evidencia que, embora os modelos falhem em capturar a classificação exata dos eventos secos e úmidos (refletido nos baixos valores de

Kappa), alguns conseguem estimar classes semelhantes, o que é capturado pelo índice de Kendall. Dessa forma, enquanto o Kappa considera como erro a falta de correspondência exata, o Kendall reconhece a habilidade de alguns modelos em identificar eventos secos e úmidos próximos da classificação correta, mesmo que com uma ligeira diferença na categoria. Isso sugere que, embora a baseline dos modelos não consiga reproduzir exatamente a classificação observada, certos modelos ainda têm uma capacidade útil de captar eventos em categorias próximas.

Ao analisar as métricas estatísticas de cada modelo, o MIROC6 se destacou por apresentar o melhor desempenho na representação das secas de longo prazo (SPI-24 e SPI-48). Esse modelo exibiu a maior correlação (R) em todas as regiões da bacia, além dos menores valores de MSE e RMSE, e um coeficiente de Kendall elevado, demonstrando uma capacidade superior de identificar eventos secos de forma mais precisa. Em comparação com outros modelos, o MIROC6 se diferencia pela maior precisão e consistência em diversas métricas estatísticas nas escalas de longo prazo para todas as regiões, aspecto essencial para projeções futuras de seca. Por outro lado, os modelos com pior desempenho foram o CMCC-ESM2, o INM-CM5, e o ACCESS-ESM1-5, sendo este último particularmente ineficaz nas zonas úmidas e ainda mais nas zonas secas da bacia. Rayhan e Afroz (2024), em uma comparação da baseline de outros 5 cinco modelos climáticos regionais do CMIP5 para Bangladesh e os dados observados, verificou que o MIROC5 foi o modelo superior entre os cinco modelos considerados em seu estudo, mostrando maior similaridade com o observado.

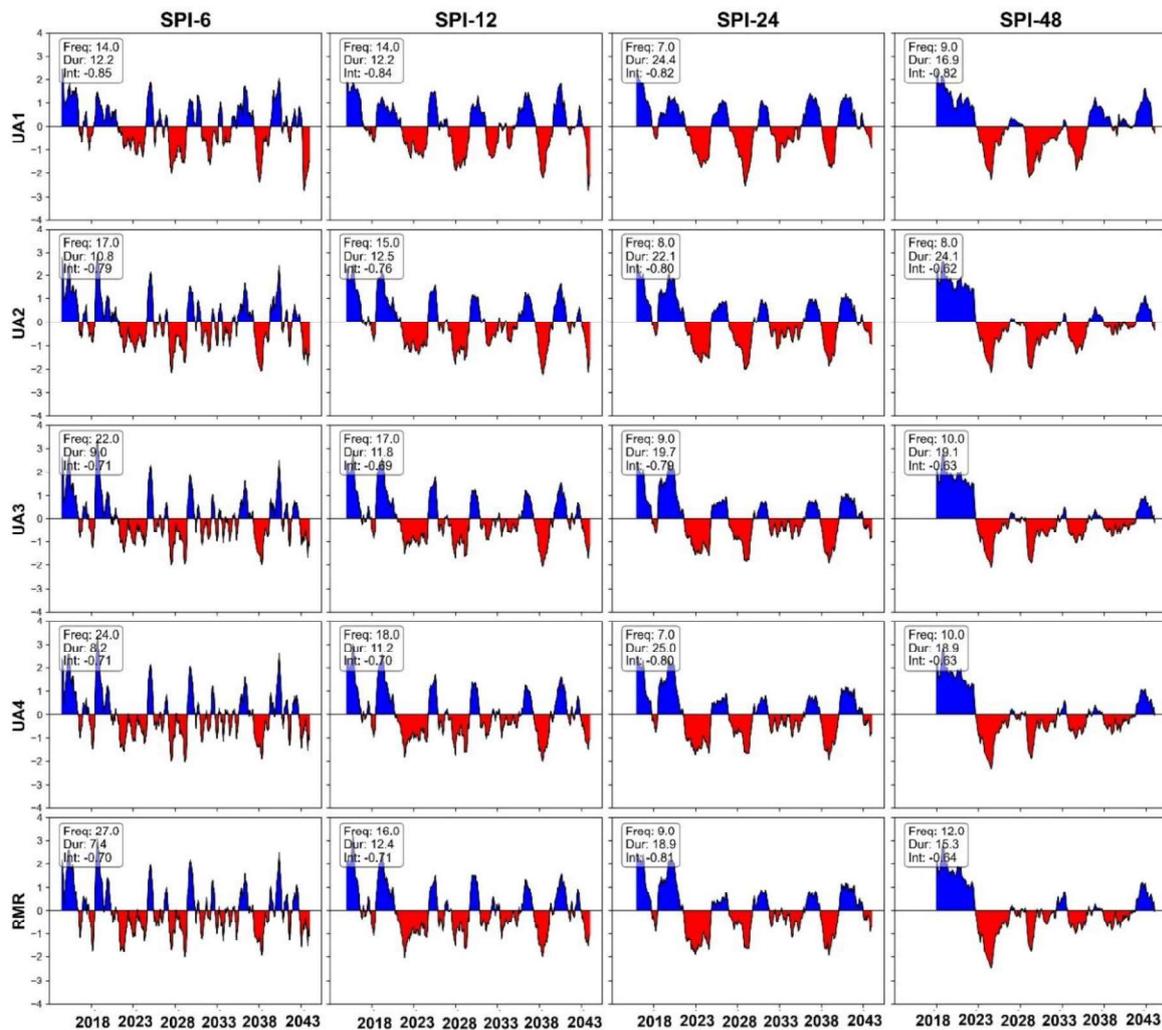
Diante disso, o MIROC6 foi selecionado para realizar as projeções de seca na bacia do Rio Capibaribe em curto, médio e longo prazo.

4.4.3 Caracterização da seca meteorológica na bacia do Rio Capibaribe

As Figuras 53 e 54 a seguir, ilustram o comportamento das secas no curto prazo sob ambos os cenários futuros de mudanças climáticas. Para o cenário SSP2-4.5, o comportamento da seca na bacia hidrográfica do Rio Capibaribe apresenta uma variação tanto na frequência quanto na duração e intensidade entre as diferentes regiões, especialmente ao comparar as escalas de tempo SPI-6 a SPI-48. Em geral, a frequência de secas é mais alta nas áreas próximas ao litoral, como a Região Metropolitana do Recife (RMR) e a Unidade de Análise 4 (UA4), com a RMR alcançando uma frequência de 27 eventos no SPI-6 e uma duração média de 7,4 meses, com intensidade moderada (-0,70). Conforme a escala temporal aumenta, observa-se

uma redução na frequência e um aumento na duração, especialmente no SPI-48, onde a UA1 apresenta 9 eventos com duração de 16,9 meses e intensidade de -0,82, refletindo uma tendência de eventos menos frequentes, mas mais duradouros e intensos nas áreas mais secas e distantes do litoral.

Figura 52- Projeção do SPI futuro a curto prazo para o cenário SSP2-4.5.

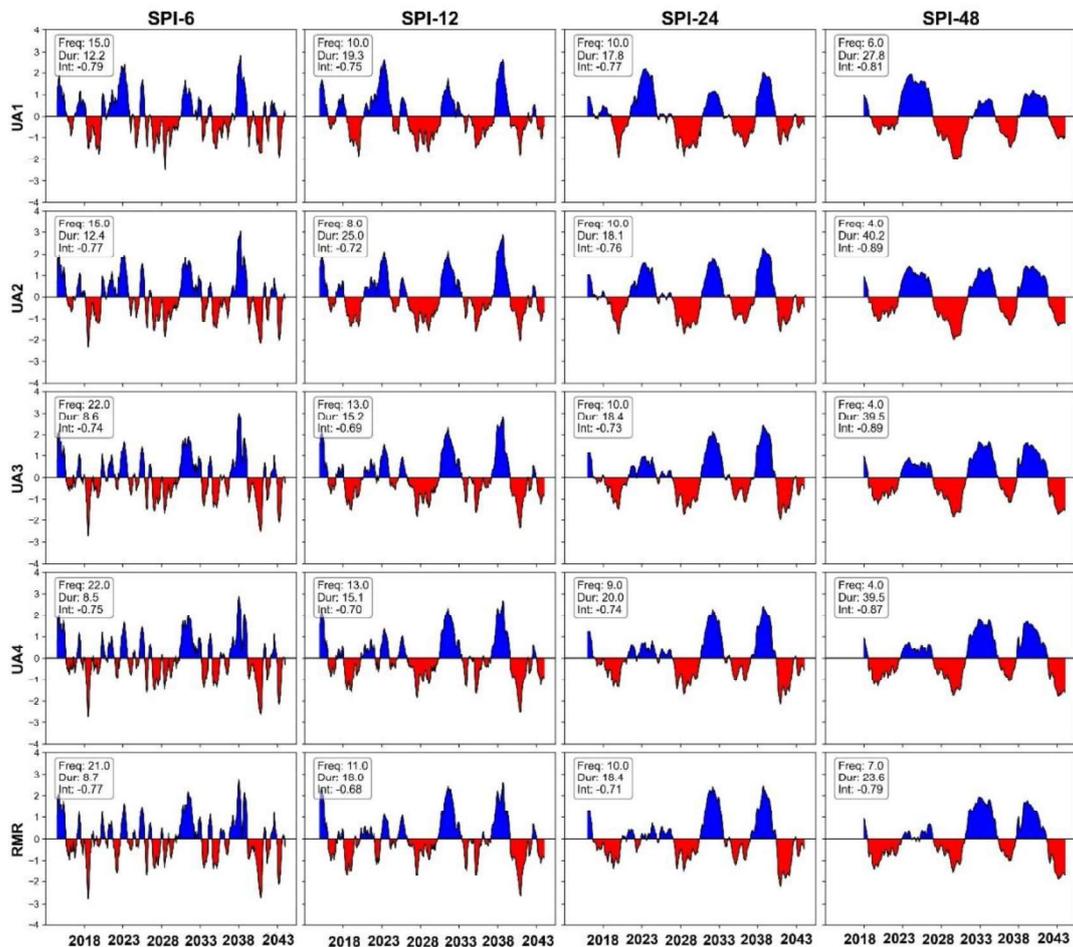


Fonte: A autora (2025).

Para o cenário SSP5-8.5, observa-se uma intensificação do comportamento da seca nas áreas interiores e uma ligeira mudança nas frequências e durações em relação ao SSP2-4.5. No SPI-6, a frequência de eventos é semelhante à observada no cenário SSP2-4.5, com a UA1 e UA2 apresentando cerca de 15 eventos, mas com leve aumento na duração (12,2 e 12,4 meses, respectivamente). Já em escalas temporais maiores, como o SPI-48, o cenário SSP5-8.5 projeta eventos de seca com maior duração nas áreas semiáridas: na UA2 e UA3, a duração média

alcança 40,2 e 39,5 meses, respectivamente, com intensidades significativas (-0,89). Esse aumento na duração e intensidade dos eventos secos sugere que as regiões mais internas da bacia poderão enfrentar secas mais severas e prolongadas sob o cenário mais extremo.

Figura 53 - Projeção do SPI futuro a curto prazo para o cenário SSP5-8.5.



Fonte: A autora (2025).

Comparando os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5, observa-se uma similaridade na tendência de frequências maiores de secas em escalas curtas (SPI-6 e SPI-12) nas regiões litorâneas (RMR e UA4). Em ambos os cenários, os eventos de seca tendem a ser menos frequentes e mais intensos nas áreas mais secas (UA1 e UA2) em escalas maiores. No entanto, no cenário SSP5-8.5, a duração dos eventos é mais acentuada nas escalas mais longas, especialmente nas regiões interiores, com valores significativamente mais altos de duração no SPI-48 em comparação ao SSP2-4.5. Em resumo, o cenário SSP5-8.5 aponta para secas mais prolongadas e intensas nas áreas semiáridas da bacia, enquanto as áreas próximas ao litoral

mantêm uma alta frequência de eventos, mas com menor duração e intensidade relativa em ambas as projeções.

Ao comparar os cenários futuros de curto prazo (SSP2-4.5 e SSP5-8.5) com os dados históricos observados para a bacia do Rio Capibaribe, são notáveis algumas diferenças nos padrões de frequência, duração e intensidade das secas. Em geral, os cenários futuros projetam uma menor frequência de eventos de seca nas escalas SPI-6 e SPI-12, especialmente nas regiões semiáridas, como a UA1 e UA2. Por exemplo, no histórico, a UA1 apresenta uma frequência de 24 eventos no SPI-6, enquanto o cenário SSP2-4.5 projeta 14 eventos e o SSP5-8.5 projeta 15. Essa redução de eventos, acompanhada por uma leve elevação na duração média (12,2 meses no SSP5-8.5 e 7,2 meses no histórico), sugere que as secas futuras, embora menos frequentes, poderão ser mais duradouras.

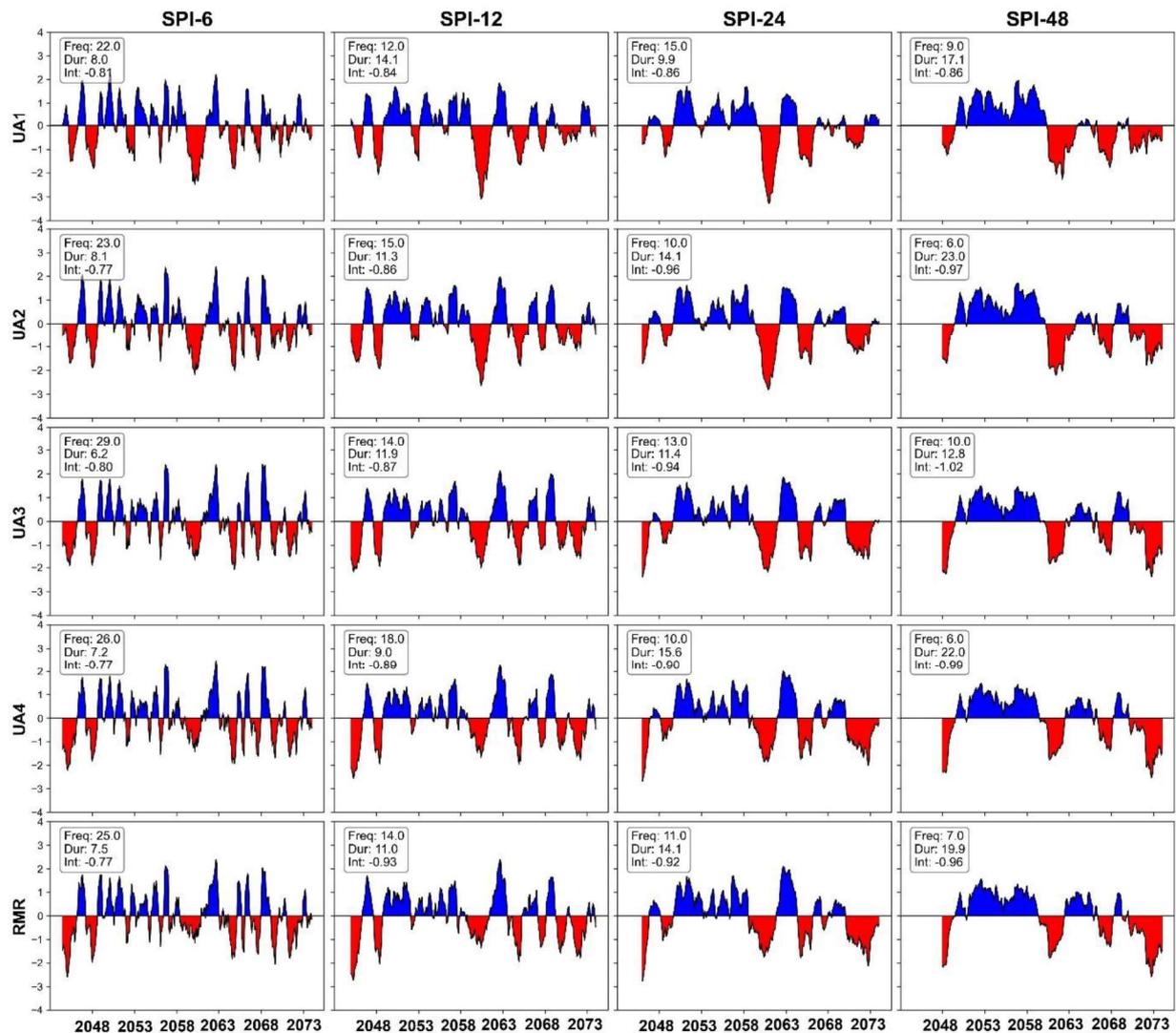
Nas escalas SPI-24 e SPI-48, os cenários futuros indicam uma continuidade das tendências observadas historicamente, com secas menos frequentes, mas de longa duração. Para a UA1, por exemplo, o SPI-24 histórico registra apenas 4 eventos com duração média de 41,8 meses, uma tendência que se mantém nos cenários futuros. No entanto, as intensidades projetadas são ligeiramente menores, indicando uma possível suavização dos eventos extremos mais prolongados no cenário futuro. Em contrapartida, para áreas litorâneas, como a RMR, observa-se uma leve diminuição na intensidade dos eventos em escalas curtas e médias, sugerindo que a intensidade das secas futuras poderá ser menor do que o registrado no histórico.

De modo geral, tanto o SSP2-4.5 quanto o SSP5-8.5 projetam uma diminuição na frequência das secas em relação ao período histórico, mas com uma tendência de secas mais longas e de intensidade variada, especialmente nas regiões semiáridas.

As Figuras 55 e 56 a seguir apresentam o comportamento do SPI a médio prazo sob os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5. No cenário SSP2-4.5, o SPI-6 apresenta uma leve redução na frequência das secas em relação ao histórico, especialmente na RMR e UA4, onde as secas se tornaram um pouco menos frequentes, mas com durações médias levemente superiores. A UA1, que no histórico apresentava uma frequência de 24 eventos e duração de 7,2 meses, registra agora 22 eventos e uma duração de 8 meses, com intensidade similar (-0,81). Esse comportamento é consistente entre as regiões, sugerindo um ligeiro aumento na duração das secas de curto prazo. No SPI-12, a duração das secas na UA1 aumenta para 14,1 meses, e para UA3 e UA4 os valores atingem 11,9 e 9 meses, respectivamente, com intensidades médias que variam de -0,84 a -0,93. Esse cenário projeta secas de médio prazo um pouco menos frequentes

que o histórico, mas com intensidades maiores nas regiões litorâneas e de transição, o que pode impactar significativamente a gestão de recursos hídricos.

Figura 54- Projeção do SPI futuro a médio prazo para o cenário SSP2-4.5.

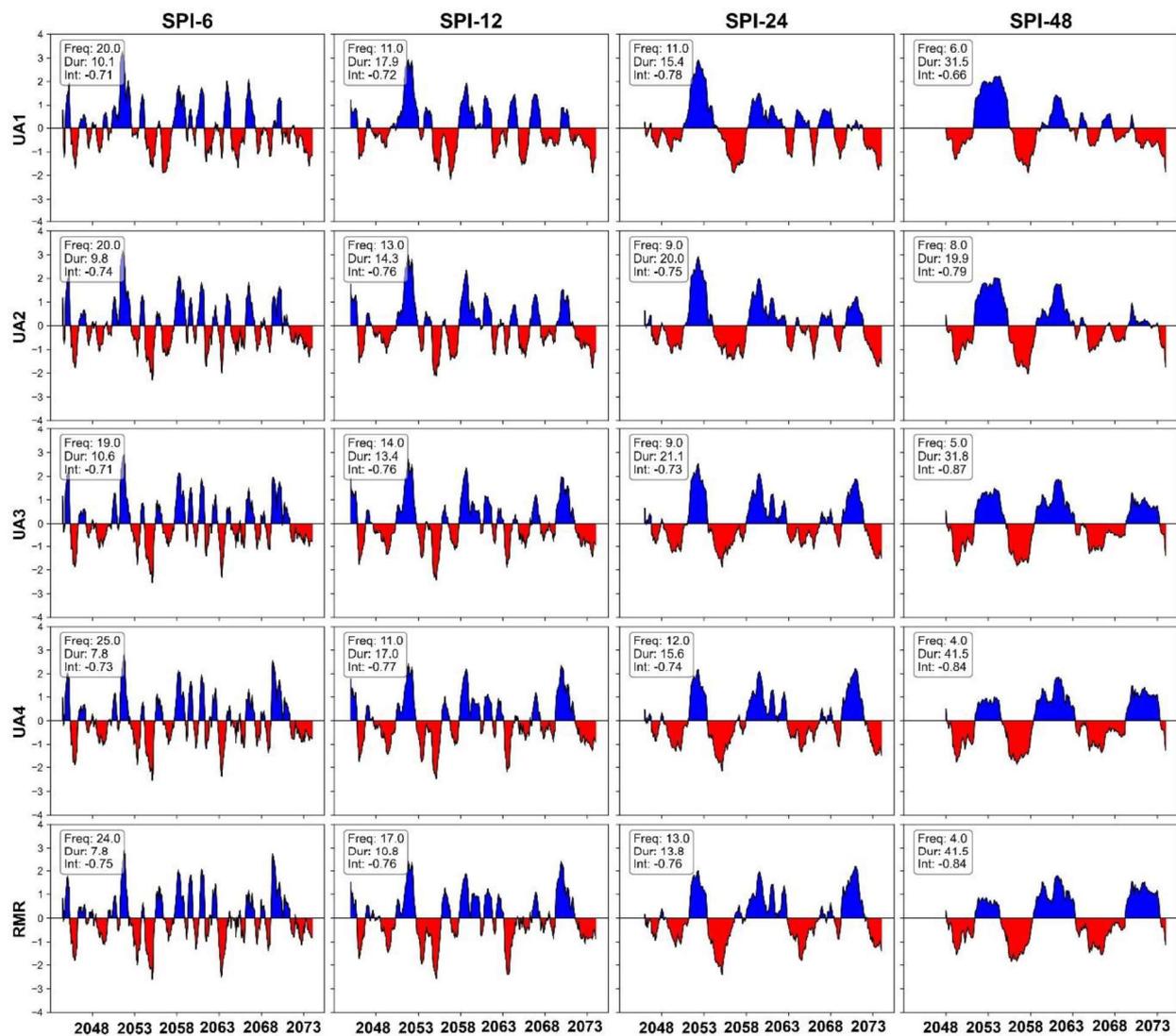


Fonte: A autora (2025).

No cenário SSP5-8.5, o comportamento das secas mostra semelhanças com o SSP2-4.5, mas com intensidades menores em alguns pontos e frequências ligeiramente mais baixas. No SPI-6, as durações são similares, embora a intensidade da seca tenda a ser ligeiramente inferior ao observado no histórico, como na UA1 e UA2, onde as intensidades variam de -0,71 a -0,74. O SPI-12 apresenta um padrão semelhante, com frequências variando entre 11 e 17 eventos nas diferentes regiões e intensidades variando entre -0,72 e -0,77. Em relação ao SPI-24 e SPI-48,

o cenário SSP5-8.5 projeta secas menos frequentes, porém com uma maior duração, especialmente na UA4 e RMR, onde as secas no SPI-48 chegam a durar até 41,5 meses.

Figura 55 - Projeção do SPI futuro a médio prazo para o cenário SSP5-8.5.



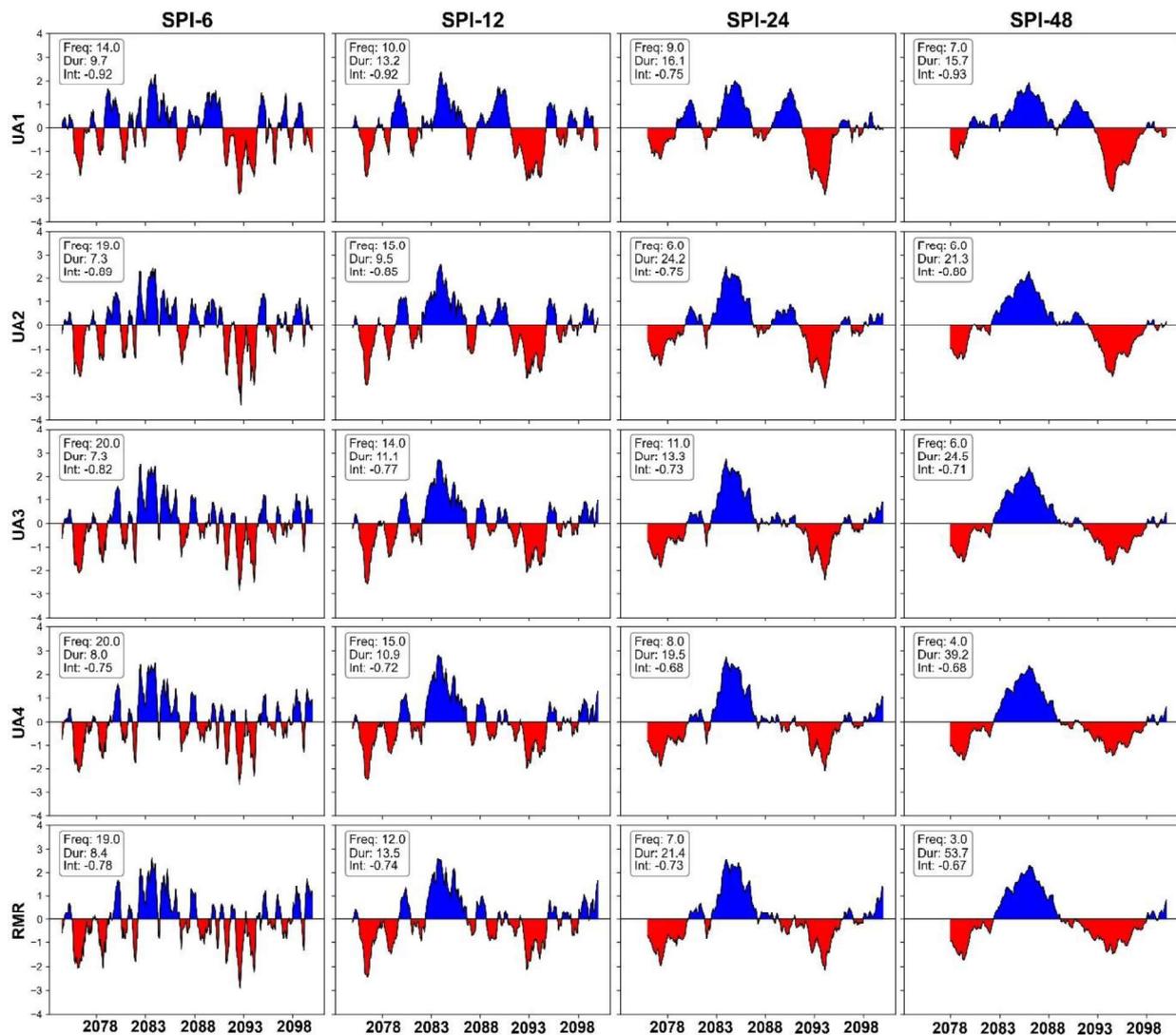
Fonte: A autora (2025).

Comparando ambos os cenários futuros ao histórico, observa-se que, no médio prazo, as secas de curto prazo (SPI-6 e SPI-12) se tornam um pouco menos frequentes em ambos os cenários, mas com durações levemente aumentadas, refletindo um padrão de secas prolongadas. No SPI-24 e SPI-48, as secas no SSP2-4.5 têm uma frequência relativamente mais alta do que no SSP5-8.5, embora com uma intensidade um pouco menor. Esses cenários indicam que as regiões semiáridas da bacia, como UA1 e UA2, podem experimentar secas mais prolongadas e de intensidade similar ao histórico, enquanto as áreas mais úmidas apresentam secas menos

frequentes, mas de maior duração. Essa análise sugere que a bacia do Capibaribe enfrentará mudanças no padrão de secas no médio prazo, com secas menos frequentes, porém mais duradouras em alguns períodos, especialmente sob o cenário SSP5-8.5.

As Figuras 57 e 58 a seguir apresentam o comportamento do SPI a longo prazo sob os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5.

Figura 56 - Projeção do SPI futuro a longo prazo para o cenário SSP2-4.5.

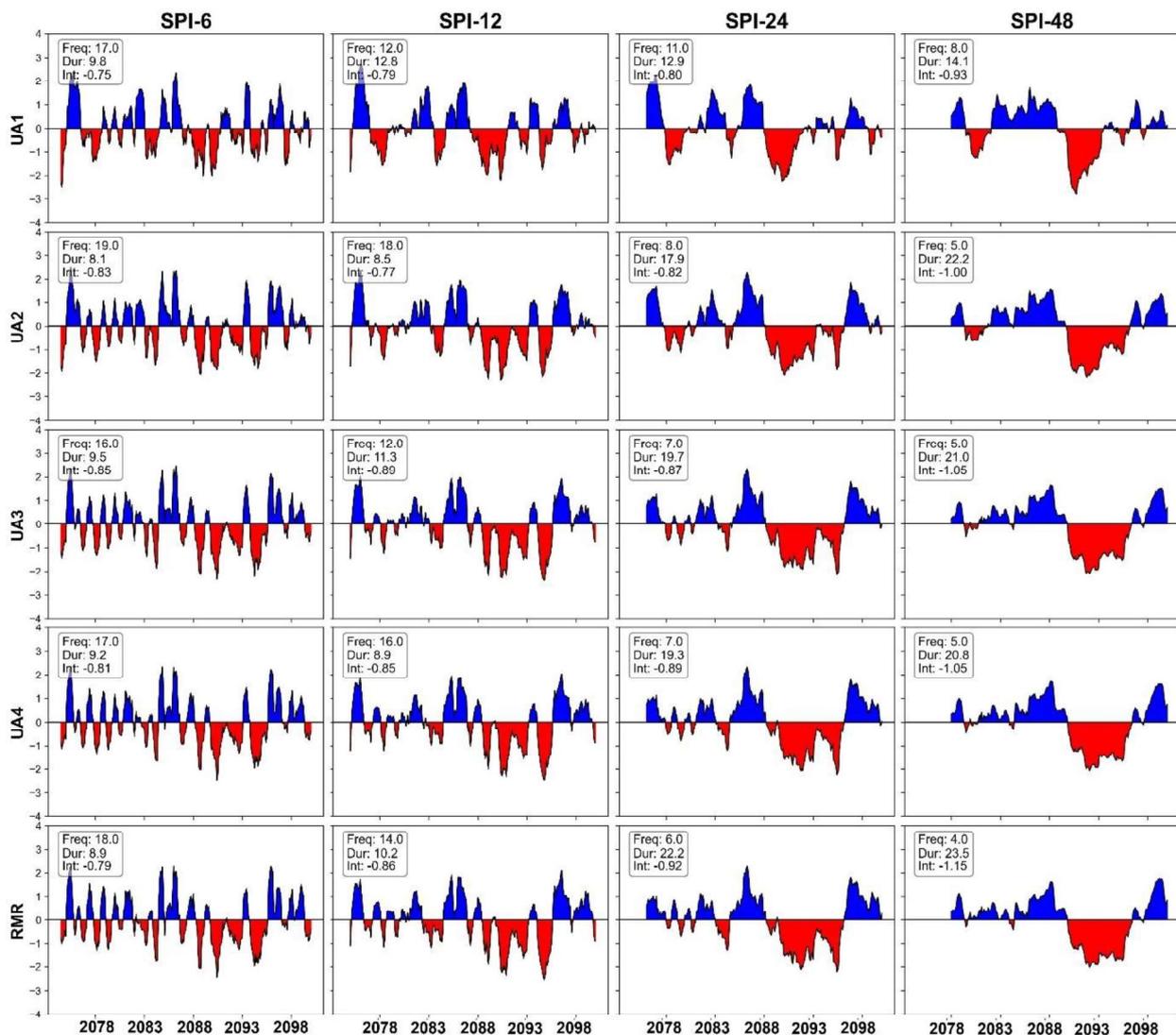


Fonte: A autora (2025).

Para o cenário SSP2-4.5, no SPI-6, as frequências caem em todas as regiões comparadas ao histórico, com a UA1 apresentando 14 eventos com duração média de 9,8 meses, em contraste com os 24 eventos e duração de 7,2 meses no histórico. As regiões litorâneas, como a RMR e UA4, também mostram frequências reduzidas (19 e 20 eventos, respectivamente) e

durações mais longas em relação ao histórico. A intensidade permanece moderada, com valores entre -0,75 e -0,92 nas diversas regiões. Em escalas maiores, como SPI-12 e SPI-24, o SSP2-4.5 mantém a tendência de durações mais longas, particularmente na RMR e UA4, onde a duração atinge 21,4 meses no SPI-24, com intensidades próximas a -0,73. No SPI-48, a duração das secas aumenta ainda mais em regiões como a UA4 e a RMR, que alcançam 39,2 e 53,7 meses, respectivamente, com intensidades moderadas.

Figura 57 - Projeção do SPI futuro a longo prazo para o cenário SSP5-8.5.



Fonte: A autora (2025).

No cenário SSP5-8.5, o padrão é semelhante, mas com uma intensidade mais acentuada em algumas áreas. No SPI-6, as frequências de seca variam de 16 a 19 eventos em todas as regiões, com durações entre 8,1 e 9,8 meses, o que reflete uma leve redução na frequência e um

aumento na duração em comparação ao histórico. O SPI-12 mostra um aumento significativo na duração, especialmente na UA1 e UA4, com valores de até 17 meses e intensidades de -0,79 a -0,86, indicando secas mais intensas. Nas escalas SPI-24 e SPI-48, as durações alcançam valores expressivos: na UA4 e RMR, as secas duram até 23,8 meses, e as intensidades na RMR chegam a -1,15 no SPI-48, sugerindo eventos de seca de longa duração e alta intensidade.

Comparando ambos os cenários futuros ao histórico, observa-se uma diminuição geral na frequência das secas nas escalas mais curtas (SPI-6 e SPI-12) e um aumento na duração nas escalas maiores (SPI-24 e SPI-48). O SSP5-8.5 projeta secas com maior intensidade em algumas regiões, como a RMR e UA4, que alcançam valores de intensidade até -1,15 no SPI-48. Esses cenários de longo prazo indicam que, embora as secas possam ocorrer com menos frequência em algumas áreas, elas serão mais intensas e prolongadas, especialmente nas áreas semiáridas e de transição da bacia. Isso reforça a necessidade de estratégias robustas de gestão hídrica que considerem a crescente intensidade e duração dos eventos secos nas próximas décadas.

4.4.4 Caracterização da seca agrícola na bacia do Rio Capibaribe

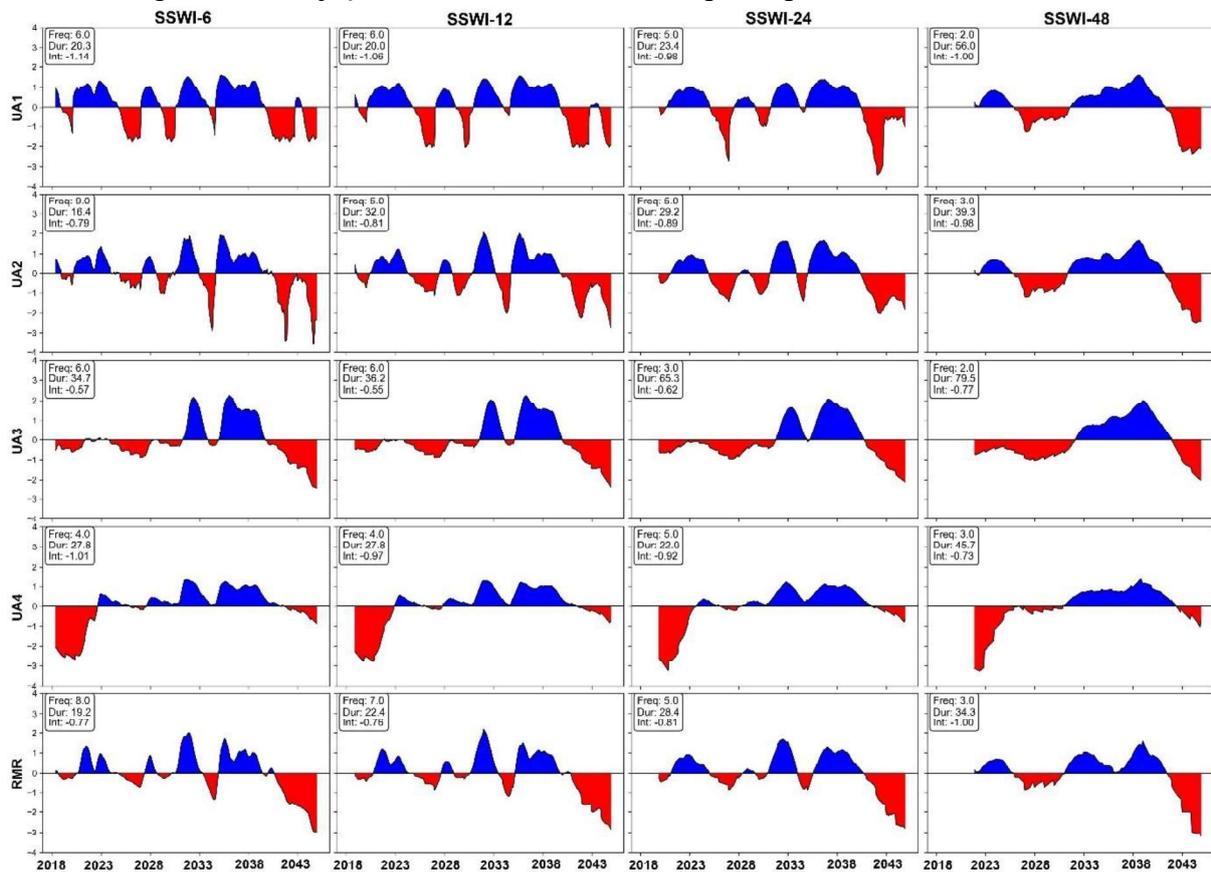
A seca meteorológica pode resultar em um déficit significativo de umidade no solo. Essa condição, por sua vez, tem o potencial de desencadear uma seca agrícola, afetando diretamente a disponibilidade de água para as culturas e a produtividade agrícola. Neste contexto, será analisada a seca agrícola por meio do índice SSWI, que avalia o balanço hídrico do solo em diferentes escalas temporais. O dado de entrada desse índice foi a umidade do solo para os horizontes temporais de curto, médio e longo prazo, calculados a partir da modelagem do MIROC6 no SWAT.

As Figuras 59 e 60 a seguir, ilustram o comportamento das secas no curto prazo sob ambos os cenários futuros de mudanças climáticas. Com base na análise das UAs, é possível observar padrões distintos entre os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 em termos de frequência, duração e intensidade das secas, conforme avaliado pelas escalas SSWI.

De modo geral, o cenário SSP5-8.5 apresenta maior frequência de eventos secos em quase todas as UAs. Por exemplo, na UA1, a frequência no SSWI-6 é de 19 eventos no SSP5-8.5, comparada a apenas 6 eventos no SSP2-4.5. No SSWI-48, o mesmo padrão é observado, com uma frequência de 7 no SSP5-8.5 e de apenas 2 no SSP2-4.5. Situação semelhante ocorre na UA2, com uma frequência de 20 no SSWI-6 para o SSP5-8.5, enquanto o SSP2-4.5 registra

16,4 eventos. Na UA4, a frequência no SSWI-6 também é maior no SSP5-8.5 (11,1) em comparação com o SSP2-4.5 (4).

Figura 58 - Projeção do SSWI futuro a curto prazo para o cenário SSP2-4.5.

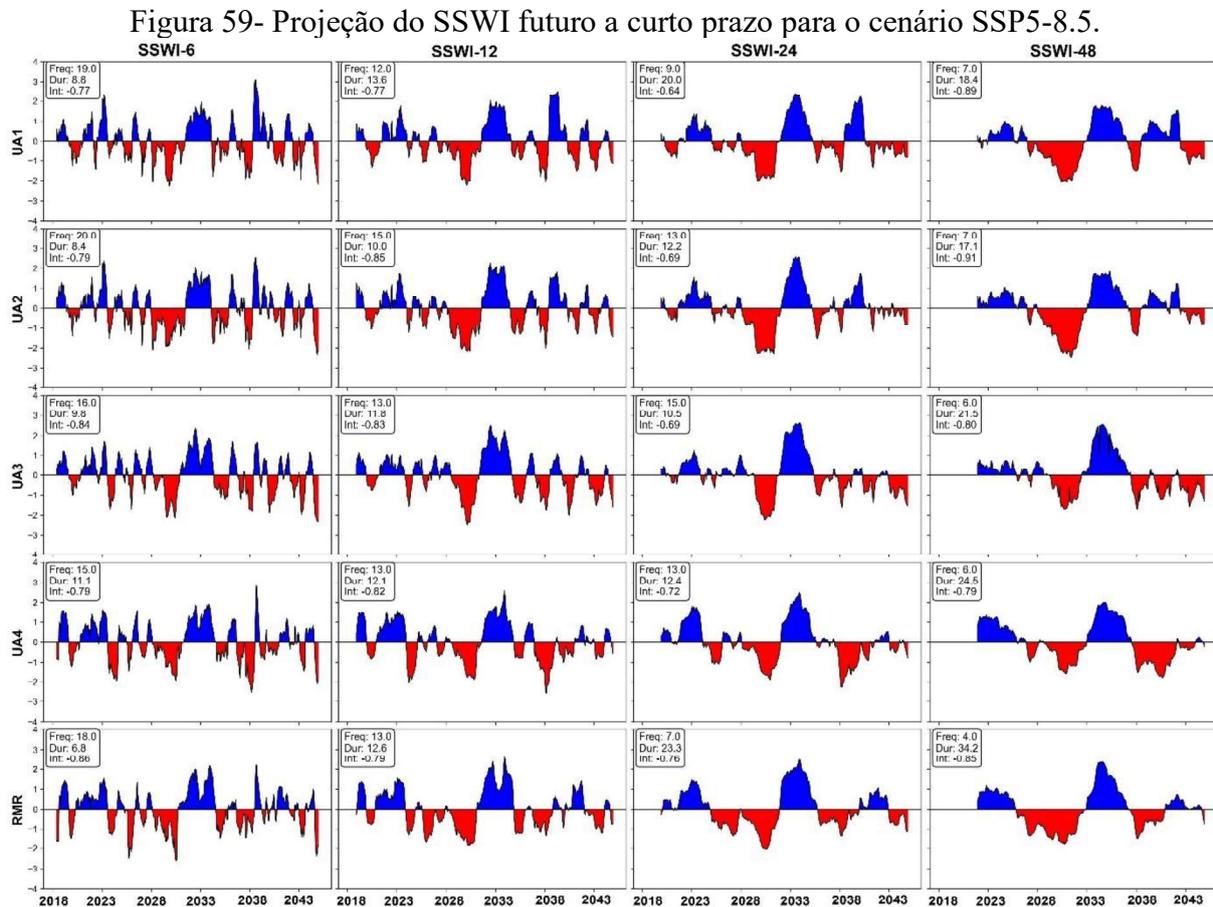


Fonte: A autora (2025).

Por outro lado, a duração dos períodos secos é consistentemente maior no SSP2-4.5, especialmente nas escalas mais longas. Na UA1, a duração no SSWI-6 é de 20,3 no SSP2-4.5, comparada a apenas 8,8 no SSP5-8.5. Esse padrão se mantém em escalas maiores, como no SSWI-48, onde a duração chega a 56 no SSP2-4.5, enquanto no SSP5-8.5 é de apenas 18,4. Na UA3, o SSP2-4.5 apresenta uma duração de 34,7 no SSWI-6, enquanto no SSP5-8.5 é de apenas 9,8. Já no SSWI-48, essa diferença se torna ainda mais marcante, com uma duração de 79,5 no SSP2-4.5, enquanto o SSP5-8.5 apresenta apenas 21,5.

Quanto à intensidade, o cenário SSP2-4.5 mostra eventos mais severos em diversas UAs. Na UA1, por exemplo, a intensidade no SSWI-6 é de -1,14 no SSP2-4.5, enquanto no SSP5-8.5 é de -0,77. No SSWI-48, a intensidade é de -1 no SSP2-4.5 e de -0,89 no SSP5-8.5. Um comportamento semelhante é observado na UA4, onde a intensidade no SSWI-6 é de -1,12

no SSP2-4.5 e de -0,79 no SSP5-8.5. Em contrapartida, em algumas UAs, como a RMR, a intensidade é semelhante entre os cenários (no SSWI-6, a intensidade é de -0,86 no SSP2-4.5 e -0,86 no SSP5-8.5).



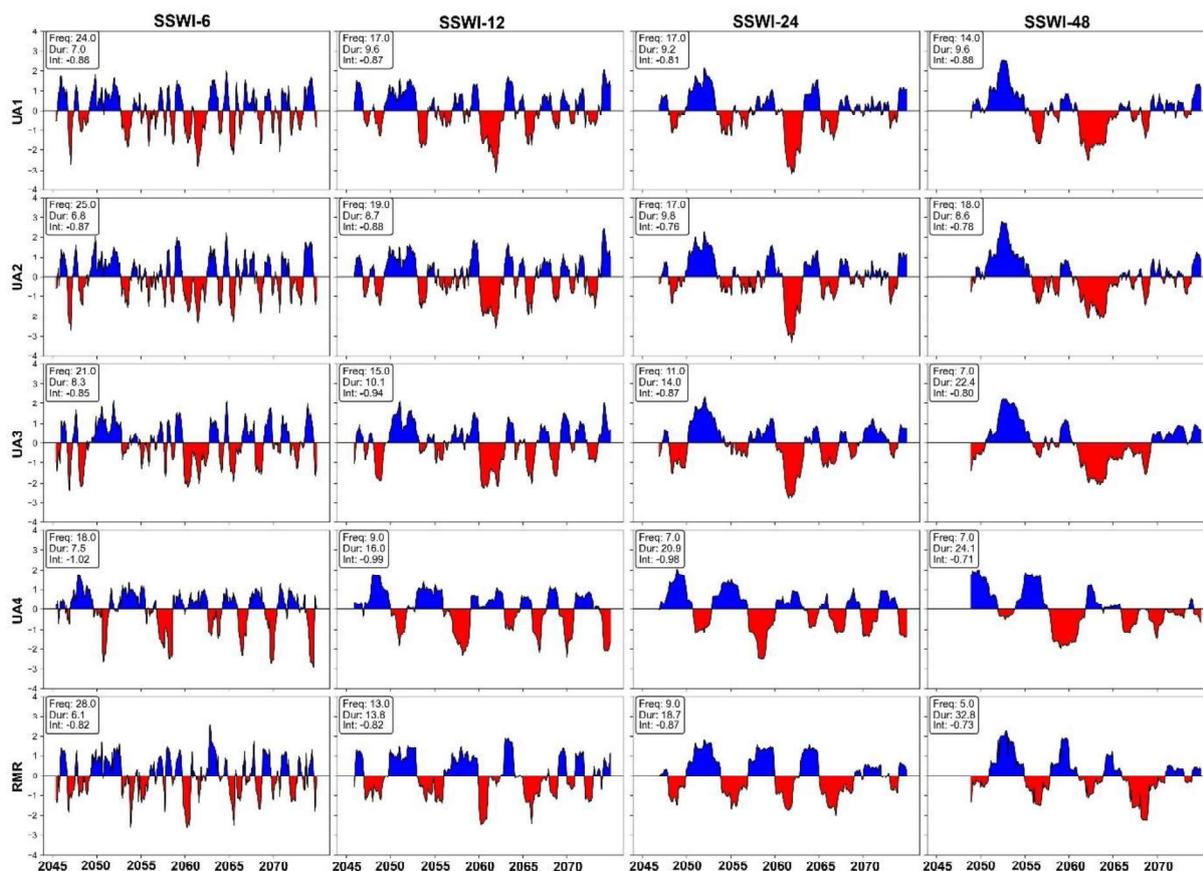
Fonte: A autora (2025).

No período de médio prazo (Figura 61 e Figura 62), os padrões de frequência, duração e intensidade dos períodos secos também apresentam comportamentos variados entre as UAs e os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5, conforme analisado pelas escalas do SSWI.

Na UA1, a frequência é maior no SSP2-4.5 para as escalas SSWI-12 e SSWI-24, com valores de 17 e 14, respectivamente, enquanto no SSP5-8.5 as frequências são de 16 e 9. Por outro lado, no SSWI-6 e SSWI-48, a frequência é maior no SSP5-8.5, com valores de 26 e 15, respectivamente, em comparação com 24 e 14 no SSP2-4.5. Em relação à duração, o SSP2-4.5 apresenta valores superiores no SSWI-6 e SSWI-48 (7 e 9,8, respectivamente), enquanto no SSP5-8.5 essas durações são de 5,6 e 8,7. Já para o SSWI-12 e SSWI-24, o SSP5-8.5 apresenta maior duração, com valores de 9,9 e 18,1, respectivamente, em comparação com 9,6 e 9,2 no SSP2-4.5. A intensidade é semelhante entre os dois cenários.

Na UA2, a frequência é consistentemente maior no SSP2-4.5 em todas as escalas, com valores de 19 no SSWI-12, 17 no SSWI-24 e 18 no SSWI-48, em contraste com 17, 11 e 13 no SSP5-8.5, respectivamente. Entretanto, a duração é maior no SSP5-8.5, com destaque para o SSWI-24 (15,3 no SSP5-8.5 contra 9,8 no SSP2-4.5) e o SSWI-48 (11,1 no SSP5-8.5 contra 8,6 no SSP2-4.5). Nota-se que a intensidade permanece semelhante entre os dois cenários.

Figura 60- Projeção do SSWI futuro a médio prazo para o cenário SSP2-4.5.



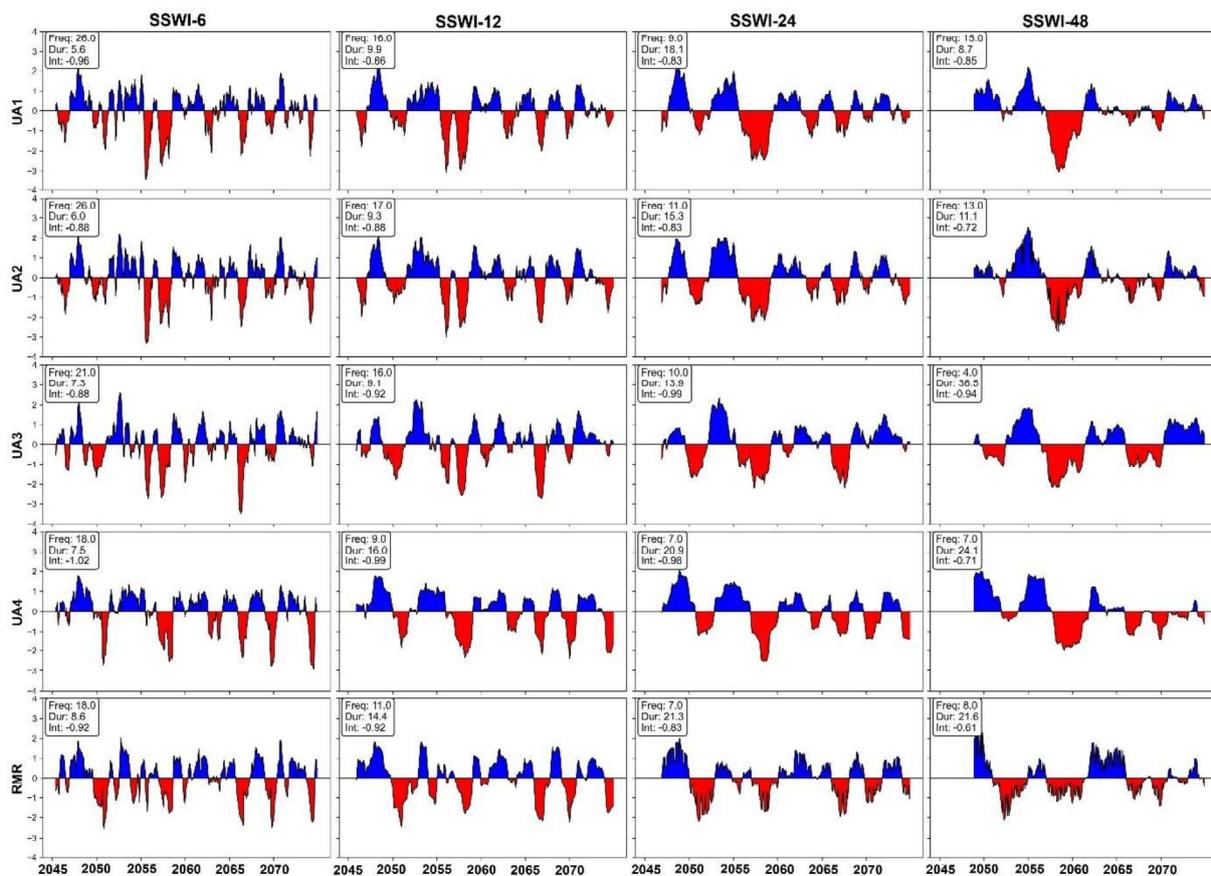
Fonte: A autora (2025).

Na UA3, a frequência é muito semelhante entre os cenários, com exceção do SSWI-48, onde o SSP2-4.5 apresenta frequência levemente maior (7 no SSP2-4.5 contra 4 no SSP5-8.5). Em termos de duração, o SSP2-4.5 apresenta valores ligeiramente superiores para o SSWI-6, SSWI-12 e SSWI-24, com valores de 8,3, 10,1 e 14, respectivamente, em comparação com 7,3, 9,1 e 13,9 no SSP5-8.5. Já no SSWI-48, a duração é maior no SSP5-8.5, com 28,5 contra 22,4 no SSP2-4.5. A intensidade é levemente maior no SSP5-8.5.

Na UA4, os valores de frequência, duração e intensidade são muito próximos entre os dois cenários, sem diferenças significativas. Por fim, na RMR, a frequência é maior no SSP2-

4.5 em todas as escalas analisadas, com valores de 28, 13 e 9 para os SSWI-6, SSWI-12 e SSWI-24, respectivamente, em comparação com 18, 11 e 7 no SSP5-8.5. Em relação à duração, o SSP5-8.5 apresenta valores maiores para o SSWI-6, SSWI-12 e SSWI-24 (8,5, 14,4 e 21,3 no SSP5-8.5, contra 6,1, 13,8 e 18,7 no SSP2-4.5). No entanto, no SSWI-48, a duração é superior no SSP2-4.5, com 32,8 contra 21,6 no SSP5-8.5. A intensidade é bem semelhante entre os cenários para todas as escalas analisadas.

Figura 61 - Projeção do SSWI futuro a médio prazo para o cenário SSP5-8.5.

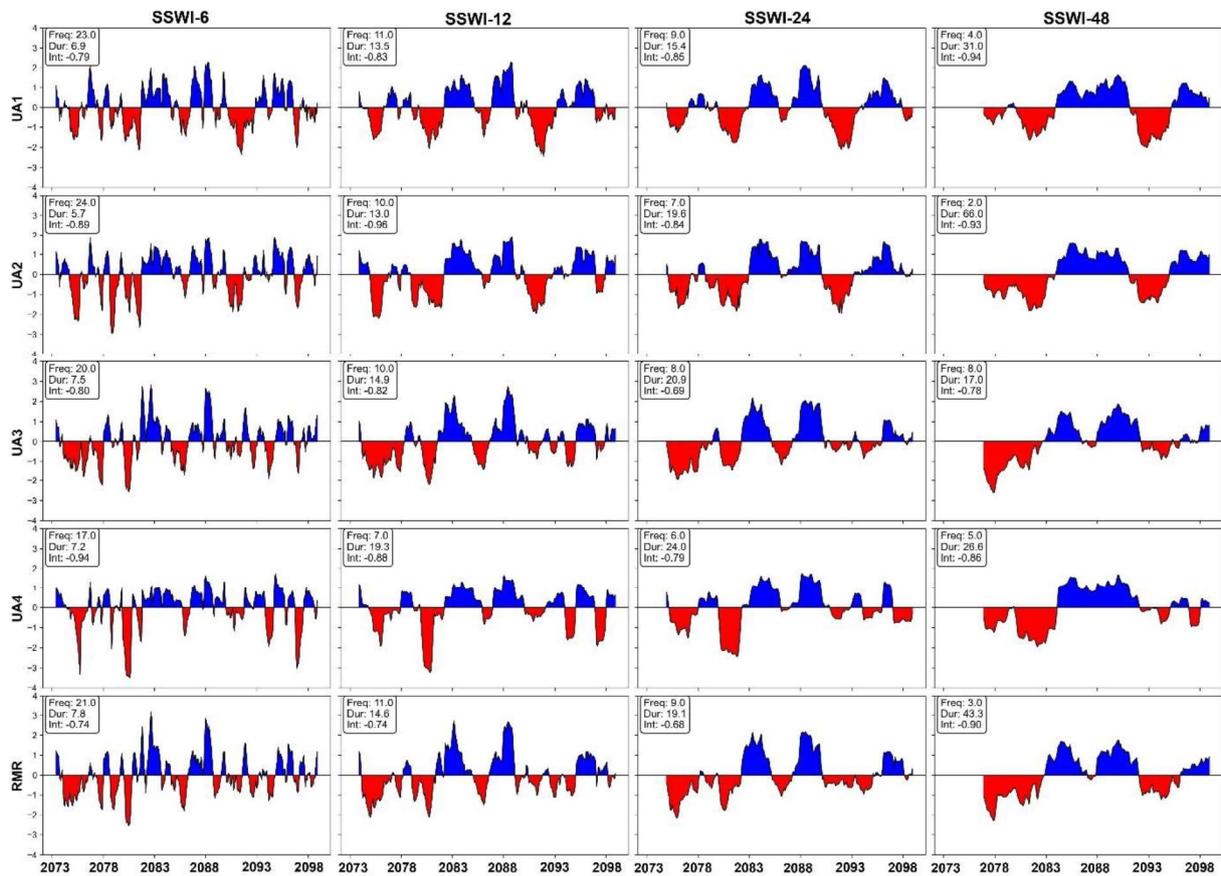


Fonte: A autora (2025).

No período de longo prazo (Figura 63 e Figura 64), a UA1 mostrou que a frequência é maior no SSP5-8.5 para o SSWI-6 e SSWI-12. No SSWI-6, a frequência é de 23 no SSP2-4.5 e de 24 no SSP5-8.5, enquanto no SSWI-12 é de 11 no SSP2-4.5 e de 15 no SSP5-8.5. Por outro lado, para o SSWI-24 e SSWI-48, a frequência é maior no SSP2-4.5, com valores de 9 e 4 no SSP2-4.5, respectivamente, e de 6 e 2 no SSP5-8.5. Em relação à duração, o comportamento se inverte: o SSP2-4.5 apresenta maior duração no SSWI-6 (6,9 contra 5,8 no SSP5-8.5) e no SSWI-12 (13,5 contra 7,7 no SSP5-8.5). No entanto, a duração é maior no SSP5-8.5 para o

SSWI-24 (17,2 contra 15,4 no SSP2-4.5) e o SSWI-48 (67,5 contra 31 no SSP2-4.5). A intensidade é consistentemente maior no SSP5-8.5, com valores de -1,01 e -1,14 para o SSWI-12 e SSWI-24, respectivamente, enquanto no SSP2-4.5 os valores são de -0,83 e -0,85.

Figura 62- Projeção do SSWI futuro a longo prazo para o cenário SSP2-4.5.



Fonte: A autora (2025).

Na UA2, a frequência é maior no SSP5-8.5 em todas as escalas analisadas. No SSWI-12, a frequência é de 10 no SSP2-4.5 e de 14 no SSP5-8.5; no SSWI-24, é de 7 no SSP2-4.5 e de 10 no SSP5-8.5; e no SSWI-48, é de 2 no SSP2-4.5 e de 6 no SSP5-8.5. Entretanto, a duração é superior no SSP2-4.5, com destaque para o SSWI-48 (66 no SSP2-4.5 contra 22,2 no SSP5-8.5), seguido pelo SSWI-24 (19,6 contra 11,2 no SSP5-8.5) e o SSWI-12 (13 contra 9,2 no SSP5-8.5). Já a intensidade é levemente maior no SSP5-8.5, como observado no SSWI-24 (-1,04 no SSP5-8.5 contra -0,84 no SSP2-4.5).

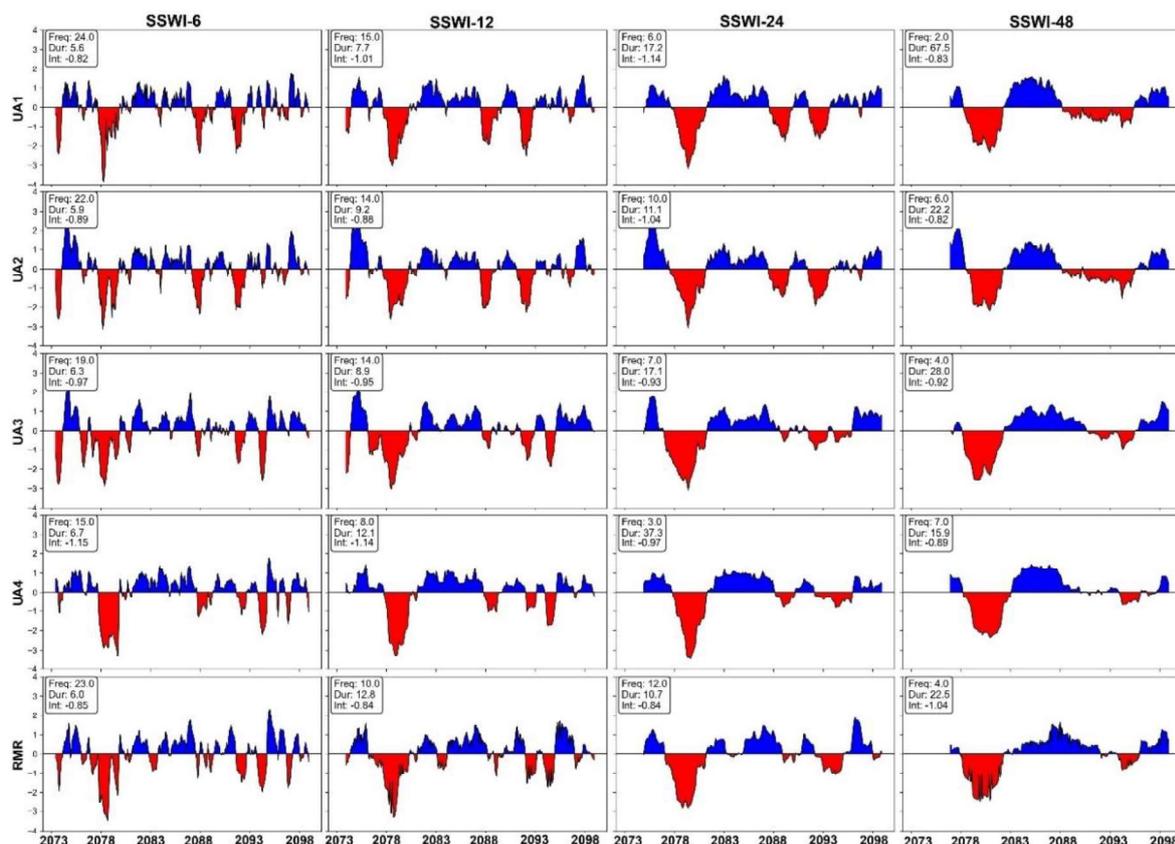
Na UA3, a frequência é levemente maior no SSP2-4.5 em quase todas as escalas, com exceção do SSWI-12, onde os valores são de 10 no SSP2-4.5 e de 14 no SSP5-8.5. Para o SSWI-6, a frequência é de 20 no SSP2-4.5 e de 19 no SSP5-8.5; para o SSWI-24, é de 8 no

SSP2-4.5 e de 7 no SSP5-8.5; e para o SSWI-48, é de 8 no SSP2-4.5 e de 4 no SSP5-8.5. A duração é consistentemente maior no SSP2-4.5 para o SSWI-6 (7,5 contra 6,3 no SSP5-8.5), SSWI-12 (14,9 contra 8,9 no SSP5-8.5) e SSWI-24 (20,9 contra 17,1 no SSP5-8.5). No entanto, a intensidade é maior no SSP5-8.5.

Na UA4, os valores de frequência variam entre os cenários. Para o SSWI-6 e SSWI-24, a frequência é maior no SSP2-4.5, com valores de 17 e 6, respectivamente, contra 15 e 3 no SSP5-8.5. Já para o SSWI-12 e SSWI-48, a frequência é maior no SSP5-8.5, com valores de 8 e 7, respectivamente, contra 7 e 5 no SSP2-4.5. A intensidade é superior no SSP5-8.5, com valores variando de -0,89 a -1,15.

Por fim, na RMR, a frequência é consistentemente maior no SSP5-8.5. No SSWI-6, a frequência é de 21 no SSP2-4.5 e de 23 no SSP5-8.5; no SSWI-24, é de 9 no SSP2-4.5 e de 12 no SSP5-8.5; e no SSWI-48, é de 3 no SSP2-4.5 e de 4 no SSP5-8.5. A duração, no entanto, é maior no SSP2-4.5 para todas as escalas, com destaque para o SSWI-48 (19,1 contra 10,7 no SSP5-8.5) e o SSWI-24 (3 contra 4 no SSP5-8.5). A intensidade é maior no SSP5-8.5, variando de -0,84 a -1,04.

Figura 63 - Projeção do SSWI futuro a longo prazo para o cenário SSP5-8.5.



Fonte: A autora (2025).

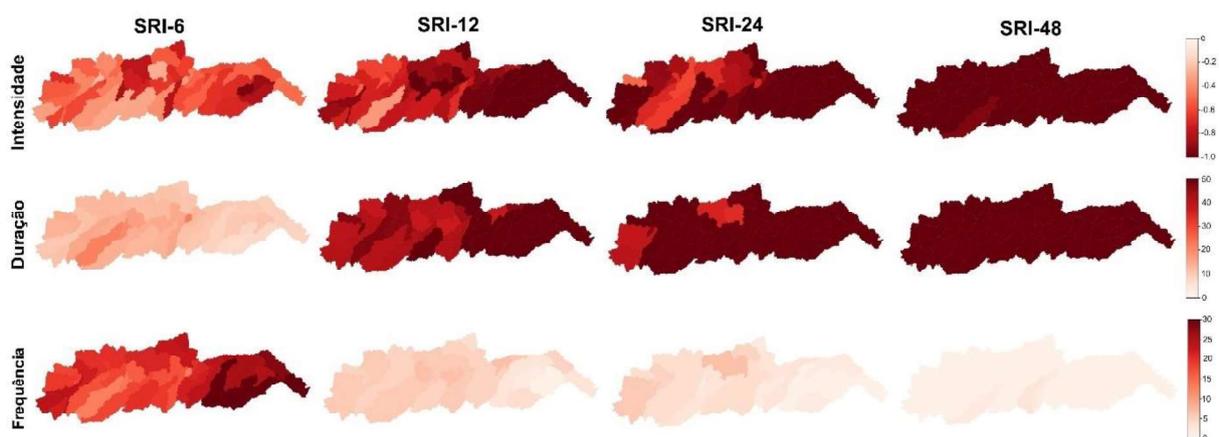
4.4.5 Caracterização da seca hidrológica na bacia do Rio Capibaribe

Foi realizada uma análise espacial da duração, frequência e intensidade da seca hidrológica ao longo das 52 sub-bacias que compõem a bacia hidrográfica, com base no índice SRI. O dado de entrada desse índice foi a vazão para os horizontes temporais de curto, médio e longo prazo, calculados a partir da modelagem do MIROC6 no SWAT.

A Figura 65 apresenta o comportamento dos períodos secos no curto prazo sob o cenário SSP2-4.5. Observou-se que, nesse horizonte, a intensidade das secas foi mais pronunciada na RMR, na UA4 e em parte da UA3. A UA2 apresentou menor impacto, enquanto a UA1 foi a menos afetada dentre as regiões analisadas. O mesmo padrão foi observado para a duração, com valores mais elevados nas áreas da RMR, UA4 e parte da UA3, enquanto a UA2 e a UA1 apresentaram menor duração das secas.

Em relação à frequência, no entanto, o comportamento foi diferente. Para o SRI-6, a frequência foi maior na RMR, mas para as demais escalas de acumulação, a frequência das secas diminuiu na RMR e na UA4, apresentando valores mais elevados na região do Agreste. Isso demonstra uma variabilidade espacial significativa no comportamento das secas hidrológicas, influenciada pela escala de acumulação considerada e pelas características regionais de cada Unidade de Análise.

Figura 64 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP2-4.5.

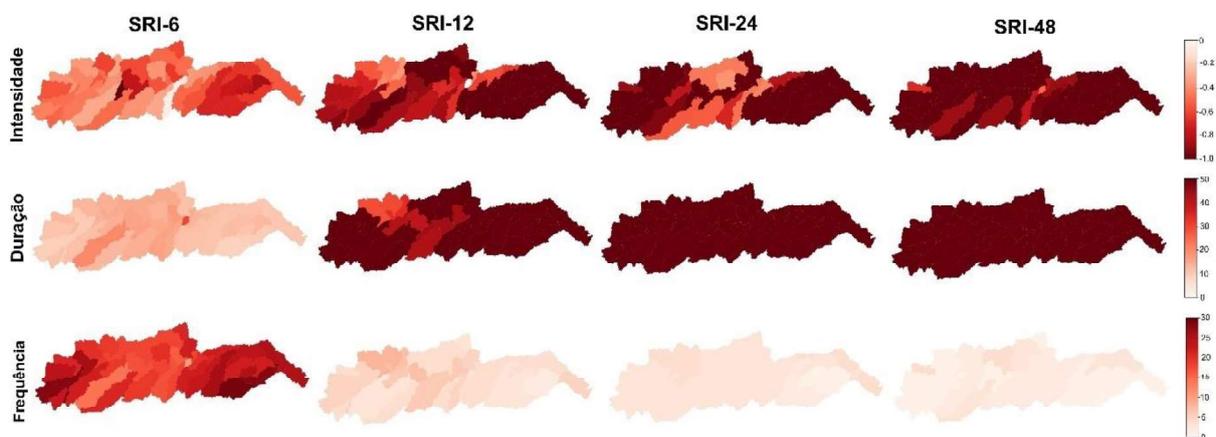


Fonte: A autora (2025).

A Figura 66 apresenta o comportamento do índice SRI no curto prazo sob o cenário SSP5-8.5. Em relação à intensidade das secas, observa-se uma mudança significativa em comparação ao cenário SSP2-4.5. A UA1, que anteriormente era a região menos afetada, passa a ser uma das áreas de maior intensidade, junto com a RMR e a UA4. Para o SRI-6, a intensidade dos períodos secos apresenta valores relativamente equilibrados, variando de -0,2 a -0,4. No entanto, à medida que a escala de acumulação aumenta para SRI-12, SRI-24 e SRI-48, a intensidade das secas torna-se mais severa, alcançando valores superiores a -1.

A duração das secas também é maior no cenário SSP5-8.5, evidenciando um agravamento dos períodos secos em comparação ao cenário SSP2-4.5. Contudo, a frequência das secas apresenta comportamento distinto: enquanto o cenário SSP2-4.5 mostra maior frequência no geral, o cenário SSP5-8.5 destaca uma mudança específica para o SRI-6, em que a UA1 já exibe uma frequência mais elevada, diferentemente do SSP2-4.5, onde a maior frequência no SRI-6 era observada na RMR e na UA4. Essa mudança reflete o impacto mais acentuado do cenário SSP5-8.5 nas regiões anteriormente menos afetadas, evidenciando a intensificação e redistribuição dos eventos de seca na bacia.

Figura 65 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP5-8.5

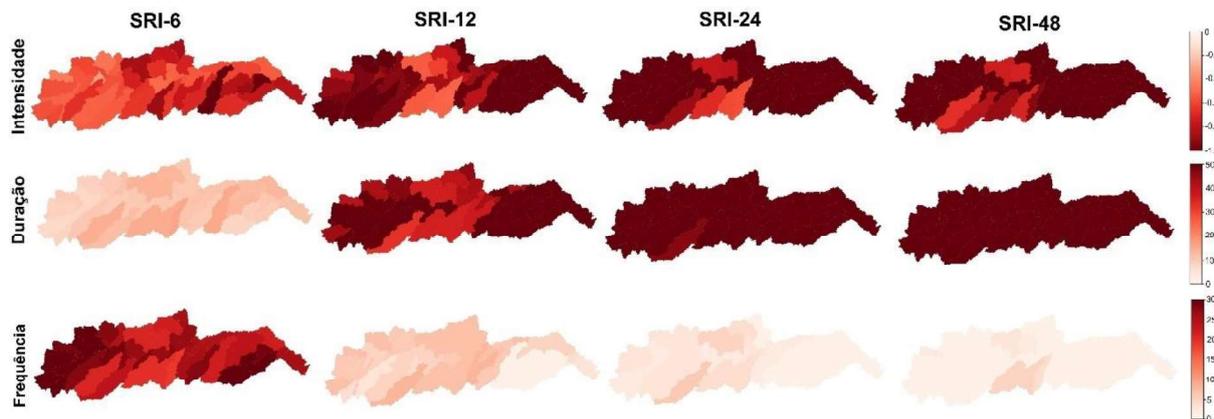


Fonte: A autora (2025).

As Figuras 67 e 68 ilustram o comportamento do período seco na bacia hidrográfica para o médio prazo sob os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5, respectivamente. Observa-se que, no médio prazo, a UA1 já apresenta maior vulnerabilidade em relação ao curto prazo. A seca hidrológica, de maneira geral, é maior no cenário SSP2-4.5. No que diz respeito à intensidade, o cenário SSP2-4.5 apresenta valores mais elevados, especialmente nas áreas mais afetadas,

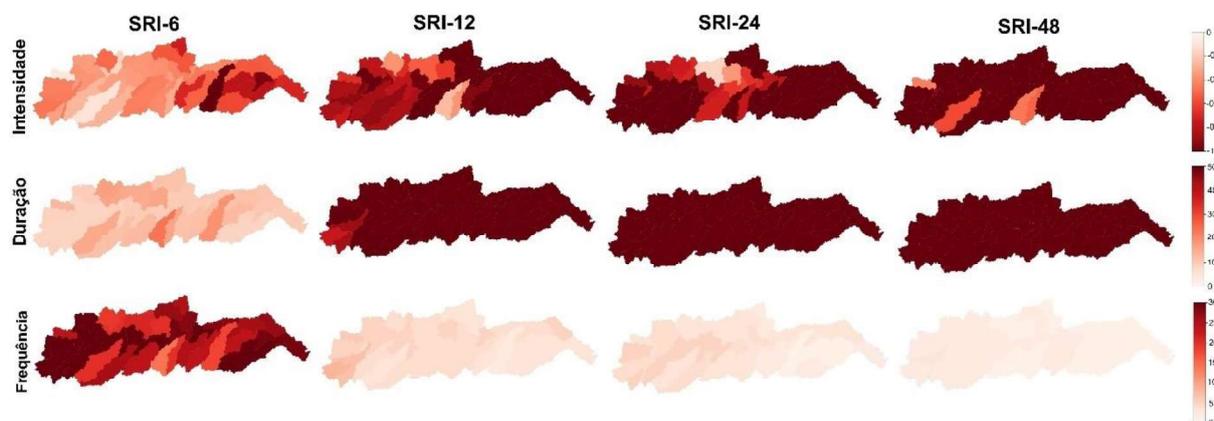
como a UA1, a UA4 e a RMR. Além disso, a intensidade tende a aumentar conforme cresce o período de acumulação. No cenário SSP5-8.5, a intensidade na UA1 é inferior à observada no SSP2-4.5, e o mesmo padrão é verificado nas outras escalas temporais, exceto no SRI-48, onde a UA4 apresenta maior intensidade no cenário SSP5-8.5.

Figura 66 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP2-4.5



Fonte: A autora (2025).

Figura 67 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP5-8.5



Fonte: A autora (2025).

Quanto à duração, destaca-se que ela é mais longa no cenário SSP5-8.5. Para a escala de curto prazo (SRI-6), a duração é similar em ambos os cenários; porém, ao analisar os períodos mais longos (SRI-12, SRI-24 e SRI-48), a duração se mostra significativamente maior no SSP5-8.5 em toda a bacia hidrográfica, abrangendo todas as unidades de análise.

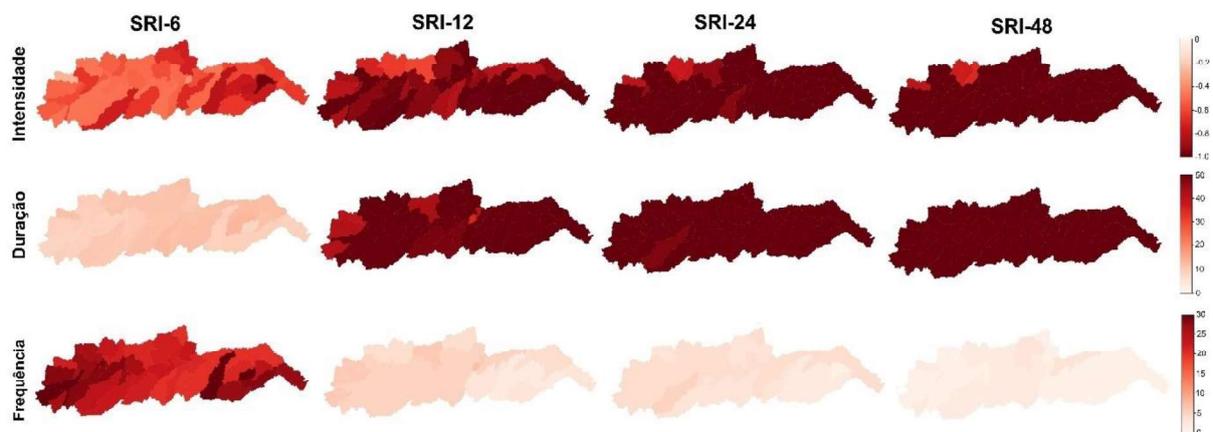
Em relação à frequência, no SRI-6 os cenários apresentam valores semelhantes, sendo levemente maior no SSP5-8.5. Já no SRI-12, a frequência é ligeiramente superior no SSP2-4.5. Um aspecto notável é que a UA3, anteriormente uma das menos afetadas, emerge como a unidade de análise com maior frequência de secas no médio prazo.

As Figuras 69 e 70 apresentam os cenários a longo prazo, evidenciando que a frequência, duração e intensidade das secas aumentam significativamente nesse horizonte temporal. A intensidade da seca já se mostra consideravelmente mais elevada no SRI-12 em comparação aos valores observados nos períodos de curto e médio prazo. No que se refere à intensidade, observa-se que o SRI-6 apresenta valores similares em ambos os cenários (SSP2-4.5 e SSP5-8.5). Contudo, no SRI-12 e SRI-24, a intensidade é maior no cenário SSP2-4.5, enquanto no SRI-48 a intensidade é bastante elevada em ambos os cenários, alcançando os maiores valores registrados.

Em relação à duração, os valores são semelhantes entre os dois cenários, mas, como esperado, aumentam à medida que cresce o período de acumulação. A frequência também apresenta padrões parecidos entre os cenários, com a UA1 exibindo valores ligeiramente superiores no cenário SSP2-4.5.

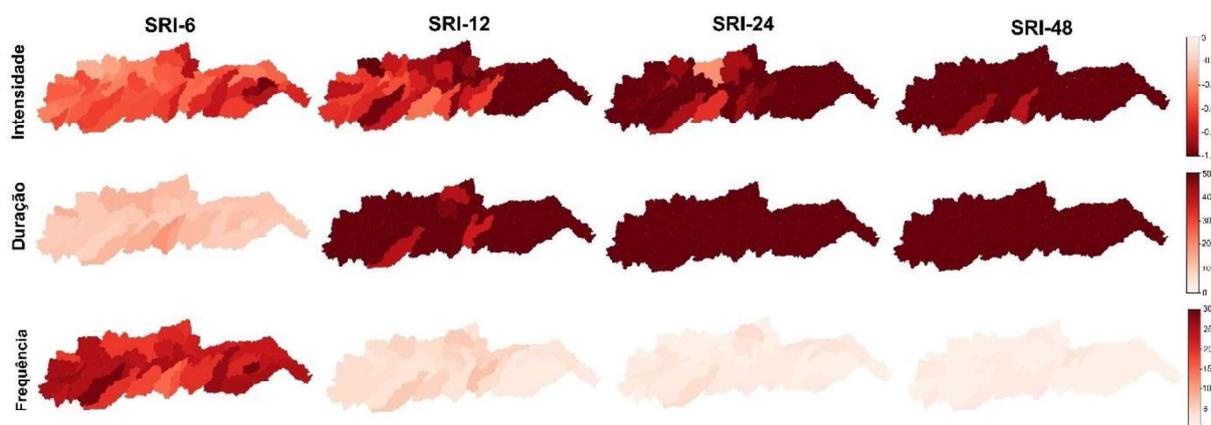
Um aspecto interessante a ser destacado é que, a longo prazo, todas as áreas da bacia hidrográfica se mostram altamente vulneráveis, diferentemente dos períodos de curto e médio prazo, nos quais a vulnerabilidade era mais concentrada em unidades de análise específicas. Isso reflete um agravamento generalizado das condições de seca hidrológica em toda a bacia.

Figura 68 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP2-4.5



Fonte: A autora (2025).

Figura 69 - Projeção da intensidade, duração e frequência dos períodos secos ao longo da bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP5-8.5



Fonte: A autora (2025).

Dessa forma, as análises realizadas evidenciam a complexidade e a variabilidade espacial e temporal das secas hidrológicas na bacia hidrográfica, considerando diferentes horizontes temporais e cenários climáticos. A identificação das áreas mais vulneráveis, como a UA1, UA4 e RMR, e a evolução dos padrões de intensidade, duração e frequência das secas ao longo dos cenários analisados, destaca a necessidade de estratégias de gestão hídrica adaptativa e de políticas públicas voltadas para a mitigação dos impactos das mudanças climáticas no setor hídrico.

4.5 ANÁLISE CONJUNTA DOS ÍNDICES DE SECA PARA IDENTIFICAR A PROPAGAÇÃO DESSES EVENTOS NA BACIA DO RIO CAPIBARIBE

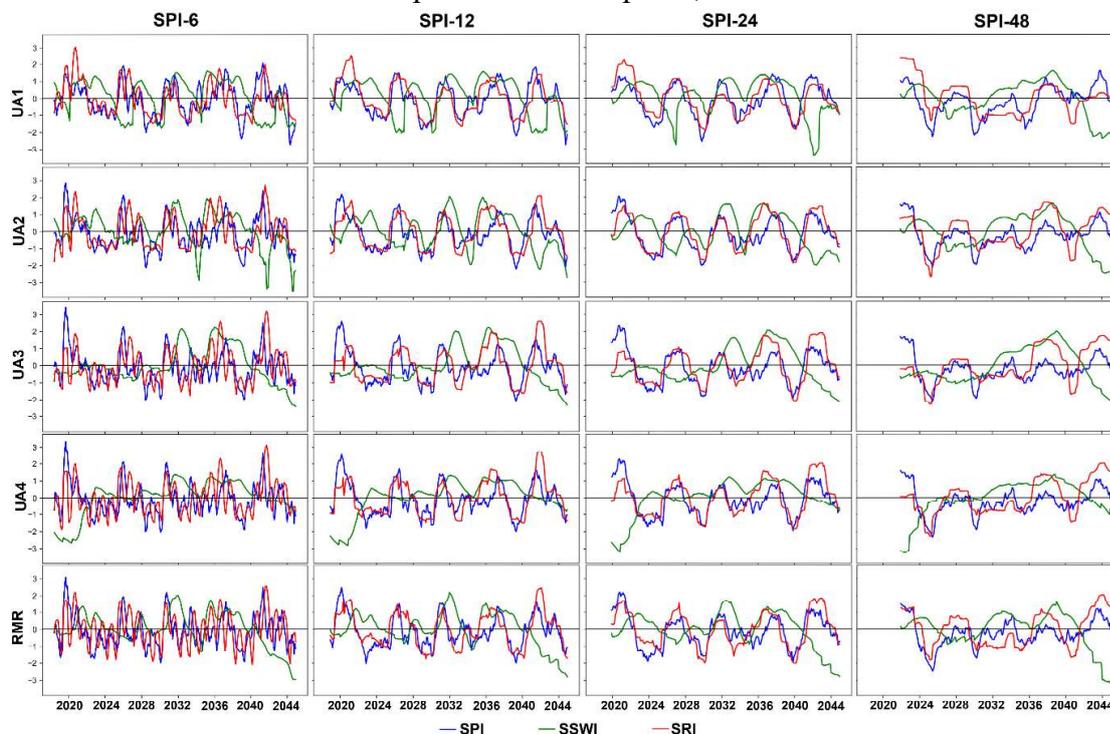
As aplicações dos índices de seca podem contribuir para os sistemas de monitoramento e alerta precoce, além de subsidiar estudos voltados ao rastreamento dos impactos desse evento em contextos ecológicos, econômicos e sociais na bacia do Rio Capibaribe. Uma questão crucial para os municípios é a sua capacidade de enfrentar os desafios impostos pelas mudanças climáticas, especialmente considerando a vulnerabilidade das populações urbanas que frequentemente estão mais expostas e suscetíveis a esses impactos. Nos municípios da bacia do Rio Capibaribe, os efeitos já são perceptíveis, com o aumento do número de vítimas de enchentes causadas por chuvas intensas nos últimos anos, bem como o número de mortes, doenças e perdas econômicas relacionadas a ondas de calor e períodos de seca. Como visto

anteriormente, muitos desses fenômenos têm sido agravados pelo próprio processo de urbanização, que intensifica os desafios já impostos por essas mudanças.

As Figuras 71 e 72 apresentam a comparação entre as secas meteorológica, agrícola e hidrológica, representadas pelas séries SPI, SSWI e SRI, respectivamente, sobrepostas em gráficos para cada unidade de análise e diferentes períodos de acumulação, considerando o curto prazo sob os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5. De modo geral, as variações e flutuações dos índices apresentam padrões consistentes ao longo do período estudado.

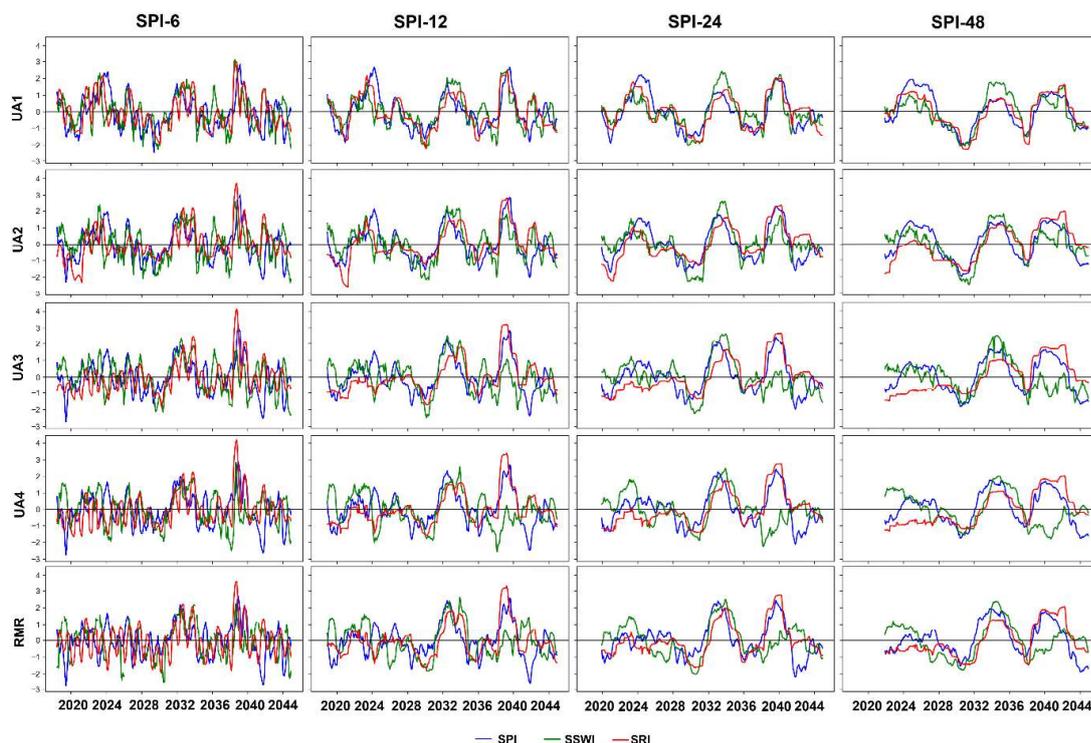
No cenário SSP5-8.5, observa-se uma maior amplitude nas oscilações dos índices, com períodos secos mais intensos e períodos úmidos mais extremos, evidenciando uma maior variabilidade climática em comparação ao cenário SSP2-4.5. Essa característica pode intensificar os impactos das secas na bacia, exigindo medidas mais robustas de adaptação e mitigação. Por outro lado, no cenário SSP2-4.5, apesar de uma convergência geral entre os índices, o SSWI apresenta um comportamento ligeiramente deslocado em períodos de acumulação mais longos, como SSWI-12 e SSWI-48, indicando respostas distintas deste índice às condições climáticas neste cenário.

Figura 70- Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP2-4.5.



Fonte: A autora (2025).

Figura 71 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a curto prazo, sob o cenário SSP5-8.5.



Fonte: A autora (2025).

Ao analisar o cenário SSP5-8.5, os resultados demonstram que as secas agrícolas e hidrológicas estão intrinsecamente relacionadas aos déficits de precipitação, com atrasos mais evidentes à medida que a escala de tempo ultrapassa 12 meses. Essa defasagem ocorre porque o SSWI e o SRI incorporam dinâmicas da superfície terrestre que moderam as respostas agrícolas e hidrológicas, como a recarga de águas subterrâneas e o armazenamento em reservatórios, fenômenos mais perceptíveis em escalas de tempo prolongadas. No entanto, é importante destacar a necessidade de uma medida estratégica do Baixo Capibaribe (UA4 e RMR) para a agricultura, que, conforme revelado pelas análises de uso e cobertura da terra ao longo dos anos, mantém-se como uma área de intensa atividade agrícola. Essa região sustenta muitas comunidades rurais e possui um papel significativo na economia de Pernambuco, sendo especialmente vulnerável aos impactos das secas prolongadas. Pelos cenários futuros propostos, é importante dar a devida atenção a esses espaços de agricultura e pastagem.

Os períodos mais secos identificados no curto prazo são 2026-2030, 2034-2036, 2039-2040 e 2044. Nesses intervalos, a bacia do Rio Capibaribe estará sob maior pressão hídrica, com potencial para desencadear secas meteorológicas que, em pouco tempo, podem evoluir para eventos de seca agrícola e culminar em secas hidrológicas, conforme os sistemas terrestres

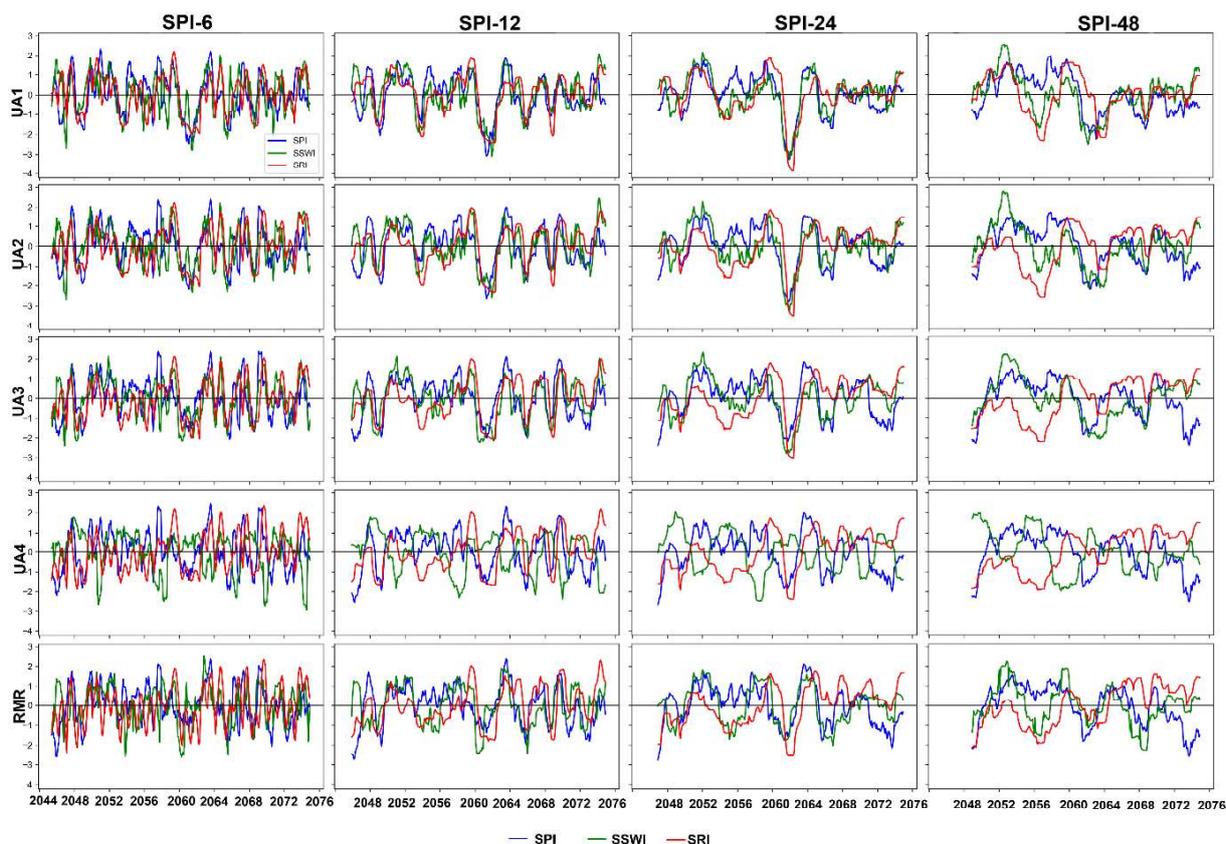
reagem gradualmente aos déficits hídricos. Essas condições reforçam a necessidade de preparo da bacia para eventos extremos, com estratégias que englobem a gestão de recursos hídricos, práticas agrícolas sustentáveis e investimentos em infraestrutura de armazenamento e distribuição de água. Esses anos descritos foram considerados assumindo o SPI como um indicador eficiente para detectar o início das secas, enquanto o SSWI, com menor variabilidade em relação à precipitação, descreve melhor a persistência das secas, e o SRI oferece uma visão mais clara sobre o término dos eventos de seca.

A maior amplitude dos índices no cenário SSP5-8.5 representa um desafio adicional, já que os períodos úmidos mais intensos podem levar ao aumento do risco de enchentes, enquanto os períodos secos mais severos podem exacerbar a escassez hídrica. Esse cenário de maior variabilidade exige que os tomadores de decisão antecipem ações para lidar com extremos climáticos, garantindo a resiliência da bacia do Rio Capibaribe frente às mudanças climáticas no curto prazo. Em particular, a Região Metropolitana do Recife (RMR) tem vivenciado, nos últimos anos, grandes momentos de enchentes, o que torna ainda mais urgente o planejamento e a implementação de estratégias para minimizar os impactos desses eventos extremos na área urbana e nas populações vulneráveis. Visto que para esse cenário mais pessimista, os picos nos períodos úmidos se mostram maiores.

As Figuras 73 e 74 analisam as projeções da seca a médio prazo sob os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5. Nesse horizonte temporal, observa-se um comportamento distinto em relação ao curto prazo, especialmente no cenário intermediário SSP2-4.5, que começa a apresentar maior propensão a períodos secos mais severos e períodos úmidos mais intensos em comparação ao SSP5-8.5. Nos períodos de acumulação mais curtos (SPI-6 e SPI-12), os três índices (SPI, SSWI e SRI) continuam apresentando flutuações semelhantes, reforçando a rápida influência dos déficits de precipitação (SPI) nas respostas agrícolas (SSWI) e hidrológicas (SRI). Contudo, em períodos de acumulação mais longos (SPI-24 e SPI-48), a defasagem entre os índices torna-se mais evidente, especialmente entre o SPI e o SRI, o que reflete a dinâmica mais lenta dos sistemas hidrológicos na resposta aos déficits acumulados.

Em várias unidades de análise, particularmente em SPI-24 e SPI-48, o SSWI e o SRI demonstram atrasos em relação ao SPI, destacando o papel moderador da dinâmica do solo e da recarga de aquíferos e reservatórios. Essa moderação é especialmente perceptível durante períodos prolongados de seca. Nas unidades UA3 e UA4, o SRI apresenta um comportamento mais descolado do SPI e do SSWI, sugerindo que essas áreas possuem características hidrológicas específicas que prolongam a resposta aos períodos secos.

Figura 72 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP2-4.5.



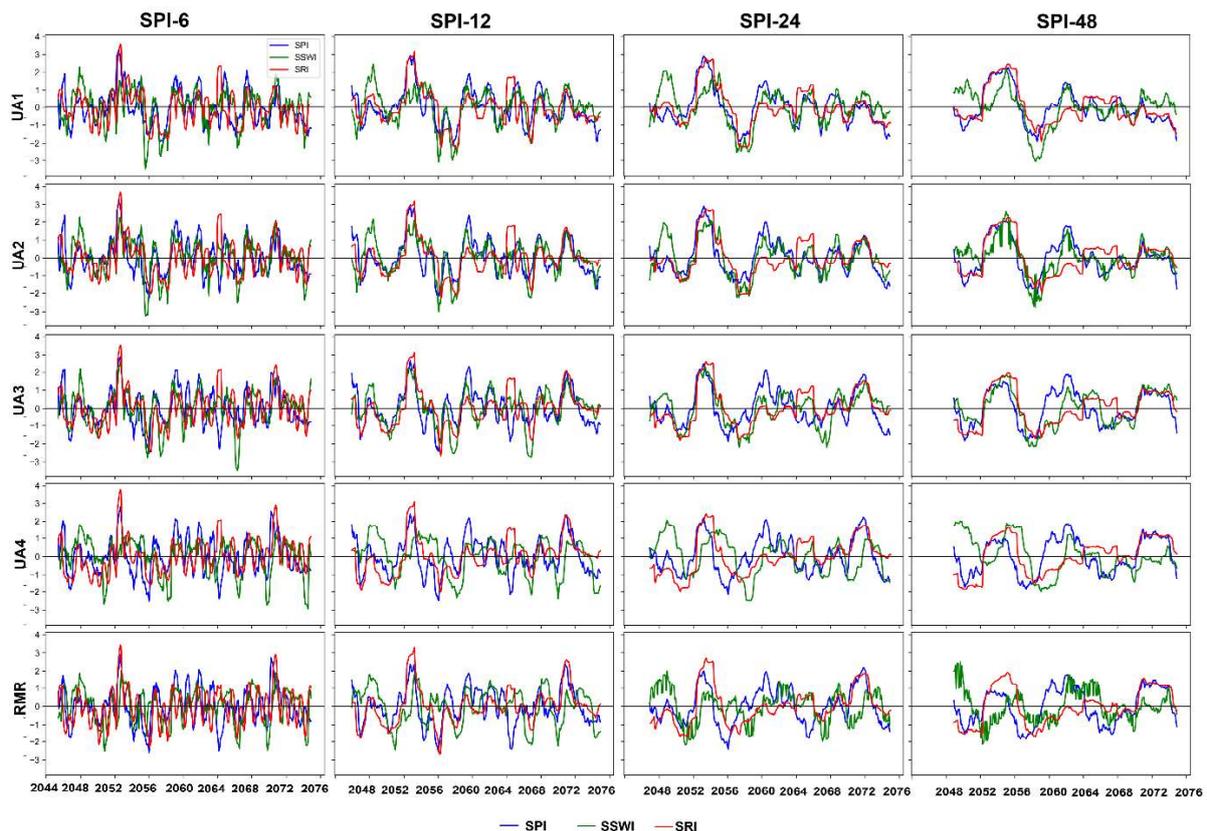
Fonte: A autora (2025).

As projeções indicam que o médio prazo (2045-2074) apresenta períodos mais secos prolongados, caracterizados por eventos de seca de alta intensidade, longa duração e maior frequência em comparação com os outros períodos analisados. Dentre esses eventos, destaca-se um intervalo particularmente severo entre o final da década de 2050 e o início da década de 2060, que se sobressai tanto em relação ao próprio médio prazo quanto aos cenários de curto e longo prazo.

O principal curso do rio na bacia hidrográfica atravessa diversos municípios do Agreste, Zona da Mata e Litoral, assumindo a função de manancial essencial para o abastecimento público da região. Sua porção perene é particularmente significativa para a Região Metropolitana do Recife (RMR), que depende diretamente dessa fonte hídrica. No entanto, as projeções indicam um aumento na frequência e intensidade de eventos de seca ao longo do século, o que pode representar desafios para a segurança hídrica e econômica da bacia. Períodos críticos de estiagem, especialmente aqueles projetados para o médio prazo, podem aumentar a variabilidade das vazões, potencialmente resultando em restrições ao abastecimento de água.

Além disso, a persistência de secas prolongadas pode contribuir para a redução dos fluxos mínimos, o que, combinado ao aumento das temperaturas, pode favorecer a deterioração da qualidade da água. Esse cenário pode implicar em custos mais elevados para o tratamento da água, tornando a produção de água potável mais onerosa para os sistemas de abastecimento.

Figura 73 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a médio prazo, sob o cenário SSP5-8.5.



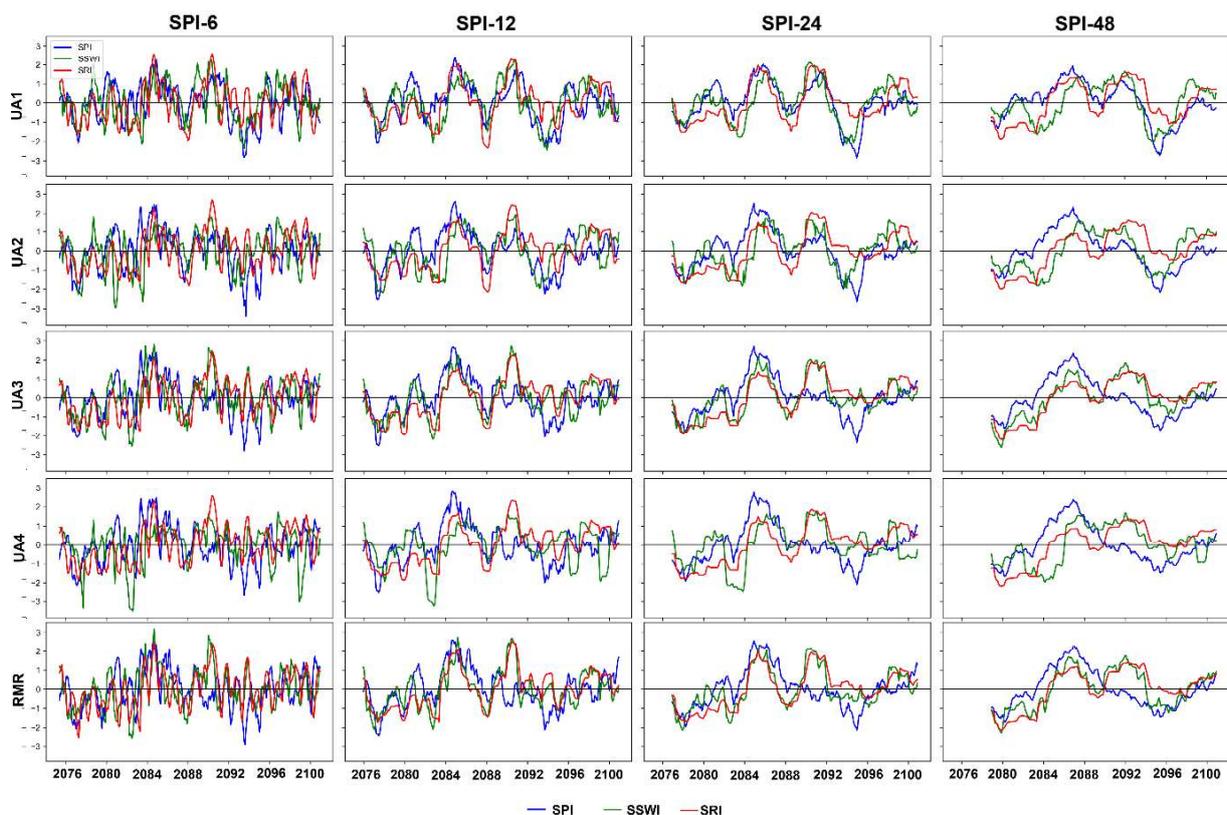
Fonte: A autora (2025).

A projeção desse período crítico evidencia a importância de se preparar para déficits hídricos severos, que podem causar impactos profundos nos sistemas agrícolas, abastecimento hídrico e ecossistemas locais. Assim, medidas de adaptação e mitigação, como o aprimoramento da gestão de recursos hídricos, a ampliação de reservatórios e a promoção de práticas agrícolas resilientes, tornam-se ainda mais urgentes. Além disso, a variabilidade climática a médio prazo, especialmente no cenário SSP2-4.5, demanda atenção redobrada devido à intensificação dos extremos, com períodos secos e úmidos significativamente mais acentuados, o que aumenta os desafios para a gestão sustentável da bacia.

As Figuras 75 e 76 apresentam os índices de seca a longo prazo. Em ambos os cenários, observa-se um maior descolamento entre os índices SPI, SSWI e SRI a partir da UA2 até a RMR. Esse comportamento é mais evidente nos períodos de acumulação de 24 e 48 meses, onde o delay entre o início das secas meteorológicas (SPI) e sua propagação para as secas agrícolas (SSWI) e hidrológicas (SRI) aumenta consideravelmente. Esse atraso reflete a dinâmica mais lenta dos sistemas agrícolas e hidrológicos em responder aos déficits de precipitação acumulados em escalas de tempo mais longas.

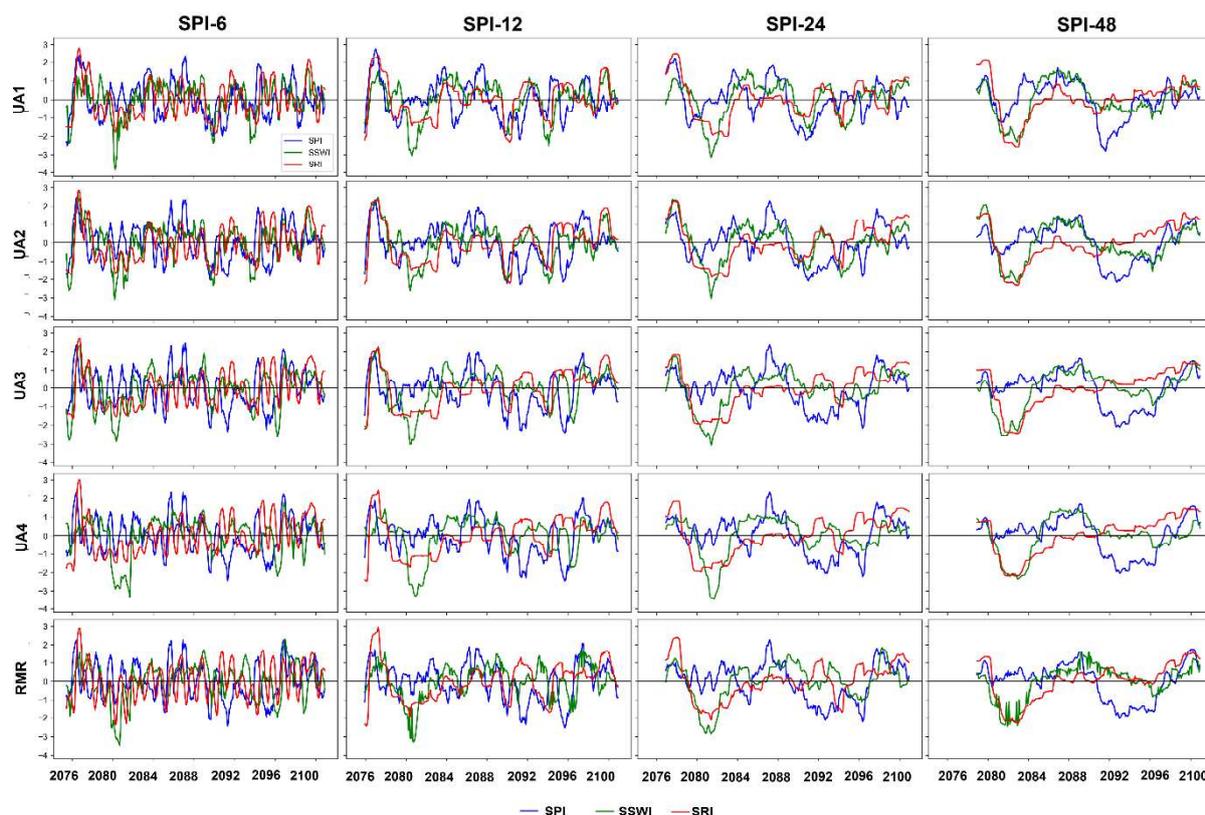
Além disso, nas unidades UA3, UA4 e RMR, especificamente para o período de acumulação de 24 meses, identifica-se uma redução significativa na precipitação (SPI). Contudo, essa redução não se traduz em secas agrícolas (SSWI) e hidrológicas (SRI), evidenciando que, nesses locais a longo prazo, os sistemas agrícolas e hídricos podem ter maior capacidade de amortecer os impactos de déficits de precipitação moderados a longo prazo.

Figura 74 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP2-4.5.



Fonte: A autora (2025).

Figura 75 - Projeções do SPI, SRI e SSWI com acumulação de 6, 12, 24 e 48 meses para a bacia do Rio Capibaribe a longo prazo, sob o cenário SSP5-8.5.



Fonte: A autora (2025).

Esses resultados reforçam que, a longo prazo, as secas tendem a apresentar dinâmicas mais complexas, com variações significativas nas respostas entre diferentes unidades de análise e períodos de acumulação. A ampliação dos delays observados entre os índices SPI, SSWI e SRI destaca a importância de compreender as particularidades das respostas hidrológicas e agrícolas em diferentes regiões da bacia a longo prazo.

7. CONCLUSÕES

Este estudo analisou as projeções de secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas para a bacia do Rio Capibaribe diante das mudanças climáticas e do uso e cobertura da terra, subsidiando a gestão de recursos hídricos em Pernambuco. Nesse tocante, identificamos na projeção futura uma redução na quantidade total de precipitação, associada a um aumento na frequência e intensidade de eventos extremos, apontando para um cenário de maior

variabilidade climática. O aumento dos dias secos consecutivos e a redução dos dias úmidos consecutivos indicam uma transição para condições mais secas, com implicações críticas para o déficit hídrico na região. Embora o total de precipitação esteja em declínio, o aumento na intensidade das chuvas, na frequência de dias com precipitação acima de 20 mm e na quantidade de precipitação em 1 e 5 dias consecutivos sugere que essas chuvas estão se concentrando em períodos curtos. Esse padrão de precipitação intensificada em eventos pontuais, intercalado por períodos mais secos, pode exacerbar problemas como erosão, inundações severas e recarga insuficiente de aquíferos, impactando diretamente os recursos hídricos e as atividades econômicas locais, especialmente a agricultura. Essas alterações, aliadas ao aquecimento projetado pelas elevações nas temperaturas máxima e mínima, destacam ainda mais a vulnerabilidade da bacia aos impactos das mudanças climáticas.

O comportamento projetado do escoamento superficial na bacia do Rio Capibaribe reflete as interações entre o uso e cobertura da terra e as projeções climáticas futuras. As áreas urbanas, com maior impermeabilização do solo, exibem os maiores valores de escoamento e as maiores variações, especialmente no cenário SSP5-8.5 a longo prazo, evidenciando sua maior sensibilidade às alterações climáticas e ao aumento de eventos extremos. Essa sensibilidade é agravada pelo padrão de intensificação das chuvas em períodos curtos, contribuindo para a elevação do escoamento superficial, maior risco de inundações e impacto sobre a infraestrutura urbana. Por outro lado, as classes de uso Caatinga e Mata Atlântica apresentaram baixos valores de escoamento, mantendo-se relativamente estáveis ao longo dos cenários e períodos avaliados, evidenciando menor impacto das mudanças climáticas. Já as áreas agrícolas e de pastagem exibiram valores intermediários, com aumento mais expressivo no cenário SSP5-8.5, sobretudo no longo prazo, sugerindo maior vulnerabilidade dessas classes em horizontes temporais mais distantes.

Em relação às secas meteorológicas, os resultados destacam um padrão claro de mudança no regime das secas na bacia do Rio Capibaribe em cenários futuros. As áreas semiáridas enfrentam os maiores desafios, com secas mais intensas e prolongadas, enquanto as áreas úmidas mantêm maior frequência de eventos em escalas menores. Esses padrões estão diretamente relacionados ao comportamento do escoamento, onde a redução na recarga hídrica em períodos de seca pode ampliar os impactos sobre a disponibilidade de água, tanto para uso humano quanto para os ecossistemas. As projeções observadas indicam a necessidade de uma gestão integrada e regionalmente adaptada, considerando as características específicas de cada unidade de análise e os impactos potenciais no abastecimento hídrico e nos ecossistemas locais.

Para as secas agrícolas, é evidente que a ocorrência, duração e intensidade das secas apresentam comportamentos distintos entre os cenários futuros analisados e unidades de análise. O cenário SSP5-8.5 se destaca por apresentar maior frequência de eventos secos na maioria das UAs e escalas analisadas, indicando maior pressão sobre os recursos hídricos em termos de eventos mais frequentes e curtos. Por outro lado, o cenário SSP2-4.5 apresenta secas de maior duração, especialmente em escalas temporais mais longas, sugerindo impactos mais prolongados, mesmo que menos frequentes. Além disso, a intensidade das secas é, em geral, mais severa no SSP2-4.5 em várias UAs, reforçando a importância de considerar tanto a frequência quanto a intensidade no planejamento de medidas de adaptação às mudanças climáticas.

As análises realizadas com base no índice SRI permitiram uma caracterização detalhada da seca hidrológica na bacia do Rio Capibaribe. No curto prazo, sob o cenário SSP2-4.5, observou-se maior impacto na RMR, UA4 e parte da UA3, enquanto a UA1 foi a menos afetada. Por outro lado, no cenário SSP5-8.5, a UA1 emerge como uma das áreas mais vulneráveis, evidenciando mudanças significativas na distribuição dos eventos de seca. No médio prazo, o cenário SSP2-4.5 apresentou maior intensidade nas secas, especialmente na UA1, UA4 e RMR, embora o cenário SSP5-8.5 tenha registrado maior duração dos períodos secos. A longo prazo, ambas as projeções apontam para um agravamento generalizado das condições de seca em toda a bacia, com a vulnerabilidade se estendendo a todas as áreas.

Conclui-se, também, que a análise integrada dos índices SPI, SSWI e SRI oferece uma visão abrangente sobre a propagação e os impactos das secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas na bacia do Rio Capibaribe. Os atrasos identificados entre o início das secas meteorológicas e sua propagação para os sistemas agrícolas e hídricos evidenciam a complexidade das dinâmicas de resposta da bacia, especialmente em períodos de acumulação mais longos e sob cenários climáticos mais extremos, como o SSP5-8.5. No curto prazo, sob o cenário SSP5-8.5, verificaram-se oscilações mais amplas nos índices de seca, indicando períodos secos e úmidos mais intensos, com destaque para os intervalos de 2026-2030 e 2039-2040, que demandam atenção imediata para o planejamento hídrico e agrícola. A persistência da seca agrícola e hidrológica, com atrasos notáveis em relação à seca meteorológica, ressalta a necessidade de estratégias específicas para mitigar os impactos prolongados sobre atividades agrícolas no Baixo Capibaribe, área de alta relevância econômica.

No médio prazo, o período crítico de 2059-2061 destaca-se como o mais severo, evidenciando um cenário de restrições hídricas significativas, especialmente na Região

Metropolitana do Recife (RMR), que depende fortemente da parte perene do rio para abastecimento público. A intensificação dos períodos secos e úmidos no cenário SSP2-4.5 reforça a urgência de aprimorar a infraestrutura hídrica e implementar práticas agrícolas resilientes para minimizar os impactos sobre a segurança hídrica e a qualidade da água, considerando o aumento esperado das temperaturas e seus efeitos na deterioração da água.

No longo prazo, os atrasos entre os índices SPI, SSWI e SRI tornam-se ainda mais evidentes, com dinâmicas diferenciadas entre as unidades de análise. Nas áreas agrícolas do Baixo Capibaribe e na RMR, a capacidade moderadora dos sistemas agrícolas e hídricos destaca-se, mas pode não ser suficiente para enfrentar déficits hídricos severos, especialmente em períodos de acumulação mais longos. Esse comportamento reforça a complexidade dos impactos de longo prazo, exigindo abordagens regionais que integrem gestão de recursos hídricos, manejo de reservatórios e adaptação às especificidades de cada unidade de análise.

Portanto, o estudo destaca a necessidade de uma visão integrada e adaptativa para a gestão da bacia, que contemple tanto os impactos imediatos quanto os de longo prazo das secas sobre os sistemas naturais e socioeconômicos. O desenvolvimento de políticas públicas robustas, orientadas por estudos regionais detalhados como este, será crucial para garantir a resiliência da bacia do Rio Capibaribe frente aos desafios impostos pelas mudanças climáticas.

8. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Os resultados deste estudo destacam a importância de aprofundar a análise das projeções hidrológicas e climáticas na bacia do Rio Capibaribe, permitindo a formulação de estratégias mais eficazes para a gestão dos recursos hídricos. Trabalhos futuros podem aprimorar a modelagem dos impactos das mudanças climáticas sobre a disponibilidade hídrica, incluindo cenários de mitigação e adaptação.

Outro aspecto importante para futuras investigações é a identificação de áreas críticas dentro da bacia que demandam intervenções prioritárias para minimizar os impactos de eventos extremos, como secas e enchentes. A integração de dados observacionais e projeções climáticas com indicadores socioeconômicos pode contribuir para mapear vulnerabilidades e subsidiar políticas públicas voltadas à segurança hídrica da região. Além disso, a modelagem hidrológica pode ser ampliada para incluir estudos detalhados sobre os eventos de cheia no Rio Capibaribe, permitindo a simulação de cenários futuros e auxiliando no desenvolvimento de estratégias de mitigação de inundações.

O fortalecimento da governança hídrica também é um ponto relevante para estudos subsequentes. A análise de mecanismos de gestão e coordenação entre diferentes esferas governamentais e setores usuários da água pode favorecer a implementação de estratégias eficazes de alocação e conservação dos recursos hídricos. Por fim, recomenda-se que futuras pesquisas avaliem o papel de soluções baseadas na natureza, onde a adoção de práticas sustentáveis pode contribuir para o equilíbrio dos sistemas hídricos, promovendo uma gestão integrada e alinhada aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) e ao Plano Nacional de Segurança Hídrica (PNSH).

REFERÊNCIAS

- ABBAS, S. A.; XUAN, Y.; AL-RAMMAHI, A.H.; ADDAB, H.F. (2022). A Comparison Study of Observed and the CMIP5 Modelled Precipitation over Iraq 1941–2005. *Atmosphere* 13. <https://doi.org/10.3390/atmos13111869>
- ABBASPOUR, K.C. SWAT-CUP2012: SWAT Calibration and Uncertainty Programs – a user manual. Department of Systems Analysis, Integrated Assessment and Modelling (SIAM), Eawag, Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology, 2015. 100p.
- ABBASPOUR, K.C. SWAT-CUP2009: SWAT Calibration and Uncertainty Programs – a user manual. Department of Systems Analysis, Integrated Assessment and Modelling (SIAM), Eawag, Swiss Federal Institute of Aquatic Science and Technology, Duebendorf, Switzerland, 2011. 95 p.
- ABBASPOUR, K.C.; YANG, J.; MAXIMOV, I.; SIBER, R.; BOGNER, K.; MIELEITNER, J.; ZOBRIST, J.; SRINIVASAN, R. Modelling hydrology and water quality in the pre-alpine/alpine Thur watershed using SWAT. *Journal of Hydrology*, 333, 413-430. 2007. <http://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.09.014>.
- 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, 1340-1352. 2004. <https://doi.org/10.2136/vzj2004.1340>.
- ABRAMOWITZ M. E STEGUN I. Handbook of mathematical functions with formulas, graphs, and mathematical table. New York: Dover, 1965.
- ABRAMS, M.; CRIPPEN, R.; FUJISADA, H. (2020). ASTER Global Digital Elevation Model (GDEM) and ASTER Global Water Body Dataset (ASTWBD). *Remote Sensing*, [S.L.], v. 12, n. 7, p. 1156.
- AFSARI, R.; NAZARI-SHARABIAN, M.; HOSSEINI, A.; KARAKOUZIAN, M. (2024). A CMIP6 Multi-Model Analysis of the Impact of Climate Change on Severe Meteorological Droughts through Multiple Drought Indices—Case Study of Iran’s Metropolises. *Water*, 16, 711. <https://doi.org/10.3390/w16050711>.
- APAC - AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. Bacia do Rio Capibaribe. Disponível em: < <https://www.apac.pe.gov.br/bacias-hidrograficas-rio-capibaribe/162-bacias-hidrograficas-rio-capibaribe/193-bacia-do-rio-capibaribe>>. Acesso em: 29 nov. 2023.
- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. Crop evapotranspiration: guidelines of computing crop water requirements. FAO. Irrigation and Drainage Paper, 56, Roma, p.300, 1998.
- ALMAGRO, A.; OLIVEIRA, P. T. S.; MEIRA NETO, A. A.; ROY, T.; TROCH, P. (2021). CABra: A novel large-sample dataset for Brazilian catchments. *Hydrology and Earth System Sciences*, volume 25, p. 3105-3135. <https://doi.org/10.5194/hess-25-3105-2021>
- ALMAGRO, A; OLIVEIRA, P.T.S.; ROSOLEM, R.; HAGEMANN, S.; NOBRE, C. A. (2020). Performance evaluation of Eta/HadGEM2-ES and Eta/MIROC5 precipitation

simulations over Brazil, Atmospheric Research.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105053>

ALMAGRO, A.; OLIVEIRA, P. T. S.; NEARING, M. A.; HAGEMANN, S. Projected climate change impacts in rainfall erosivity over Brazil. *Scientific Reports*, 7, 8130. 2017. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-08298-y>.

ALMAZROUI, M.; ASHFAQ, M.; ISLAM, M.N. et al. (2021). Assessment of CMIP6 Performance and Projected Temperature and Precipitation Changes Over South America. *Earth Syst Environ* 5, 155–183. <https://doi.org/10.1007/s41748-021-00233-6>

ANA — AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO. Hidroweb: Sistemas de informações hidrológicas. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br/>. Acesso em: 15/08/2023.

ANA — AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO (ANA). Reservatórios do Semiárido Brasileiro: Hidrologia, Balanço Hídrico e Operação: Anexo E. Brasília. 178 p.

ANAND, J; GOSAIN, A. K.; KHOSA, R. (2018). Prediction of land use changes based on Land Change Modeler and attribution of changes in the water balance of Ganga basin to land use change using the SWAT model, *Science of The Total Environment*, V. 644, 503-519. 2018. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.017>.

ANDRADE, C. W. L; MONTENEGRO, S. M. G. L; MONTENEGRO, A. A. A.; LIMA, J. R.; SRINIVASAN, R.; JONES, C. A. (2021). Climate change impact assessment on water resources under RCP scenarios: A case study in Mundaú River Basin, Northeastern Brazil. *Int J Climatol*. 41 (Suppl. 1): E1045–E1061. <https://doi.org/10.1002/joc.6751>

ANDRADE, C. W. L.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; MONTENEGRO, A. A. A.; LIMA, J. R. S.; SRINIVASAN, R.; JONES, C. (2019). A Soil moisture and discharge modeling in a representative watershed in northeastern Brazil using SWAT. *Ecohydrology & Hydrobiology*, Volume 19, Issue 2, P. 238-251. <https://doi.org/10.1016/j.ecohyd.2018.09.002>.

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 mudanças na cobertura vegetal de uma bacia hidrográfica no Nordeste do Brasil. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, 2(3), 239–248. 2017. <https://doi.org/10.24221/jeap.2.3.2017.1446.239-248>.

ANIL, S.; RAJ, P. A. Deciphering the projected changes in CMIP-6 based precipitation simulations over the Krishna River Basin. *Journal of Water and Climate Change*, 13(3), 1389. 2022. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.399>.

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>.

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.; VAN LIEW, M. W.; KANNAN, N.; JHA, M. K. (2012). SWAT: Model Use, Calibration, and Validation.

American Society of Agricultural and Biological Engineers, Transactions of the ASABE, v. 55(4), p. 1491-1508.

ARNOLD, J. G.; SRINIVASAN, R.; MUTTIAH, R. S.; WILLIAMS, J. (1998). Large area hydrologic modeling and assessment: Part I - model development. Journal of American Water Resources Association, v. 34, n. 1, p. 73-90. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.1998.tb05961.x>.

ASHU, A. B.; LEE, S. I. Multi-Site Calibration of Hydrological Model and Spatio-Temporal Assessment of Water Balance in a Monsoon Watershed. Water 2023, 15, 360. <https://doi.org/10.3390/w15020360>.

AVILA-DIAZ, A., BENEZOLI, V., JUSTINO, F. ET AL. Assessing current and future trends of climate extremes across Brazil based on reanalyses and earth system model projections. Clim Dyn 55, 1403–1426 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00382-020-05333-z>.

AZIMI, S.; DARIANE, A. B.; MODANESI, S.; BAUER-MARSCHALLINGER, B.; BINDLISH, R.; WAGNER, W.; MASSARI, C. 2020. Assimilation of Sentinel 1 and SMAP – based satellite soil moisture retrievals into SWAT hydrological model: the impact of satellite revisit time and product spatial resolution on flood simulations in small basins. Journal of Hydrology, Volume 581, 124367. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124367>.

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>

BHATTA, B.; SHRESTHA, S.; SHRESTHA, P. K.; TALCHABHADEL, R. (2019). Evaluation and application of a SWAT model to assess the climate change impact on the hydrology of the Himalayan River Basin. CATENA, Volume 181, 104082. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104082>.

BEERAM, S. N. R.; SHAHANAS, P. V.; PRAMADA, S. K.; THENDIYATH, R. (2023). Impact of change in land use/land cover and climate variables on groundwater recharge in a tropical river basin. Environ Dev Sustain. <https://doi.org/10.1007/s10668-023-03216-x>.

BIEGER, K.; ARNOLD, J. G.; RATHJENS, H.; WHITE, M. J.; BOSCH, D. D.; ALLEN, P. M. (2019). Representing the Connectivity of Upland Areas to Floodplains and Streams in SWAT+. Journal of the American Water Resources Association, v. 55, n. 3.

BOUCHER, Olivier et al. Presentation and Evaluation of the IPSL-CM6A-LR Climate Model. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, volume 12, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1029/2019MS002010>.

BRASIL NETO, R. M.; SANTOS, C. A.; G.; SILVA, J.F.C.B.D.C.; SILVA, R. M.; SANTOS, C.C.C.; MISHRA, M. (2021a). Evaluation of the TRMM product for monitoring drought over Paraíba State, northeastern Brazil: a trend analysis. Sci Rep 11, 1097. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80026-5>.

BRASIL NETO, R. M.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. C.; ZHONG LIU; QUINN, N. W. (2021b). Geospatial cluster analysis of the state, duration and severity of

drought over Paraíba State, northeastern Brazil. *Science of The Total Environment*, Volume 799, 149492, ISSN 0048-9697, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149492>.

BRASIL NETO, R. M. (2020). Avaliação da seca e de suas características sobre o estado da Paraíba utilizando dados TRMM e de pluviômetros (1998-2017). Dissertação apresentada ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal da Paraíba (UFPB). João Pessoa, PB. 189 f.

BRESSIANI, D. A.; GASSMAN, P. W.; FERNANDES, J. G.; GARBOSSA, L. H. P.; SRINIVASAN, R.; BONUMÁ, N. B.; et al. Review of Soil and Water Assessment Tool (SWAT) applications in Brazil: Challenges and prospects. *Int J Agric & Biol Eng*, 2015; 8(3): 9–35. <http://dx.doi.org/10.3965/j.ijabe.20150803.1765>

BRIGHENTI, T.M., BONUMÁ, N.B., CHAFFE, P.L.B. Calibração hierárquica do modelo SWAT em uma bacia hidrográfica Catarinense. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, 21, 53-64. 2016. <http://dx.doi.org/10.21168/rbrh.v21n1.p53-64>.

BRITO, S. S. B.; CINHA, A. P. M. A.; CUNNINGHAM, C. C.; ALVALÁ, R. C.; MARENGO, J. A.; CARVELHO, M. A. (2018). Frequency, duration and severity of drought in the Semiarid Northeast Brazil region. *International Journal of Climatology*. Volume 38, 2. <https://doi.org/10.1002/joc.5225>.

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>

CALDEIRA, C. R. T.; GALO, M.; IMAI, N. N.; GALO, M. de L. B. T.; HASEGAWA, J. K.; AMORIM, A.; SHIMABUKURO, M. H.; PINTO, M. S. Detecção de mudanças de forma automática no entorno de reservatórios: estudo de caso - Canoas I. *Revista Brasileira de Cartografia*, [S. l.], v. 70, n. 4, p. 1348–1377, 2018. DOI: 10.14393/rbcv70n4-46508.

CHEN, X.; LI, F.W.; WANG, Y.X.; FENG, P.; YANG, R.Z. (2019). Evolution properties between meteorological, agricultural and hydrological droughts and their related driving factors in the Luanhe River basin, China. *Hydrology Research*, 50 (4): 1096–1119. <https://doi.org/10.2166/nh.2019.141>.

CHERCHI, A.; FOGLI, P. G.; LOVATO, T.; PEANO, D.; IOVINO, D.; GUALDI, S.; MASINA, S.; SCOCCIMARRO, E.; MATERIA, S.; BELLUCCI, A.; NAVARRA, A. Global Mean Climate and Main Patterns of Variability in the CMCC-CM2 Coupled Model. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, Volume 11, Pages 185-209, January 2019. <https://doi.org/10.1029/2018MS001369>

CHRISTOFOLETTI, A. (1999). Modelagem de sistemas ambientais. São Paulo: Edgard Blücher. 236 pp.

CLARK LABS. Land Change Modeller (LCM). In *TerrSet. Geospatial Monitoring System*; Eastman, J.R., Ed.; Clark University: Worcester, MA, USA, pp. 206–219. 2016.

COOK, B. I.; MANKIN, J. S.; MARVEL, K.; WILLIAMS, A. P.; SMERDON, J. E.; ANCHUKAITIS, K. J. (2020). Twenty-first century drought projections in the CMIP6 forcing scenarios. *Earth's Future*. 8, e2019EF001461. <https://doi.org/10.1029/2019EF001461>.

COE, H. H. G.; SOUSA, L. O. F. The Brazilian "Caatinga": Ecology and vegetal biodiversity of a semiarid region. *Dry Forests: Ecology, Species Diversity and Sustainable Management*, 1, 81–103. 2014.

COLLISCHONN, W.; DORNELLES, F. *Hidrologia para engenharia e ciências ambientais*. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos (ABRH), 2013. 336p

COMPESA - Companhia Pernambucana de Saneamento. Planos Regionais de Saneamento Básico das Bacias Hidrográficas do Rio Ipojuca e do Rio Capibaribe. 242p. CONSÓRCIO ENGECORPS, TYPASA, TPF, 2018.

CUARTAS, L.A.; CUNHA, A.P.M.D.A.; ALVES, J.A.; PARRA, L.M.P.; DEUSDARÁ-LEAL, K.; COSTA, L.C.O.; MOLINA, R.D.; AMORE, D.; BROEDEL, E.; SELUCHI, M.E.; ET AL. Recent Hydrological Droughts in Brazil and Their Impact on Hydropower Generation. *Water* 2022, 14, 601. <https://doi.org/10.3390/w14040601>

CUNHA, E. R.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, R. M.; PANACHUKI, E.; OLIVEIRA, P. T. S.; OLIVEIRA, N. S.; FALCÃO, K. S. (2022). Assessment of current and future land use/cover changes in soil erosion in the Rio da Prata basin (Brazil). *Science of The Total Environment*, Volume 818, 151811. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.151811>.

CUNHA, E. R.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, R. M.; BACANI, V. M.; POTT, A. (2021). Future scenarios based on a CA-Markov land use and land cover simulation model for a tropical humid basin in the Cerrado/Atlantic forest ecotone of Brazil. *Land Use Policy*, Volume 101, 105141. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.105141>.

CUNHA, A. P. M. A.; ZERI, M.; DEUSDARÁ LEAL, K.; COSTA, L.; CUARTAS, L. A.; MARENGO, J. A.; TOMASELLA, J.; VIEIRA, R. M.; BARBOSA, A. A.; CUNNINGHAM, C.; et al. Extreme Drought Events over Brazil from 2011 to 2019. *Atmosphere*, 10, 642. 2019. <https://doi.org/10.3390/atmos10110642>.

CURK, M.; GLAVAN, M.; PINTAR, M. (2020). Analysis of Nitrate Pollution Pathways on a Vulnerable Agricultural Plain in Slovenia: Taking the Local Approach to Balance Ecosystem Services of Food and Water. *Water*, 12, 707. <https://doi.org/10.3390/w12030707>.

DE SANTIS, D.; BIONDI, D.; CROW, W. T.; CAMICI, S.; MODANESI, S.; BROCCA, L.; MASSARI, C. (2021). Assimilation of satellite soil moisture products for river flow prediction: An extensive experiment in over 700 catchments throughout Europe. *Water Resources Research*, 57, e2021WR029643. <https://doi.org/10.1029/2021WR029643>.

DIAZ, C. C. F. (2021). Impactos da dinâmica de uso e cobertura da terra sobre os recursos hídricos da bacia hidrográfica do rio Capibaribe. Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Geografia da Universidade Federal de Pernambuco, CFCH. Recife, 134f

DORIGO, W.; WAGNER, W.; ALBERGEL, C.; ALBRECHT, F.; BALSAMO, G.; BROCCA, L.; CHUNG, ERTL, D. M.; ET AL. (2017). ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding: State-of-the art and future directions. *Remote Sensing of Environment*, Volume 203, P. 185-215. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.001>.

DÖSCHER, R. et al. The EC-Earth3 Earth system model for the Coupled Model Intercomparison Project 6. *Geoscientific Model Development*, Volume 15, p. 2973-3020, 2022. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-2973-2022>

EASTMAN, J.R., TOLEDANO, J. A Short Presentation of the Land Change Modeler (LCM). In: Camacho Olmedo, M., Paegelow, M., Mas, J.F., Escobar, F. (eds) *Geomatic Approaches for Modeling Land Change Scenarios. Lecture Notes in Geoinformation and Cartography*. Springer, Cham. 2018. https://doi.org/10.1007/978-3-319-60801-3_36

EASTMAN, J. R. *TerrSet - Geoespacial Monitoring and Modeling System. Manual*. Clark University, 2016. Disponível em: www.clarklabs.org.

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 – Empresa Brasileira de Agropecuária. *Sistema Brasileiro de Classificação dos Solos*. 5ª ed. Brasília, DF: Embrapa, 2018. 356 p.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Agropecuária. (2006). *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos*. Brasília: Embrapa -SPI; Rio de Janeiro: Embrapa Solos. 306p.

EMBRAPA SOLOS. *Zoneamento Agroecológico de Pernambuco - ZAPE*. (2001). Recife: Embrapa Solos - Unidade de Execução de Pesquisa e Desenvolvimento - UEP Recife; 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. *npj Climate and Atmospheric Science* 4, 16. <https://doi.org/10.1038/s41612-021-00172-z>.

ESSENFELDER, A. H. (2016). *SWAT Weather Database: A Quick Guide*. Version: v.0.16.07. doi: 10.13140/RG.2.1.4329.1927.

FARIAS, C.; MIRANDA, R.; VIANA, J.; LINS, F., PEREIRA, J. A.; URSULINO, B., et al. Calibration of SWAT model in the Pernambuco state watersheds to support the SUPER system. *Revista Brasileira De Geografia Física*, 16(6), 3572–3592. 2023. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v16.6.p3572-3592>

FARIAS, C. W. L. DE A.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; MONTENEGRO, A. A. DE A.; LIMA, J. R. DE S.; SRINIVASAN, R.; JONES, C. A. Modeling runoff response to land-use changes using the SWAT model in the Mundaú watershed, Brazil. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, 5(2), 194–206. 2020. <https://doi.org/10.24221/jeap.5.2.2020.2828.194-206>.

FELIPE, V. F.; SANTOS, J. V. S.; BARBOSA, N. F. M.; XAVIER, E. F. M.; XAVIER JUNIOR, S. F. A.; JALE, J. S. (2023). An application of SPI (Standardized Precipitation Index) to monthly rainfall data in Pernambuco between 1991-2019. *Research, Society and Development*, v. 12, n. 9, e8912943217. <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v12i9.43217>.

FERNANDES, J. G.; GALINDO, R. C. A. P.; DU BOCAGE NETA, A. L.; JONES, C. A.; SRINIVASAN, R. Sistematização de dados de vegetação referente ao bioma caatinga para modelagem de bacias hidrológicas com SWAT. *Pesquisa Agropecuária Pernambucana*, Brasil, v. 24, n. 2, fev. 2020. ISSN 2446-8053. <https://doi.org/10.12661/pap.2019.008>.

FERNANDES, D.; HEINEMANN, A. B.; PAZ, R. L.; AMORIM, A. O; CARDOSO, A. P. (2009). Índices para a Quantificação da Seca. Embrapa Arroz e Feijão, Santo Antônio de Goiás, doc. 244, p. 48.

FERNANDES, J. G; GALINDO, R. C. A. P.; BOCAGE NETA, A. L. D.; JONES, C. A.; SRINIVASAN, R. (2020). Sistematização de dados de vegetação referente ao bioma caatinga para modelagem de bacias hidrológicas com SWAT. *Pesquisa Agropecuária Pernambucana*, Brasil, v. 24, n. 2. Disponível: <<https://pap.emnuvens.com.br/pap/article/view/202>>. doi:<https://doi.org/10.12661/pap.2019.008>.

FERREIRA, T. S. G. (2020). Análise de desempenho do modelo SWAT para a bacia do Rio Capibaribe e estimativa do aporte de sedimentos a seus reservatórios. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco, CAA, Engenharia Civil e Ambiental. 145 f.

FLEISCHMANN, A. S.; AL BITAR, A.; OLIVEIRA, A. M.; SIQUEIRA, V. A.; COLOSSI, B. R.; PAIVA, R. C. D.; KERR, Y.; RUHOFF, A.; FAN, F. M.; PONTES, P. R. M.; 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>.

GARCÍA-ÁLVAREZ, D.; OLMEDO, M. T. C.; VAN DELDEN, H.; MAS, J. F.; PAEGELOW, M. (2022). Comparing the structural uncertainty and uncertainty management in four common Land Use Cover Change (LUCC) model software packages. *Environmental Modelling & Software*, Volume 153, 105411. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105411>.

GASSMAN, P. W.; REYES, M.R.; GREEN, C.H.; ARNOLD, J.G. (2007). The Soil and Water Assessment Tool: Historical Development, Applications, and Future Research Directions. *Trans. ASABE.* 50, 1211–1250. <https://doi: 10.13031/2013.23637>.

GREEN, W. H.; AMPT, G. A. 1911. Studies on soil physics, 1. The flow of air and water through soils. *The Journal of Agricultural Science*, v. 4(1), p. 1-24. <https://doi.org/10.1017/S0021859600001441>

GUDMUNDSSON L. qmap: statistical transformations for postprocessing climate model output. R package version. 2014.

GUTJAHR, O.; PUTRASAHAN, D.; LOHMANN, K.; JUNGCLAUS, J. H.; VON STORCH, J. S.; BRÜGGEMANN, N.; HAAK, H.; STÖSSEL, A.. Max Planck Institute Earth System Model (MPI-ESM1.2) for the High-Resolution Model Intercomparison Project (HighResMIP). *Geoscientific Model Development*, v. 12, p. 3241-3281, 2019. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-3241-2019>

HAGENLOCHER, M.; NAUMANN, G.; MEZA, I., BLAUHUT, V.; COTTI, D.; DÖLL, P., ET AL. (2023). Tackling growing drought risks—the need for a systemic perspective. *Earth's Future*, 11, e2023EF003857. <https://doi.org/10.1029/2023EF003857>.

HAMDY, O.; ZHAO, S.; SALHEEN, M.A.; EID, Y.Y. Analyses the Driving Forces for Urban Growth by Using IDRISI Selva Models Abouelreesh – Aswan as a Case Study. *International Journal of Engineering and Technology*, v. 9, n. 3, p. 226-232, 2017.

HARGREAVES, G.H. AND Z.A. SAMANI. 1982. Estimating potential evapotranspiration. *Tech. Note, Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, v. 108(3), p. 225-230.

HEO, J.-H.; AHN, H.; SHIN, J.-Y.; KJELDSSEN, T. R.; JEONG, C. Probability Distributions for a Quantile Mapping Technique for a Bias Correction of Precipitation Data: A Case Study to Precipitation Data Under Climate Change. *Water*, 11(7), 1475. 2019. <https://doi.org/10.3390/w11071475>.

HERSI, N. A.M.; MULUNGU, D. M.M; NOBERT, J. (2023). Groundwater recharge estimation under changing climate and land use scenarios in a data-scarce Bahi (Manyoni) catchment in Internal Drainage Basin (IDB), Tanzania using Soil and Water Assessment Tool (SWAT), *Groundwater for Sustainable Development*, Volume 22. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2023.100957>.

IDRISSOU, M.; DIEKKRÜGER, B.; TISCHBEIN, B.; OP DE HIPT, F.; NÄSCHEN, K.; POMÉON, T.; YIRA, Y.; IBRAHIM, B. (2022). Modeling the Impact of Climate and Land Use/Land Cover Change on Water Availability in an Inland Valley Catchment in Burkina Faso. *Hydrology*, 9, 12. <https://doi.org/10.3390/hydrology9010012>.

INMET – INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. (2023). Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa – BDMEP. Brasília, DF: INMET, 2023. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>. Acesso em: 15 de agosto de 2023.

INOCÊNCIO, T. M.; RIBEIRO NETO, A.; OERTEL, M.; MEZA, F. J.; SCOTT, C. A. (2021). Linking drought propagation with episodes of climate-Induced water insecurity in Pernambuco state - Northeast Brazil, *Journal of Arid Environments*, Volume 193. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2021.104593>

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>.

IPCC, 2023: Sections. In: *Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, pp. 35-115, doi: 10.59327/IPCC/AR6-9789291691647

IPCC, 2022: *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, M. Tignor, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Löschke, V. Möller, A. Okem, B. Rama (eds.)]. Cambridge University Press. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA, 3056 pp., doi:10.1017/9781009325844.

IPCC, 2022: Summary for Policymakers [P.R. Shukla, J. Skea, A. Reisinger, R. Slade, R. Fradera, M. Pathak, A. Al Khourdajie, M. Belkacemi, R. van Diemen, A. Hasija, G. Lisboa, S. Luz, J. Malley, D. McCollum, S. Some, P. Vyas, (eds.)]. In: *Climate Change 2022: Mitigation*

of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [P.R. Shukla, J. Skea, R. Slade, A. Al Khourdajie, R. van Diemen, D. McCollum, M. Pathak, S. Some, P. Vyas, R. Fradera, M. Belkacemi, A. Hasija, G. Lisboa, S. Luz, J. Malley, (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA. doi: 10.1017/9781009157926.001

IPCC, 2021: Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, and B. Zhou (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2391 pp. doi:10.1017/9781009157896.

IPCC. (2021). Technical Summary. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. [S. l.: s. n.].

IPCC. (2014). Climate Change 2013 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press. Cambridge University Press, Cambridge. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324>.

IPCC. (2007). Intergovernmental panel on climate change. Climate change 2007: Impacts, adaptation and vulnerability. Summary for policymakers. In Contribution of working Group II to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change. Cambridge: Cambridge University Press

JANJIC, J.; TADIC, L. (2023). Fields of Application of SWAT Hydrological Model—A Review. *Earth*, 4, 331-344. <https://doi.org/10.3390/earth4020018>

JIMÉNEZ-NAVARRO, I. C.; JIMENO-SÁEZ, P.; LÓPEZ-BALLESTEROS, A.; PÉREZ-SÁNCHEZ, J.; SENENT-APARICIO, J. (2021). Impact of Climate Change on the Hydrology of the Forested Watershed That Drains to Lake Erken in Sweden: An Analysis Using SWAT+ and CMIP6 Scenarios. *Forests*, 12, 1803. <https://doi.org/10.3390/f12121803>.

JUNQUEIRA, R.; VIOLA, M. R.; DE MELLO, C.R. ET AL. (2020). Drought severity indexes for the Tocantins River Basin, Brazil. *Theor Appl Climatol* 141, 465–481. <https://doi.org/10.1007/s00704-020-03229-w>.

KENDALL, M. G. Rank correlation methods. Griffin, London. 1975.

KHALILIAN, S.; SHAHVARI, N. A SWAT Evaluation of the Effects of Climate Change on Renewable Water Resources in Salt Lake Sub-Basin, Iran. *AgriEngineering*, 2019, 1, 44–57. <https://doi.org/10.3390/agriengineering1010004>

KNISEL, W.G. 1980. CREAMS: A field-scale model for chemicals, runoff, and erosion from agricultural management systems. Conservation Research Report No. 26. Washington, D.C.: USDA National Resources Conservation Service.

LANDIS, J.R., KOCH, G.G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 33 (1), 159e174. <https://doi.org/10.2307/2529310>.

LAW, R. M.; ZIEHN, T.; MATEAR, R. J.; LENTON, A.; CHAMBERLAIN, M. A.; STEVENS, L. E.; WANG, Y.; SRBINOVSKY, J.; BI, D.; YAN, H.; VOHRALIK, P. F. The carbon cycle in the Australian Community Climate and Earth System Simulator (ACCESS-ESM1) – Part 1: Model description and pre-industrial simulation. *Geoscientific Model Development*, volume 10, páginas 2567-2590, 2017. <https://doi.org/10.5194/gmd-10-2567-2017>

LEÃO, E. B. S.; ANDRADE, J. C. S.; NASCIMENTO, L. F. Recife: A climate action profile. *Cities*, Volume 116, 103270. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2021.103270>

LEONARD, R. A., KNISEL, W. G.; STILL, D. A. (1987) GLEAMS: Groundwater loading effects on agricultural management systems. *Transactions of the ASABE*, v. 30(5), p. 1403-1418.

LETA, M. K.; DEMISSIE, T. A.; TRÄNCKNER, J. (2021). Modeling and Prediction of Land Use Land Cover Change Dynamics Based on Land Change Modeler (LCM) in NasheWatershed, Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Sustainability*, 13, 3740. <https://doi.org/10.3390/su13073740>.

LIMA, A., SILVA, T.S.F., DE ARAGÃO, L.E.O.C., DE FEITAS, R.M., ADAMI, M., FORMAGGIO, A.R., SHIMABUKURO, Y.E. (2012). Land use and land cover changes determine the spatial relationship between fire and deforestation in the Brazilian Amazon. *Appl. Geogr.* 34, 239e246. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2011.10.013>.

LIM KAM SIAN, K. T. C.; HAGAN, D. F. T.; AYUGI, B. O.; NOONI, I. K.; ULLAH, W.; BABAUSMAIL, H.; ONGOMA, V. Projections of precipitation extremes based on bias-corrected Coupled Model Intercomparison Project phase 6 models ensemble over southern Africa. *International Journal of Climatology*, v. 42, p. 8269–8289, 2022. DOI: 10.1002/joc.7707.

LIRA, P.K., TAMBOSI, L.R., EWERS, R.M., METZGERA, J.P. (2012). Land-use and land-cover change in Atlantic Forest landscapes. *For. Ecol. Manag.* 278, 80e89. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.05.008>.

LIU, G., JIN, Q., LI, J., LI, L., HE, C., HUANG, Y., YAO, Y. (2017). Policy factors impact analysis based on remote sensing data and the CLUE-S model in the Lijiang River Basin, China. *Catena*, Volume 158, P. 286-297. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.07.003>.

MANN, H. B. Nonparametric tests against trend. *Econometrica* 13:245–259. 1945.

MARAUN, D., et al. Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user, *Rev. Geophys.*, 48, RG3003. 2010. <https://doi.org/10.1029/2009RG000314>.

MARENGO, J. A.; GALDOS, M.V.; CHALLINOR, A.; CUNHA, A. P.; MARIN, F. R.; VIANNA, M.; ALVALA, R. C. S.; ALVES, L. M., MORAES, O. L.; BENDER, F. (2022). Drought in Northeast Brazil: A review of agricultural and policy adaptation options for food security. *Climate Resilience and Sustainability*, 1, e17. <https://doi.org/10.1002/cli2.17>.

MARENGO, J. A., ALVES, L. M., ALVALA, R. C. S., CUNHA, A. P., BRITO, S., & MORAES, O. L. L. (2018). Climatic characteristics of the 2010-2016 drought in the semiarid

Northeast Brazil region. *Anais Da Academia Brasileira De Ciências*, 90(2), 1973–1985. <https://doi.org/10.1590/0001-3765201720170206>

MARENGO, J. A. (2007). Mudanças climáticas globais e seus efeitos sobre a biodiversidade: caracterização do clima atual e definição das alterações climáticas para o território brasileiro ao longo do século XXI. Brasília: MMA. 2a. 212 p. Série Biodiversidade, v. 26. ISBN 85-7738-038-6.

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.

MEDEIROS, F. J.; OLIVEIRA, C. P.; AVILA-DIAZ, A. (2022). Evaluation of extreme precipitation climate indices and their projected changes for Brazil: From CMIP3 to CMIP6. *Weather and Climate Extremes*, 38, 100511. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2022.100511>

MONTEITH, J.L. 1965. Evaporation and the environment. In *The state and movement of water in living organisms*, XIXth Symposium Society for Experimental Biology, Swansea, Cambridge University Press, p. 205-234.

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. (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>.

MORIASI, D. N.; GITAU, M. W.; PAI, N.; DAGGUPATI, P. Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. *Trans. ASABE* 58(6), 1763–1785. 2015.

MOTLAGH, S. K.; SADODDIN, A.; HAGHNEGAHDAR, A.; RAZAVI, S.; SALMANMAHINY, A.; GHORBANI, K. Analysis and prediction of land cover changes using the land change modeler (LCM) in a semiarid river basin, Iran. *Land Degradation & Development*, 32(10), 3092–3105. 2021. <https://doi.org/10.1002/ldr.3969>

MÜLLER, W. A.; JUNGCLAUS, J. H.; MAURITSEN, T.; BAEHR, J.; BITTNER, M.; BUDICH, R.; BUNZEL, F.; ESCH, M.; GHOSH, R.; HAAK, H.; ILYINA, T.; KLEINE, T.; KORNBLUEH, L.; LI, H.; MODALI, K.; NOTZ, D.; POHLMANN, H.; ROECKNER, E.; STEMMLER, I.; TIAN, F.; MAROTZKE, J. A Higher-resolution Version of the Max Planck Institute Earth System Model (MPI-ESM1.2-HR). *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, v. 10, p. 1383-1413, julho de 2018. <https://doi.org/10.1029/2017MS001217>.

MUSYOKA, F. K.; STRAUSS, P.; ZHAO, G.; SRINIVASAN, R.; KLIK, A. Multi-Step Calibration Approach for SWAT Model Using Soil Moisture and Crop Yields in a Small Agricultural Catchment. *Water*, 13, 2238. 2021. <https://doi.org/10.3390/w13162238>.

NAGA SOWJANYA, P.; KEESARA, V.R.; MESAPAM, S.; DAS, J.; SRIDHAR, V. (2022). Climate Change Impacts on Streamflow in the Krishna River Basin, India: Uncertainty and Multi-Site Analysis. *Climate*, 10, 190. <https://doi.org/10.3390/cli10120190>

NAGIREDDY, N.R.; KEESARA, V.R.; VENKATA RAO, G.; SRIDHAR, V.; SRINIVASAN, R. (2023). Assessment of the Impact of Climate Change on Streamflow and Sediment in the Nagavali and Vamsadhara Watersheds in India. *Appl. Sci.* 13, 7554. <https://doi.org/10.3390/app13137554>.

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>.

NASCIMENTO, T.V.M.; OLIVEIRA, R.P.; MELO, M.T.C. (2023) Impacts of large-scale irrigation and climate change on groundwater quality and the hydrological cycle: A case study of the Alqueva irrigation scheme and the Gabros de Beja aquifer system, *Science of the Total Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168151>

NEITSCH, S. L.; ARNOLD, J. G.; KINIRY, J. R.; WILLIAMS, J. R. (2011). Soil and Water Assessment Tool: Theoretical documentation - Version 2009. Agricultural Research Service. Texas A&M University System. 618 p.

NEITSCH, S.L.; ARNOLD, J.G.; KINIRY, J.R. & WILLIAMS, J.R. (2005). Soil and water assessment tool: Theoretical documentation - version 2005. Grassland, Soil and Water Research Laboratory - Agricultural Research Service; Blackland Research Center – Texas Agricultural Experiment Station. 494p.

NNAJI, C.C., OGAREKPE, N.M. & NWANKWO, E.J. (2022). Temporal and spatial dynamics of land use and land cover changes in derived savannah hydrological basin of Enugu State, Nigeria. *Environ Dev Sustain* 24, 9598–9622. <https://doi.org/10.1007/s10668-021-01840-z>

NKIAKA, E. NAWAZ, N.R. LOVETT, J.C. Effect of single and multi-site calibration techniques on hydrological model performance, parameter estimation and predictive uncertainty: a case study in the Logone catchment. Lake Chad basin. *Stoch Environ Res Risk Assess* 32, 1665–1682, 2018. <https://doi.org/10.1007/s00477-017-1466-0>.

NRCS. Natural Resources Conservation Service. Chapter 7: Hydrologic Soil Groups. In: NRCS. Natural Resources Conservation Service. National Engineering Handbooks Hydrology Chapters (Part 630). Washington, DC: USDA, 2009, p. 1-5.

OLIVEIRA, D. M.; RIBEIRO, J. G. M.; FARIA, L. F.; REBOITA, M. S. (2023). Performance dos modelos climáticos do CMIP6 em simular a precipitação em subdomínios da América do Sul no período histórico. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 16, n. 01, p. 116-133.

OLIVEIRA, A. P. S.; GRACELLI, R. R.; SILVA, A. A.; SANTOS, V. J; CASTRO, J. S.; CALIJURI, M. L. (2022). Projection of land use to 2030 and its impacts on water availability in a brazilian sub-basin: A LCM and SWAT approach. *Geofísica Internacional*, 61(1), 66–87. <https://doi.org/10.22201/igeof.00167169p.2022.61.1.2189>

OLIVEIRA, J. D. A. (2021). Sensoriamento Remoto e Modelagem Aplicados à Estimativa de Seca em Pernambuco. Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE). 184 f.

ORGANIZACIÓN METEOROLÓGICA MUNDIAL (OMM) e Asociación Mundial para el Agua. Manual de indicadores e índices de sequía (M. Svoboda y B.A. Fuchs). Programa de gestión integrada de sequías, Serie 2 de herramientas y directrices para la gestión integrada de sequías. Ginebra. 2016.

O'NEILL, B. C.; TEBALDI, C.; VAN VUUREN, D. P.; EYRING, V.; FRIEDLINGSTEIN, P.; HURTT, G.; KNUTTI, R.; KRIEGLER, E.; LAMARQUE, J.-F.; LOWE, J.; MEEHL, G. A.; MOSS, R.; RIAHI, K.; SANDERSON, B. M. The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6, *Geosci. Model Dev.*, 9, 3461–3482, <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>, 2016

OUGAHI, J. H.; KARIM, S.; MAHMOOD, S. A. (2022). Application of the SWAT model to assess climate and land use/cover change impacts on water balance components of the Kabul River Basin, Afghanistan. *Journal of Water and Climate Change*, 13 (11): 3977–3999. 2022. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.26>.

PAPALEXIOU, S. M.; RAJULAPATI, C. R.; ANDREADIS, K. M.; FOUFOULA-GEORGIOU, E.; CLARK, M. P.; TRENBERTH, K. E. (2021). Probabilistic evaluation of drought in CMIP6 simulations. *Earth's Future*, 9, e2021EF002150. <https://doi.org/10.1029/2021EF002150>.

PERNAMBUCO. 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.

PREIS, C. M.; FRANCO, D.; VARELA, S. C. Avaliação do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Itajaí e simulação para 2027. São Paulo, UNESP, *Geociências*, v. 40, n. 2, p. 407 - 414, 2021. <https://doi.org/10.5016/geociencias.v40i02.14321>.

PRIESTLEY, C.H.B. AND R.J. TAYLOR. 1972. On the assessment of surface heat flux and evaporation using large-scale parameters. *Monthly Weather Review*, v. 100, p. 81- 92.

PROJETO MAPBIOMAS – Coleção 7 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso e cobertura da terra do Brasil. Acessado em novembro de 2023, através do link: <https://brasil.mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas/>.

QUEIROZ, M. G.; SILVA, T. G. F.; ZOLNIER, S.; JARDIM, A. M. R. F.; SOUZA, C. A. A.; ARAÚJO JÚNIOR, G. N.; MORAIS, J. E. F. M.; SOUZA, L. S. B. (2020). Spatial and temporal dynamics of soil moisture for surfaces with a change in land use in the semi-arid region of Brazil. *CATENA*. Volume 188, 104457. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104457>.

QIU, J.; SHEN, Z.; HIE, H. (2023). 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>.

- RAJU, K. S.; KUMAR, D. N. Review of approaches for selection and ensembling of GCMs. *Journal of Water and Climate Change*, 11(3), 577–599, 2020. <https://doi.org/10.2166/wcc.2020.128>
- RALLISON, R. E.; MILLER, N. Past, present and future SCS runoff procedure. P. 353-364. In V.P. Singh (ed.). *Rainfall runoff relationship*. Water Resources Publication, Littleton, CO. 1981.
- RAYHAN, M.; AFROZ, R. (2024). Evaluating climate models to analyze drought conditions in the western region of Bangladesh. *Progress in Disaster Science*, Volume 23, 100356, ISSN 2590-0617. <https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2024.100356>.
- REBOITA, M. S.; Marrafon, V. H.A.; Llopart, M.; Rocha, R. P. (2018). CENÁRIOS DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS PROJETADOS PARA O ESTADO DE MINAS GERAIS. *Revista Brasileira de Climatologia*, [S.l.], ISSN 2237-8642. <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v1i0.60524>.
- 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.; DA PAZ, A. R.; MARENGO, J. A.; CHOU, S. C. (2016). Hydrological Processes and Climate Change in Hydrographic Regions of Brazil. *Journal of Water Resource and Protection*, 8, 1103-1127. <http://dx.doi.org/10.4236/jwarp.2016.812087>.
- 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>.
- ROSSATO, L.; MARENGO, J. A.; ANGELIS, C. F.; PIRES, L. B. M.; MENDIONDO, E. M. (2017). Impact of soil moisture over Palmer Drought Severity Index and its future projections in Brazil. *RBRH*, 22, e36. <https://doi.org/10.1590/2318-0331.0117160045>.
- ROY, H. G.; FOX, D.; EMSELLEM, K. Predicting Land Cover Change in a Mediterranean Catchment at Different Time Scales. *LNCS Transactions on Computational Science*, 8582, pp.315 - 330. 2014.
- SADHWANI, K.; ELDHO, T.I.; JHA, M.K.; KARMAKAR, S. (2022). Effects of Dynamic Land Use/Land Cover Change on Flow and Sediment Yield in a Monsoon-Dominated Tropical Watershed. *Water*, 14, 3666. <https://doi.org/10.3390/w14223666>.
- SALGUEIRO, J. H. P. B.; PINTO, E. J. A.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; SILVA, B. B. S. (2014). Tendência de índices pluviométricos na bacia do Rio Capibaribe-PE e sua influência na gestão dos recursos hídricos. *Revista Brasileira de Geografia Física*, vol.07, n.05. Número Especial-VIWMCRHPE. 1002-1014.
- 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>.

SAM, T. T.; KHOI, D. N.; THAO, N.T. T.; NHI, P. T. T.; QUAN, N. T.; HOAN, N. X.; NGUYEN, V, T. (2019). Impact of climate change on meteorological, hydrological and agricultural droughts in the Lower Mekong River Basin: a case study of the Srepok Basin, Vietnam. *Water and Environment Journal*, Volume33, 4, 547-559. <https://doi.org/10.1111/wej.12424>.

SAMPAIO, R. J.; MAYA, C. S. S; PIRES, G. D.; SILVA, F. P. Classificação do uso do solo de uma bacia hidrográfica por meio de algoritmos de Machine Learning. *Revista Engenharia, Meio Ambiente e Inovação* ISSN 2595-5616- janeiro 2019; v.03, n.2. 2019.

SANTOS, J. Y. G.; MONTENEGRO, S. M; G. L.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; QUINN, N. W.; DANTAS, A. P. X.; RIBEIRO NETO, A. (2021). Modeling the impacts of future LULC and climate change on runoff and sediment yield in a strategic basin in the Caatinga/Atlantic Forest ecotone of Brazil. *Catena*, v. 203, 105308. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105308>.

SASS, K. S.; HADDAD, E. A.; MENDIONDO, E. M. (2023). Impacts of Droughts on Economic Activities in The São Paulo Metropolitan Area. *TD NEREUS 4-2023*, Núcleo de Economia Regional e Urbana da Universidade de São Paulo (NEREUS).

SELAND, Ø. et al. Overview of the Norwegian Earth System Model (NorESM2) and key climate response of CMIP6 DECK, historical, and scenario simulations. *Geoscientific Model Development*, v. 13, p. 6165-6200, 2020. <https://doi.org/10.5194/GMD-13-6165-2020>.

SHARPLEY, A.N.; WILLIAMS, J.R. 1990. EPIC – Erosion productivity impact calculator: Model Documentation. Washington: U.S: Department of Agriculture, 145p.

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

SHUKLA, S. E WOOD, A. W. (2008). Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought. *Geophysical Research Letters*, Volume 35, 2. <https://doi.org/10.1029/2007GL032487>.

SILVA, A. M.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; LINHARES, F. M.; XAVIER, A. P. C. (2022). Modeling the effects of future climate and land-use changes on streamflow in a headwater basin in the Brazilian Caatinga biome, *Geocarto International*, 37:26, 12436-12465. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2068672>.

SILVA, L. P.; XAVIER, A. P. C.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G. Modeling land cover change based on an artificial neural network for a semiarid river basin in northeastern Brazil, *Global Ecology and Conservation*, Volume 21, e00811. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00811>.

SILVA, P. E.; SANTOS E SILVA, C. M.; SPYRIDES, M. H. C.; ANDRADE, L. M. B. Precipitation and air temperature extremes in the Amazon and northeast Brazil. *International Journal of Climatology*, 1–17. 2018. <https://doi.org/10.1002/joc.5829>.

SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; MOREIRA, M.; CORTE-REAL, J.; SILVA, V. C. L.; MEDEIROS, I. C. Rainfall and river flow trends using Mann-Kendall and Sen’s slope estimator

statistical tests in the Cobres River basin. *Natural Hazards*, 77, 1205–1221. 2015. <https://doi.org/10.1007/s11069-015-1644-7>.

SILVA JÚNIOR, I. B.; DA SILVA ARAÚJO, L.; STOSIC, T.; MENEZES, R.S.C.; DA SILVA, A.S.A. (2024). Space-Time Variability of Drought Characteristics in Pernambuco, Brazil. *Water*, 16, 1490. <https://doi.org/10.3390/w16111490>.

SIQUEIRA, P. P.; OLIVEIRA, P. T. S.; BRESSIANI, D.; MEIRA NETO, A. A.; RODRIGUES, D. B. B. (2021). Effects of climate and land cover changes on water availability in a Brazilian Cerrado basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 37, 100931. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100931>

SIQUEIRA, P. P.; OLIVEIRA, P; T; S.; BRESSIANI, D.; MEIRA NETO, A. A.; RODRIGUES, D. B. B. Effects of climate and land cover changes on water availability in a Brazilian Cerrado basin. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, V. 37, 100931. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100931>.

SON, N. T.; HUONG, H. L.; PHUONG, T. T.; LOC, N. D. (2020). Application of SWAT model to Assess Land Use and Climate Changes Impacts on Hydrology of Nam Rom River Basin in Vietnam. <https://doi.org/10.20944/preprints202001.0362.v1>

SONG, Y. H.; NASHWAN, M. S.; CHUNG, E. S.; SHAHID, S. (2021). Advances in CMIP6 INM-CM5 over CMIP5 INM-CM4 for precipitation simulation in South Korea, *Atmospheric Research*, Volume 247, 105261. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.105261>.

SOUZA et al. (2020). Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. *Remote Sensing*, Volume 12, Issue 17. <https://doi.org/10.3390/rs12172735>.

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>.

SUN, F.; MEJIA, A.; ZENG, P.; CHE, Y. (2019). Projecting meteorological, hydrological and agricultural droughts for the Yangtze River basin. *Science of the Total Environment* 696, 134076. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134076>.

TAKELE, G. S.; GEBRIE, G. S.; GEBREMARIAM, A. G.; ENGIDA, A. N. (2022). Future climate change and impacts on water resources in the Upper Blue Nile basin. *Journal of Water and Climate Change* 1; 13 (2): 908–925. doi: <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.235>

TAN, M. L.; LIANG, J.; SAMAT, N.; CHAN, N. W.; HAYWOOD, J. M.; HODGES, K. (2021). Hydrological Extremes and Responses to Climate Change in the Kelantan River Basin, Malaysia, Based on the CMIP6 HighResMIP Experiments. *Water*, 13, 1472. <https://doi.org/10.3390/w13111472>.

TATEBE, Hiroaki et al. Description and basic evaluation of simulated mean state, internal variability, and climate sensitivity in MIROC6. *Geoscientific Model Development*, volume 12, páginas 2727-2765, 2019. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-2727-2019>.

TENAGASHAW, D.Y., MULUNEH, M., METAFERIA, G. MEKONNEN, Y. A. Land Use and Climate Change Impacts on Streamflow Using SWAT Model, Middle Awash Sub Basin, Ethiopia. *Water Conserv Sci Eng* 7, 183–196. 2022. <https://doi.org/10.1007/s41101-022-00135-2>.

TEUTSCHBEIN, C.; SEIBERT, J. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology*, v. 456-457, p. 12-29, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.05.052>.

TEUTSCHBEIN, C.; SEIBERT, J. Regional Climate Models for Hydrological Impact Studies at the Catchment Scale: A Review of Recent Modeling Strategies. *Geography Compass*, 4(7), 834–860, 2010. <https://doi.org/10.1111/j.1749-8198.2010.00357.x>

THOMAZ, F. R.; MIGUEZ, M. G.; DE SOUZA RIBEIRO DE SÁ, J. G.; DE MOURA ALBERTO, G. W.; FONTES, J. P. M. (2023). Water Scarcity Risk Index: A Tool for Strategic Drought Risk Management. *Water* 15, 255. 2023. <https://doi.org/10.3390/w15020255>.

TODARO, V.; D'ORIA, M.; SECCI, D.; ZANINI, A.; TANDA, M.G. (2022). Climate Change over the Mediterranean Region: Local Temperature and Precipitation Variations at Five Pilot Sites. *Water*, 14, 2499. <https://doi.org/10.3390/w14162499>.

Tokarska, K. B.; Stolpe, M. B.; Sippel, S.; Fischer, E. M.; Smith, C. J.; Lehner, F.; Knutti, R. (2020). Past warming trend constrains future warming in CMIP6 models. *Science Advances*, 6, eaz9549. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aaz9549>.

TOLA, S.Y.; SHETTY, A. (2023). Quantification of change in land cover and rainfall variability impact on flood hydrology using a hydrological model in the Ethiopian river basin. *Environ Earth Sci* 82, 254. <https://doi.org/10.1007/s12665-023-10929-9>

TSVETSINSKAYA, E. A.; SCHAAF, C. B.; GAO, F.; STRAHLER, A. H.; DICKINSON, R. E.; ZENG, X.; LUCHT, W. Relating MODIS-derived surface albedo to soils and rock types over Northern Africa and the Arabian peninsula. *Geophysical Research Letters*, v. 29, n. 9, 2002, p. 67-1-67-4.

TUCCI, C. E. M. Modelos Hidrológicos. Associação Brasileira de Recursos Hídricos/ABRH. 2a Edição; Porto Alegre: Editora UFRGS, 2005.

UKKOLA, A. M.; PITMAN, A. J.; DE KAUWE, M. G.; ABRAMOWITZ, G.; HERGER, N.; EVANS, J. P.; DECKER, M. (2018). Evaluating CMIP5 Model Agreement for Multiple Drought Metrics. *J. Hydrometeor.*, 19, 969–988. 2018. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-17-0099.1>.

URSULINO, B. S.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; COUTINHO, A. P.; COELHO, V. H. R.; ARAÚJO, D. C. S.; GUSMÃO, A. C. V.; SANTOS NETO, S. M.; LASSABATERE, L.; ANGULO-JARAMILLO, R. (2019). Modelling Soil Water Dynamics from Soil Hydraulic Parameters Estimated by an Alternative Method in a Tropical Experimental Basin. *Water* 11, no. 5: 1007. <https://doi.org/10.3390/w11051007>.

- VAN VUUREN, D.P., EDMONDS, J., KAINUMA, M. ET AL. (2011). The representative concentration pathways: an overview. *Climatic Change* 109, 5. 2011. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0148-z>
- VITÓRIA, A.P.; ALVES, L. F.; SANTIAGO, L. S. Atlantic forest and leaf traits: an overview. *Trees* 33, 1535–1547. 2019. <https://doi.org/10.1007/s00468-019-01864-z>
- VOLODIN, E. M.; MORTIKOV, E. V.; KOSTRYKIN, S. V.; GALIN, V. Y.; LYKOSSOV, V. N.; GRITSUN, A. S.; DIANSKY, N. A.; GUSEV, A. V.; IAKOVLEV, N. G.; SHESTAKOVA, A. A.; EMELINA, S. V. Simulação do clima moderno usando o modelo climático INM-CM48. *Russian Journal of Numerical Analysis and Mathematical Modelling*, v. 33, p. 367-374, 2018. <https://doi.org/10.1515/rnam-2018-0032>.
- VOLODIN, E. M.; MORTIKOV, E. V.; KOSTRYKIN, S. V.; GALIN, V. Ya.; LYKOSSOV, V. N.; GRITSUN, A. S.; DIANSKY, N. A.; GUSEV, A. V.; IAKOVLEV, N. G.. Simulation of the present-day climate with the climate model INMCM5. *Climate Dynamics*, volume 49, páginas 3715-3734, 2017. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3539-7>.
- WANG, X.; YANG, J.; XIONG, J.; SHEN, G.; YONG, Z.; SUN, H.; HE, W.; LUO, S.; CUI, X. (2022). Investigating the Impact of the Spatiotemporal Bias Correction of Precipitation in CMIP6 Climate Models on Drought Assessments. *Remote Sens*, 14, 6172. <https://doi.org/10.3390/rs14236172>.
- WEN, K.; GAO, B.; LI, M. (2021). Quantifying the Impact of Future Climate Change on Runoff in the Amur River Basin Using a Distributed Hydrological Model and CMIP6 GCM Projections. *Atmosphere*, 12, 1560. <https://doi.org/10.3390/atmos12121560>
- WILLIAMS, J. R. Sediment-yield prediction with universal equation using runoff energy factor, In: *Present and Prospective Technology for Predicting Sediment Yield and Sources*. Washington D.C.: USDA, 1975, p. 244–252.
- WILLIAMS, J. R. Sediment-Yield Prediction with Universal Equation Using Runoff Energy Factor. In: *Present and Prospective Technology for Predicting Sediment Yield and Sources*, US Department of Agriculture, Agriculture Research Service, Washington DC, 244-252. 1975.
- WILLIAMS, J. R.; JONES, C. A.; DYKE, P. T. The EPIC model and its application. *Proc., ICRISAT-IBSNAT-SYSS Symposium on Minimum Data Sets for Agrotechnology Transfer*, 111–121. 1984.
- WMO. Guidelines on Analysis of extremes in a changing climate in support of informed decisions for adaptation. 2009. https://library.wmo.int/index.php?id=138&lvl=notice_display.
- YUE S.; PILON P.; PHINNEY B.; CAVADIAS G. Power of the Mann-Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *Journal of Hydrology*, 259, 254-271. 2002. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00594-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00594-7)
- YUE S.; PILON P.; PHINNEY B.; CAVADIAS G. The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. *Hydrological Processes*. 16:1807–1829. 2002. <https://doi.org/10.1002/hyp.1095>

YUKIMOTO, S.; KAWAI, H.; KOSHIRO, T.; OSHIMA, N.; YOSHIDA, K.; URAKAWA, S.; TSUJINO, H.; DEUSHI, M.; TANAKA, T.; HOSAKA, M.; YABU, S.; YOSHIMURA, H.; SHINDO, E.; MIZUTA, R.; OBATA, A.; ADACHI, Y.; ISHII, M. The Meteorological Research Institute Earth System Model Version 2.0, MRI-ESM2.0: Description and Basic Evaluation of the Physical Component. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, v. 97, n. 5, p. 931-965, 2019.

XAVIER, A. C. F.; MARTINS, L. L.; RUDKE, A. P.; MORAIS, M. V. B.; MARTINS, J. A.; BLAIN, G. C. (2021). Evaluation of Quantile Delta Mapping as a bias-correction method in maximum rainfall dataset from downscaled models in São Paulo state (Brazil). *International Journal of Climatology*, 1–16. <https://doi.org/10.1002/joc.7238>

XAVIER, A. P. C.; SILVA, R. M. (2018). Modelagem temporal dinâmica do uso e ocupação do solo baseado em SIG para a bacia do rio Tapacurá (PE). *Geociências*, v. 37, n. 1, p. 193 – 210.

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>.

XIMENES, P. S. M. P.; SILVA, A. S. A.; STOSIC, T.; AMORIM, J. F.; MENEZES, R; S; C. (2019). Análise da severidade da seca no Agreste Pernambucano utilizando índice de precipitação padronizado. 18o Simpósio de Estatística Aplicada à Experimentação Agronômica e 64ª Reunião da Região Brasileira da Sociedade Internacional de Biometria (RBRAS). *Alfenas*, v.8, n.2, p. 331-339.

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>.

XU, Y.; WANG, L.; ROSS, K. W.; LIU, C.; BERRY, K. (2018). Standardized Soil Moisture Index for Drought Monitoring Based on Soil Moisture Active Passive Observations and 36 Years of North American Land Data Assimilation System Data: A Case Study in the Southeast United States. *Remote Sensing*, 10, 301; <https://doi.org/10.3390/rs10020301>

XUE, P.; ZHANG, C.; WEN, Z.; PARK, E.; JAKADA, H. Climate variability impacts on runoff projection under quantile mapping bias correction in the support CMIP6: An investigation in Lushi basin of China. *Journal of Hydrology*, 614, 128550. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128550>

ZERI, M.; WILLIAMS, K.; CUNHA, A.P.M.A.; CUNHA-ZERI, G.; VIANNA, M.S.; BLYTH, E.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/cli2.7>

ZHANG, Y.; WU, Z.; SINGH, V. P.; LIN, Q.; NING, S.; ZHOU, Y.; JIN, J.; ZHOU, R.; MA, Q. (2023). Agricultural drought characteristics in a typical plain region considering irrigation, crop growth, and water demand impacts. *Agricultural Water Management*. Volume 282, 108266. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2023.108266>.

ZHAO, T.; DAI, A. (2022). CMIP6 Model-Projected Hydroclimatic and Drought Changes and Their Causes in the Twenty-First Century. *Journal of Climate*, Volume 35, 3, 897–921. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-21-0442.1>.

ZHU, L.; QI, J.; WANG, H.; ZHOU, M.; YE, Y.; LI, Y.; TONG, C.; DENG, X.; HE, S.; WANG, K. (2023). Coupling SMAP Brightness Temperature Into SWAT Hydrological Model for 30-m Resolution Soil Moisture Retrievals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 16, pp. 8319-8333, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3310197>.

ZHU, N.; XU, J.; LI, W.; LI, K.; ZHOU, C. (2018). A Comprehensive Approach to Assess the Hydrological Drought of Inland River Basin in Northwest China. *Atmosphere*, 9, 370. <https://doi.org/10.3390/atmos9100370>