



Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E
AMBIENTAL
– MESTRADO/DOUTORADO –

**AVALIAÇÃO PROSPECTIVA DOS CENÁRIOS FUTUROS DAS
MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO
VOLUME DO RESERVATÓRIO EPITÁCIO PESSOA**

Por

Ana Paula Xavier Dantas

*Tese de Doutorado apresentada à Universidade Federal da Paraíba como
parte dos requisitos para obtenção do grau de Doutora*

João Pessoa – Paraíba

Março de 2024



Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E

AMBIENTAL

– MESTRADO/DOUTORADO –

**AVALIAÇÃO PROSPECTIVA DOS CENÁRIOS FUTUROS DAS
MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO
VOLUME DO RESERVATÓRIO EPITÁCIO PESSOA**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal da Paraíba, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutora.

Ana Paula Xavier Dantas

Orientador: Prof. Dr. Richarde Marques da Silva

Coorientador: Prof. Dr. Alexandro Medeiros Silva

João Pessoa – Paraíba

Março de 2024

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

D192a Dantas, Ana Paula Xavier.

Avaliação prospectiva dos cenários futuros das mudanças climáticas e do uso e ocupação do solo no volume do reservatório Epitácio Pessoa / Ana Paula Xavier Dantas. - João Pessoa, 2024.

104 f. : il.

Orientação: Richarde Marques da Silva.

Coorientação: Alexandro Medeiros Silva.

Tese (Doutorado) - UFPB/CT.

1. Escassez hídrica. 2. Volume reservatório. 3. Mudanças climáticas. 4. Mudanças no uso e cobertura da terra. I. Silva, Richarde Marques da. II. Silva, Alexandro Medeiros. III. Título.

UFPB/BC

CDU 556.51(043)

**AVALIAÇÃO PROSPECTIVA DOS CENÁRIOS FUTUROS DAS
MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO
VOLUME DO RESERVATÓRIO EPITÁCIO PESSOA**

ANA PAULA XAVIER DANTAS

Tese aprovada em 26 de março de 2024.

Período Letivo: 2023.2

Documento assinado digitalmente
 **RICHARDE MARQUES DA SILVA**
Data: 26/03/2024 21:08:00-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. Richarde Marques da Silva – UFPB
Orientador

Documento assinado digitalmente
 **ALEXANDRO MEDEIROS SILVA**
Data: 27/03/2024 17:42:12-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. Alexandre Medeiros Silva – UFPB
Coorientador

Documento assinado digitalmente
 **CELSO AUGUSTO GUIMARAES SANTOS**
Data: 26/03/2024 21:15:11-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. Celso Augusto Guimarães Santos – UFPB
Examinador Interno

Documento assinado digitalmente
 **VICTOR HUGO RABELO COELHO**
Data: 27/03/2024 09:35:05-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. Victor Hugo Rabelo Coelho – UFPB
Examinador Interno

Documento assinado digitalmente
 **ANDERSON LUIZ RIBEIRO DE PAIVA**
Data: 27/03/2024 12:21:40-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. Anderson Luiz Ribeiro de Paiva – UFPE
Examinador Externo

Documento assinado digitalmente
 **JOSEYURE GOMES DOS SANTOS**
Data: 27/03/2024 08:07:32-0300
Verifique em <https://validar.itl.gov.br>

Prof. Dr. José Yure Gomes dos Santos – UFRN
Examinador Externo

João Pessoa/PB
2024

Dedico aos meus amados pais: Rosilene Xavier e Paulo Xavier e ao meu eterno amor Thiago Xavier (*in memoriam*). Sem vocês não teria chegado até aqui!

AGRADECIMENTOS

Sabe aquela frase que diz: “Ninguém chega a lugar nenhum sozinho”? Pois bem, é a mais pura verdade. Ao escrever esses agradecimentos me passa um filme na cabeça de como Deus foi bondoso comigo durante toda essa jornada, por colocar no meu caminho pessoas especiais que contribuíram direta ou indiretamente, desde o início da pesquisa até sua finalização. Não existe outro sentimento a não ser gratidão.

A Deus pelo privilégio da vida, pela saúde. Por sempre está abençoando meus sonhos e realizando coisas ainda melhores do que imaginei.

Aos meus pais Paulo Xavier Batista e Rosilene Campos Xavier pelo amor, exemplo e educação que me proporcionaram. Esse sonho também era seu, pai, ele que sempre foi meu maior incentivador. Obrigada por tudo e por sempre sonharem junto comigo.

Ao meu anjo do céu, meu irmão Thiago Campos Xavier (*in memoriam*), a quem rezo todos os dias. Sei que no céu estais e sei que rezas por todos da família daí.

Ao meu amado filho Miguel José Xavier Dantas e meu amado esposo Filipe Dantas (este que me acompanha desde a graduação). Que graça ter vocês comigo! Minha fortaleza são vocês aqui na terra. Desculpa as renúncias, os choros e a falta de paciência.

À minha sogra Rosicleide Dantas, quase uma mãe para mim. Obrigada por ser minha grande rede de apoio durante todo tempo do doutorado após a chegada de Miguel.

Ao meu orientador Prof. Dr. Richarde Marques, por me orientar durante todos esses anos (quase 12 anos), desde o Projeto de Iniciação científica até o doutorado. Obrigada pela oportunidade, confiança, ensinamentos e paciência durante toda minha jornada acadêmica. Quem dera eu ser um pouquinho do ser humano e professor que o senhor é, caso um dia me torne professora.

Ao meu coorientador Prof. Dr. Alexandro Medeiros Silva, que também acompanhou minha caminhada desde a graduação, pela amizade e ensinamentos durante toda essa jornada.

Ao Prof. Dr. Celso Augusto Guimarães Santos por toda ajuda, solicitude. Temos muita sorte de ter o senhor conosco no laboratório. Meu muito obrigada.

A todos os amigos do LEPPAN. Aqui pude conhecer pessoas incríveis e especiais, aos quais gostaria de manter amizade para sempre. Alexandro, Isabella, Glauciene, Jennifer, Jorge, Léo, Vanine, Clara, Cecília, Victor, Tuanny, Alayne, Franklin, Arthur, Wellington, Zé, e a todos os demais colegas que fizeram parte do laboratório durante esses anos.

Obrigada pela ajuda na realização deste trabalho e pelos momentos divertidos durante nossos cafezinhos.

À minha amiga Maísa com quem pude dividir todos os momentos felizes e difíceis durante a realização desse trabalho.

A todos da banca examinadora desta pesquisa por todas as contribuições realizadas. Em especial, ao Prof. Dr. José Yure Gomes dos Santos que esteve presente em minha banca de graduação, qualificação do doutorado e na defesa final do doutorado, e ao Prof. Dr. Celso, mais uma vez, este que esteve presente em todas as minhas bancas, desde a graduação. Meu muito obrigada pelo apoio e contribuições durante todos esses anos.

A todos os meus professores, desde as séries iniciais ao Doutorado, pelos ensinamentos, vocês foram indispensáveis para minha formação pessoal e profissional.

À Agência Executiva de Gestão das Águas (AESAs) pelos dados fornecidos indispensáveis para realização desse estudo.

À UFPB, pela oportunidade de fazer a graduação e duas pós-graduações.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de doutorado, permitindo dedicação exclusiva para realização desse trabalho.

Meus sinceros agradecimentos!

RESUMO

A região semiárida do Brasil é uma das mais afetadas com a escassez hídrica, principalmente por causa das altas taxas de evapotranspiração e dos vários eventos de seca. Assim, estudos relacionados as mudanças no comportamento do volume de água em reservatórios são de extrema importância. Nesse contexto, o objetivo desse estudo foi avaliar o comportamento do volume de água do reservatório Epitácio Pessoa considerando cenários climáticos futuros, mudanças no uso e cobertura da terra e crescimento populacional. O estudo foi composto pelas seguintes etapas metodológicas: (a) estimativa do consumo de água para abastecimento humano futuro de 2030 a 2060, (b) análise das mudanças no uso e cobertura da terra para os anos de 1987, 2001 e 2018 na bacia, (c) predição do uso e cobertura da terra para 2060 na bacia do reservatório Epitácio Pessoa usando o modelo baseado em rede neural MLP, (d) calibrar e validar o modelo hidrológico SWAT para os períodos de 1997–2010 (calibração) e 2011–2017 (validação), (e) analisar a variabilidade da temperatura e precipitação entre 2030 e 2060, a partir dos cenários e modelos de mudanças climáticas projetados pelo IPCC, (f) simular as vazões afluentes do reservatório Epitácio Pessoa de 2030 a 2060 com o modelo hidrológico SWAT, e (g) estimar o volume de água do reservatório Epitácio Pessoa de 2030 a 2060. Os resultados obtidos mostraram predisposição para o aumento da classe agricultura e pastagem, e redução significativamente para classe caatinga arbustiva arbórea aberta para o ano de 2060. As projeções de mudanças climáticas, mostraram que para os períodos mais secos, os MCA preveem meses ainda mais secos na bacia, sendo os meses de setembro a novembro os mais críticos. O cenário de altas emissões (SSP5-8.5) estimam temperaturas mais elevadas para todos os modelos analisados, com temperatura máxima em torno de 34°C, sendo o mês de dezembro o mais quente. Além disso, na maior parte dos meses, o modelo GFDL- ESM4 apresentou maiores valores para temperatura máxima na bacia. A modelagem hidrológica mostrou resultados considerados satisfatórios, apresentando R^2 e Nash acima de 0,5, sobretudo na etapa de calibração e validação do posto Caraúbas. Considerando a vazão média incrementada do PISF, o crescimento populacional de 26,37% e consumo de água de 214.735,98 m³/dia para 2060, o estudo mostrou períodos críticos entre os anos 2042 a 2049, com quantidade de água abaixo do volume morto, além disso, o cenário SSP5-8.5 ainda prevê uma situação crítica para o ano de 2059.

Palavras-chave: Escassez hídrica; volume reservatório; mudanças climáticas; mudanças no uso e cobertura da terra.

ABSTRACT

The semi-arid region of Brazil is one of the most affected by water scarcity, mainly due to high evapotranspiration rates and several drought events. Therefore, studies related to changes in the behavior of water volume in reservoirs are extremely important. In this context, the objective of this study was to evaluate the behavior of the water volume of the Epitácio Pessoa reservoir considering future climate scenarios, changes in land use and coverage, and population growth. The study consisted of the following methodological steps: (a) estimation of water consumption for future human supply from 2030 to 2060, (b) analysis of changes in land use and land cover for the years 1987, 2001 and 2018 in the basin, (c) prediction of land use and land cover for 2060 in the Epitácio Pessoa reservoir basin using the MLP neural network-based model, (d) calibrating and validating the SWAT hydrological model for the periods 1997–2010 (calibration) and 2011–2017 (validation), (e) analyzing the variability of temperature and precipitation between 2030 and 2060, based on the climate change scenarios and models projected by the IPCC, (f) simulating the inflows of the Epitácio Pessoa reservoir from 2030 to 2060 with the SWAT hydrological model, and (g) estimating the water volume of the reservoir. Epitácio Pessoa from 2030 to 2060. The results obtained showed a predisposition for an increase in the agriculture and pasture class, and a significant reduction in the open shrubby caatinga class by the year 2060. Climate change projections showed that for the driest periods, the MCA predicts even drier months in the basin, with the months from September to November being the most critical. The high emissions scenario (SSP5-8.5) estimates higher temperatures for all models analyzed, with a maximum temperature around 34°C, with December being the hottest month. In most months, the GFDL-ESM4 model presented higher values for maximum temperature in the basin. The hydrological modeling showed results considered satisfactory, with R^2 and Nash above 0.5, especially in the calibration and validation stage of the Caraúbas station. Considering the increased average flow of the PISF, the population growth of 26.37% and water consumption of 214,735.98 m³/day for 2060, the study showed critical periods between the years 2042 to 2049, with water quantity below the dead volume. In addition, the SSP5-8.5 scenario still predicts a critical situation for the year 2059.

Keywords: Water scarcity; reservoir volume; climate change; changes in land use and land cover.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Hipótese	18
1.2	Objetivos.....	18
1.2.1	Objetivo geral	18
1.2.2	Objetivos específicos.....	18
2	REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1	O semiárido do Brasil	19
2.2	Mudanças e modelagem dinâmica do uso e cobertura da terra	22
2.3	Modelagem hidrológica.....	25
2.3.1	O modelo SWAT	27
2.4	Modelos e cenários de previsão climática	29
3	A ÁREA DE ESTUDO	35
4	MATERIAL E MÉTODOS	38
4.1	Projeção do consumo de água	38
4.2	Predição do uso e cobertura da terra.....	41
4.2.1	Aplicação da rede neural artificial e cadeia de Markov	43
4.2.2	Validação da predição do uso e cobertura da terra.....	44
4.3	Cenários e séries temporais de precipitação e temperatura futuras da NASA	45
4.4	Modelagem hidrológica com o modelo SWAT.....	47
4.4.1	Calibração e validação dos parâmetros	57
4.4.2	Análise de desempenho da modelagem.....	58
4.5	Estimativa do volume de água simulado e futuro no reservatório Eptácio Pessoa	59
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	61
5.1	Projeção populacional e o consumo de água	61
5.2	Análise das mudanças no uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Eptácio Pessoa	63
5.3	Modelagem dinâmica do uso e cobertura da terra	66
5.4	Variabilidade da precipitação e da temperatura para cada cenário de MCA.....	76
5.5	Calibração e validação do modelo SWAT	82
5.6	Vazão e volume simulados para o reservatório Eptácio Pessoa entre 1997 e 2017	84
5.7	Estimativa do volume futuro do reservatório Eptácio Pessoa	86
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	91

7	RECOMENDAÇÕES.....	93
	REFERÊNCIAS.....	94

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Delimitação atual do semiárido brasileiro.....	20
Figura 2 – Cinco caminhos socioeconômicos compartilhados (SSPs) representando diferentes combinações de desafios para mitigação e adaptação.	30
Figura 3 – Caminhos socioeconômicos Compartilhados do CMIP6 juntamente com o nível de forçamento radioativo para 2100 para cada cenário SSP.	34
Figura 4 – Localização geográfica da bacia hidrográfica do reservatório Epitácio Pessoa.	35
Figura 5 – Fluxograma das etapas metodológicas utilizadas nesse estudo.	38
Figura 6 – Metodologia para predição do uso e cobertura da terra para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.....	41
Figura 7 – Centróide dos pontos usados para obtenção dos dados climáticos futuros da bacia do reservatório Epitácio Pessoa.	47
Figura 8 – Tipos de solos existentes na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.	50
Figura 9 – Localização dos postos pluviométricos, fluviométricos e os reservatórios usados para modelagem hidrológica nesse estudo.	52
Figura 10 – Localização geográfica dos reservatórios inseridos na modelagem hidrológica.	54
Figura 11 – Função mais adequada para projeção da população dos municípios abastecidos com o reservatório Epitácio Pessoa.	61
Figura 12 – Projeção da população levando em consideração o quantitativo populacional dos municípios atendidos pelo reservatório Epitácio Pessoa.	62
Figura 13 – Evolução do uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa de 1985 a 2018.....	64
Figura 14 – Perdas e ganhos de área entre 1987 e 2001 para cada classe de uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.....	67
Figura 15 – Transições por cada categoria de uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa entre 1987 e 2001.	67
Figura 16 – Uso e cobertura da terra (a) em 1987 e (b) em 2001 para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.....	69
Figura 17 – Uso e cobertura da terra: (a) mapa de referência em 2018 e (b) predição em 2018 para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.....	72
Figura 18 – Curva AUC e TOC para a avaliação da predição do uso e cobertura da terra do MLP treinado para 2018 na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.	73

Figura 19 – Predição do uso e ocupação na bacia do reservatório Eptácio Pessoa para 2060.	75
Figura 20 – Variabilidade da precipitação média mensal estimada pelos MCA para a bacia do reservatório Eptácio Pessoa de 2030 a 2060.	77
Figura 21 – Variabilidade média mensal da temperatura mínima (a–d) e máxima (e–h) para cada cenário SSP na bacia do reservatório Eptácio Pessoa de 2030 a 2060.	81
Figura 22 – Vazões simuladas e observadas nas etapas de calibração e validação do modelo SWAT para o posto fluviométrico Caraúbas.	82
Figura 23 – Vazões simuladas e observadas nas etapas de calibração e validação do modelo SWAT para o posto fluviométrico Poço de Pedras.	84
Figura 24 – Vazão simulada com o modelo SWAT para a sub-bacia onde está inserido o reservatório Eptácio Pessoa.	85
Figura 25 – Volume calculado e observado para o reservatório Eptácio Pessoa entre os anos de 1997 a 2017.	86
Figura 26 – Vazões afluentes do reservatório Eptácio Pessoa para os cenários futuros. ...	87
Figura 27 – Volume futuro simulado de 2030 a 2060 para o reservatório Eptácio Pessoa.	89

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Visão geral dos SSP.....	31
Tabela 2 – Dados censitários do IBGE referentes aos municípios abastecidos pelo reservatório Epitácio Pessoa.....	39
Tabela 3 – Descrição dos modelos de circulação atmosféricos utilizados nesse estudo.	46
Tabela 4 – Reservatórios inseridos na modelagem e suas características básicas.....	48
Tabela 5 – Associação do uso e cobertura da terra existentes na área de estudo com usos existentes no banco de dados do SWAT.	49
Tabela 6 – Estações meteorológicas utilizadas na modelagem hidrológica deste estudo. ..	51
Tabela 7 – Descrição dos postos pluviométricos e fluviométricos usados no estudo.	51
Tabela 8 – Parâmetros exigidos pelo modelo para a simulação dos reservatórios na bacia.	53
Tabela 9 – Dados de entrada para os reservatórios inseridos na modelagem hidrológica na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.	56
Tabela 10 – Parâmetros calibrados no SWAT-CUP, valores mínimos e máximos, e métodos utilizados.....	58
Tabela 11 – Coeficiente de determinação obtido para cada função testada.	61
Tabela 12 – Vazão necessária para consumo humano entre 2030 e 2060 na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.....	62
Tabela 13 – Resultados do teste V de Cramer para as variáveis explanatórias testadas na modelagem futura para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.....	70
Tabela 14 – Matriz da probabilidade de transição das classes de uso e cobertura da terra para t_2 (2001) e t_3 (2018) na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.....	71
Tabela 15 – Comparação entre o mapa de referência e o mapa estimado para 2018 na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.	72
Tabela 16 – Matriz de confusão com erros de omissão e comissão.	74
Tabela 17 – Uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa para 2060.	75
Tabela 18 – Parâmetros estatísticos para avaliação dos cenários e modelos MCA.	79
Tabela 19 – Diferença entre as médias mensais das temperaturas mínimas e máximas com a média mensal dos modelos do período de referência (baseline).	82
Tabela 20 – Análise estatística dos resultados obtidos na calibração e validação do modelo para o posto Caraúbas.....	83

Tabela 21 – Análise estatística dos resultados obtidos na calibração e validação do modelo para o posto Poço de Pedras.	84
--	----

1 INTRODUÇÃO

A escassez de água nas regiões semiáridas com apenas uma pequena estação chuvosa por ano é um grave problema para a população e a economia (Fathy et al., 2021). Fatores como o aumento populacional e o crescimento das atividades econômicas têm aumentado a demanda por água. Além disso, recorrentes períodos de seca, altas taxas de evapotranspiração e a degradação dos recursos hídricos têm colaborado para a redução da disponibilidade hídrica, agravando a situação de escassez e o abastecimento de água na região semiárida do Brasil (Santana et al., 2019).

Segundo Gondim et al. (2017) e Ferreira da Silva et al. (2020), entre 2012 e 2016, grande porção da região semiárida brasileira foi afetada por uma das piores secas já registradas na sua história, que acabou reduzindo os volumes de água dos reservatórios da região, como foi o caso do reservatório Eptácio Pessoa, que abastece a cidade de Campina Grande.

Historicamente, diversas políticas públicas direcionadas ao setor de recursos hídricos foram implementadas na região semiárida do Brasil (Dantas et al., 2020), todas com o objetivo de potencializar a disponibilidade hídrica e satisfazer as necessidades de abastecimento da população e das atividades econômicas existentes, a saber: a construção de reservatórios, a perfuração de poços, a rede de adutoras, a criação de perímetros irrigados, as transposições e integrações de bacias hidrográficas, a construção de cisternas e a operação dos carros-pipa (Dantas, 2018). Os reservatórios se constituem como a principal política hídrica adotada pelos Estados no que diz respeito à sua atuação na região semiárida do Brasil, tanto do ponto de vista espacial (por abranger todo o semiárido), quanto do ponto de vista temporal (por ser desenvolvida desde o século XIX até os dias atuais) (Dantas; Silva, 2019).

Nesse contexto, o reservatório Eptácio Pessoa desempenha um papel importante para o abastecimento de água da população da cidade de Campina Grande, um importante polo comercial e industrial, além de atender outros municípios circunvizinhos (Rêgo et al., 2013). Esse reservatório teve uma diminuição significativa do volume de água acumulado, devido à seca de 2012 a 2016, o que trouxe efeitos negativos para o abastecimento público, sendo necessária a adoção de medidas emergenciais como o racionamento de água (Barbosa et al., 2016).

Embora existam incertezas quanto à alteração do ciclo hidrológico no Nordeste e na região semiárida do Brasil, alguns estudos já apontam um certo grau de concordância quanto aos cenários de aumento de temperatura média do ar e frequência de ondas de calor e noites

quentes. Dessa maneira, pode-se esperar um aumento da perda de água por evapotranspiração, o que impacta na diminuição da disponibilidade hídrica, de forma especial na umidade do solo. Especificamente para a região semiárida, os modelos indicam um aumento do déficit hídrico anual para o fim do século XXI. A diminuição das chuvas acarretaria uma menor recarga dos lençóis freáticos, com uma redução que poderia chegar a 70% (Marengo et al., 2011).

Nesse sentido, a avaliação prospectiva dos impactos futuros das mudanças do uso do solo e do clima na estimativa das vazões e do volume de reservatórios, baseada na utilização de séries temporais de previsões climáticas sazonais e vazões estimadas, são hábeis para fornecer informações para o enfrentamento de secas e para o gerenciamento da água (Kwon et al., 2012).

Estudos relacionados ao monitoramento e à modelagem dos processos hidrológicos, baseados em modelagem de cenários futuros de uso e cobertura da terra e de alterações climáticas, são importantes principalmente para regiões de clima semiárido, devido às restrições impostas pelo clima na região (Rocha et al., 2024). Segundo Changnon e Gensini (2019) e Tian et al. (2022), as alterações climáticas e as alterações no uso/cobertura do solo (LUCC) são os dois fatores principais que exercem impactos significativos sobre os processos de geração de escoamento, que por sua vez, altera a quantidade de recursos hídricos na bacia.

Deve-se destacar ainda que analisar a situação do volume armazenado frente à mudanças climáticas e do uso do solo em reservatórios constitui uma importante contribuição, uma vez que pode auxiliar na tomada de decisão futura e na gestão dos recursos hídricos da região (Dornellas et al., 2024). Assim, diante da complexidade e quantidade de dados usados para analisar os processos hidrológicos em bacias hidrográficas, diversos modelos hidrológicos vêm sendo cada vez mais utilizados (Woznicki et al., 2016; Giri et al., 2019). Dentre os modelos existentes na literatura, destaca-se o *Soil and Water Assessment Tool* (SWAT) (Arnold et al., 1998), que vem sendo amplamente utilizado em diversas regiões do mundo, como em Portugal por Almeida et al. (2018), na Austrália por Nguyen et al. (2017), na China (Yang et al., 2019), no Brasil (Andrade et al., 2019; Viana et al., 2023), dentre outros países. Para a região semiárida do Brasil destacam-se os trabalhos de Dantas (2018), Medeiros et al. (2018), Silva et al. (2022) e Silva et al. (2024).

Atualmente, diversos estudos vêm sendo realizados com o objetivo de avaliar os impactos das mudanças climáticas e do uso e cobertura da terra futuros em bacias hidrográficas e reservatórios. Destacam-se os estudos realizados por Yang et al. (2019) e

Han et al. (2019) na China, Nilawar e Waikar (2019) na Etiópia, Singson et al. (2023) na Ásia, e Tian et al. (2022) na China. No Brasil, destacam-se os estudos de Rabelo et al. (2021), que analisou a disponibilidade hídrica dos reservatórios no Ceará, usando o modelo SWAT. Silva et al. (2022) em seu artigo: “*Modeling the effects of future climate and landuse changes on streamflow in a headwater basin in the Brazilian Caatinga biome*”, analisaram o comportamento da vazão causado pelas mudanças climáticas e pelas alterações do uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do Rio Salgado, localizada no semiárido do Nordeste do Brasil, utilizando modelo de predição do uso do solo, modelo de circulação atmosférica (MCA) e modelagem hidrológica. Silva (2019) em sua tese: “Crise Hídrica no Abastecimento de Água em Campina Grande: Análise de Cenários Futuros no Volume de Água do Reservatório Eptácio Pessoa entre 2020 e 2030”, simulou um cenário futuro do uso do solo e cenários climáticos hipotéticos com reduções da precipitação na ordem de 40%, 45% e 50%, para analisar as consequências dessas modificações no volume do reservatório Eptácio Pessoa. No entanto, o estudo baseou-se apenas em cenários tendenciosos de redução brusca da precipitação, embasado em predisposições observadas ao longo de séries históricas de precipitação na bacia, sem levar em consideração condições otimistas de precipitação e socioeconômicas da região e da população.

Diferentemente da pesquisa de Silva (2019), este estudo estimou o volume do reservatório Eptácio Pessoa baseado em séries temporais futuras de MCA, para diferentes cenários de mudanças climáticas futuros do Sexto Relatório de Avaliação do Painel Intergovernamental sobre Alterações Climáticas (IPCC). Esses cenários foram projetados levando em consideração as características das precipitações das regiões, a emissão de gases de efeito estufa e condições socioeconômicas que podem influenciar o clima, e assim foram estimados cenários otimista, intermediário e pessimista para todas as regiões do mundo.

Assim, a principal relevância deste estudo reside em seu papel de fornecer suporte aos decisores na gestão sustentável dos recursos hídricos a longo prazo na bacia do reservatório Eptácio Pessoa. Além disso, destaca-se como um possível instrumento de alerta para situações críticas, especialmente em períodos de escassez hídrica, contribuindo assim para a tomada de decisões.

1.1 Hipótese

Diante da situação de escassez hídrica que provocou sérios problemas no abastecimento de água na cidade de Campina Grande e nos municípios circunvizinhos atendidos pelo reservatório Eptácio Pessoa, a seguinte hipótese levantada por esta pesquisa é: O volume de água do reservatório Eptácio Pessoa chegará a níveis críticos e não atenderá a demanda hídrica, considerando as mudanças no uso e cobertura da terra, o crescimento populacional e os cenários climáticos estimados por modelos de circulação atmosféricos para o período de 2030 a 2060.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Avaliar o comportamento do volume de água do reservatório Eptácio Pessoa considerando cenários climáticos futuros, mudanças no uso e cobertura da terra e crescimento populacional.

1.2.2 Objetivos específicos

- Estimar o crescimento populacional e o consumo de água da população abastecida com o reservatório Eptácio Pessoa para o período de 2030 a 2060;
- Realizar a predição do uso e cobertura da terra para 2060 na bacia do reservatório Eptácio Pessoa;
- Analisar a variabilidade da temperatura e precipitação entre 2030 e 2060, a partir dos cenários e modelos de mudanças climáticas projetados pelo Painel Intergovernamental sobre Alterações Climáticas (IPCC);
- Simular as vazões afluentes e o volume de água no período de 2030 a 2060 para a bacia do reservatório Eptácio Pessoa, considerando as mudanças no uso e cobertura da terra para 2060 e diferentes cenários climáticos e modelos de circulação atmosféricos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 O semiárido do Brasil

As variabilidades temporais e espaciais das precipitações pluviométricas constituem uma característica marcante do clima da região Nordeste do Brasil, em particular sobre a porção semiárida, em que a irregularidade temporal e espacial das chuvas constitui fator relevante, em especial para agricultura e abastecimento humano da região (Marengo, 2011).

Em 1989, na sua primeira delimitação, o principal critério para definição da área do semiárido foi estabelecido, considerando-se a isoietas de 800 mm, ou seja, todos os municípios que apresentaram, numa série histórica de pelo menos 30 anos com precipitações médias anuais de até 800 mm foram incluídos no semiárido. Em 2005, a Portaria Interministerial nº 1 definiu critérios para a inclusão de municípios no semiárido, totalizando uma área territorial de 980.133,07 km² e 1135 municípios inseridos no semiárido, a saber (SUDENE, 2017): Precipitação pluviométrica média anual inferior a 800 mm; Índice de aridez de até 0,5 considerando o período entre 1961 e 1990; Risco de seca maior que 60% tomando-se por base o período entre 1970 e 1990.

Em 2014, o Ministério da Integração Nacional criou um grupo de trabalho que após revisões, decidiu manter tanto os critérios estabelecidos em 2005 quanto a questão da contiguidade, atualizando apenas os dados para o período de 1981-2010. Assim essa nova delimitação resultou em 1189 municípios. Em 2017, o relatório conclusivo de 2014, assim como sua minuta de resolução, foram submetidos à apreciação e aprovados na XXI reunião do Conselho Deliberativo (CONDEL) da Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste (SUDENE), permitindo aos Estados apresentar à esta superintendência, recursos à delimitação proposta. Logo, os estados do Maranhão, Paraíba, Ceará, Rio Grande do Norte e Bahia recorreram a fim de incluir municípios no semiárido. Após a análise das solicitações dos estados e recálculo dos indicadores foi sugerido a inclusão de 49 municípios à delimitação. A SUDENE, após análise do novo relatório, sugeriu ao CONDEL que, além daqueles municípios acrescentados pela revisão, fossem incluídos mais 24 municípios, sendo 22 municípios por variabilidade nos indicadores, e dois municípios por contiguidade. Desta forma, o CONDEL, acatando as sugestões do ano de 2014 e da SUDENE, por meio da resolução nº 115 de 2017, definiu o novo semiárido com 1262 municípios (SUDENE, 2017)

Recentemente o CONDEL e SUDENE por meio de novos critérios técnicos estabelecidos para 2021 para delimitação do semiárido, a saber: a) precipitação

pluviométrica média anual igual ou inferior a 800 mm (oitocentos milímetros); b) Índice de Aridez de Thorntwaite igual ou inferior a 0,50; c) percentual diário de déficit hídrico igual ou superior a 60% considerando todos os dias do ano. Decidiram excluir 50 municípios do mapa do semiárido brasileiro e incluir outros 215 municípios. Agora, o semiárido passa a ter 1427 municípios: (a) Alagoas (com 38 municípios), (b) Bahia (283 municípios), (c) Ceará (171), (d) Espírito Santo (6 municípios), (e) Maranhão (16), (f) Minas Gerais (209); (f) Paraíba (188), (g) Pernambuco (137), (h) Piauí (215), (i) Rio Grande do Norte (141) e (j) Sergipe (23 municípios), totalizando 1427 municípios do semiárido brasileiro, dos quais 50 municípios excluídos do mapa, 42 são do Nordeste e o restante de Minas Gerais (Figura 1).

Figura 1 – Delimitação atual do semiárido brasileiro.



Fonte: SUDENE (2021).

As secas, que acometem a região semiárida brasileira, são um fenômeno natural, uma alteração do regime hidrometeorológico, e no Nordeste Brasileiro (NEB) elas afetam os moradores, principalmente os mais vulneráveis da região semiárida, criando situações de deficiência hídrica e riscos para a segurança alimentar, energética e hídrica na região (Eakin et al., 2014). As secas fazem parte da variabilidade natural do clima na região, e ocorreram no passado, e de acordo com as projeções de mudanças climáticas, é provável que continuem e intensifiquem no futuro (Marengo et al., 2016). A seca não atinge todo o NEB, ela se concentra numa área conhecida como Polígono das Secas, que envolve as regiões semiáridas de parte de estados nordestinos (AL, BA, CE, PB, PE, PI, RN e SE), parte de MG e Espírito Santo.

As secas têm sido relatadas no NEB desde o século 16. A história das secas na região, como coletados de várias fontes (Araújo 1982; Magalhães et al., 1988; Gutierrez et al., 2014; Wilhite et al., 2014) e atualizada por Marengo et al. (2016), pode ser resumida nesta lista: 1583, 1603, 1624, 1692, 1711, 1720, 1723–1724, 1744–1746, 1754, 1760, 1772, 1766–1767, 1777–1780, 1784, 1790–1794, 1804, 1809, 1810, 1816–1817, 1824–1825, 1827, 1830–1833, 1845, 1877–1879, 1888–1889, 1891, 1898, 1900, 1902–1903, 1907, 1915, 1919, 1932–1933, 1936, 1941–1944, 1951–1953, 1958, 1966, 1970, 1976, 1979–1981, 1982–1983, 1992–1993, 1997–1998, 2001–2002, 2005, 2007, 2010 e 2012–2015.

Dessa forma, os reservatórios, popularmente chamados de açudes, são uma das práticas mais tradicionais de armazenamento de água e amplamente adotada no semiárido brasileiro. As primeiras iniciativas remontam ao século 19, cuja maior expansão ocorreu após a década de 60 do século vinte. Os açudes do Nordeste podem ser enquadrados em duas classes principais, conforme Cirilo (2008): os açudes de médio e grande porte, com capacidade de acumulação da ordem de bilhões de metros cúbicos, e os de pequeno porte (ou barreiros), amplamente presentes na região, com capacidades variáveis, podendo chegar a centenas de milhares de metros cúbicos (Montenegro, 2012).

Por ser fundamental para a disponibilidade de água no semiárido o reservatório não pode deixar de ser levado em consideração no momento do planejamento e gestão dos recursos hídricos na região. De acordo com os planos estaduais de recursos hídricos dos Estados que compõem o semiárido, pode-se notar a presença, e em alguns casos a relevância, dos reservatórios quando do diagnóstico da disponibilidade hídrica das bacias hidrográficas existentes nos respectivos Estados. Assim, o reservatório desempenha um papel preponderante para o gerenciamento dos recursos hídricos na região devido a sua capacidade de armazenamento e distribuição em articulação com outras políticas hídricas (Silva, 2019).

Com precipitações médias anuais inferiores a 800 mm, insolação média de 2800 h/ano, temperaturas médias anuais de 23°C a 27° C, umidade relativa do ar média em torno de 50%, um dos fatores relevantes da perda de água em reservatórios é a evaporação na ordem de 2.000 mm/ano. As altas taxas de evaporação que ocorrem em superfícies livres de água representam uma perda significativa na disponibilidade hídrica de uma região. O conhecimento das perdas por evaporação é a base para se determinar o volume potencial de água disponível, cuja informação é de suma importância no planejamento de políticas de manejo dos recursos hídricos da região (Moura et al., 2019).

Com relação a geologia, relevo e solo no semiárido há diferenças no porte e densidade da vegetação, se destacando nas encostas das serras o tipo arbórea e arbustiva, havendo assim na paisagem do semiárido um certo contraste com os vários ambientes naturais dominados pela Caatinga, cujas espécies endêmicas sobrevivem a longos eventos de seca. No meio das espécies vegetais, há as que possuem caules com capacidade para armazenar água, como as cactáceas, além de outros elementos com raízes e caules submersos no solo, como os tubérculos que acumulam substâncias nutritivas que são úteis para as plantas e às vezes para o homem (Santos, 2009).

Segundo Souza et al. (2015), a vegetação de Caatinga recobre a região semiárida brasileira, com extensão territorial de aproximadamente 800.000 km², compreendendo cerca de 80% do Nordeste brasileiro e 11% do território nacional. O clima local é sazonal, com meses chuvosos, de janeiro a abril, e longo período sem chuvas, de maio a dezembro. Nos meses secos, a demanda evaporativa da atmosfera torna-se substancialmente elevada e provoca estresse hídrico nas espécies vegetais, o que pode ser potencialmente agravado pelas mudanças nos padrões atmosféricos de larga escala. Essas mudanças foram observadas em 2012 com a ocorrência do fenômeno do Dipolo do Atlântico, que culminou em alterações no regime pluvial da região e, conseqüentemente, na intensidade da seca (Gutiérrez et al., 2014).

2.2 Mudanças e modelagem dinâmica do uso e cobertura da terra

A rápida mudança no uso e cobertura da terra nas últimas décadas, como expansão urbana, desmatamentos e crescimento das atividades agropecuárias aumentaram o estresse sobre o ambiente, não apenas acelerando o aquecimento global, mas também causando perdas de diversidade biológica (Lee, 2019; Shafizadeh-Moghadam, 2019).

Aliada as mudanças no uso e cobertura da terra, o aumento populacional é um forte indicador de pressões ao meio ambiente, segundo a qual quanto maior a população, maior é o consumo dos recursos naturais e maior é a demanda dos sistemas de infraestrutura básica como água. Segundo Boscaglia (2013), o progresso das sociedades no último século, pautado na exploração sem limites dos recursos naturais e no crescimento acelerado da população mundial, submeteu os recursos como a água, o solo, o ar a intensos processos de usos e degradação sem precedentes na história.

Na região semiárida do Nordeste do Brasil, por exemplo, o comportamento do escoamento superficial, além de estar associado ao uso do solo, está intimamente relacionado com a dinâmica das precipitações que ocorrem durante o ano: uma estação chuvosa concentrada em apenas três meses do ano com notáveis variações espaciais e temporais, com totais pluviométricos anuais abaixo de 800 mm e recorrentes períodos de seca (Srinivasan; Paiva, 2009).

De Paula Filho et al. (2019) acrescentam que o estudo da dinâmica temporal e das tendências futuras da cobertura do solo é extremamente importante para a compreensão dos processos antropogênicos e ambientais. Auxilia no planejamento da terra e dos recursos naturais, principalmente em bacias hidrográficas localizadas em regiões semiáridas, caracterizadas por formas tradicionais de cobertura vegetal marcadas por pastagens extensas, agricultura tradicional mal administrada e técnicas inadequadas de cobertura da terra.

O monitoramento das mudanças ocorridas e a predição da cobertura do solo baseada na dinâmica do uso e cobertura da terra de uma região podem ser realizados por modelos e algoritmos computacionais de detecção de mudança (*Land Use and Land Cover Change Models*–LUCC). Esses modelos consideram processos sociais, ambientais, institucionais e econômicos, compreendendo uma grande quantidade de variáveis em diferentes abordagens metodológicas, possibilitando o estabelecimento de medidas para o planejamento do uso do solo (Eastman, 2011; Soares Filho et al., 2013; Mas et al., 2014). De acordo com Luiz (2014), os modelos LUCC permitem a predição de cenários a partir do entendimento de como alguns eventos podem influenciar nas mudanças no uso do solo.

Markov Chain (MC) ou Markov Model (Anand et al., 2018), Artificial Neural Network (ANN) (Azari, 2016), Cellular Automata (Sinha et al., 2015), Cellular Automata-Markov Model (CA-Markov) (Islam, 2018), Regressão logística binária (Liu et al., 2017) Algoritmo de aprendizado de máquina baseado em instância ponderada por semelhança (SimWeight) (Mozumder et al., 2016) são alguns modelos comumente usados para previsão e simulação futuras de mudanças no uso e cobertura da terra.

Esses modelos são aplicados em vários ambientes (urbanos e rurais) e em várias partes do mundo. Destaca-se na literatura o estudo de Zhou et al. (2020) que simularam a evolução do espaço urbano em Xangai (China) de 2015 a 2030 em dois cenários distintos: (a) desenvolvimento sem restrições e (b) desenvolvimento com intervenção de planejamento, usando Markov (CA- Markov). Os resultados da validação mostraram boa precisão para 2015. No cenário sem restrições, prevê-se que as áreas urbanas de Xangai aumentem em 157,79 km² até 2030, enquanto no cenário com restrições (intervenção com planejamento) foi previsto uma expansão urbana menor.

Motlagh et al. (2021) avaliaram a predição do uso do solo com o modelo de rede neural artificial, MLP, para a bacia do Rio Hable-Rud, no Irã. O estudo mostrou resultado satisfatório para predição, com kappa igual a 74% e aumento das áreas agrícolas, industriais e residenciais, além da diminuição das áreas de pastagens para 2040.

Ghalehtemouri et al. (2022) realizaram a predição para 2049 do uso do solo para a bacia do Rio Zarriné-Rūd (ZRB) no Irã usando o modelo Markov (CA- Markov). O estudo mostrou acurácia de 0,95 do Kappa, indicando uma boa concordância entre o mapa previsto e o observado para 2019. Nesse estudo observaram o aumento da classe de agricultura irrigada e redução da classe de pastagem para 2049.

Dietz et al. (2023) realizaram previsão das mudanças do uso do solo para 2040 para o oeste da Zâmbia, na África, usando algoritmo de rede neural para localizar o potencial do desmatamento futuro. A partir de informações sobre desmatamento e invasão devido a expansão agrícola, produção de carvão, desenvolvimento de infraestrutura e áreas de manejo, esta última integrante de políticas de Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação Florestal (REDD+), concluíram que somente sob forte fiscalização e baixa demanda por áreas agrícolas, o desmatamento poderia ser evitado em grande parte da área e cerca de 1% em estoques de carbono poderiam ser ganhos até 2040.

No entanto, no Brasil, o uso de algoritmos de previsão para cobertura da terra ainda é escasso (Santini et al., 2010; Barros et al., 2018) e tem se concentrado em ambientes úmidos (Monteiro Júnior et al., 2018; dos Santos et al., 2018; Couto Júnior et al., 2019) porque a cobertura de nuvens é uma restrição para a obtenção de dados orbitais ópticos (Sano et al., 2007). Como exemplo, pode-se citar o estudo de Xavier e Silva (2018), que estimaram o uso e ocupação da terra da bacia do rio Tapacurá, localizada na região nordeste do Brasil. Os resultados indicaram que a metodologia é robusta, apresentando resultados satisfatórios para a comparação entre os mapas de referência e previstos para a região do estudo.

Cunha et al. (2021) projetaram as mudanças futuras no uso e cobertura do solo para 2033, 2050, 2080 e 2100 e o avanço da agricultura em áreas de vegetação nativa na bacia do Rio Prata. Os resultados da simulação das mudanças foram considerados satisfatórios, indicando um avanço da lavoura e a diminuição do banhado, cerrados, matas ciliares, florestas estacionais semidecíduas e campos úmidos na bacia.

Em regiões de clima semiárido, destaca-se o estudo de Silva et al. (2020) que usaram um modelo baseado em rede neural artificial para simular as mudanças futuras na cobertura da terra da bacia do Rio Taperoá, dentre os principais resultados observou-se tendência para o aumento da classe de vegetação arbustiva- herbácea e redução da vegetação arbustiva. Silva et al. (2022) realizaram a previsão das mudanças no uso e cobertura da terra (2030-2060) para a bacia do Rio Salgado, no Ceará, avaliando os efeitos das mudanças do clima e do uso do solo na vazão da bacia. Os resultados das mudanças no uso e cobertura da terra mostraram que a classe pastagem foi a que apresentou o aumento mais significativo na bacia devido a mudanças recentes no uso e cobertura da terra.

2.3 Modelagem hidrológica

Os modelos são ferramentas utilizadas para representar processos e elaborar prognósticos para gestão dos sistemas. Os modelos permitem analisar cenários, estudos de alternativas, prever a ocorrência de fenômenos, entre outros (Tucci, 2005).

A utilização de modelos hidrológicos é particularmente importante devido ao fato da escassez de dados hidrológicos em períodos contínuos e de extensão temporal suficiente. Esses modelos devidamente calibrados e validados a partir de séries de dados observados constituem-se numa importante fonte de conhecimento da variação ao longo do tempo, por exemplo, das vazões e da produção de sedimentos em bacias hidrográficas (Santos et al., 2006).

Em geral, os modelos podem ser classificados sob diferentes aspectos. Segundo Rennó e Soares (2000), de forma geral, os modelos são classificados dentre outras formas, de acordo com o tipo de variáveis utilizadas na modelagem, como:

- (a) Determinísticos: São aqueles modelos que reproduzem respostas idênticas para o mesmo conjunto de entradas. Mesmo quando uma variável de entrada tiver caráter aleatório, ainda assim o modelo pode ser determinístico, se para cada valor de entrada tiver um único valor de saída (Tucci, 1987).

(b) Estocásticos: As formulações utilizadas na descrição do fenômeno contêm variáveis aleatórias que seguem alguma distribuição probabilística (um valor de entrada gera valores aleatórios de saída) (Vitoriano, 2012).

(c) Empíricos: Os modelos empíricos não apresentam nenhuma relação com os processos físicos envolvidos, utilizam funções que são baseadas em ajustes estatísticos, por esse motivo, tais modelos também são denominados de modelos “caixa preta” (Marinho Filho et al., 2012).

(d) Conceituais: Os modelos conceituais baseiam-se na representação dos processos físicos que envolvem o fenômeno estudado procurando descrever todos os processos envolvidos no fenômeno. Estes são subdivididos em semi-conceituais e fisicamente fundamentados. O primeiro relaciona as características físicas do processo mantendo razoável empirismo na definição dos parâmetros e o segundo se aproxima bastante da física do sistema (Marinho Filho et al., 2012).

(e) Concentrados: Nos modelos concentrados, a área da bacia é representada de forma única, isto é, homogênea, não sendo possível a distribuição das características de parâmetros físicos relacionados ao solo, a vegetação e a chuva. No seu desenvolvimento são atribuídos valores médios representativos para toda a área de acordo com cada parâmetro do modelo. Não levando em consideração a variabilidade espacial (Tucci, 1998).

(f) Distribuídos: Possuem a capacidade de representar a variabilidade espacial das características da bacia hidrográfica. Nesse caso, as variáveis e parâmetros do modelo dependem do tempo e do espaço (Tucci, 1998).

Dentre os modelos amplamente utilizados atualmente, destaca-se o SWAT. O SWAT foi desenvolvido pelo Serviço de pesquisa Agrícola dos Estados Unidos da América por Arnold et al. (1998) como sendo a fusão de outros dois modelos desenvolvidos pelo mesmo departamento, o *Routing Outputs to Outlet* (ROTO) e o *Simulator for Water Resources in Rural Basins* (SWRRB). A possibilidade de integração desse modelo com os Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), fez com que o SWAT seja amplamente utilizado e validado em diversas partes do mundo.

2.3.1 O modelo SWAT

O SWAT é um modelo hidrossedimentológico contínuo no tempo, de base semi-física (as equações utilizadas pelo modelo são baseadas em leis da física) e distribuído (os parâmetros do modelo variam no espaço e no tempo), permitindo com isso a representação da sua variabilidade espaço-temporal (Aragão et al., 2013). Sua utilização está associada ao SIG a partir da interface ArcSWAT desenvolvida para uma utilização mais intuitiva a partir do software ArcGis.

Acerca da modelagem hidrológica, processo estudado deste estudo, o modelo SWAT baseia-se na equação do balanço hídrico para a simulação do ciclo hidrológico, permitindo que as componentes do balanço hídrico sejam estimadas. O cálculo do balanço hídrico é fundamental para planejamento de recursos hídricos, permitindo efetuar a contabilidade hídrica no solo, até a profundidade explorada pelas raízes, computando-se, sistematicamente, todos os fluxos hídricos no solo, sejam positivos (entrada de água) ou negativos (saída de água). Estes fluxos são decorrentes de trocas com a atmosfera (precipitação, condensação, evaporação e transpiração) e do próprio movimento superficial (escoamento) e subterrâneo (percolação) da água (Varejão-Silva, 2006). O balanço hídrico é condicionado fundamentalmente pelo estado físico da atmosfera e pela natureza da superfície do solo, podendo ser verificado déficit ou excesso hídrico, no local considerado, com variações intra e interanuais (Medeiros, 2018).

O modelo SWAT foi desenvolvido originalmente para avaliar o impacto das práticas de gestão do uso e cobertura da terra nos recursos hídricos e nos sedimentos em grandes bacias hidrográficas complexas com diferentes solos, uso do solo e condições de manejo (Neitsch et al., 2011). A estimativa do balanço hídrico é o principal componente por trás de qualquer processo no SWAT.

Uma das etapas da modelagem com o SWAT é a criação das *Hydrologic Response Units* (HRUs) que são áreas com características homogêneas de uso do solo, tipos de solo e declividade, ou seja, cada combinação diferente entre uso do solo, tipo de solo e declividade irá gerar uma HRU diferente (Dantas, 2018). De acordo com Neitsch et al. (2011), o modelo SWAT calcula os fluxos para cada HRU, em seguida esses resultados são acumulados para gerar o balanço hídrico em cada sub-bacia; por fim, esses são direcionados para a rede de drenagem até atingirem a seção de controle. O balanço hídrico no SWAT é realizado pela equação:

$$SW_t = SW_o + \sum_{i=1}^t (R_i - Q_{sup_i} - ET_i - P_i - QL_i) \quad (\text{Eq. 1})$$

sendo SW_t = o conteúdo final de água no solo (mm), SW_o = o conteúdo de água no solo disponível para as plantas, definido como conteúdo de água inicial menos o conteúdo de água no ponto de murcha permanente (mm), t = o tempo (dias), R_i = a precipitação (mm), Q_{sup_i} = o escoamento superficial (mm), ET_i = evapotranspiração (mm), P_i = a percolação (mm) e QL_i = o fluxo de retorno (ascensão capilar) (mm).

O modelo requer vários dados de entrada para simular processos hidrológicos de captação e incluem um modelo digital de elevação (DEM), dados de uso e cobertura do solo, tipos de solo e diferentes dados meteorológicos diários, incluindo precipitação, temperaturas máximas e mínimas do ar, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa. O SWAT recebeu aceitação internacional como uma sólida ferramenta de modelagem em escala de bacia hidrográfica. No entanto, sua aplicação em áreas áridas e semiáridas ainda é desafiadora devido à indisponibilidade de dados de vazão consistentes para procedimentos de calibração e validação do modelo (Mengistu et al., 2019).

Na literatura também se destacam estudos que avaliam o impacto das mudanças pretéritas e futuras do uso do solo e do clima nos processos hidrológicos em bacias hidrográficas. Como exemplo, ressalta-se o estudo de Yang et al. (2019) que modelaram as mudanças futuras para uma bacia hidrográfica do norte da China usando um modelo baseado em Autômatos celulares-Markov (CA-Markov) e o modelo SWAT para análise do escoamento na bacia. O estudo avaliou os impactos das mudanças climáticas e do uso e cobertura do solo no escoamento da bacia, usando quatro cenários de mudanças climáticas futuras do IPCC. O estudo mostrou um forte impacto da mudança climática no escoamento, mesmo com as práticas de reflorestamento na bacia que já ocorreram e provavelmente continuará no futuro.

Tian et al. (2022) também avaliaram os impactos das mudanças climáticas e do uso do solo futuros no escoamento da bacia do rio Han, na China. Usando o modelo Markov (CA-Markov) e o modelo SWAT, os resultados desse estudo mostraram forte tendência para intensificação do escoamento na bacia.

No entanto, a modelagem hidrológica com o SWAT inserindo-se as redes de reservatórios em bacias hidrográficas, ainda é pouco estudado e testado (Rabelo et al., 2021). Nessa perspectiva, destacam-se os estudos de Rabelo et al. (2021) que representaram a rede de reservatórios em uma bacia hidrográfica do Estado do Ceará, permitindo uma melhor

análise dos processos hidrológicos e seus impactos na bacia hidrográfica. Os resultados mostraram que pequenos reservatórios diminuíram a vazão, mas tiveram um baixo impacto na retenção da bacia e perdas de água, com 2% de retenção de água em anos chuvosos. Contudo, a retenção de água atingiu 9% em anos secos, o que pode agravar períodos de escassez hídrica nos grandes reservatórios.

Singson et al. (2023) analisaram as mudanças na vazão do reservatório Magat usando o SWAT e dois cenários de mudanças climáticas RCP. Esse estudo mostrou que nos cenários RCP 4.5 e RCP 8.5, o modelo previu que durante os anos secos e normais, haverá uma média diminuição da afluência em 18,56 e 5,41%, mas um aumento de 19,25% durante os anos chuvosos.

2.4 Modelos e cenários de previsão climática

Os modelos de previsão climática são usados como ferramentas para projeções de futuras mudanças do clima, como consequência de futuros cenários de forçamento climático (gás de efeito estufa – GEE e aerossóis). O *Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC* (2001) define mudança climática como qualquer alteração temporal do clima atribuídas à variabilidade natural, bem como, as atividades humanas que alteram de forma direta ou indireta a composição atmosférica mundial.

Os MCA têm sido utilizados para a realização de previsões climáticas desde meados dos anos 90. Esses modelos também são intensivamente utilizados em estudos sobre os mecanismos que determinam a variabilidade climática (Sampaio; Dias, 2014).

Os cenários climáticos são obtidos a partir de simulações dos modelos climáticos globais, usados como ferramentas para projeções de futuras mudanças do clima, como consequência de cenários utilizando-se as principais forçantes climáticas (GEE e aerossóis) (Delgado, 2014).

Segundo o Relatório do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas (PBMC, 2013), é provável que o semiárido nordestino tenha sua precipitação reduzida em até 20% até 2040. Este relatório também indica que todo o Brasil deverá ficar ao menos 3°C mais quente até o fim do século e as precipitações podem aumentar, em média, em 30% nas regiões Sul e Sudeste e diminuir em até 40% nas regiões Norte e Nordeste. Esses percentuais do PBMC são prognósticos climáticos estimados em valores médios tomando por base os cenários do IPCC, onde estes indicam aumento de 1 a 3°C e 2 a 4°C nos cenários otimistas e pessimistas, respectivamente (Assis, 2016).

Recentemente foi lançado o VI Relatório de Avaliação do IPCC- AR6 de 2022. O relatório apresenta um panorama dos danos que vem sendo observados pela mudança global do clima e alerta sobre as tendências que podem ocorrer no futuro. Foi observado que a temperatura média mundial já subiu cerca de 1,1°C, de 2011–2020, em comparação com o período pré-industrial (1850–1900), essa elevação da temperatura aumenta a frequência de eventos climáticos extremos que causam impactos negativos cada vez mais preocupantes as pessoas e a natureza em todo o mundo. Além disso, destaca que a mudança climática já está afetando todas as regiões habitadas do mundo, indicando uma forte tendência para a frequência de eventos secos para região semiárida do Brasil.

O AR6 tem uma nova série de cenários de emissões, o CMIP6 (sigla em inglês para “Projeto de Intercomparação de Modelos Climáticos Versão 6”). Neste, os cenários de emissões são chamados de SSPs (*Shared Socio-Economic Pathways* – Caminhos Socioeconômicos Compartilhados). São cinco cenários, dois de baixas emissões (SSP1-1.9 e SSP1-2.6), um de médias emissões (SSP2-4.5) e dois de altas emissões (SSP3-7.0 e SSP5-8.5). A temperatura global em 2081-2100 muito provavelmente será 1°C a 1,8°C mais alta do que entre 1850 e 1900 no melhor cenário de emissões e de 3,3°C a 5,7°C mais alta no pior cenário (IPCC, 2023; Angelo; Marengo, 2023).

Neste relatório, os cinco cenários ilustrativos são chamados de SSPx-y, onde SSPx se refere a SSP, ou seja, Caminho Socioeconômico Compartilhado (Figura 2 e Tabela 1), que descreve as tendências socioeconômicas inerentes ao cenário, e ‘y’ se refere ao nível aproximado de forçante radiativa (em W/m²) resultante do cenário no ano de 2100 (IPCC, 2021).

Figura 2 – Cinco caminhos socioeconômicos compartilhados (SSPs) representando diferentes combinações de desafios para mitigação e adaptação.



Fonte: Adaptado de Neill et al. (2017).

Tabela 1 – Visão geral dos SSP.

SSP1	Sustentabilidade - Seguir o caminho verde (baixos desafios para mitigação e adaptação) • O mundo muda gradualmente, mas de forma generalizada, em direção a um caminho mais sustentável, enfatizando um desenvolvimento mais inclusivo que respeita os limites ambientais percebidos; • A gestão dos bens comuns globais melhora lentamente, os investimentos na educação e na saúde aceleram a transição demográfica e a ênfase no crescimento econômico muda para uma ênfase mais ampla no bem-estar humano; • Impulsionada por um compromisso crescente com a consecução dos objetivos de desenvolvimento, a desigualdade é reduzida tanto entre países como dentro deles; • O consumo é orientado para o baixo crescimento material e menor intensidade de recursos e energia;
SSP2	Meio do caminho - (desafios médios para mitigação e adaptação) • O mundo segue um caminho em que as tendências sociais, econômicas e tecnológicas não se desviam acentuadamente dos padrões históricos; • O desenvolvimento e o crescimento do rendimento prosseguem de forma desigual, com alguns países a registarem progressos relativamente bons, enquanto outros ficam aquém das expectativas; • As instituições globais e nacionais trabalham no sentido, mas fazem progressos lentos na consecução dos objetivos de desenvolvimento sustentável; • Os sistemas ambientais sofrem degradação, embora haja algumas melhorias e, em geral, a intensidade do uso de recursos e energia diminua; • O crescimento da população mundial é moderado e estabiliza na segunda metade do século;

	• A desigualdade de rendimentos persiste ou melhora apenas lentamente e permanecem desafios para reduzir a vulnerabilidade às mudanças sociais e ambientais.
SSP3	Rivalidade regional – Um caminho difícil (grandes desafios para mitigação e adaptação) • O ressurgimento do nacionalismo, as preocupações com a competitividade e a segurança e os conflitos regionais levam os países a concentrarem-se cada vez mais nas questões internas ou, no máximo, nas questões regionais; • As políticas mudam ao longo do tempo para se tornarem cada vez mais orientadas para questões de segurança nacional e regional; • Os países concentram-se em alcançar objetivos de segurança energética e alimentar nas suas próprias regiões, em detrimento de um desenvolvimento mais amplo; • Os investimentos na educação e no desenvolvimento tecnológico diminuem; • O desenvolvimento econômico é lento, o consumo é intensivo em termos de materiais e as desigualdades persistem ou pioram ao longo do tempo; • O crescimento populacional é baixo nos países industrializados e alto nos países em desenvolvimento; • Uma baixa prioridade internacional na abordagem das preocupações ambientais conduz a uma forte degradação ambiental em algumas regiões.
SSP4	Desigualdade – Um caminho dividido (baixos desafios para a mitigação, grandes desafios para a adaptação) • Investimentos altamente desiguais em capital humano, combinados com disparidades crescentes em oportunidades econômicas e poder político, levam a desigualdades e estratificação crescentes, tanto entre como dentro dos países; • Com o tempo, aumenta o fosso entre uma sociedade internacionalmente ligada, que contribui para sectores intensivos em conhecimento e capital da economia global, e um conjunto

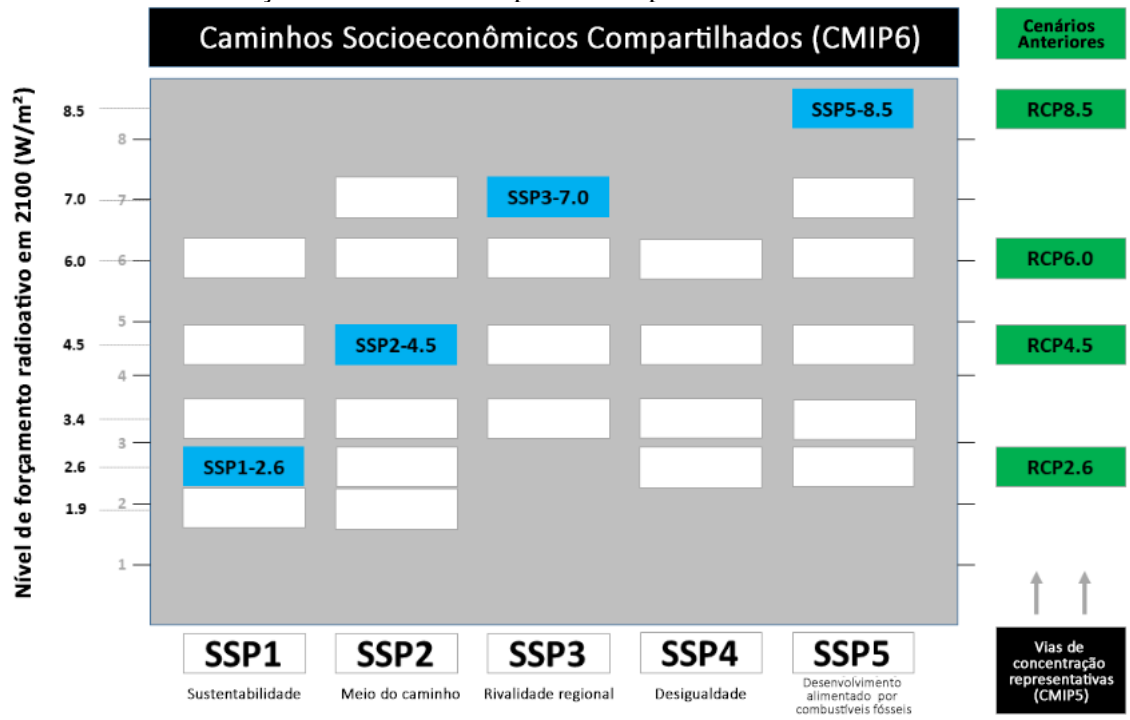
	fragmentado de sociedades de baixos rendimentos e com fraca escolaridade, que trabalham numa economia de mão-de-obra intensiva e de baixa tecnologia; • A coesão social degrada-se e os conflitos e a agitação tornam-se cada vez mais comuns; • O desenvolvimento tecnológico é elevado na economia e nos setores de alta tecnologia; • O setor energético globalmente conectado diversifica-se, com investimentos em combustíveis com utilização intensiva de carbono, como o carvão e o petróleo não convencional, mas também em fontes de energia com baixo teor de carbono. As políticas ambientais, centram-se em questões locais em torno de áreas de rendimentos médios e elevados.
SSP5	Desenvolvimento alimentado por combustíveis fósseis – Tomar a autoestrada (altos desafios à mitigação, baixos desafios à adaptação) • Este mundo deposita cada vez mais fé nos mercados competitivos, na inovação e nas sociedades participativas para produzir um rápido progresso tecnológico e o desenvolvimento do capital humano como caminho para o desenvolvimento sustentável; • Os mercados globais estão cada vez mais integrados; • Há também fortes investimentos na saúde, na educação e em instituições para melhorar o capital humano e social; • Ao mesmo tempo, o impulso para o desenvolvimento económico e social está associado à exploração de recursos abundantes de combustíveis fósseis e à adoção de estilos de vida intensivos em recursos e energia em todo o mundo; • Todos estes fatores levam ao rápido crescimento da economia global, enquanto a população global atinge picos e declínios no século XXI.

Fonte: Adaptado de Riahi et al. (2017).

A Figura 3 mostra esquematicamente os cenários SSP e o nível de forçamento radioativo para 2100, essa foi a base usada para construção de cada SSP dos MCA. Para o SSP1-2.6, por exemplo, refere-se ao nível 1 (sustentabilidade) e nível de forçamento

radioativo de 2.6 W/m², representando o efeito das emissões de gases de efeito estufa sobre o clima.

Figura 3 – Caminhos socioeconômicos Compartilhados do CMIP6 juntamente com o nível de forçamento radioativo para 2100 para cada cenário SSP.

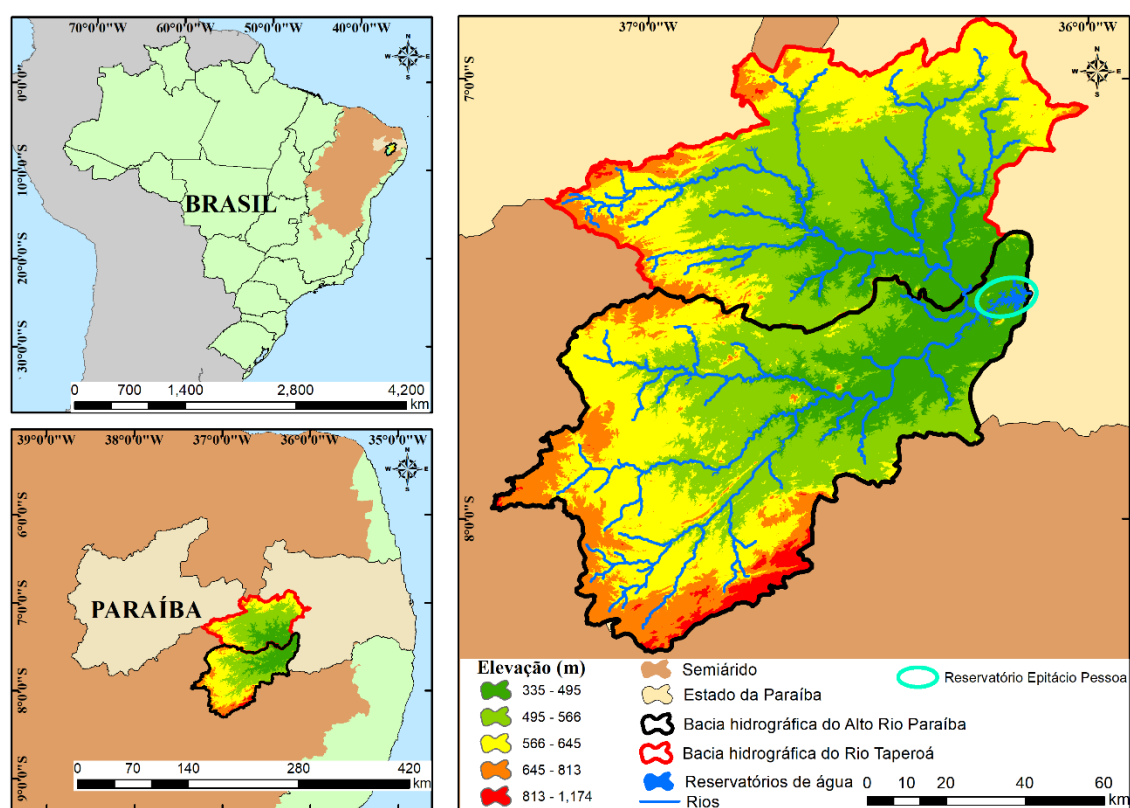


Fonte: Adaptado de O'Neill et al. (2016).

3 A ÁREA DE ESTUDO

A bacia hidrográfica do reservatório Epitácio Pessoa está localizada na Mesorregião da Borborema e inserida no semiárido do NEB, situando-se entre as latitudes 6°52'0"S e 8°19'0"S e entre as longitudes 37°21'0"O e 36°0'0"O, mais precisamente na porção central do Estado da Paraíba. Essa bacia abrange uma área de drenagem de aproximadamente 12.406 km² (Figura 4), sendo constituída pelas sub-bacias dos rios Alto Paraíba e Taperoá. O reservatório Epitácio Pessoa é o principal açude da bacia hidrográfica, conhecido popularmente como Açude Boqueirão. Este reservatório foi construído entre os anos de 1951 e 1956, pelo Departamento Nacional de Obras Contra as Secas – DNOCS (Silva Júnior, 2013). Com mais de 60 anos de existência, o reservatório é o segundo da Paraíba em capacidade de acumulação, e o maior da bacia do rio Paraíba, localizado no município de Boqueirão, a 165 km de João Pessoa e a 44 km de Campina Grande (Barbosa et al., 2016).

Figura 4 – Localização geográfica da bacia hidrográfica do reservatório Epitácio Pessoa.



Projetado para armazenar cerca de 536.000.000 m³ de água, ao longo dos anos, sua eficiência para armazenamento foi reduzida por causa da falta de manejo adequado do reservatório, de políticas de manejo e conservação da vegetação da bacia, do assoreamento

ao longo de décadas devido aos processos erosivos causados pelo desmatamento da bacia de contribuição, reduzindo a capacidade de armazenamento para 411.686.287 m³, i.e., uma redução de aproximadamente 23% de armazenamento. Esta redução foi observada após levantamento batimétrico realizado em 2004 pela Agência Executiva de Gestão das Águas da Paraíba (AESA) e em 2013 pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), atestando essa redução. Mesmo com esta redução o reservatório abastece 22 municípios do Estado atendendo uma população de aproximadamente 700.000 hab. (Lucena, 2018).

Em 2019, as capacidades dos principais reservatórios da Paraíba foram atualizadas, a partir da medição por parte da AESA e da ANA, com o uso de tecnologia avançada e técnicas de batimetria automatizada. A partir desse trabalho, a capacidade máxima de armazenamento do reservatório foi atualizada de 411.686.287 m³ para 466.525.964 m³, um aumento de 54.839.677 m³.

A bacia do reservatório Eptácio Pessoa está localizada no bioma Caatinga, com espécies caducifólicas, presença de plantas espinhosas e boa adaptação às condições climáticas (Beuchle et al., 2015). Segundo Brito (2013), essa região vem sofrendo severas transformações, e dentre as principais causas pode ser citado o desmatamento da vegetação. Ainda de acordo o mesmo autor, nas áreas desmatadas para agricultura predominam as culturas de palma forrageira, agave, algodão, além de milho e feijão. Além disso, o período de seca na região acaba por modificar os aspectos da paisagem, dificultando o crescimento e permanência da vegetação, devido ao severo déficit hídrico no solo.

A geologia da área de estudo é composta principalmente por embasamento cristalino. A região é caracterizada pelo relevo ondulado e fortemente ondulado, com algumas áreas montanhosas na parte sul da bacia. As maiores elevações nesta região variam de 600 a 1170 m (Dornellas et al. 2020). Os solos são geralmente rasos e argilosos, pouco lixiviados, com predomínio de erosão laminar (Souza et al., 2009). Os principais tipos de solo encontrados na região são Latossolo, Neossolo Litólico Eutrófico, Neossolo Regolítico, Neossolo distrófico, Planossolo, Vertissolo, Luvisolo Háptico, Cambissolo e Luvisolo.

As áreas de drenagem da bacia do reservatório Eptácio Pessoa estão inseridas na região do Cariri Paraibano – Cariri Ocidental e Cariri Oriental (IBGE, 2006), local caracterizado por possuir os menores registros pluviométricos do Brasil, altas taxas de insolação (média anual de 2.800 horas/ano) e evapotranspiração (média anual de 2.000 mm/ano) (Dornellas et al., 2024). A maior parte da precipitação na região cai entre fevereiro e maio, com uma precipitação média anual de 500 mm (Ferreira et al. 2020). A temperatura

do ar na bacia apresenta uma faixa mínima mensal de 19 a 22 °C e uma máxima mensal de 27 a 32 °C (Nascimento e Alves, 2008).

Outra característica observada na região são os longos eventos de seca, o que reflete não somente no aspecto quantitativo da disponibilidade de água, como também no seu aspecto qualitativo. Barbosa et al. (2016) realizaram um estudo no reservatório Epitácio Pessoa e observaram que a quantidade de água esteve próxima ao volume morto e a qualidade de água encontrou-se comprometida, devido aos valores de fósforo total superiores aos estabelecidos pela resolução, mesmo com a presença de macrófitas que funcionam como estocadores de nutrientes.

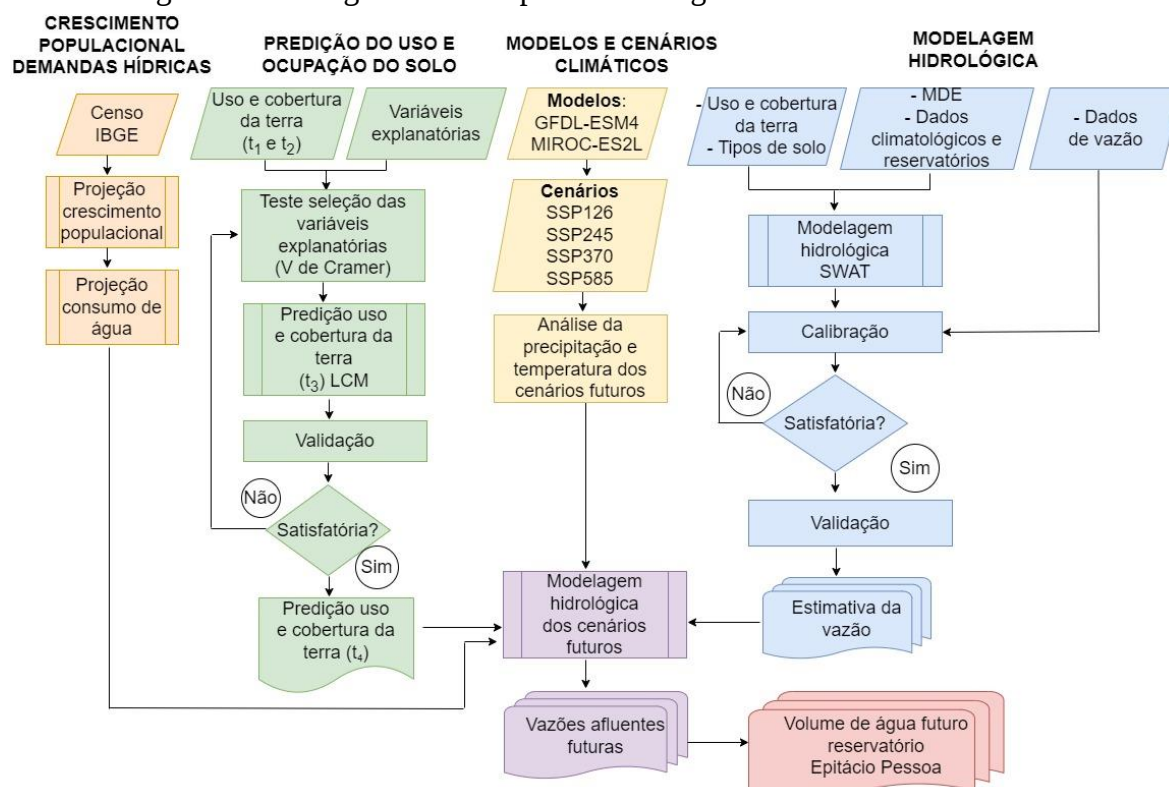
Além disso, o reservatório conta com diversos impactos causados pelo homem, como, por exemplo, a construção de barramentos ao longo dos cursos principais do rio, que colaboram para os constantes períodos de iminência de colapso, quer seja com relação à quantidade de água disponível ou com relação à qualidade de água do sistema de abastecimento da região e cidades circunvizinhas (Lima et al., 2011).

O reservatório Epitácio Pessoa passou pela maior crise hídrica ao longo de sua existência, especificamente no início de 2017, atingindo o seu menor volume armazenado (3,6% do seu volume total), segundo dados da AESA (2017). Atualmente, o reservatório está com aproximadamente 42% da capacidade de armazenamento de água, de acordo com os dados referentes ao período de 5 de março de 2024 obtidos pelo monitoramento da AESA (2024).

4 MATERIAL E MÉTODOS

Na Figura 5 tem-se os procedimentos metodológicos adotados para o desenvolvimento deste estudo: a estimativa do consumo de água para o abastecimento futuro da população abastecida pelo reservatório Epitácio Pessoa, os dados utilizados para a modelagem da previsão do uso e cobertura da terra com o LCM, os modelos e cenários climáticos usados para a modelagem hidrológica futura com o SWAT. Ao final do fluxograma, encontra-se a estimativa futura do volume de água do reservatório Epitácio Pessoa, considerando as etapas anteriores do estudo.

Figura 5 – Fluxograma das etapas metodológicas utilizadas nesse estudo.



4.1 Projeção do consumo de água

Para analisar a situação futura do volume de água no reservatório Epitácio Pessoa, foi necessário primeiramente calcular a projeção populacional. Segundo a Agência Nacional de Águas – ANA (ANA, 2017) e o Portal da Companhia de Água e Esgotos da Paraíba- CAGEPA (CAGEPA, 2019), o reservatório Epitácio Pessoa abastece atualmente 22 municípios situados nas áreas circunvizinhas a cidade de Campina Grande, dentre eles os

municípios de Alcantil, Montadas e Puxinanã, que recebem água do Eptácio Pessoa por meio de carros-pipa.

Conforme é recomendado pela norma NBR 12.211/1992, referente a estudos de concepção de sistemas públicos de abastecimento de água, para a projeção da população, aplicou-se o método dos mínimos quadrados aos dados demográficos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), com base nos dados demográficos dos censos dos anos de 2000, 2010 e 2022 (IBGE 2000; IBGE 2010, e IBGE, 2022) dos municípios abastecidos pelo reservatório Eptácio Pessoa (Tabela 2).

Tabela 2 – Dados censitários do IBGE referentes aos municípios abastecidos pelo reservatório Eptácio Pessoa.

Municípios	População	2000	2010	2022
Alagoa Nova	Habitantes	18575	19681	21009
	Variação	–	5,95%	6,75%
Alcantil	Habitantes	4958	5239	5578
	Variação	–	5,67%	6,47%
Barra de Santana	Habitantes	8311	8206	8062
	Variação	–	-1,26%	-1,75%
Boa Vista	Habitantes	4983	6227	6356
	Variação	–	24,96%	2,07%
Boqueirão	Habitantes	15867	15633	17599
	Variação	–	-1,47%	12,58%
Cabaceiras	Habitantes	4290	5035	5325
	Variação	–	17,37%	5,76%
Campina Grande	Habitantes	355331	385213	419379
	Variação	–	8,41%	8,87%
Caturité	Habitantes	4183	4543	5253
	Variação	–	8,61%	15,63%
Cubati	Habitantes	6388	6866	7579
	Variação	–	7,48%	10,38%
Juazeirinho	Habitantes	14873	16776	17004
	Variação		12,79%	1,36%
Lagoa Seca	Habitantes	24154	25900	27739
	Variação	–	7,23%	7,10%
Matinhas	Habitantes	4086	4321	4567
	Variação	–	5,75%	5,69%
Montadas	Habitantes	3969	4990	5818
	Variação	–	25,72%	16,59%
Olivedos	Habitantes	3194	3627	3579
	Variação	–	13,56%	-1,32%
Pedra Lavrada	Habitantes	6617	7475	6859

Municípios	População	2000	2010	2022
	Variação	–	12,97%	-8,24%
Pocinhos	Habitantes	14880	17032	17428
	Variação	–	14,46%	2,33%
Puxinanã	Habitantes	11981	12923	14279
	Variação	–	7,86%	10,49%
Queimadas	Habitantes	36032	41049	47665
	Variação	–	13,92%	16,12%
São Sebastião de Lagoa de Roça	Habitantes	10026	11041	11046
	Variação	–	10,12%	0,05%
São Vicente do Seridó (Seridó)	Habitantes	9106	9196	10298
	Variação	–	0,99%	11,98%
Soledade	Habitantes	12061	13739	13955
	Variação	–	13,91%	1,57%
Sossego	Habitantes	2598	3169	3337
	Variação	–	21,98%	5,30%

Fonte: IBGE (2000), IBGE (2010), e IBGE (2022).

O método dos mínimos quadrados consiste em encontrar uma função que melhor se ajusta ao conjunto de dados. Para este estudo, foi utilizado o coeficiente de determinação (R^2) para verificar a qualidade do ajuste das funções aos dados censitários (Eq. 2):

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (p_i - p_{ii})^2}{\sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p}_i)^2} \quad (\text{Eq. 2})$$

sendo: p_i os dados experimentais dos censos; p_{ii} os pontos calculados com a curva de ajuste e $\bar{p}_i$ o valor médio dos dados experimentais dos censos. Quanto mais próximo de 1 o R^2 estiver, melhor é o ajuste. Dessa forma, encontrada a função com valor de R^2 mais elevado foi estimada a população de 2030 a 2060.

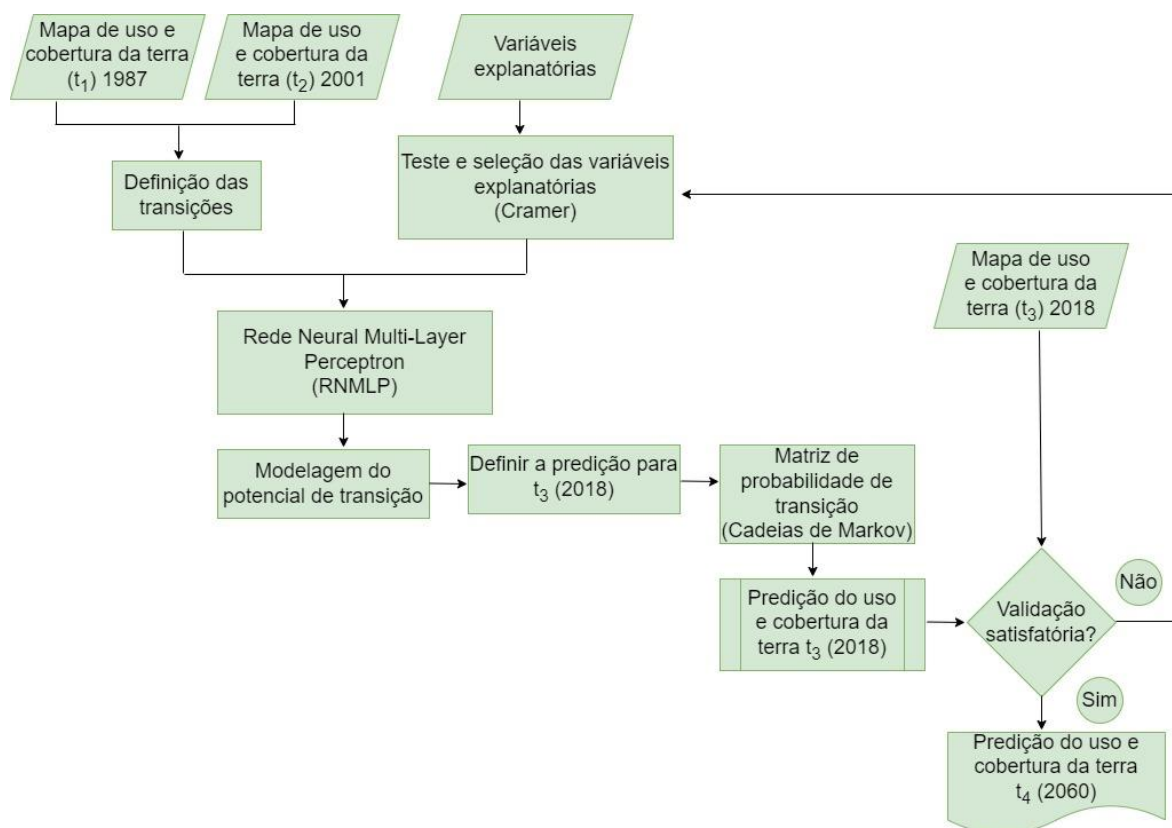
A partir da projeção populacional, foi estimada a demanda para abastecimento humano futuro levando em consideração o consumo per capita adotado pela CAGEPA:

- Até 10.000 habitantes: 100 l/hab·dia;
- De 10.000 até 100.000 habitantes: 120 l/hab·dia;
- De 100.000 até 300.000 habitantes: 150 l/hab·dia;
- De 300.000 até 500.000 habitantes: 200 l/hab·dia;
- Acima de 500.000 habitantes: 250 l/hab·dia.

4.2 Predição do uso e cobertura da terra

A Figura 6 mostra os procedimentos metodológicos empregados para a modelagem da predição do uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa. A modelagem dinâmica foi composta por três etapas principais: (a) previsão do potencial de transição, (b) simulação (que inclui a aplicação da Rede Neural Artificial e Cadeia de Markov) e (c) validação.

Figura 6 – Metodologia para predição do uso e cobertura da terra para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.



Nesta etapa, foi utilizado um modelo de rede neural artificial, denominado *Multilayer Perceptron* (MLP) (Haykin, 2001). O módulo *Land Change Modeler* (LCM) do software TerrSet foi utilizado para executar o MLP, pois essa ferramenta de modelagem mostrou resultados satisfatórios em estudos dessa natureza para a região Nordeste do Brasil e várias partes do mundo (Xavier e Silva 2018; Mishra et al., 2014; Nasiri et al., 2018). O MLP permite testar e definir várias transições e, conseqüentemente, uma melhor análise do potencial de transição das classes de cobertura do solo.

Os mapas de uso e cobertura da terra utilizados foram obtidos por meio da coleção 4.1 do projeto MapBiomass, publicada em março de 2020, com 19 classes de legenda cobrindo o período de 1985–2018. Foi utilizada essa coleção, por ser a mais recente durante a realização desta etapa do estudo. Atualmente, a coleção mais recente é a Coleção 8, publicada em agosto de 2022, com 29 classes de legenda cobrindo o período de 1985–2022.

O MapBiomass é uma iniciativa multi-institucional para gerar mapas anuais de cobertura e uso do solo a partir de processos de classificação automática aplicada a imagens de satélite. A descrição completa das imagens disponibilizadas encontra-se em <http://mapbiomas.org>. Os mapas do projeto são produzidos a partir da classificação de imagens dos satélites Landsat, utilizando algoritmos na plataforma *Google Earth Engine* (Silva, 2019).

Para a escolha dos mapas usados na predição, foi necessário analisar as principais mudanças no uso e cobertura da terra de 1985 a 2018 na bacia do reservatório Eptácio Pessoa, para uma melhor representatividade das transições de classes na bacia, observadas na série histórica. Essa análise da série histórica permite uma melhor predição das condições do uso e cobertura da terra que a bacia pode estar sujeita, e são necessárias para a definição das classes de transição no módulo do LCM. Assim, foram definidas as classes de transição e testadas as variáveis explanatórias pelo teste de Cramer, com o objetivo de avaliar as variáveis que mais influenciam no processo de mudança no uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Eptácio Pessoa.

Neste estudo, variáveis com valores de Cramer $> 0,15$ foram consideradas na modelagem, esse valor é recomendado por Hamdy et al. (2017). Segundo os autores, um Cramer maior que 0,15, indica que a variável é significativa para a modelagem do uso e cobertura da terra. O teste de Cramer varia entre 0 e 1, de modo que, quanto mais próximo de 1, maior a associação entre a variável explanatória e as classes de transição definidas. O teste de Cramer é uma análise estatística não paramétrica, ou seja, é aplicável independentemente da distribuição da variável. Essa análise é usada para medir a força da associação entre variáveis (Liebertrau, 1983; Islam et al., 2018; Valdivieso e Sendra, 2010). Este teste é obtido com a Eq. 3:

$$V = \sqrt{\frac{\chi^2}{n(q-1)}} \quad (\text{Eq. 3})$$

em que: χ^2 = coeficiente Qui-quadrado (Eq. 4):

$$\chi^2 = \frac{(O - E)^2}{2} \quad (\text{Eq. 4})$$

sendo: V = índice V de Cramer; n = tamanho da amostra; q = menor valor das linhas e colunas da imagem da cobertura do solo; O = frequência observada para uma categoria e E = frequência esperada na categoria correspondente.

Com base nas mudanças no uso e cobertura da terra na bacia e na literatura, foram testadas as seguintes variáveis explanatórias: (a) precipitação média anual em 1987; (b) tipos de solo; (c) altitude; (d) declividade; (e) distância dos cursos de água; (f) distância de rodovias; (g) distância reservatórios; (h) distância de área urbana em 1987; (i), distância de área urbana em 2001; (j) distância da transição entre caatinga arbustiva arbórea aberta e agricultura e pastagem e (l) distância da transição entre caatinga arbustiva arbórea aberta e caatinga arbustiva aberta.

Para a obtenção das variáveis de declividade e altitude, foi utilizado o Modelo Digital de Elevação (MDE), com resolução espacial de 30 m, obtido através dos dados da missão *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), gerenciada pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), disponível de forma gratuita em: <https://earthexplorer.usgs.gov>.

4.2.1 Aplicação da Rede Neural Artificial e Cadeia de Markov

A partir da definição das classes de transições, foi realizada a execução da rede neural MLP, que fornece uma precisão que depende da iteração entre as variáveis explanatórias e as transições consideradas. Assim, vários testes foram realizados para obter uma precisão maior ou igual a 80%, conforme recomendações de Sampaio (2014) e Islam et al. (2018), para a modelagem futura do uso e cobertura da terra.

Para este estudo, foi utilizada a configuração padrão (i.e. amostra de 50% dos pixels alterados para treinamento em MLP e os demais 50% mantidos para validação) recomendados por Mishra et al. (2014) e Eastman (2016), com números de iteração iguais a

10.000, uma vez que foi observado que a curva de erro diminuiu e ficou estável usando esse número de iterações.

Segundo Haykin (2001), a MLP é baseada em redes neurais artificiais, que de maneira genérica são modelos matemáticos que tentam imitar o funcionamento das estruturas de redes neurais biológicas, incorporando a capacidade de adquirir conhecimento por meio de um processo de aprendizagem. Essa técnica estabelece múltiplas ligações entre as variáveis e as demais camadas de entrada do modelo, através de uma rede de neurônios artificiais.

Com a precisão do MLP maior ou igual a 80%, o algoritmo de aprendizado simula satisfatoriamente o potencial de transição das classes de cobertura do solo (Sampaio, 2014; Barreto et al., 2011). Após atingir tal precisão, o tempo t_3 (2018) foi especificado e por Cadeias de Markov a matriz de probabilidade de transição de t_2 (2001) para t_3 (2018) foi obtida.

A cadeia de Markov traça os processos estocásticos usando:

$$\Pi(t+1) = p^n \times \Pi(t) \quad (\text{Eq. 5})$$

no qual: $\Pi(t)$ é o estado do sistema no tempo t ; $\Pi(t+1)$ é o estado do sistema após o intervalo $(t+1)$ e p^n representa os estados possíveis de acontecer, demonstrado através de matriz de possibilidade de transição.

4.2.2 Validação da predição do uso e cobertura da terra

Para validação da predição do uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa, foi utilizado o índice kappa. O índice kappa pode ser obtido pela equação 6 (Cohen, 1960):

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^c x_{ii} - \sum_{i=1}^c x_{i+} x_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^c x_{i+} x_{+i}} \quad (\text{Eq. 6})$$

onde: k é o índice kappa, x_{ii} é o valor na linha i e coluna i , x_{i+} é a soma da linha i , x_{+i} é a soma da coluna i da matriz, n é o número total de observações, e c é o número total de classes.

O índice kappa pode ser definido como uma medida de associação usada para testar o grau de concordância (confiabilidade e precisão) entre dois conjuntos de dados. O kappa é utilizado principalmente para comparação entre dados espaciais observados e simulados. Quando existe total concordância, $k = 1$ e total discordância, $k = 0$ (Kotz; Johnson, 1983).

A classificação do coeficiente kappa adotada neste estudo, para avaliar a qualidade da predição do uso e cobertura da terra, foi baseada em López e Pita (2001) que definiram o grau de concordância como (a) pobre: $<0,20$; (b) fraco: $0,21-0,40$; (c) moderada: $0,41-0,60$; (d) boa: $0,61-0,80$ e (e) muito boa: $0,81-1,00$.

Além disso, para avaliar a adequação do mapa de previsão do uso e cobertura da terra em t_3 (2018) produzido com o MLP treinado, foi aplicado o método do *Total Operating Characteristics* (TOC), como recomendado por Pontius e Si (2014). Este método é frequentemente usado em estudos de mudanças no uso e cobertura da terra, urbanização e previsão do clima (Du et al., 2015; Ahmadlou et al., 2016; Chen et al., 2019).

A área sob a curva *Receiver Operating Characteristic*–ROC (AUC) obtida pelo método TOC pode ser usado para avaliar a precisão da simulação. Essa métrica da AUC é usada frequentemente para resumir a força da capacidade geral de diagnóstico. Uma AUC maior que o valor de linha de base de 0,5 indica que a qualidade dos resultados da modelagem é satisfatória, e um valor de 1 corresponde a um ajuste perfeito (Chen et al., 2019; Islam et al., 2018). Depois da validação bem-sucedida, a simulação foi utilizada para prever o uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa para o ano de 2060.

4.3 Cenários e séries temporais de precipitação e temperatura futuras da NASA

O Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (em inglês, IPCC) define uma série de cenários *Representative Concentration Pathways* (RCP) (2.6, 4.5, 6.0 e 8.5) de projeção climática futura, baseada principalmente em concentrações de gases de efeito estufa (Van Vuuren et al., 2011; Tan et al., 2017).

No entanto, novos cenários baseados em RCPs e Caminhos Socioeconômicos Compartilhados, do inglês *Shared Socio-economic Pathways* (SSPs) do projeto CMIP6, foram desenvolvidos recentemente. A combinação de SSPs e RCPs fornece as condições para previsões, esses cenários visam ilustrar possíveis mudanças nas emissões de gases de

efeito estufa que podem ocorrer até 2100 devido às várias mudanças socioeconômicas globais (Karan et., 2022; Singh et al., 2023).

Para esse estudo, foram utilizados os quatros cenários climáticos SSP: (a) SSP1-2.6; (b) 2-4.5; (c) 3-7.0 e (d) 5-8.5, referentes a dois MCA: (a) MIROC-ES2L e (b) GFDL-ESM4, todos do CMIP6, obtidos junto a *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) através do sítio eletrônico <https://ds.nccs.nasa.gov/thredds/catalog/AMES/NEX/GDDP-CMIP6/catalog.html>, que disponibiliza os dados do CMIP6 com resolução espacial de 0,25° para todo o globo (Tabela 3).

Deve-se destacar que os modelos usados neste estudo foram escolhidos devido à disponibilidade de todos os dados e cenários no portal da NASA, além de serem atualmente bastante aplicados na literatura para estimativas de vazão em bacias hidrográficas com o modelo SWAT (Li et al., 2023; Yonaba et al., 2023; Haleem et al., 2023).

Esses dados disponibilizados pela NASA já são refinados, com correção de viés. Assim, os dados dos MCA são corrigidos por meio de comparações realizadas com os dados históricos do *Global Meteorological Forcing Dataset* (GMFD), disponibilizados pelo grupo da Universidade de Princeton, Estados Unidos, conforme descrito em detalhes no documento disponível em: https://www.nccs.nasa.gov/sites/default/files/NEX-GDDP-CMIP6-Tech_Note.pdf.

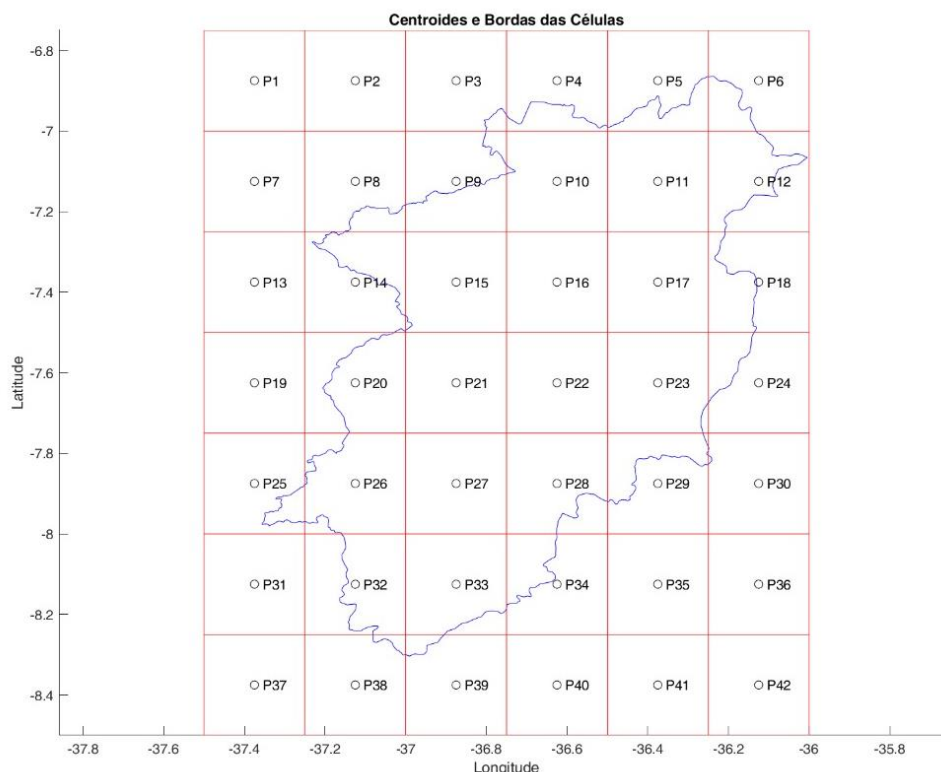
Tabela 3 – Descrição dos modelos de circulação atmosféricos utilizados nesse estudo.

Modelos	Cenários	Período	Instituto
MIROC-ES2L	SSP (1-2.6, 2-4.5, 3-7.0, 5-8.5)	1950–2100	University of Tokyo and the Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology
GFDL-ESM4	SSP (1-2.6, 2-4.5, 3-7.0, 5-8.5)	1950–2100	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, United States

Para *download* dos dados climáticos futuros dos MCA, foi necessário delimitar uma linha de grade (coordenadas) que abrangesse toda área de estudo, observando a resolução dos produtos da NASA de 0,25° e buscando sempre as coordenadas dos centróides dos pontos, para extrair todos os dados diários essenciais para modelagem hidrológica (Figura 7). Totalizando, assim, em 42 pontos de coordenadas.

Além disso, para otimizar o tempo de download dos dados, foi indispensável construir uma rotina de programação, visto a grande quantidade de dados de cada MCA, que permitiu assim, serem dispostos em formato de planilha Excel.

Figura 7 – Centróide dos pontos usados para obtenção dos dados climáticos futuros da bacia do reservatório Epitácio Pessoa.



4.4 Modelagem hidrológica com o modelo SWAT

Para estimativa dos processos hidrológicos na bacia do reservatório Epitácio Pessoa foi utilizado o modelo SWAT, por ser um modelo robusto que permite analisar a hidrologia da bacia de forma distribuída, uma vez que os parâmetros do modelo variam no espaço e no tempo, possibilitando até mesmo análises de processos hidrológicos futuros. Além disso, o SWAT é um modelo bastante testado e aplicado em diversas regiões do mundo, mostrando resultados satisfatórios.

Primeiramente foi necessário definir o período da modelagem. Nesse estudo, a modelagem com o SWAT se deu para o período de 1994 a 2017, sendo 3 anos (1994-1996) usados para aquecimento do modelo. Esse período foi escolhido devido a qualidade dos dados necessários para modelagem, principalmente dos dados de precipitação e vazão.

Dessa forma, foi necessária a construção do banco de dados que incluem: (a) mapas de uso e cobertura da terra, (b) mapa de tipos de solos, (c) MDE da bacia e (d) dados climáticos em formato tabular (e.g. dados de precipitação, temperatura máxima e mínima, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa).

Para este estudo, foi usada a interface ARCSWAT versão 2012.10.5.24 integrado ao SIG ArcGIS®, da *Environmental Systems Research Institute* (ESRI). Basicamente, foram necessários três passos no ARCSWAT para a primeira etapa da modelagem: (a) delimitação da bacia hidrográfica; (b) criação das unidades de resposta hidrológicas da bacia (HRUs) e (c) inserção dos dados climáticos e de reservatórios.

Na etapa de delimitação da bacia hidrográfica, foi usado o MDE SRTM com resolução espacial de 30 m para obtenção das direções de fluxo, do fluxo acumulado, da rede de drenagem e a delimitação das sub-bacias. A partir da criação da rede de drenagem e das sub-bacias, foi possível selecionar o local do exutório da bacia, bem como inserir os reservatórios presentes na bacia.

Dessa forma, foram inseridos dez reservatórios existentes na bacia do reservatório Epitácio Pessoa que são monitorados pela AESA (Tabela 4). A escolha desses reservatórios deveu-se ao fato da disponibilidade dos dados exigidos pelo modelo para modelagem hidrológica. Além disso, este estudo utilizou um limite de 10.605 células (área de 1.000 ha) para melhor discretização da rede de drenagem e sub-bacias, facilitando assim, a inserção dos pontos de exutório de cada reservatório na bacia, para que cada reservatório englobasse apenas uma única sub-bacia.

Tabela 4 – Reservatórios inseridos na modelagem e suas características básicas.

Reservatório	Município	Longitude	Latitude	Área do espelho d'água (ha)	Capacidade máxima de armazenamento (m³)
Camalaú	Camalaú	-36.84	-7.89	194,57	46.437.520
Santo Antônio	São Sebastião do Umbuzeiro	-36.99	-8.10	68,13	24.424.130
Poções	Monteiro	-37.00	-7.89	190,06	29.861.562
Cordeiro	Camalaú	-36.69	-7.83	243,72	69.965.945
Epitácio Pessoa	Boqueirão	-36.23	-7.53	4.844,32	466.525.964
Sumé	Sumé	-36.92	-7.67	740,49	44.864.100
Campos	Caraúbas	-36.56	-7.77	142,50	6.594.392
Taperoá II	Taperoá	-36.84	-7.21	256,94	15.148.900
Soledade	Soledade	-36.32	-7.06	207,44	27.058.100
Mucutu	Juazeirinho	-36.66	-7.13	155,52	25.370.000

Fonte: AESA (2022).

Para criação das HRUs, foi preciso inserir uma série de informações, dentre elas de uso e cobertura da terra da bacia. O mapa de uso e cobertura da terra utilizado na modelagem hidrológica foi o mesmo usado na modelagem da predição do uso do solo referente ao ano de 2001, uma vez que o ano compreendia o mesmo período dos dados climáticos da etapa de calibração do modelo neste estudo.

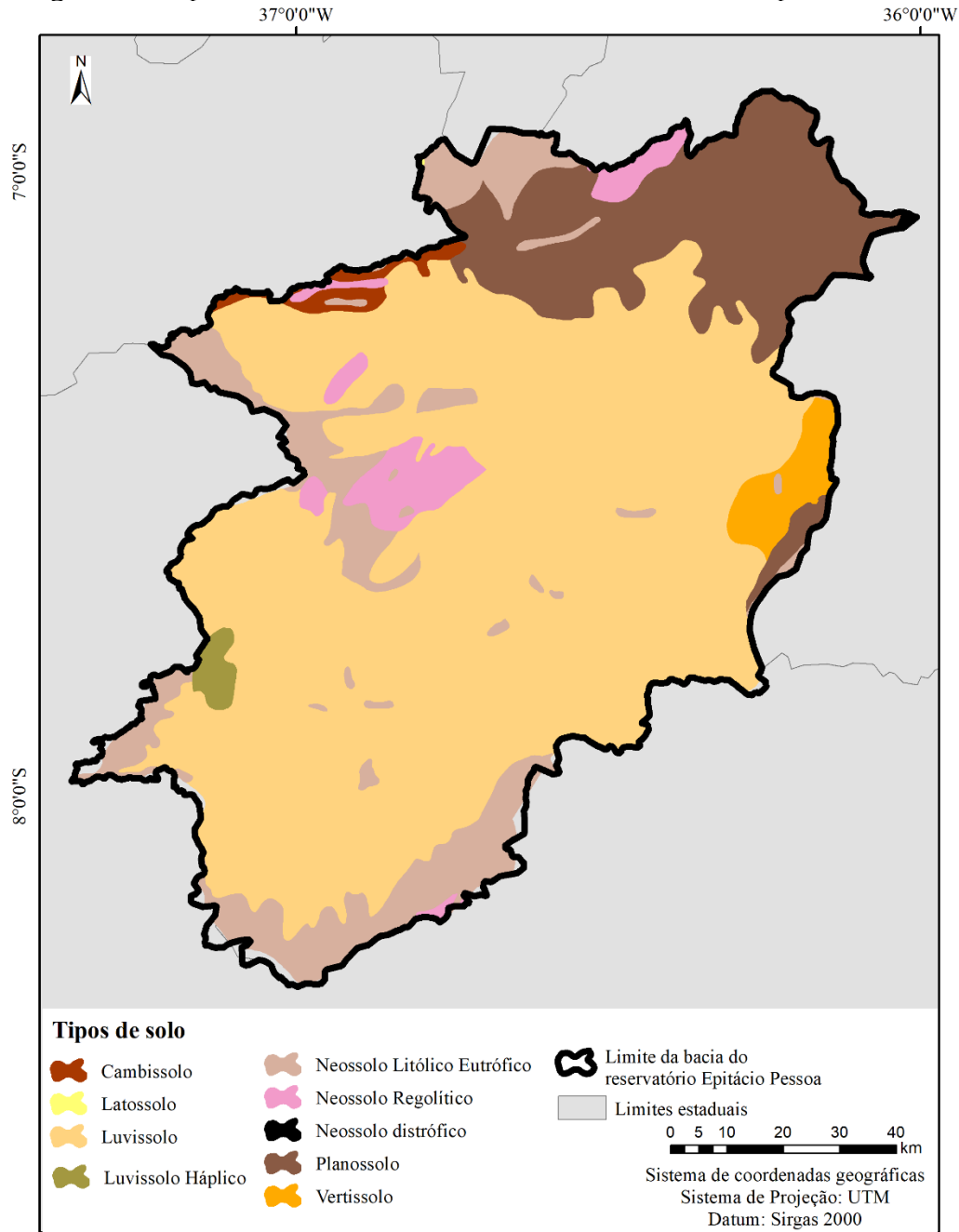
Dessa forma, a partir das classes de uso e ocupação da bacia do reservatório Epitácio Pessoa, foi realizada a associação de usos existentes no estudo com os existentes no banco de dados do SWAT (Tabela 5). Vale ressaltar, que todas as informações referentes às classes *Dense Caatinga Forest* (FCAA) e *Sparce Caatinga* (CARL), foram inseridas no banco de dados do SWAT, a partir da nota científica de Fernandes et al. (2019) que realizaram um estudo sobre os dados de vegetação, referente ao bioma caatinga, para modelagem de bacias hidrográficas com o SWAT, em virtude das características peculiares da vegetação desses ambientes.

Tabela 5 – Associação do uso e cobertura da terra existentes na área de estudo com usos existentes no banco de dados do SWAT.

Uso e cobertura da terra (2001)	Área (%)	Classe do banco de dados do SWAT
Outros	0,02	<i>Barren</i> (BARR)
Agricultura e pastagem	35,54	<i>Agricultural Land-Generic</i> (AGRL)
Corpos hídricos	0,30	<i>Water</i> (WATR)
Caatinga arbustiva aberta	12,32	<i>Range grasses</i> (RNGE)
Caatinga arbustiva arbórea fechada	0,03	<i>Dense Caatinga Forest</i> (FCAA)
Caatinga arbustiva arbórea aberta	51,71	<i>Sparce Caatinga</i> (CARL)
Área urbana	0,08	<i>Residential</i> (URBN)

Os dados referentes aos tipos de solos da bacia foram obtidos junto ao Sistema de Informação de Solos Brasileiros da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA, 2017) (Figura 8). Os parâmetros físicos dos solos, como os horizontes do solo, profundidade de cada horizonte, porcentagem de areia grossa e fina, bem como de silte e argila de cada tipo de solo da bacia foram extraídos do levantamento exploratório sobre os solos do Estado da Paraíba de 1972, disponível para download em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/330784>.

Figura 8 – Tipos de solos existentes na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.



Fonte: EMBRAPA (2017).

Ainda na etapa da criação das HRUs, foi inserido as classes de declividade, adotando as classes proposta pela EMBRAPA (1999): (a) 0–3% (plano); (b) 3–8% (suave ondulado); (c) 8–20% (ondulado); (d) 20–45% (forte ondulado); (e) 45–75% (montanhoso). Por causa da extensa área da bacia e do detalhamento da discretização dos rios, foi escolhida a opção dominante uso do solo, tipo de solo e declividade para criação das HRUs.

Em seguida, foi necessário inserir os seguintes dados meteorológicos: precipitação, temperatura máxima e mínima, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa. Neste

estudo, dados de três estações meteorológicas convencionais e de oito postos pluviométricos inseridos na bacia foram usados (Tabelas 6 e 7). As informações meteorológicas foram obtidas junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e estão disponíveis para download em <https://bdmep.inmet.gov.br/>. Os dados de precipitação foram coletados no Portal HidroWeb, do Sistema Nacional de Informações sobre recursos Hídricos (SNIRH) da ANA. Esses postos pluviométricos foram selecionados após vários testes realizados por Silva (2019), no qual indicou que esses postos apresentam menos falhas em sua série histórica e melhor consistência das informações de precipitação.

Com relação ao conjunto de dados usado para modelagem hidrológica, foram selecionados ainda dois postos fluviométricos inseridos na bacia do reservatório Eptácio Pessoa, adquiridos também junto ao Portal HidroWeb (Tabela 7). Ressalta-se ainda, que o período dos dados meteorológicos, de precipitação e de vazão obtidos foram de 1994 a 2017. A Figura 9 apresenta a localização espacial dos postos pluviométricos e fluviométricos usados no estudo.

Tabela 6 – Estações meteorológicas utilizadas na modelagem hidrológica deste estudo.

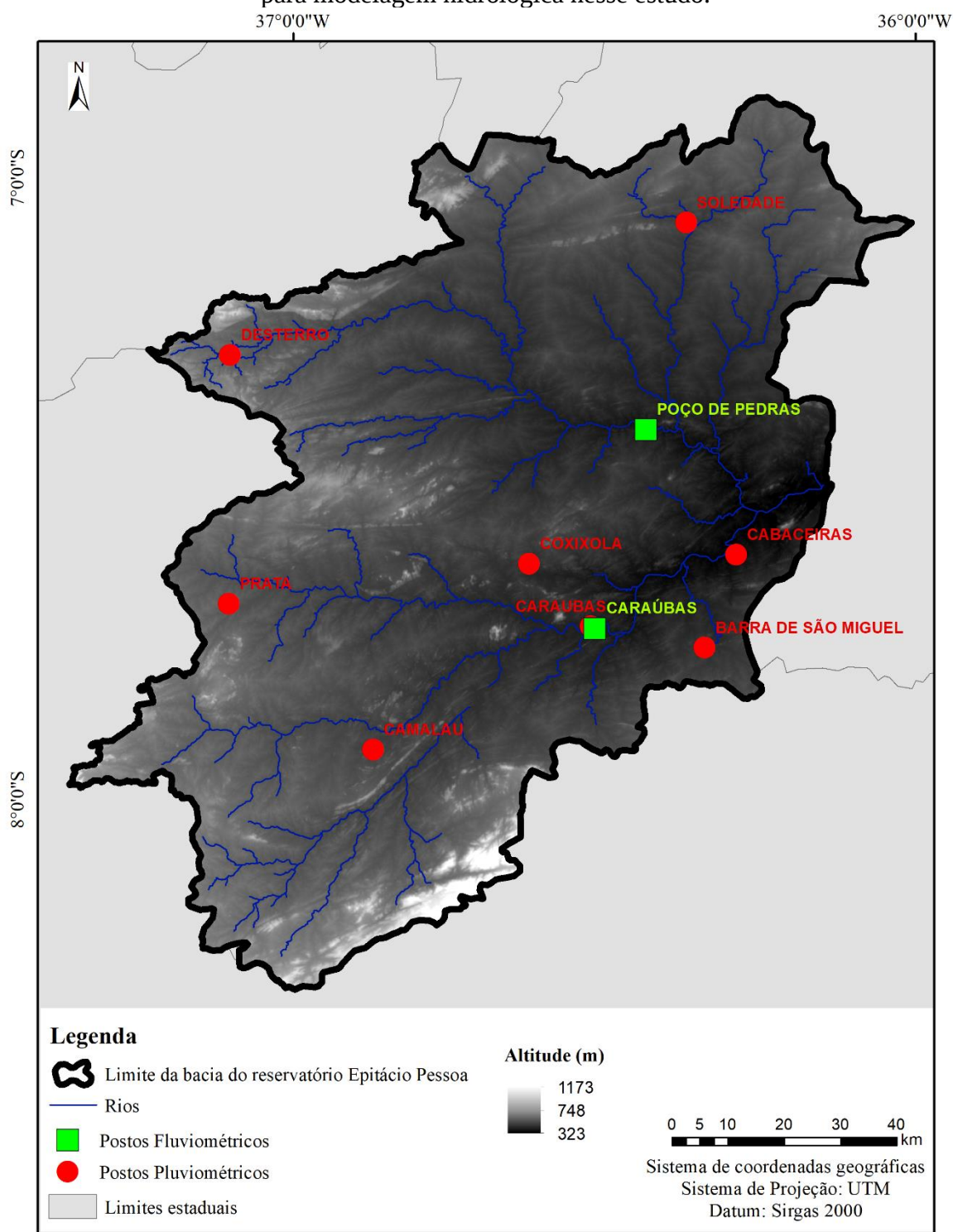
Código	Nome da estação	Longitude	Latitude	Altitude (m)
82890	Arcoverde	-37,05	-8,43	680
82792	Monteiro	-37,06	-7,88	603
82791	Patos	-37,26	-7,01	249

Fonte: INMET (2020).

Tabela 7 – Descrição dos postos pluviométricos e fluviométricos usados no estudo.

Código	Nome	Tipo do posto	Longitude	Latitude	Altitude (m)
736025	Barra de São Miguel	Pluviométrico	-36,33	-7,75	520
736022	Cabaceiras	Pluviométrico	-36,28	-7,60	390
736021	Camalaú	Pluviométrico	-36,87	-7,92	565
736020	Caraúbas	Pluviométrico	-36,52	-7,72	460
736017	Coxixola	Pluviométrico	-36,62	-7,62	465
737004	Prata	Pluviométrico	-37,10	-7,68	600
737018	Desterro	Pluviométrico	-37,10	-7,28	590
736008	Soledade	Pluviométrico	-36,37	-7,07	560
38830000	Caraúbas	Fluviométrico	-36,50	-7,72	493
38850000	Poço de Pedras	Fluviométrico	-36,43	-7,40	430

Figura 9 – Localização dos postos pluviométricos, fluviométricos e os reservatórios usados para modelagem hidrológica nesse estudo.



Fonte: ANA (2020).

De posse de todos os dados meteorológicos, estes foram organizados em formato txt, como recomendado pelo SWAT. Para isso, foi utilizado o aplicativo denominado WGN (*Parameters Estimation Tool*), disponível para *download* pelo próprio endereço eletrônico

do modelo SWAT, em: <https://swat.tamu.edu/software/>. Dessa forma, foi possível organizar os dados meteorológicos de forma mais rápida, além de calcular os parâmetros necessários para alimentar o gerador climático do modelo SWAT para cada estação meteorológica utilizada nesse estudo.

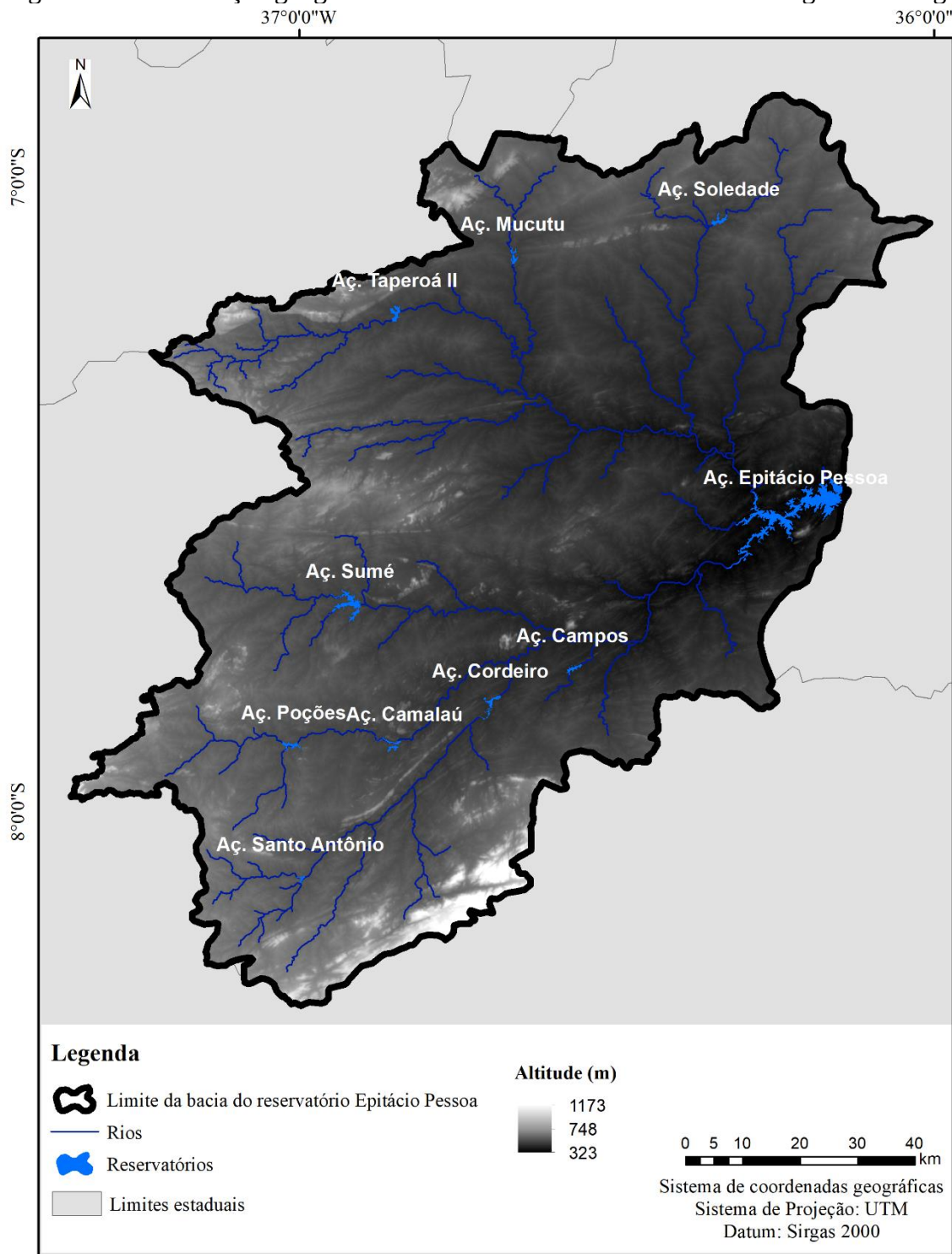
Após a inserção dos dados meteorológicos, o modelo exige uma série de informações sobre os reservatórios (Tabela 8). Todos os dados de reservatórios inseridos na modelagem foram obtidos junto à AESA, que realiza o monitoramento e a gestão das águas do Estado da Paraíba. Na Figura 10 tem-se a localização geográfica dos reservatórios inseridos na modelagem hidrológica.

Tabela 8 – Parâmetros exigidos pelo modelo para a simulação dos reservatórios na bacia.

Parâmetro	Descrição
MORES	Mês de início da operação do reservatório
IYRES	Ano de início da operação do reservatório
RES_ESA (ha)	Área da superfície para o vertedor emergencial do reservatório
RES_EVOL (10^4 m ³)	Volume para o vertedor emergencial do reservatório
RES_PSA (ha)	Área da superfície para o vertedor principal do reservatório
RES_PVOL (10^4 m ³)	Volume do vertedor principal do reservatório
RES_VOL (10^4 m ³)	Volume de água no reservatório no início da modelagem
RES_SED (mg/L)	Concentração inicial de sedimentos em suspensão no reservatório
RES_NSED (mg/L)	Equilíbrio da concentração de sedimentos no reservatório
RES_D50 (µm)	Diâmetro médio das partículas de sedimentos
RES_K (mm/h)	Condutividade hidráulica no fundo do reservatório
EVRSV	Coeficiente de evaporação do reservatório
IRESKO	Opção da simulação de descarga do reservatório
IFLOD1R	Mês de início da estação sem enchentes
IFLOD2R	Mês de término da estação sem enchentes
NDTARGR	Número de dias para atingir o volume alvo a partir do armazenamento atual do reservatório
RES_TARG	Volume alvo para cada mês

Fonte: Adaptado de Rabelo et al. (2021).

Figura 10 – Localização geográfica dos reservatórios inseridos na modelagem hidrológica.



Na Tabela 9 observa-se os valores dos parâmetros de entrada para cada reservatório no SWAT. Para os parâmetros MORES e IYRES, foi considerado como sendo 0, uma vez que os reservatórios já se encontravam em operação no início da modelagem. Exceto para o reservatório Mucutu, que iniciou sua operação no mês de agosto de 2001, então apenas para esse reservatório, MORES e IYRES foram iguais a 8 e 2001, respectivamente.

A opção de simulação de descarga do reservatório (IRESCO) adotada nesse estudo foi igual a 2, como recomendado por Rabelo et al. (2021), no qual indica que os reservatórios apresentam melhor simulação usando esta opção, em que o derramamento gradual do volume de água se dá acima de um determinado volume alvo (RES_TARG) e abaixo do volume de emergência.

Assim, a opção IRESCO igual a 2 requer pelo modelo a indicação dos dados de IFLOD1R, IFLOD2R, NDTARGR e RES_TARG. Para IFLOD1R e IFLOD2R foi adotado iguais a setembro e dezembro, respectivamente para todos os reservatórios, visto que correspondem ao período mais seco da região. Para o parâmetro NDTARGR, foi adotado como sendo igual a 1 (valor default do modelo), e para RES_TARG como sendo o valor médio mensal do volume de cada reservatório na bacia.

Além disso, foram inseridos os dados de outorga de uso da água para cada reservatório, na opção de uso consultivo mensal de água do modelo. Foram consideradas apenas as outorgas de uso da água para abastecimento público, englobando os dados disponíveis para abastecimento urbano e rural de cada reservatório na bacia, obtidos junto a AESA. No entanto, devido a indisponibilidade desses dados compatíveis ao período de modelagem deste estudo, foi considerado os dados de outorga referentes ao ano de 2020. Com relação aos dados relacionados aos sedimentos nos reservatórios (RES_SED, RES_NSED e RES_D50), estes não foram considerados, devido à falta dessas informações.

Vale ressaltar que foi considerada a vazão de incremento no ano de 2017 do Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF), igual a $3,63 \text{ m}^3/\text{s}$, que corresponde ao valor médio despejado no leito do Rio Paraíba entre 15 de maio de 2017 e 4 de fevereiro de 2019, essa informação foi obtida junto a AESA (2017), referente ao posto fluviométrico PISF Monteiro.

Tabela 9 – Dados de entrada para os reservatórios inseridos na modelagem hidrológica na bacia do reservatório Eptácio Pessoa.

Reservatório	RES_ESA (ha)	RES_EVOL (10⁴ m³)	RES_PSA (ha)	RES_PVOL (10⁴ m³)	RES_VOL (10⁴ m³)	RES K (mm/h)	EVRSV	IRESKO	NDTARGR
Camalaú	789,43	4643,75	42,82	224,61	239,29	0	1	2	1
Santo Antônio	555,99	2442,41	41,86	43,00	277,09	0	1	2	1
Poções	774,41	2986,16	57,78	58,21	91,18	0	1	2	1
Cordeiro	1123,92	6996,59	83,50	152,64	2978,81	0	1	2	1
Eptácio Pessoa	4678,93	46652,60	385,14	1504,85	17673,30	0	1	2	1
Sumé	851,83	4486,41	462,30	1763,82	181,90	0	1	2	1
Campos	199,51	659,44	38,16	69,77	41,22	0	1	2	1
Taperoá II	466,20	1514,89	20,35	26,24	528,83	0	1	2	1
Soledade	0,54	2705,80	0,16	352,16	110,10	0	1	2	1
Mucutu	517,06	2537,33	143,63	407,80	0,00	0	1	2	1

4.4.1 Calibração e validação dos parâmetros

Nesta etapa, foi usado o aplicativo *Calibration and Uncertainty Procedures* (SWAT-CUP), desenvolvido por Abbaspour et al. (2007), para realizar a calibração dos parâmetros. Segundo Silva (2020), o SWAT-CUP permite a otimização da calibração, validação e análise de sensibilidade e incertezas dos projetos e simulações gerados no SWAT. O método de calibração escolhido foi o de autocalibração *Sequential Uncertainty Fitting* (SUFI-2), também desenvolvido por Abbaspour et al. (2007). Mais informações sobre o funcionamento do SUFI-2 e os métodos e a análise de incerteza do programa podem ser conferidos em Abbaspour et al. (2007; 2015).

Para a utilização do método de calibração SUFI-2, foram necessárias algumas definições básicas: (a) escolha dos parâmetros para serem otimizados; (b) o estabelecimento de faixas mínimas e máximas fisicamente significativas para os parâmetros selecionados, assim como a relação matemática que deve ser adotada para a variação dos valores dos parâmetros; (c) o número de iterações que devem ser realizadas; (d) as variáveis a serem verificadas (vazão observada, por exemplo), incluindo a série histórica a ser considerada; (e) a função objetivo a ser utilizada como referência (Santos, 2015). Neste estudo, a calibração foi realizada para os 19 parâmetros (Tabela 10), conforme sugerido por Santos (2016) para bacias hidrográficas do Nordeste do Brasil, e realizadas 500 iterações para esses parâmetros escolhidos.

A função objetivo escolhida para a calibração foi o NS (Nash-Sutcliffe). O período escolhido para a calibração foi de treze anos (1997–2010), devido a melhor consistência dos dados e a menor quantidade de falhas na série histórica de precipitação e vazão. A calibração automática foi realizada utilizando dados de vazão obtidos no portal HIDROWEB de duas estações fluviométricas inseridas na área de estudo, como descrito no item 4.4 e mostrado na Figura 8: (a) Caraúbas, localizada no Alto Rio Paraíba, sub-bacia 437 da modelagem, e (b) Poço de Pedras (código 38850000), localizada no Rio Taperoá, sub-bacia 235 da modelagem.

Em seguida, no próprio aplicativo, foram apresentados os resultados estatísticos do processo de calibração. Assim, com os valores estatísticos satisfatórios (Nash e R^2 acima de 0,5) na comparação entre dados observados e simulados, seguiu-se para etapa de validação do modelo. O período de validação do modelo foi de 6 (seis) anos de 2011 a 2017, onde se aplicou novamente o modelo SWAT, dessa vez utilizando os parâmetros que foram calibrados com o programa SWAT-CUP.

Tabela 10 – Parâmetros calibrados no SWAT-CUP, valores mínimos e máximos, e métodos utilizados.

Parâmetro	Valor mínimo	Valor máximo	Métodos
ALPHA_BF.gw	0	1	Substituição
BIOMIX.mgt	0	1	
CANMX.hru	2	5	
CN2.mgt	-0,1	0,1	Multiplicação
CH_K2.rte	0	5	Substituição
CH_N2.rte	0	0,3	
EPCO.bsn	0	1	
ESCO.hru	0,5	1	
GW_DELAY.gw	-30	60	Adição
GW_REVAP.gw	0,02	0,2	Substituição
GWQMN.gw	0	1000	
RCHRG_DP.gw	-0,04	0,05	
REVAPMN.gw	0	10	
SLSUBBSN.hru	-0,25	0,25	Multiplicação
SOL_ALB.sol	-0,25	0,25	
SOL_AWC.sol	-0,25	0,25	
SOL_K.sol	-0,25	0,25	
SOL_Z.sol	-0,25	0,25	
SURLAG.bsn	0	24	Substituição

4.4.2 Análise de desempenho da modelagem

Para avaliar o desempenho do modelo e verificar se a estimativa da vazão foi condizente estatisticamente com as características da bacia, foi utilizado o Coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NASH; SUTCLIFFE, 1970) e o Coeficiente de Determinação (R^2), usualmente utilizados na literatura na avaliação de desempenho da modelagem hidrológica com o SWAT (De Andrade, 2019; Kuti e Ewemoje, 2021; Silva et al., 2022; N'guessan et al., 2023).

O Nash varia de $-\infty$ (infinito negativo) a 1, no qual Nash = 1 indica um ajuste perfeito dos dados simulados com os dados observados (Equação 7). Já o coeficiente R^2 varia de 0 a 1 (associação perfeita), a Equação 8 apresenta o cálculo do R^2 .

$$Nash = 1 - (\sum_{i=1}^n (Q_{sim} - Q_{obs})^2 / \sum_{i=1}^n (Q_{sim} - \overline{Q_{obs}})^2) \quad (\text{Eq. 7})$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [(Q_{obs} - \overline{Q_{obs}})(Q_{sim} - \overline{Q_{sim}})]^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - \overline{Q_{obs}})^2 \sum_{i=1}^n (Q_{sim} - \overline{Q_{sim}})^2} \quad (\text{Eq. 8})$$

em que: Q_{sim} = vazão simulada pelo modelo; Q_{obs} = vazão observada e $\overline{Q_{obs}}$ = média da vazão observada, n = quantidade de dados na série de vazões observadas e $\overline{Q_{sim}}$ = média da vazão simulada. Segundo Moriasi et al. (2007) e Singson et al. (2023), os coeficientes R^2 e Nash acima de 0,50 são considerados satisfatórios na avaliação do desempenho de modelos hidrológicos.

4.5 Estimativa do volume de água simulado e futuro no reservatório Epitácio Pessoa

A estimativa do volume futuro no reservatório Epitácio Pessoa levou em consideração todas as etapas anteriores do estudo. Partindo-se do modelo devidamente calibrado e validado, foi possível também comparar graficamente e estatisticamente o volume simulado com o observado no reservatório Epitácio Pessoa, este último dado, disponibilizado pela AESA para o período de 1997 a 2017.

Assim, para calcular o volume de água simulado no reservatório, foi usada a Equação 9, também aplicada por Silva (2019) para estimativa do volume mensal de água futuro no reservatório Epitácio Pessoa.

$$V_{mês} = (V_{mês-1} + Ent_{mês}) - (Abast_{mês} + Perdas) \quad (Eq. 9)$$

em que: $V_{mês}$ = o volume a ser calculado ($m^3/mês$), $V_{mês-1}$ = o valor da quantidade de água armazenada no mês anterior ($m^3/mês$), $Ent_{mês}$ = o valor da vazão de entrada no reservatório do mês atual ($m^3/mês$), $Abast_{mês}$ = os valores retirados para o abastecimento público no mês atual ($m^3/mês$) e $Perdas$ = percentual de 35% referente às perdas no sistema de abastecimento de água.

Segundo o Instituto Trata Brasil (2023), e os dados do Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS, ano base 2021), o estado da Paraíba registra cerca de 35% em perdas no sistema de abastecimento de água. Desperdício que ocorre quando o hidrômetro está quebrado, assim como perdas devido a vazamentos e ligações indevidas.

A quantidade de água armazenada no mês anterior foi referente ao mês de dezembro de 1996 igual a 181.114.925,4 m^3 , correspondente a 38,82% da capacidade total do reservatório. A vazão $Ent_{mês}$ refere-se a vazão de entrada no reservatório calculada pelo SWAT.

A quantidade de água retirada para abastecimento público foi obtida junto à AESA, incluindo os dados de outorga para abastecimento urbano e rural da CAGEPA e DNOCS referente ao ano de 2020, devido à dificuldade de acesso a esses dados, compatíveis ao período de modelagem do estudo.

Por fim, os dados referentes à evaporação no reservatório, foram também obtidos junto à AESA, que disponibilizou os dados da quantidade de água evaporada para cada mês de cada reservatório inserido na modelagem. Sendo assim, foi possível estimar o volume do reservatório durante o período de calibração e validação do modelo.

Com relação à projeção do volume do reservatório para o período de 2030 a 2060. A quantidade de água armazenada no reservatório no mês anterior (dezembro de 2029), tomou-se como base a média dos 10 (dez) últimos volumes de água no reservatório, ou seja, os 10 volumes registrados em 31/12 dos anos de 2014 a 2023. Esse período foi considerado, pois engloba o período seco e com mais chuvas na região, resultando em 107.303.919,44 m³, cerca de 23% da capacidade total de armazenamento do reservatório.

A vazão $Ent_{mês}$ futura, compreende a vazão de entrada no reservatório estimada para cada modelo e cenário SSP, obtida com o modelo SWAT. Já a quantidade de água destinada para abastecimento público foi estimada a partir da quantidade de habitantes projetada para 2030 até 2060, levando em consideração o consumo per capita de 250 L/hab/dia estabelecido pela CAGEPA, como descrito na seção 4.1. Ao valor de demanda encontrado, foi adicionado um percentual de 35% de perdas no sistema de abastecimento de água.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

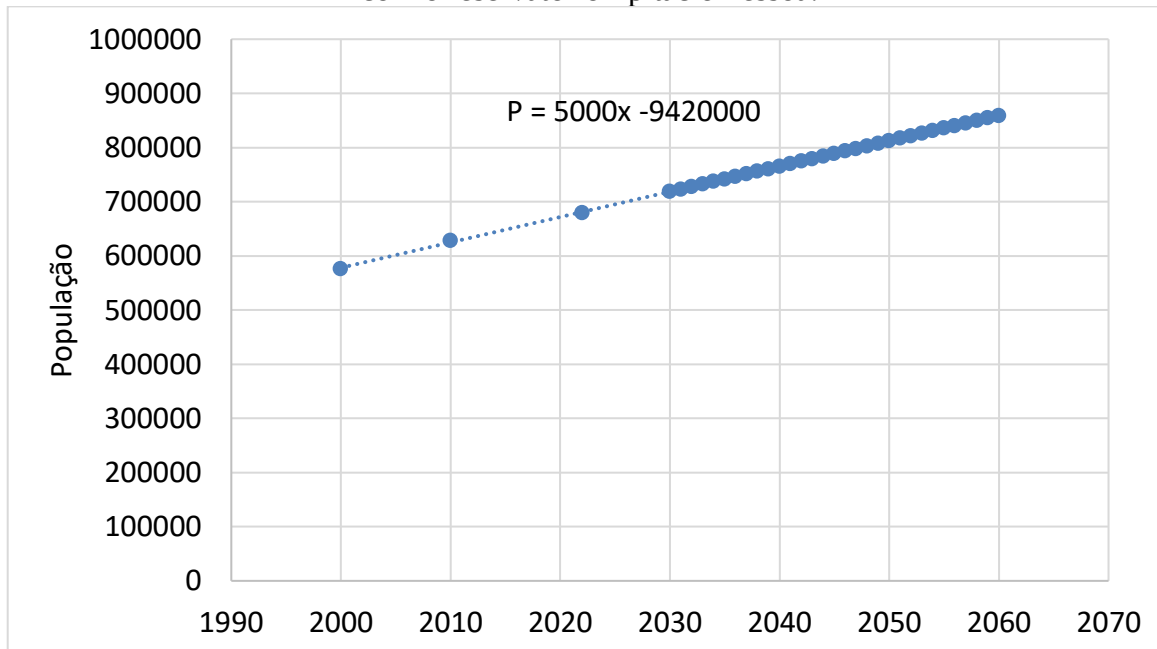
5.1 Projeção populacional e o consumo de água

Na Tabela 11 observa-se o valor de R^2 obtido para cada função testada pelo método dos mínimos quadrados. Observa-se que a função que apresentou melhor ajuste, ou seja, maior valor de R^2 , foi a função linear. Dessa forma, a função linear (Figura 11) foi usada para realizar a projeção populacional dos municípios abastecidos pelo reservatório Epitácio Pessoa de 2030 a 2060.

Tabela 11 – Coeficiente de determinação obtido para cada função testada.

Função	Coeficiente de determinação (R^2)
Linear	0,9975
Exponencial	0,9946
Logaritmo	0,9874
Potência	0,9919

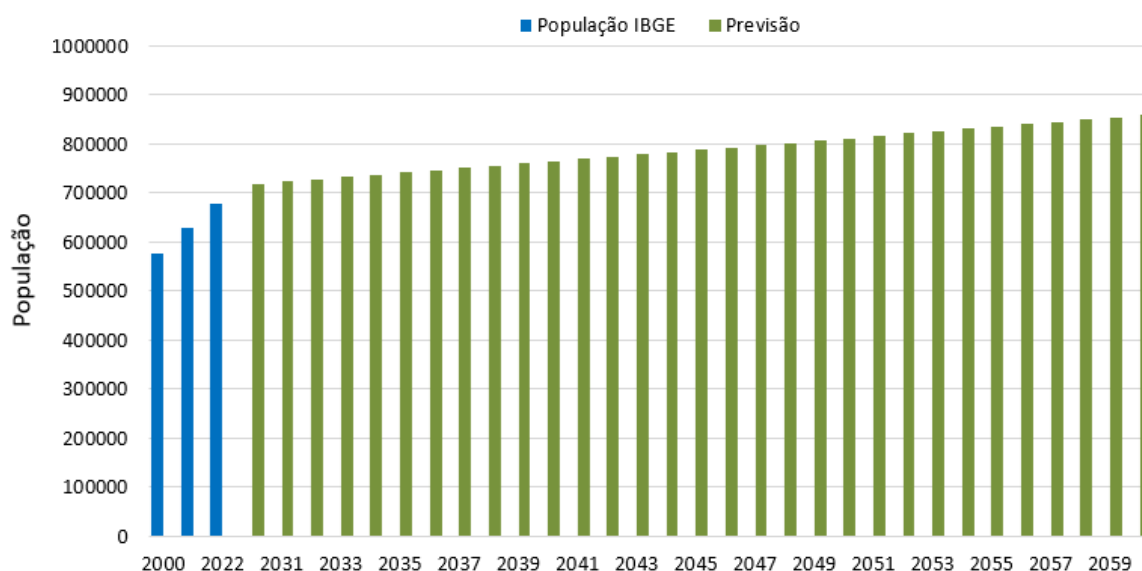
Figura 11 – Função mais adequada para projeção da população dos municípios abastecidos com o reservatório Epitácio Pessoa.



Na Figura 12 ilustra-se a projeção do crescimento populacional na área de estudo. A população média foi estimada em 788.730 habitantes, o que representa um incremento de 16,04% da população e um aumento em torno de 109 mil habitantes, em relação ao último

censo de 2022. Além disso, para 2060 estimou-se 858.944 habitantes, um acréscimo de 26,37% (aumento de aproximadamente 179 mil habitantes) na população abastecida com o reservatório Epitácio Pessoa, levando em consideração os dados referentes aos últimos censos do IBGE.

Figura 12 – Projeção da população levando em consideração o quantitativo populacional dos municípios atendidos pelo reservatório Epitácio Pessoa.



Na Tabela 12 tem-se a vazão projetada para consumo humano na bacia do reservatório Epitácio Pessoa, considerando um consumo de 250 L/hab·dia para populações acima de 500.000 habitantes. Os resultados obtidos levam em consideração o consumo necessário para abastecimento humano (urbano e rural) e outros consumos como: em hospitais, escolas, indústrias, dentre outros não foram acrescidos. Aos valores da Tabela 12, foi adicionado um percentual de 35% para as demandas urbanas referentes às perdas no sistema de abastecimento de água.

Tabela 12 – Vazão necessária para consumo humano entre 2030 e 2060 na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.

Anos	População (hab)	Consumo (m³/dia)
2030	718517	179629,20
2031	723198	180799,43
2032	727879	181969,65
2033	732560	183139,88
2034	737240	184310,11
2035	741921	185480,33
2036	746602	186650,56
2037	751283	187820,78

Anos	População (hab)	Consumo (m³/dia)
2038	755964	188991,01
2039	760645	190161,24
2040	765326	191331,46
2041	770007	192501,69
2042	774688	193671,91
2043	779369	194842,14
2044	784049	196012,37
2045	788730	197182,59
2046	793411	198352,82
2047	798092	199523,04
2048	802773	200693,27
2049	807454	201863,50
2050	812135	203033,72
2051	816816	204203,95
2052	821497	205374,17
2053	826178	206544,40
2054	830859	207714,63
2055	835539	208884,85
2056	840220	210055,08
2057	844901	211225,30
2058	849582	212395,53
2059	854263	213565,75
2060	858944	214735,98

5.2 Análise das mudanças no uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa

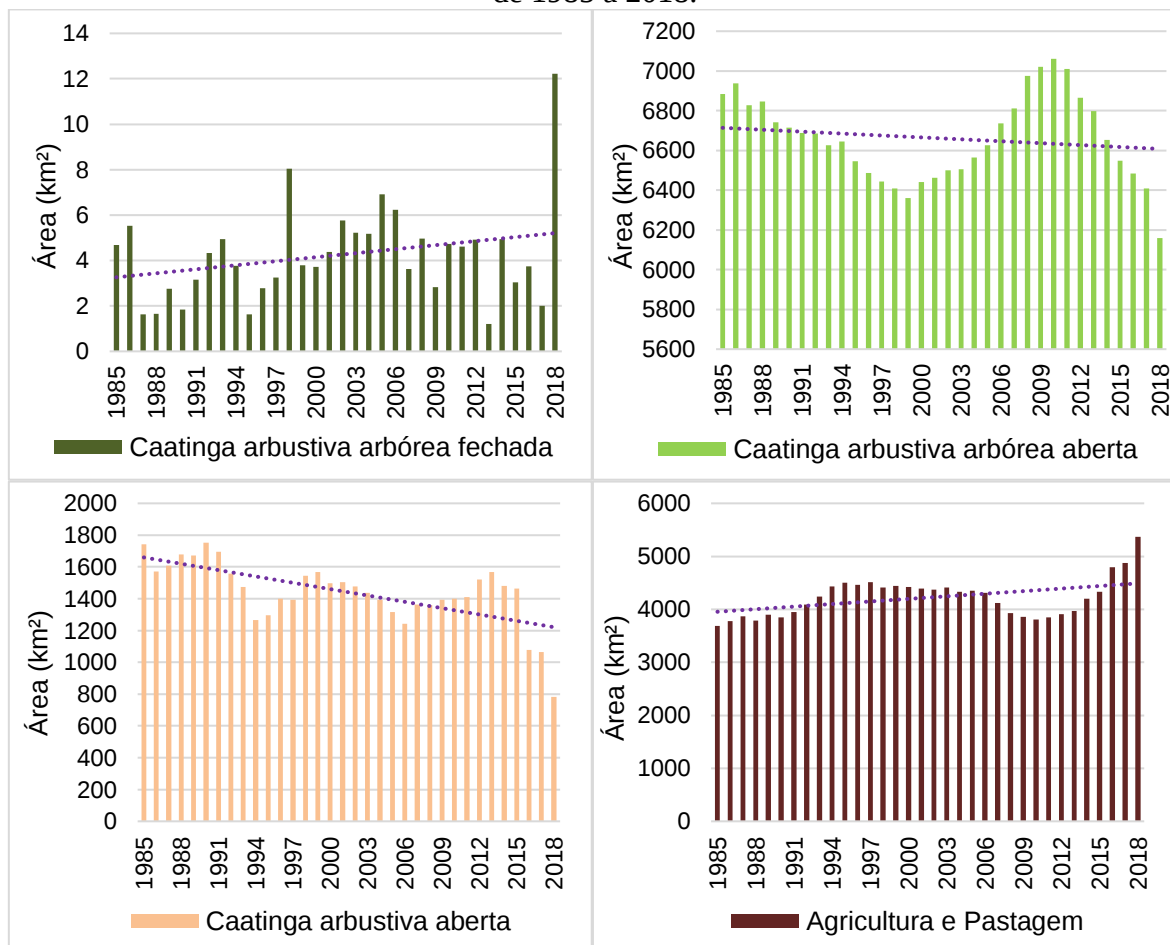
A análise das alterações no uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa foi indispensável para a etapa da modelagem dinâmica futura. Dessa forma, foram analisados 34 mapas dos anos de 1985 a 2018, em termos quantitativos das classes de uso e cobertura da terra. Observou-se a predominância de sete classes de uso e cobertura da terra, a saber: (a) caatinga arbustiva arbórea fechada; (b) caatinga arbustiva arbórea aberta; (c) caatinga arbustiva aberta; (d) agricultura e pastagem; (e) área urbana; (f) outros; e (g) corpos hídricos.

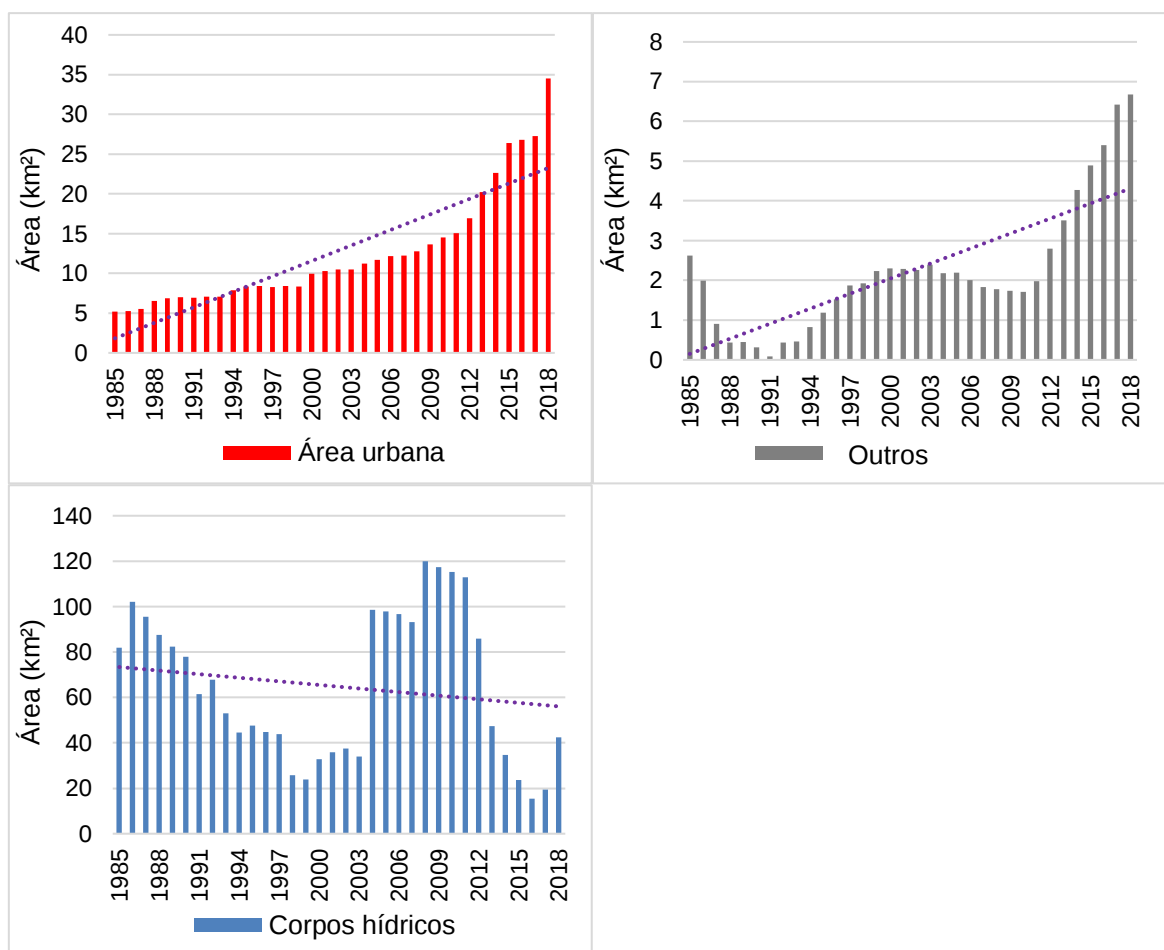
A classe denominada outros caracteriza áreas naturais não florestadas ou uso e cobertura da terra não reconhecidos. As classes caatinga arbustiva arbórea fechada e caatinga arbustiva arbórea aberta, são representações do porte médio e pequeno da vegetação do tipo caatinga, respectivamente. E a caatinga arbustiva aberta caracteriza o tipo de vegetação caatinga de pequeno porte, com predomínio de espécies herbáceas.

Na Figura 13 observa-se a evolução das classes de uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa para o período analisado em termos de área ocupada em km².

Observa-se que a classe caatinga arbustiva arbórea aberta foi a mais dominante em todos os anos analisados, com área sempre superior a 6.100 km² (i.e. 49,2% da área de estudo). Fica evidente ainda para essa classe que houve um decréscimo em 1999, seguido por um aumento significativo em 2010, que correspondem ao período de seca (1999) e de maiores precipitações (2010) na região. Observa-se ainda, que após o ano de 2011 a classe corpos hídricos apresentou um declínio significativo, que indica uma menor quantidade de precipitação na região.

Figura 13 – Evolução do uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Eptácio Pessoa de 1985 a 2018.





Outra classe expressiva na bacia é a agricultura e pastagem, ocupando mais de 3500 km² da área da bacia do reservatório Epitácio Pessoa para o período analisado. Observa-se o aumento gradual dessa classe, todavia por volta do ano de 2010 houve redução de área ocupada e somente a partir de 2014 tornou a mostrar ascensão.

A classe caatinga arbustiva aberta mostrou significativa irregularidade entre os anos analisados, com média de área ocupada de 1440 km², que representa cerca de 11,61% da área da bacia do reservatório Epitácio Pessoa e corresponde a um tipo de vegetação com predomínio de espécies herbáceas. Para essa classe, foram observadas reduções significativas a partir do ano de 2016, perdurando para os anos seguintes.

De maneira geral, foi observado que as classes de uso e cobertura da terra não apresentaram um comportamento contínuo ao longo do período em estudo, com exceção apenas para classe de área urbana, onde a cada ano houve aumento da classe, com 5 km² de área ocupada em 1985 passando a 34,5 km² em 2018.

A classe que mostrou uma das menores áreas ocupadas foi a caatinga arbustiva arbórea fechada, com média de cerca de 4 km² (apenas 0,03%). Além disso, apresentou

variação não gradual da área ocupada, sendo o ano de 2018 o mais relevante com cerca de 12 km².

Para a classe corpos hídricos, ficou evidente quatro momentos ao longo dos 34 anos analisados. Em um primeiro momento, entre os anos de 1986 e 1999 houve uma redução de área ocupada, destacando-se apenas o ano de 1992 com um pequeno aumento. A partir do ano de 2000 até 2003, foi percebido um aumento de área, enquanto em 2004 houve um pico considerável e nos anos seguintes, até 2007, ocorreu leve redução de área. Em 2008, verifica-se outro pico, o maior deles de 120 km², todavia os anos seguintes (até 2016) são marcados por significativas reduções de área, como pode ser conferido em 2017 e 2018, quando os valores de área ocupada começam a aumentar.

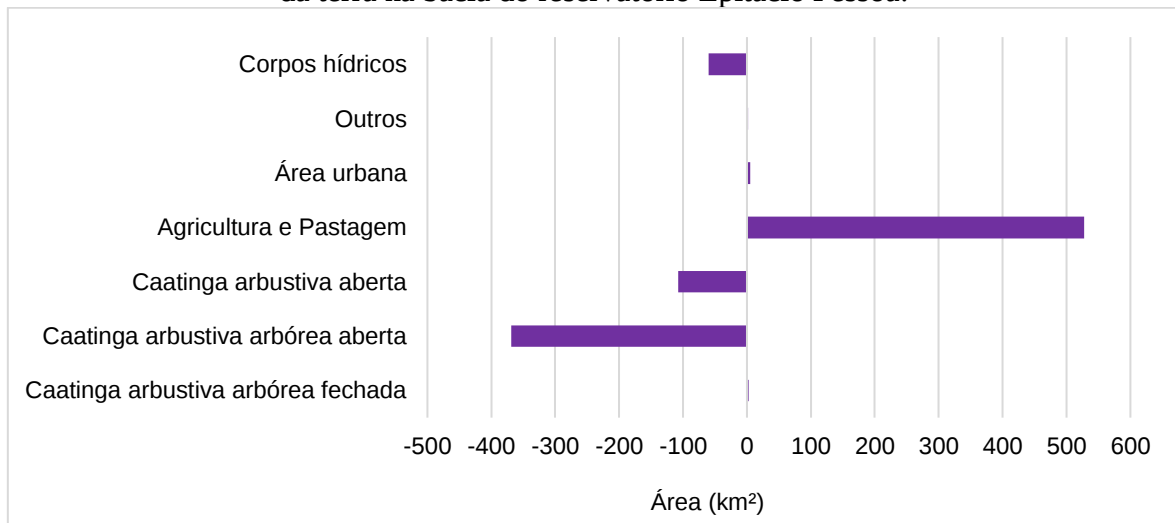
Com média igual a 2 km², a classe outros representa apenas 0,02 % da área da bacia. Analisando também a linha de tendência para cada classe de uso e cobertura da terra, de maneira geral, observa-se que as classes caatinga arbustiva arbórea fechada, agricultura e pastagem, área urbana e outros mostraram claramente aumento de área ocupada de 1985 a 2018. Ao contrário, as classes de caatinga arbustiva arbórea aberta, caatinga arbustiva aberta e corpos hídricos com redução de área ocupada.

5.3 Modelagem dinâmica do uso e cobertura da terra

Na Figura 14 tem-se as perdas e ganhos de área para cada classe, ou seja, representa as mudanças de áreas ocorridas entre t_1 (1987) a t_2 (2001), anos esses usados como referência na modelagem do uso e ocupação na bacia, uma vez que foram esses que melhor descreveram as características e mudanças da área de estudo.

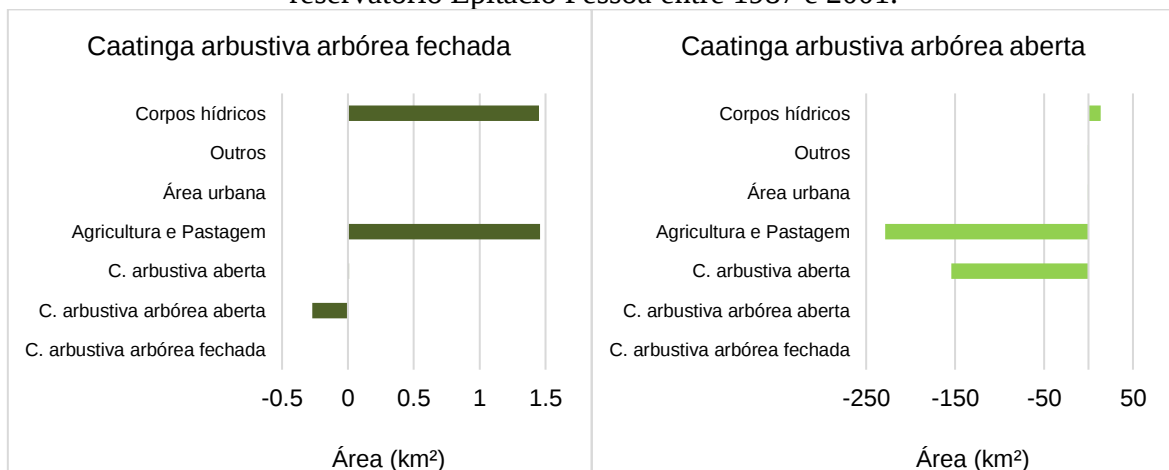
Observa-se que a classe que apresentou a maior perda de área (aproximadamente 370 km²) foi a caatinga arbustiva arbórea aberta, seguido da caatinga arbustiva aberta com cerca de 108 km². Em contrapartida, a classe agricultura e pastagem foi a que mostrou os maiores ganhos de área, com 527 km².

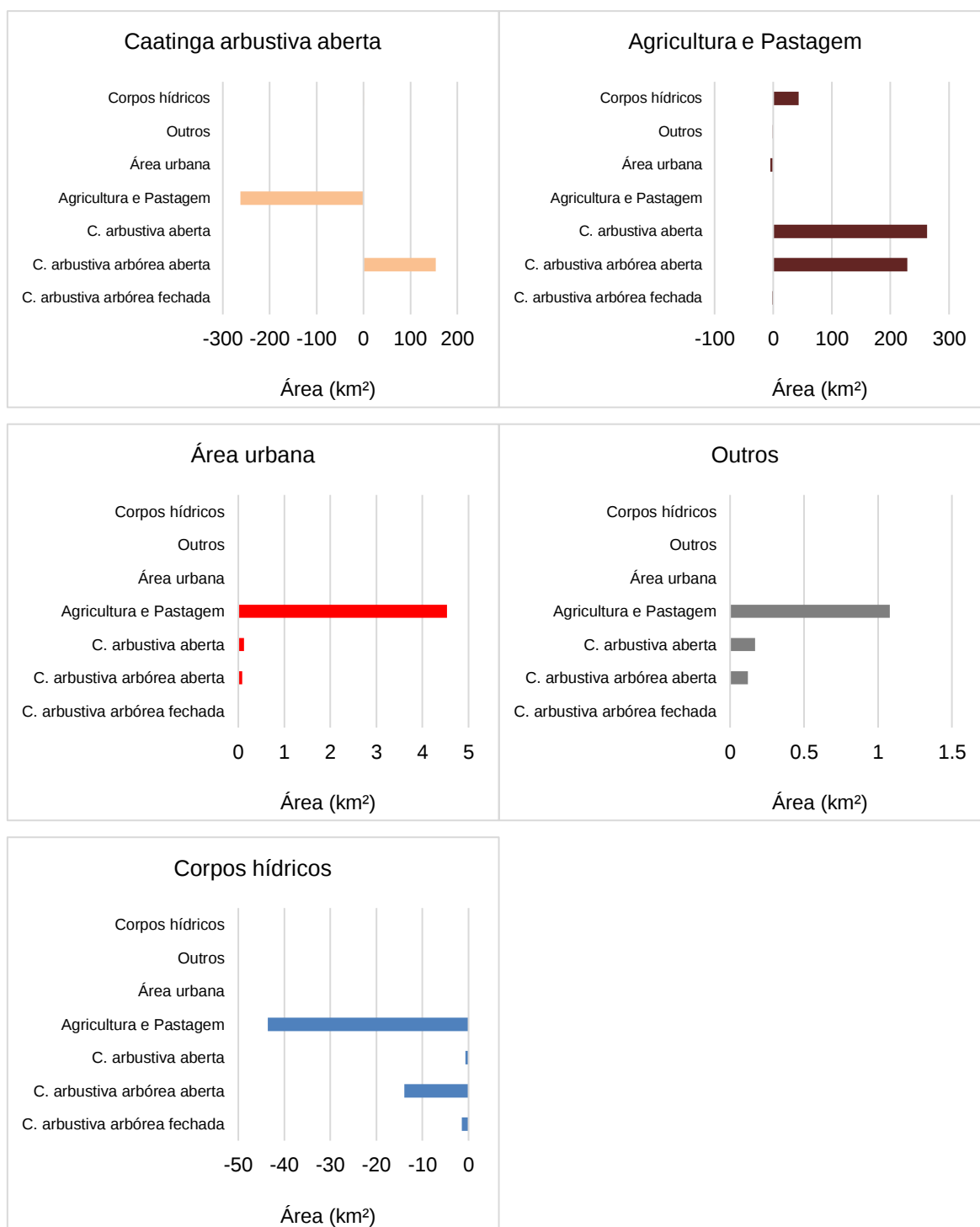
Figura 14 – Perdas e ganhos de área entre 1987 e 2001 para cada classe de uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.



Na Figura 15, observa-se com detalhes as transições de t_1 para t_2 no uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa. As classes que mostraram áreas mais significativas nas transições de classe são caatinga arbustiva arbórea aberta e caatinga arbustiva aberta. Para a classe caatinga arbustiva arbórea aberta, a transição foi para agricultura e pastagem (cerca de 230 km² convertidos), e aproximadamente 155 km² para caatinga arbustiva aberta. Com relação à classe caatinga arbustiva aberta, a conversão foi predominantemente para agricultura e pastagem, com 260 km².

Figura 15 – Transições por cada categoria de uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa entre 1987 e 2001.

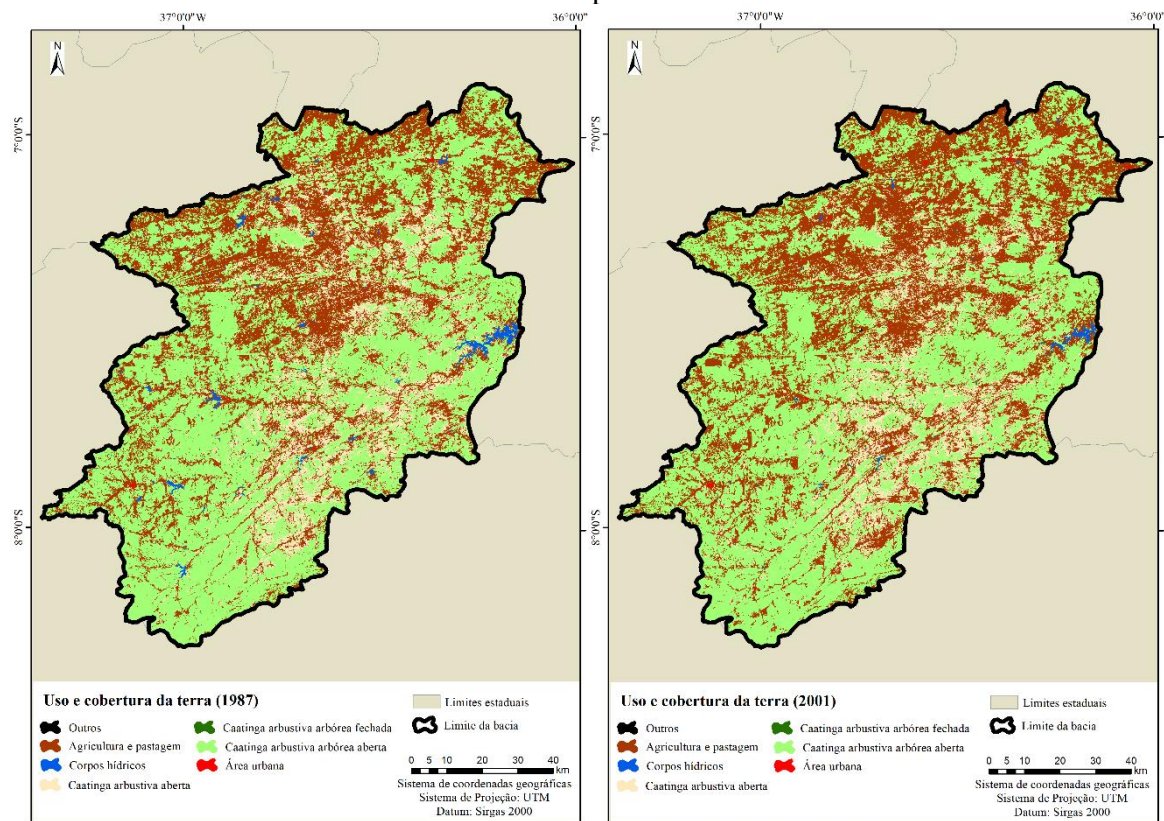




As outras classes de uso e cobertura da terra não mostraram transições significativas de área, pois representam uma mínima parcela da bacia. Assim, de acordo com essa análise, foram consideradas as seguintes transições de classe na modelagem futura, a saber: (a) caatinga arbustiva arbórea aberta para caatinga arbustiva aberta; (b) caatinga arbustiva arbórea aberta para agricultura e pastagem; e (c) caatinga arbustiva aberta para agricultura e pastagem.

Analizando espacialmente os mapas de uso e cobertura da terra em t_1 e t_2 (Figura 16), observa-se o aumento da classe agricultura e pastagem na porção leste (próximo ao reservatório Epitácio Pessoa) e sul da bacia. Na bacia do Rio Taperoá também é observado o aumento dessa classe principalmente na região central do Taperoá.

Figura 16 – Uso e cobertura da terra (a) em 1987 e (b) em 2001 para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.



Na Tabela 13 observa-se o resultado do teste de Cramer resultante da associação entre as transições consideradas e as variáveis explanatórias. As variáveis explanatórias consideradas na modelagem foram (a) Altitude, (b) Distância da transição entre caatinga arbustiva arbórea aberta e agricultura e pastagem; (c) Distância da transição entre caatinga arbustiva arbórea aberta e caatinga arbustiva aberta; (d) Distância agricultura e pastagem 1987; e (e) Distância agricultura e pastagem 2001, uma vez que essas variáveis apresentaram valor de Cramer superior a 0,15.

As variáveis distância agricultura e pastagem 2001 e distância da transição entre caatinga arbustiva arbórea aberta e agricultura e pastagem mostraram maiores valores do Cramer, com 0,3937 e 0,2963, respectivamente. Esse resultado evidencia a significativa

influência da classe agricultura e pastagem e a associação com as transições definidas nas mudanças no uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.

Tabela 13 – Resultados do teste V de Cramer para as variáveis explanatórias testadas na modelagem futura para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.

Variável Explanatória	Cramer
Precipitação média anual em 1987	0,1128
Tipos de solo	0,1212
Altitude	0,1857
Declividade	0,0795
Distância dos cursos de água	0,0581
Distância de rodovias	0,0400
Distância reservatórios	0,0853
Distância de área urbana em 1987	0,1417
Distância de área urbana em 2001	0,0909
Distância da transição entre caatinga arbustiva arbórea aberta e agricultura e pastagem	0,2963
Distância da transição entre caatinga arbustiva arbórea aberta e caatinga arbustiva aberta	0,2096
Distância agricultura e pastagem 1987	0,2618
Distância agricultura e pastagem 2001	0,3937

A Tabela 14 indica a matriz de probabilidade de transição de t_2 (2001) para t_3 (2018) para cada classe de uso e cobertura da terra obtida por cadeia de Markov. Em destaque (cor cinza), estão os percentuais de persistência, enquanto os demais valores correspondem à probabilidade de mudança de uma categoria de uso do solo para outra. A classe área urbana e caatinga arbustiva arbórea aberta mostraram maior probabilidade para persistência (superior a 80%). Com relação à probabilidade para mudanças de classes, destacaram-se as seguintes: de corpos hídricos para agricultura e pastagem (58%) e de caatinga arbustiva arbórea fechada para caatinga arbustiva arbórea aberta (54%).

As menores probabilidades para mudanças, igual a 0,0001, se deram para as transições de: (a) caatinga arbustiva arbórea aberta para caatinga arbustiva arbórea fechada; (b) caatinga arbustiva arbórea fechada para urbano; (c) caatinga arbustiva aberta para caatinga arbustiva arbórea fechada; (d) caatinga arbustiva aberta para área urbana; (e) outros para caatinga arbustiva arbórea fechada e (f) outros para corpos hídricos.

Tabela 14 – Matriz da probabilidade de transição das classes de uso e cobertura da terra para t₂ (2001) e t₃ (2018) na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.

2001	2018						
	CAAF	CAAA	CAA	AP	AU	OUT	CH
CAAF	0,0399	0,5432	0,0185	0,3958	0,0001	0,0000	0,0025
CAAA	0,0001	0,8169	0,0614	0,1212	0,0000	0,0000	0,0004
CAA	0,0001	0,1446	0,4449	0,4096	0,0001	0,0002	0,0005
AP	0,0006	0,1434	0,0877	0,7654	0,0015	0,0005	0,0010
AU	0,0000	0,0000	0,0056	0,0700	0,9241	0,0002	0,0000
OUT	0,0001	0,0233	0,0250	0,5362	0,0050	0,4104	0,0001
CH	0,0124	0,2061	0,0225	0,576	0,0000	0,0000	0,1830

CAAF: caatinga arbustiva arbórea fechada; CAAA: caatinga arbustiva arbórea aberta; CAA: caatinga arbustiva aberta; AP: agricultura e pastagem; AU: área urbana; OUT: outros; CH: corpos hídricos.

Para a modelagem dinâmica do uso e cobertura da terra, o melhor resultado de treinamento baseado no algoritmo MLP foi uma acurácia de 81,78% após 10.000 iterações, obtida a partir da associação das variáveis explanatórias com as transições consideradas. Segundo Sampaio (2014) e Islam et al. (2018), esse resultado do treinamento com o MLP é satisfatório para a modelagem do uso e cobertura da terra, dessa forma foi obtido o mapa de previsão para 2018.

Na Figura 17 tem-se o mapa de referência em 2018 e o resultado da predição do uso e cobertura da terra para o mesmo ano na bacia do reservatório Epitácio Pessoa. Com Kappa igual a 0,76, a predição para 2018 indicou boa concordância com o mapa de referência, de acordo com a classificação de López e Pita (2001).

Comparando-se espacialmente os dois mapas, foi observado na predição do uso e cobertura da terra, principalmente o aumento da classe agricultura e pecuária, porém esse resultado na predição do uso do solo se deu nas porções mais elevadas da bacia (sul da bacia). Para o mapa de referência em 2018, foi observado o aumento dessa classe (de 2001 para 2018), sobretudo nas áreas próximas ao reservatório e de forma não uniforme na porção norte e central da bacia, apesar disso, o erro da predição encontrado para essa classe foi o menor (7,08%) (Tabela 15).

Dessa forma, como a predição para 2018 apresentou tendência para o aumento da classe de agricultura e pecuária nas porções mais elevadas da bacia, foi inserida uma nova classe de uso e cobertura da terra na modelagem, denominada de área de preservação permanente (APP), uma vez que esse comportamento não é característico em porções mais elevadas da bacia do reservatório Epitácio Pessoa. Assim, a classe APP inserida na modelagem futura, corresponde as áreas de topo de morros na bacia, com elevações superiores a 645 m.

A classe caatinga arbustiva arbórea aberta mostrou resultados satisfatórios na predição, com erro de 13,74% comparado com as demais classes, um dos menores erros na predição, que pode ser verificado espacialmente, com áreas sendo ocupadas principalmente próximas ao reservatório e ao sul e oeste da bacia.

Figura 17 – Uso e cobertura da terra: (a) mapa de referência em 2018 e (b) predição em 2018 para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa.

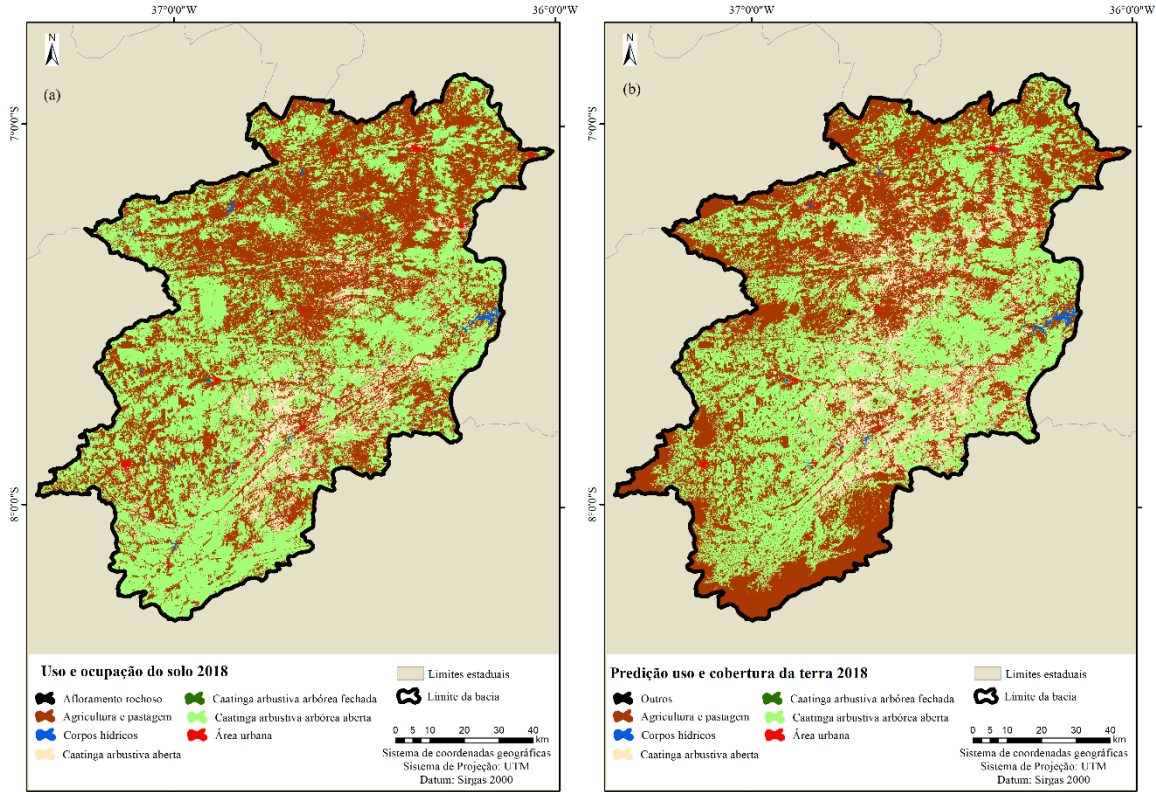


Tabela 15 – Comparação entre o mapa de referência e o mapa estimado para 2018 na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.

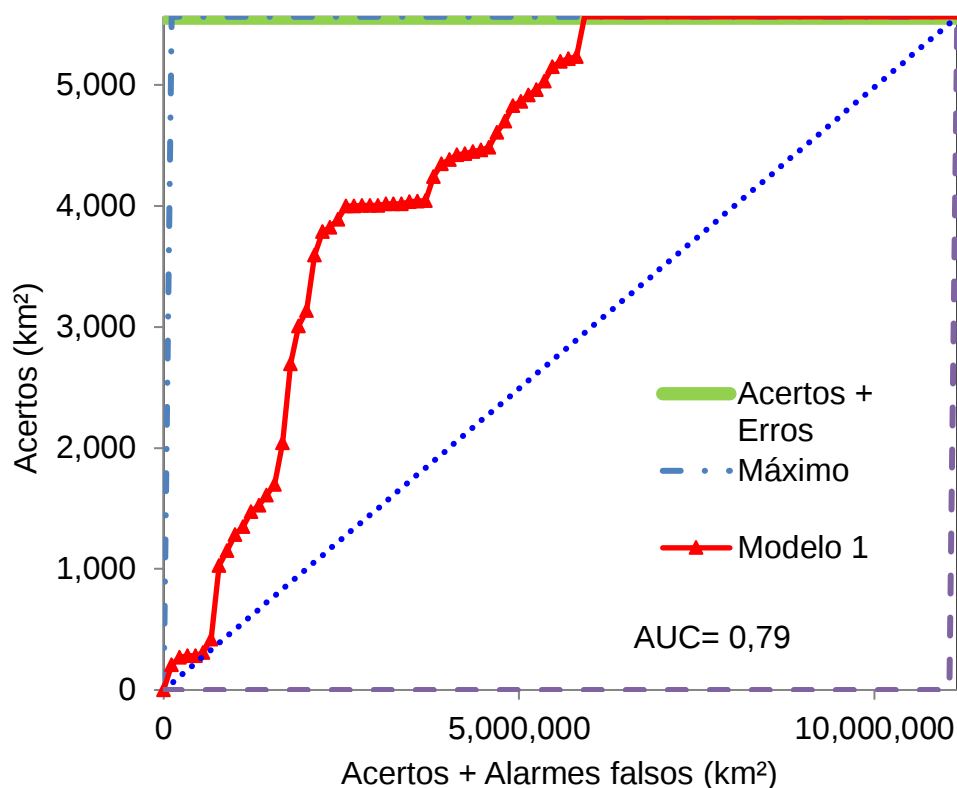
Classes	Mapa de referência 2018 (área em km ²)	Mapa previsto 2018 (área em km ²)	Erro (%)
CAAF	12,22	4,04	66,96
CAAA	6159,77	5313,40	13,74
CAA	782,48	1270,64	62,39
AP	5368,30	5748,65	7,08
AU	34,54	31,50	8,80
OUT	6,67	2,21	66,91
CH	42,41	35,95	15,22

CAAF: caatinga arbustiva arbórea fechada; CAAA: caatinga arbustiva arbórea aberta; CAA: caatinga arbustiva aberta; AP: agricultura e pastagem; AU: área urbana; OUT: outros; CH: corpos hídricos.

Os maiores erros na predição se deram para as seguintes classes: caatinga arbustiva arbórea fechada (66,96%) e outros (66,91%). Todavia, essas classes de uso e cobertura da terra são as menos representativas para a bacia (com menores áreas ocupadas) e, portanto, não foram consideradas na modelagem podendo ter induzido, para essas classes, aos maiores erros na predição.

Na Figura 18 observa-se o resultado usado para avaliar o desempenho da predição do uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa produzida pelo MLP treinado, ou seja, a avaliação entre o mapa predito em t_3 (2018) e o de referência do mesmo ano. A área sob a curva (AUC) varia de 0 a 1, com a AUC igual a 1 indica que a predição foi 100% correta, comparando-se com o mapa de referência. Para esse estudo, foi obtido AUC de 0,79, o que é maior que a AUC de base de 0,5, indicando previsão do uso e cobertura da terra satisfatória pelo MLP (Chen et al., 2019). De maneira geral, a curva TOC apresentou precisão na maioria dos limites, com uma curva acima da linha aleatória e maior precisão nos baixos limiares no canto inferior esquerdo da curva.

Figura 18 – Curva AUC e TOC para a avaliação da predição do uso e cobertura da terra do MLP treinado para 2018 na bacia do reservatório Epitácio Pessoa.



Na Tabela 16 observa-se a matriz de confusão com erros de omissão e comissão obtido comparando a predição e o mapa de referência do uso e cobertura da terra da área de

estudo. As classes que apresentaram o maior erro de omissão foram: caatinga arbustiva arbórea fechada (94%) e outros (73%). Para a comissão, a caatinga arbustiva arbórea fechada foi a classe com maior erro (83%). E a classe de caatinga arbustiva arbórea aberta apresentou um dos menores erros de omissão (30%) e de comissão (18%) e, consequentemente, melhor previsão do uso e cobertura da terra.

Tabela 16 – Matriz de confusão com erros de omissão e comissão.

Classes	CAAF	CAAA	CAA	AP	AU	OUT	CH	Omissão (%)	Comissão (%)
CAAF	777	2883	46	8978	0	0	488	94,10%	83,42%
CAAA	1376	4785093	264258	1796830	6	19	3912	30,16%	18,54%
CAA	11	63826	529653	271230	12	51	349	38,78%	62,80%
AP	1908	1013249	627735	4305189	136	418	9361	27,74%	32,98%
AU	3	1297	954	24710	11301	88	14	70,54%	1,34%
OUT	0	566	208	4604	0	1929	7	73,63%	22,99%
CH	611	7367	772	12428	0	0	25833	45,05%	35,36%

CAAF: caatinga arbustiva arbórea fechada; CAAA: caatinga arbustiva arbórea aberta; CAA: caatinga arbustiva aberta; AP: agricultura e pastagem; AU: área urbana; OUT: outros; CH: corpos hídricos.

Na Figura 19 tem-se a predição do uso e cobertura da terra para o ano de 2060 baseado na modelagem dinâmica da bacia do reservatório Eptácio Pessoa. A predição do uso e cobertura da terra mostrou tendência crescente para a classe agricultura e pastagem, principalmente próximo ao reservatório Eptácio Pessoa, além da fragmentação e diminuição acentuada da classe caatinga arbustiva arbórea aberta.

Observou-se também que mesmo com a predisposição da redução da classe caatinga arbustiva arbórea aberta ao longo dos anos, essa classe, de acordo com a modelagem, continuará sendo uma das mais predominantes da bacia. Além disso, a classe caatinga arbustiva aberta mostrou tendência para aumento de área ocupada em 2060 (1387,02 km²) (Tabela 17).

Espacialmente, verificou-se propensão para redução da classe de caatinga arbustiva arbórea aberta próxima ao reservatório Eptácio Pessoa e nos limites da bacia (ao sul e nordeste). As classes caatinga arbustiva arbórea fechada, corpos hídricos, outros e área urbana não apresentaram elevadas tendências para mudanças quantitativas de área ocupada na bacia. Esse resultado está estritamente relacionado às transições de interesse consideradas na modelagem, uma vez que essas classes não representaram consideravelmente as áreas ocupadas da bacia, de acordo com a série de 34 anos analisada do uso e cobertura da terra da área de estudo.

Figura 19 – Predição do uso e ocupação na bacia do reservatório Epitácio Pessoa para 2060.

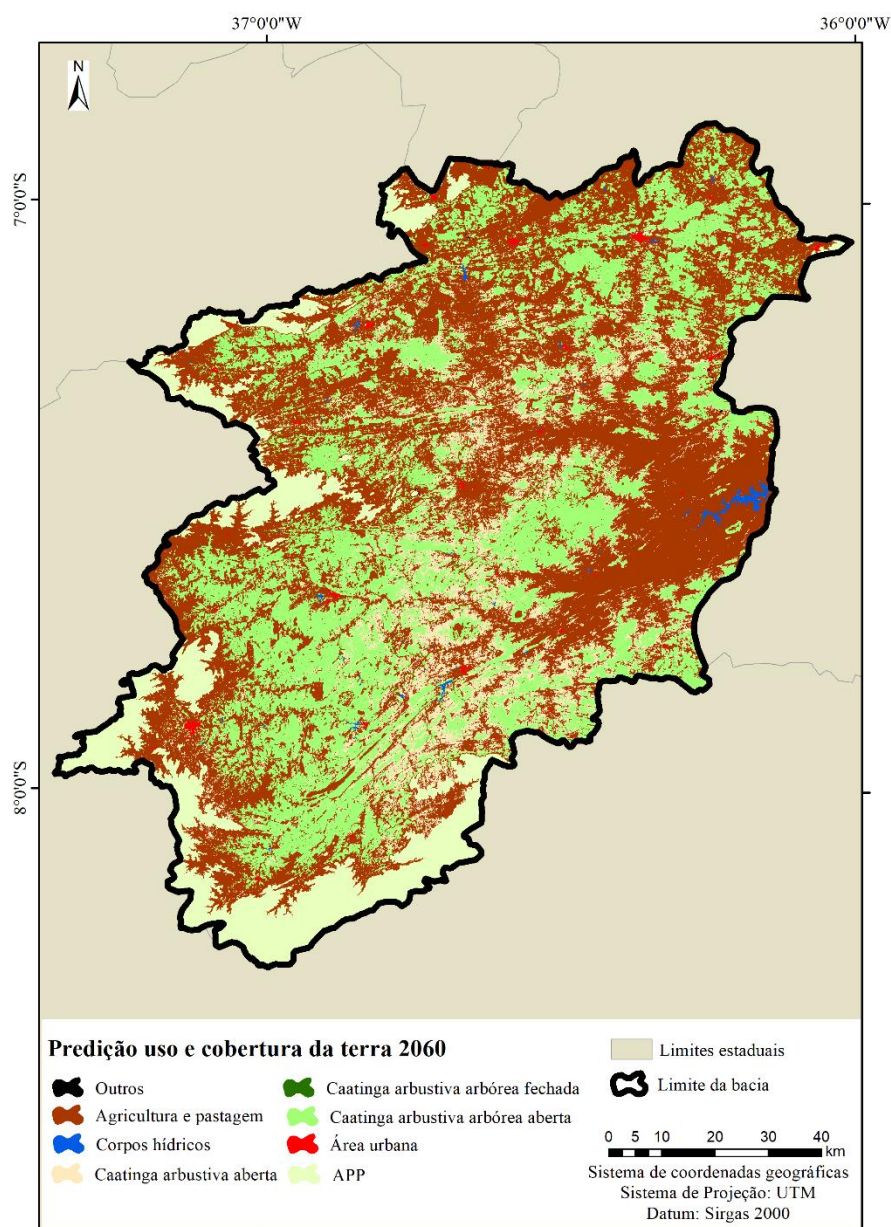


Tabela 17 – Uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Epitácio Pessoa para 2060.

Classes	2018 Área (km ²)	2060 Área (km ²)	Variação %
CAAF	12,22	4,03	-67,02
AP	5368,30	6383,99	18,92
CH	42,41	35,88	-15,39
CAAA	6159,77	3070,37	-50,15
CAA	782,48	1387,02	77,25
OUT	6,67	2,21	-66,86
APP	-	1486,07	-
AU	34,54	36,82	6,60

CAAF: caatinga arbustiva arbórea fechada; CAAA: caatinga arbustiva arbórea aberta; CAA: caatinga arbustiva aberta; AP: agricultura e pastagem; AU: área urbana; OUT: outros; CH: corpos hídricos.

5.4 Variabilidade da precipitação e da temperatura para cada cenário de MCA

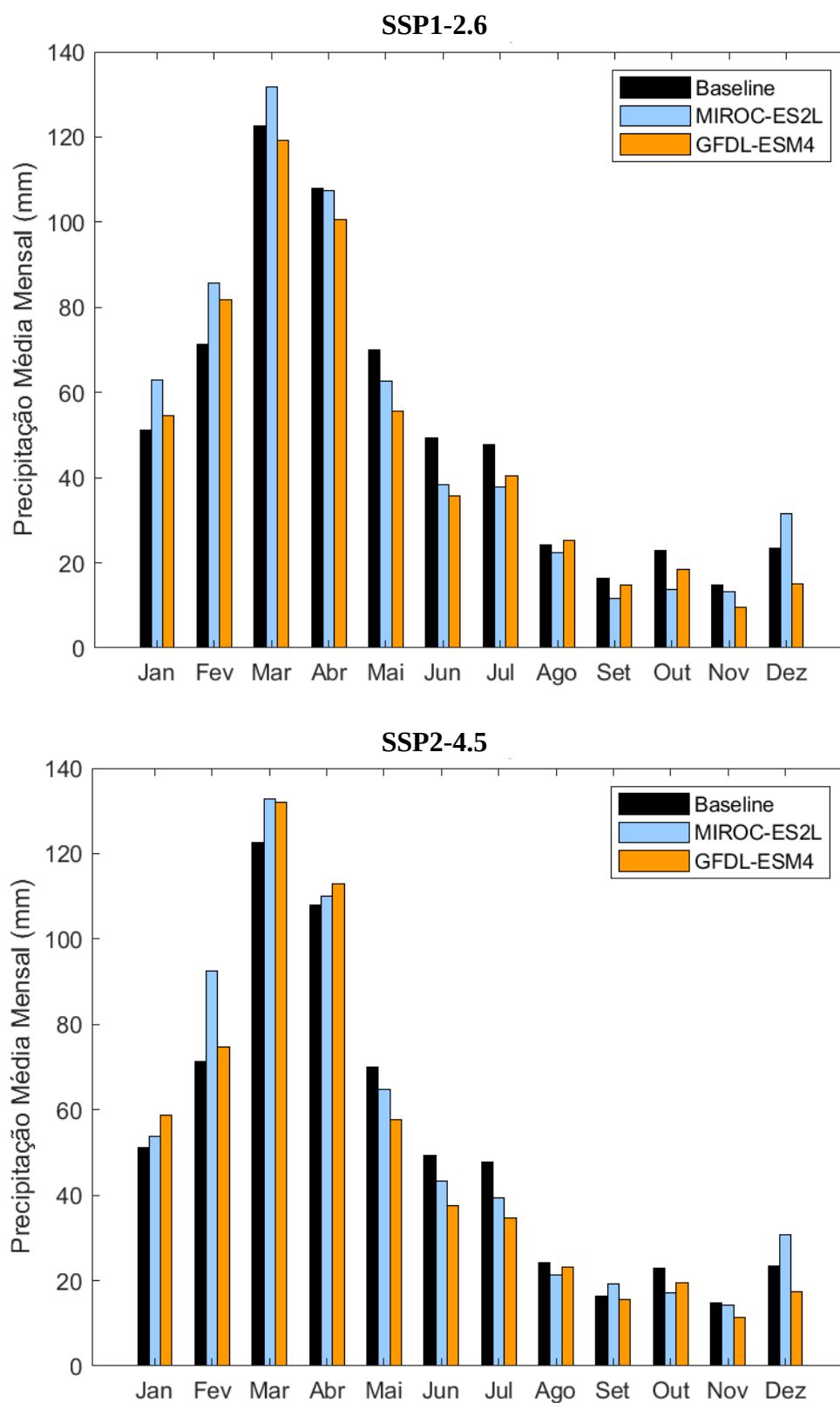
Na Figura 20 observa-se a predição da precipitação média mensal para cada cenário de MCA para a bacia do reservatório Eptácio Pessoa de 2030 a 2060, bem como os dados de referência da precipitação (baseline) de 1950 a 2014. Independentemente do MCA e cenário SSP, os resultados indicaram que o período chuvoso na bacia ocorrerá entre fevereiro e abril, com precipitações superiores a 70 mm, e os meses mais secos serão de agosto a novembro com precipitações inferiores a 30 mm.

Além disso, para os meses caracterizados mais chuvosos da região (janeiro a março), todos os MCA e cenários SSP, preveem um aumento da precipitação acima dos observados nos dados de precipitação baseline. Todavia, para o cenário de média emissão (SSP2-4.5) e altas emissões (SSP3-7.0 e SSP5-8.5), os modelos preveem redução da precipitação a partir do mês de abril. Para os períodos mais secos da região, os MCA preveem meses ainda mais secos, comparando-se com a precipitação baseline, sendo os meses de setembro a novembro os mais críticos.

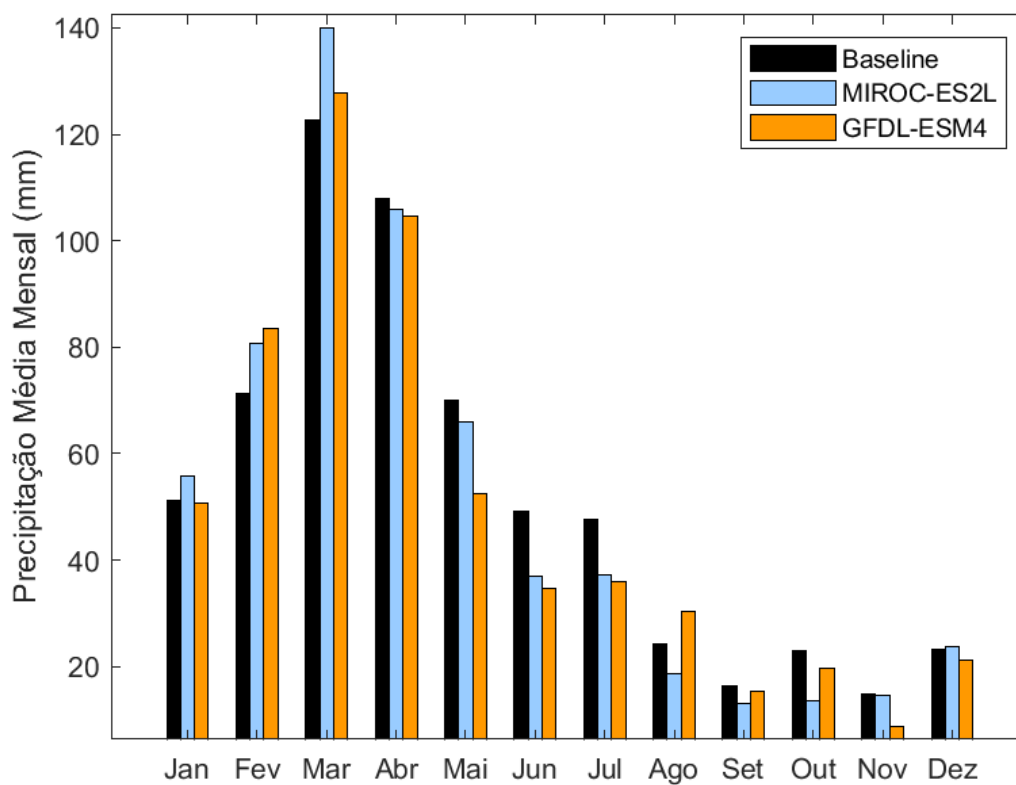
Na Tabela 18 verifica-se a análise estatística dos dados para cada cenário e modelo MCA de 2030 a 2060. Analisando os resultados da precipitação mensal e anual médias para o modelo MIROC-ES2L, os resultados não indicaram mudanças significativas nos padrões de precipitação na bacia entre um cenário e outro, com a menor média mensal prevista para o cenário SSP3-7.0 de 50,51 mm e a maior média mensal para o SSP1-2.6 de 53,31 mm. Com relação à média anual, o comportamento foi o mesmo, com as menores precipitações para o cenário SSP3-7.0 (606,13 mm) e as maiores para o SSP1-2.6 (639,70 mm).

Para o modelo GFDL-ESM4, as médias das precipitações mensal e anual preveem menores precipitações do que o modelo MIROC-ES2L, porém os menores valores de precipitação foram encontrados para o cenário SSP5-8.5 de altas emissões, igual a 46,89 mm, e a maior precipitação para o cenário SSP1-2.6 de baixas emissões, igual a 49,61 mm. Esse resultado se repete quando analisado a média anual desse mesmo modelo.

Figura 20 – Variabilidade da precipitação média mensal estimada pelos MCA para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa de 2030 a 2060.



SSP3-7.0



SSP5-8.5

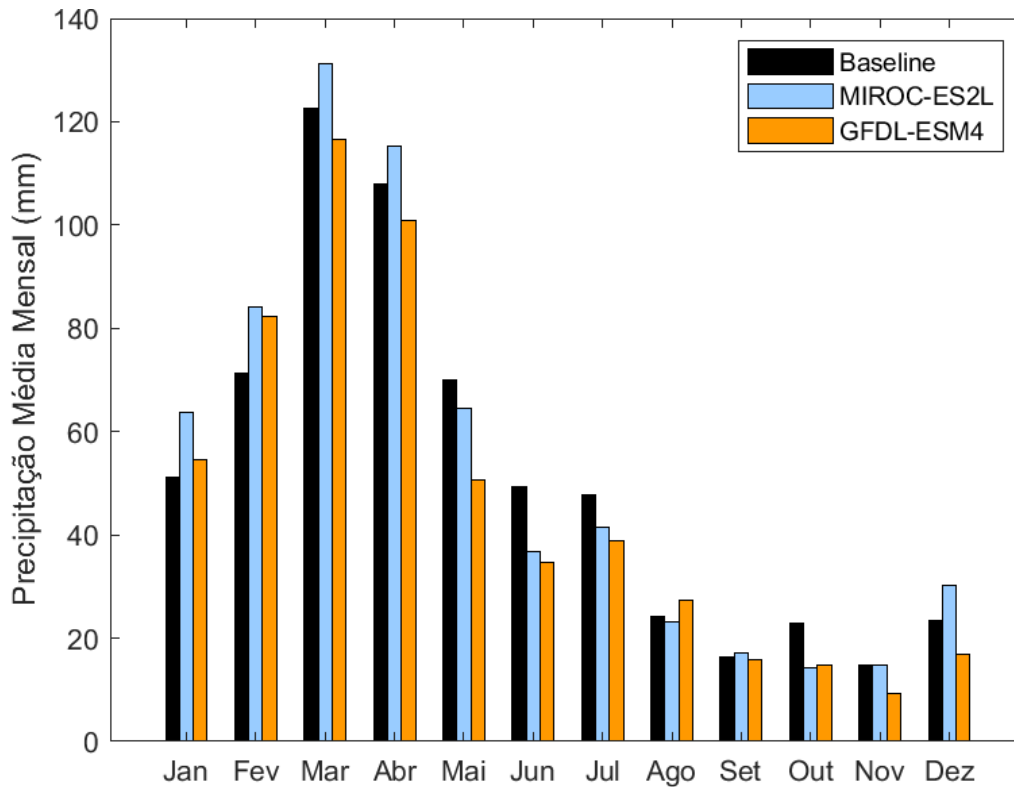


Tabela 18 – Parâmetros estatísticos para avaliação dos cenários e modelos MCA.

		MIROC-ES2L			
Análise estatística		SSP 1-2.6	SSP 2-4.5	SSP 3-7.0	SSP 5-8.5
Mensal	Média	53,31	51,59	50,51	53,07
	Dados acima da média (%)	36,29	36,56	36,83	37,63
	Dados abaixo da média (%)	63,71	63,44	63,17	62,37
	PMA* em 5 meses	266,01	258,30	251,08	264,46
	Precipitação máxima	226,44	201,09	217,05	231,95
	Precipitação mínima	0,30	0,30	0,89	0,54
	Variância	2117,45	2027,28	2158,81	2201,99
	Desvio padrão	46,02	45,03	46,46	46,93
	Curtose	4,29	3,46	4,32	3,95
Anual	Média	639,70	619,09	606,13	636,79
	Dados acima da média (%)	51,61	51,61	45,16	45,16
	Dados abaixo da média (%)	48,39	48,39	54,84	54,84
	PMA* em 5 anos	3175,90	3085,00	3035,60	3220,50
	Precipitação máxima	944,80	865,18	1038,61	937,46
	Precipitação mínima	413,43	318,11	385,06	368,01
	Variância	19052,78	14557,47	17208,84	23673,70
	Desvio padrão	138,03	120,65	131,18	153,86
	Curtose	2,14	3,64	5,17	2,06
		GFDL-ESM4			
Análise estatística		SSP 1-2.6	SSP 2-4.5	SSP 3-7.0	SSP 5-8.5
Mensal	Média	49,61	47,56	48,76	46,89
	Dados acima da média (%)	37,63	38,17	38,71	36,56
	Dados abaixo da média (%)	62,37	61,83	61,29	63,44
	PMA* em 5 meses	248,05	236,71	243,95	234,37
	Precipitação máxima	196,83	180,24	238,69	169,45
	Precipitação mínima	0,22	0,49	0,26	0,40
	Variância	1924,01	1735,45	1908,52	1649,64
	Desvio padrão	43,86	41,66	43,69	40,62
	Curtose	3,88	3,59	5,02	3,48
Anual	Média	595,35	570,70	585,09	562,72
	Dados acima da média (%)	54,84	51,61	45,16	51,61
	Dados abaixo da média (%)	45,16	48,39	54,84	48,39
	PMA* em 5 anos	2994,80	2827,40	2923,80	2790,00
	Precipitação máxima	810,25	765,63	913,20	823,64
	Precipitação mínima	416,07	345,39	332,06	358,68
	Variância	9292,90	9296,23	17314,22	9316,04
	Desvio padrão	96,40	96,42	131,58	96,52
	Curtose	2,62	3,18	3,10	3,77

*Precipitação média acumulada.

Em geral, os dois modelos analisados predizem valores de precipitação condizentes com as características do semiárido do nordeste brasileiro, com precipitações médias anuais inferiores a 800 mm, sendo o modelo GFDL-ESM4 o que estimou menores precipitações, em torno de 570 mm, para o período de 2030 a 2060 na bacia.

Os dois modelos também mostraram desvio padrão semelhantes, cerca de 40 mm na escala mensal, indicando que os dados apresentaram precipitação menos regulares entre os anos, e os resultados da variância corroboram com essa afirmação.

Na Figura 21 observa-se os valores das temperaturas mínimas e máximas de 2030 a 2060 para cada cenário SSP estimadas pelos MCA analisados, além dos dados de referência de temperatura (baseline) de 1950 a 2014. Em geral, os MCA mostraram coerência com os dados de referência para todos os cenários analisados, obedecendo o comportamento de declínio e aumento das temperaturas para todos os meses na bacia. Porém, os dois modelos MCA superestimam as temperaturas futuras, com os dados sempre acima da linha de referência. Esse aumento é previsto pelo VI Relatório de Avaliação do IPCC- AR6, que indicam que a temperatura pode chegar a aumentar até 5,7°C no pior cenário até 2100.

Esse resultado pode ser verificado na Tabela 19, em que mostra a diferença entre as médias mensais das temperaturas mínimas e máximas, com a média mensal dos modelos do período de referência (baseline). As menores diferenças são identificadas para o cenário SSP1-2.6, com diferenças menores que 1°C para as temperaturas máximas. Já para os cenários de altas emissões (SSP3-7.0 e SSP5-8.5), os modelos prevêem temperaturas máximas e mínimas que excedem a linha de referência em mais de 1°C.

Em geral, os GCMs se comportam de forma semelhante, entre os meses de janeiro a junho, os GCMs preveem um declínio na temperatura, e a partir de julho um aumento considerável, período esse marcado por um período de transição de chuvoso para seco na bacia. O cenário SSP5-8.5 estima temperaturas mais elevadas para todos os modelos, com temperatura máxima em torno de 34°C, sendo o mês de dezembro o mais quente. Além disso, na maior parte dos meses, o modelo GFDL- ESM4 apresentou maiores valores para temperatura máxima na bacia.

Para as previsões de temperatura mínima, os modelos apresentaram comportamento muito semelhante àquela para a temperatura máxima, obedecendo os períodos de declínio e aumento da temperatura de referência. Porém, o mês com a temperatura mínima mais baixa foi agosto, com os modelos prevendo aumento da temperatura mínima, logo após esse mês. Os modelos também predizem comportamentos semelhantes, com aumento da temperatura mínima entre 1,5°C quando comparado com os dados de referência. Para os cenários de altas

emissões (SSP3-7.0 e SSP5-8.5), tanto o modelo MIROC-ES2L quanto o GFDL-ESM4 estimaram temperaturas mínimas acima de 22°C.

Figura 21 – Variabilidade média mensal da temperatura mínima (a–d) e máxima (e–h) para cada cenário SSP na bacia do reservatório Epitácio Pessoa de 2030 a 2060.

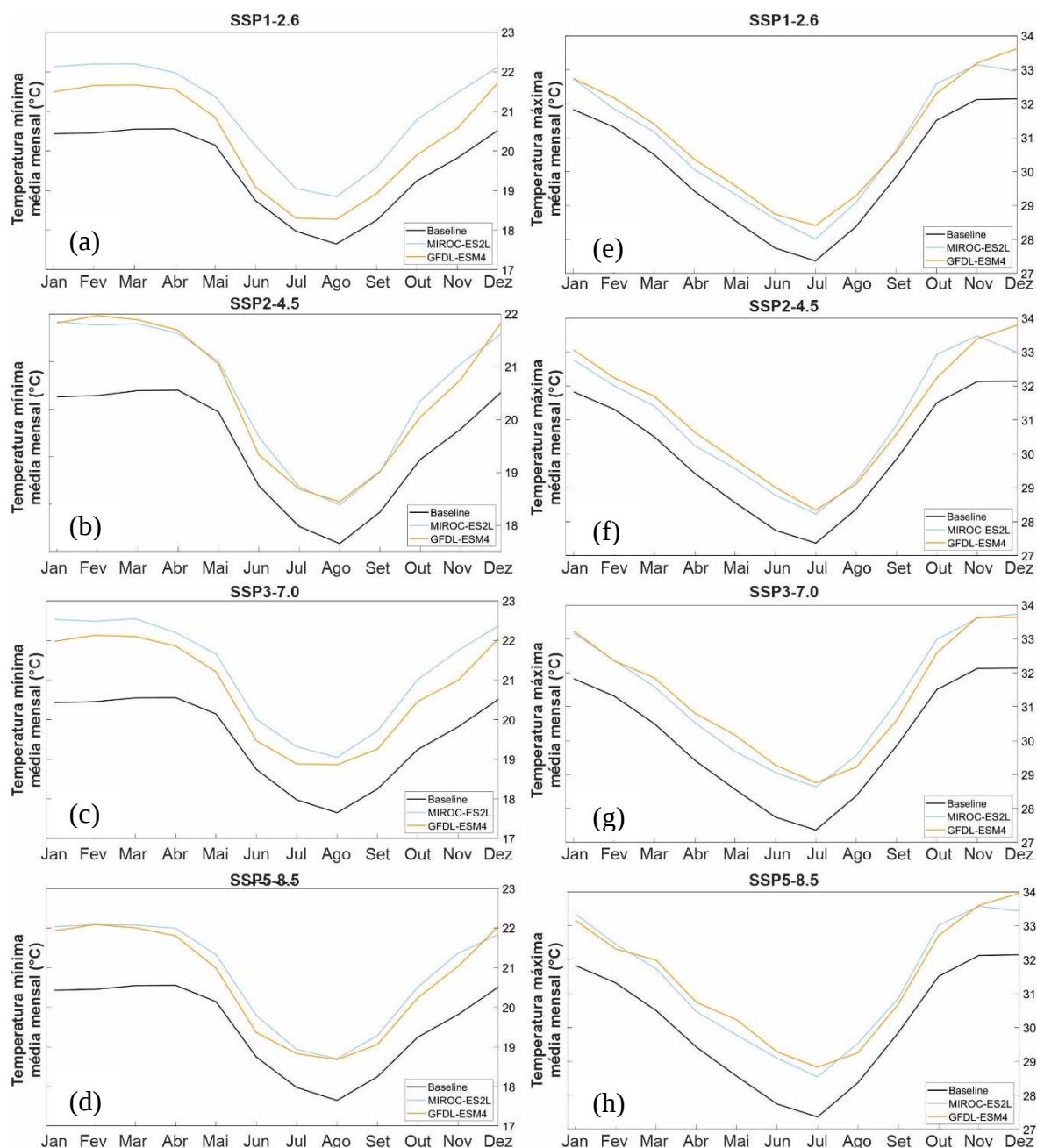


Tabela 19 – Diferença entre as médias mensais das temperaturas mínimas e máximas com a média mensal dos modelos do período de referência (baseline).

Cenários	MIROC-ES2L		GFDL-ESM4	
	T _{mín}	T _{máx}	T _{mín}	T _{máx}
SSP1-2.6	1,46	0,80	0,81	0,98
SSP2-4.5	1,06	0,98	1,02	1,11
SSP3-7.0	1,69	1,29	1,24	1,29
SSP5-8.5	1,30	1,27	1,15	1,36

5.5 Calibração e validação do modelo SWAT

Na Figura 22 observa-se os hidrogramas observados e simulados do período de calibração e validação do modelo para o posto de Caraúbas. Em geral, a vazão simulada acompanhou a vazão observada, principalmente nos maiores picos de vazão (2004, 2008 e 2009), porém o modelo subestima a vazão em 2004 e 2008, e superestima em 2009.

Os coeficientes estatísticos R^2 e NS (Tabela 20) para o posto Caraúbas mostraram resultados satisfatórios, segundo a classificação de Moriasi et al. (2007), tanto para a calibração (0,73 e 0,71, respectivamente) quanto para a validação (0,75 e 0,72, respectivamente). Comparando-se a vazão média simulada com a vazão média observada, o modelo superestimou os resultados de vazão tanto para calibração quanto para validação do modelo.

Figura 22 – Vazões simuladas e observadas nas etapas de calibração e validação do modelo SWAT para o posto fluviométrico Caraúbas.

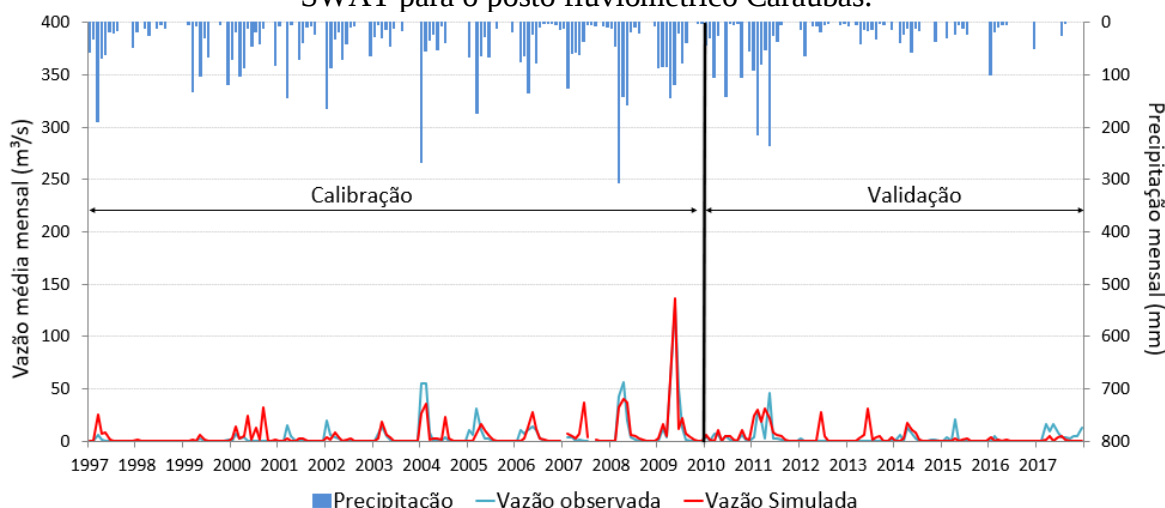


Tabela 20 – Análise estatística dos resultados obtidos na calibração e validação do modelo para o posto Caraúbas.

Caraúbas			
Calibração (1997–2009)		Validação (2010–2017)	
R ²	0,73	R ²	0,75
Nash	0,71	Nash	0,72
Vazão média simulada (m ³ /s)	5,64	Vazão média simulada (m ³ /s)	5,76
Vazão média observada (m ³ /s)	4,84	Vazão média observada (m ³ /s)	5,10

Na Figura 23 tem-se os resultados de vazões simuladas e observadas para o posto Poço de Pedras em ambas etapas de avaliação do modelo (calibração e validação). De maneira geral, foram nos maiores picos de vazão observada que o modelo melhor conseguiu representar o comportamento da vazão na bacia, principalmente nos anos 2004, 2008 e 2009.

Porém, no maior pico de vazão observada na etapa de validação, o modelo subestimou o resultado, e superestimou nos anos de 2012 e 2013. Esse mesmo comportamento da simulação dos anos de 2012 e 2013 foi observado no posto Caraúbas, período esse caracterizado como um dos menores índices pluviométricos na bacia, indicando que nesse período o modelo não representou de forma satisfatória a vazão da bacia.

Os resultados dos indicadores estatísticos de desempenho do modelo para o posto Poço de Pedras podem ser observados na Tabela 21. Na etapa de calibração, o modelo conseguiu simular a vazão de forma satisfatória ($R^2 = 0,62$ e $NS = 0,51$) de acordo com o estabelecido por Moriasi et al. (2007). Na validação os resultados mostraram R^2 igual a 0,50, no limite mínimo aceitável, enquanto que o NS foi igual a 0,43, abaixo do valor mínimo considerado satisfatório. Resultado semelhante do NS na etapa de validação foi obtido por Medeiros (2017) ($NS = 0,41$) para a bacia do reservatório Epitácio Pessoa, porém os resultados não foram desconsiderados, uma vez que estiveram muito próximo ao limite aceitável.

Figura 23 – Vazões simuladas e observadas nas etapas de calibração e validação do modelo SWAT para o posto fluviométrico Poço de Pedras.

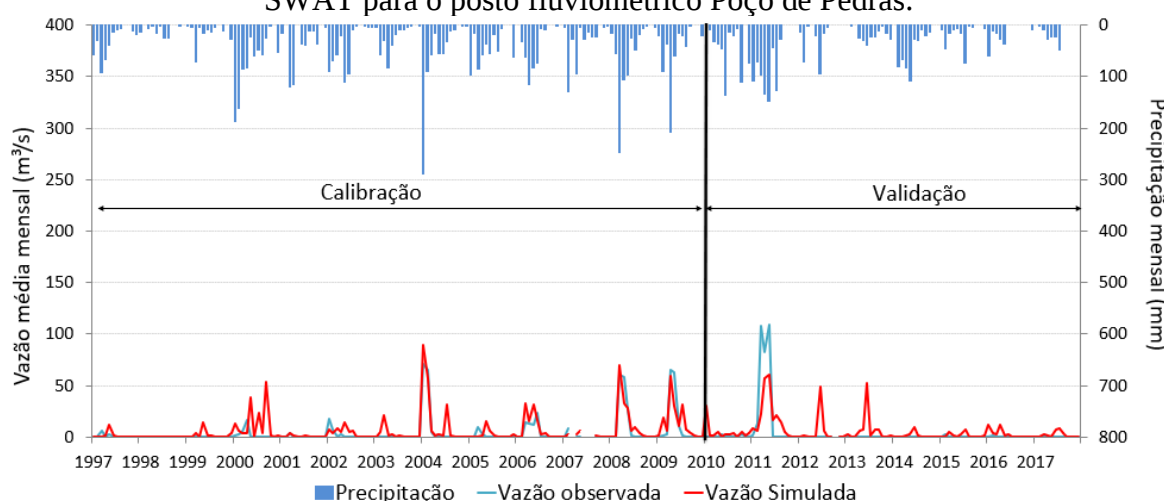


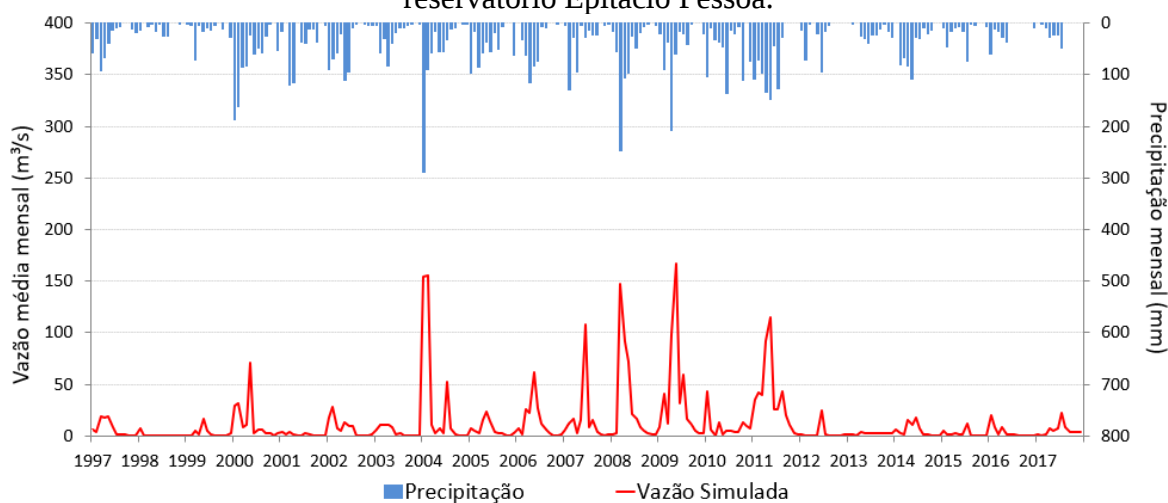
Tabela 21 – Análise estatística dos resultados obtidos na calibração e validação do modelo para o posto Poço de Pedras.

Poço de Pedras			
Calibração (1997–2009)		Validação (2010–2017)	
R ²	0,62	R ²	0,50
Nash	0,51	Nash	0,43
Vazão média simulada (m ³ /s)	6,34	Vazão média simulada (m ³ /s)	6,56
Vazão média observada (m ³ /s)	3,87	Vazão média observada (m ³ /s)	4,43

5.6 Vazão e volume simulados para o reservatório Eptácio Pessoa entre 1997 e 2017

Na Figura 24 observa-se a vazão estimada com o modelo SWAT para a sub-bacia onde está inserido o reservatório Eptácio Pessoa para o período de calibração e validação do SWAT. Observando-se graficamente, em geral, os picos de vazão simulada acompanharam os picos de precipitação, ou seja nos maiores valores de precipitação, o modelo simulou as maiores vazões (por exemplo, em 2004, 2008 e 2009). Nos períodos mais secos na bacia, a vazão simulada também acompanhou o comportamento da precipitação, na maioria dos períodos, como em 1998, 2013 e 2017.

Figura 24 – Vazão simulada com o modelo SWAT para a sub-bacia onde está inserido o reservatório Epitácio Pessoa.

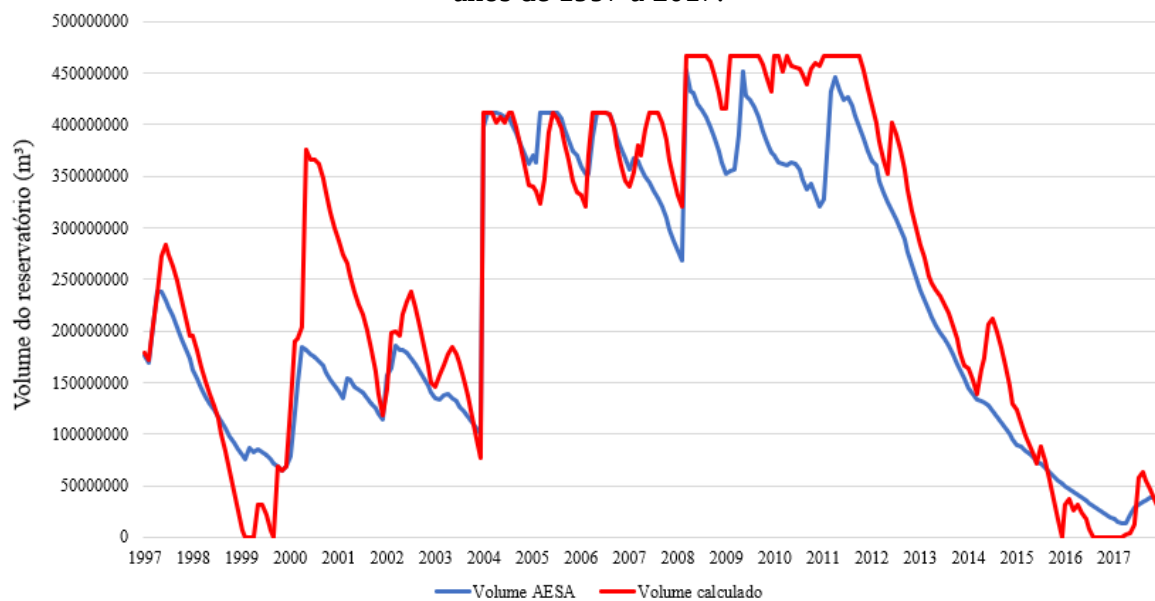


Na Figura 25 observa-se o volume calculado e observado para o reservatório Epitácio Pessoa para o mesmo período de calibração e validação do modelo. No geral, o volume calculado acompanhou os picos e declínios do volume observado, no entanto, em alguns anos, o volume foi subestimado (1999, alguns meses de 2016 e 2017) e superestimado (2001 e 2014). Os valores mais aproximados dos observados foram encontrados para os períodos de cheia do reservatório (2004, 2008 e 2009), nesse período também foram encontrados os maiores picos de vazão simulado (Figura 24).

Analisando estatisticamente, o volume simulado apresentou resultados considerados satisfatórios, com R^2 igual a 0,89 e NS igual a 0,80. A média do volume simulado foi de 258.343.935 m³ e do observado igual a 228.293.362, resultando em uma diferença de 13,2%.

Vale ressaltar que foi considerada a vazão de incremento no ano de 2017 do Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF), igual a 3,63 m³/s, que corresponde ao valor médio despejado no leito do Rio Paraíba entre 15 de maio de 2017 e 4 de fevereiro de 2019, essa informação foi obtida junto a AESA, referente ao posto fluviométrico PISF Monteiro.

Figura 25 – Volume calculado e observado para o reservatório Epitácio Pessoa entre os anos de 1997 a 2017.



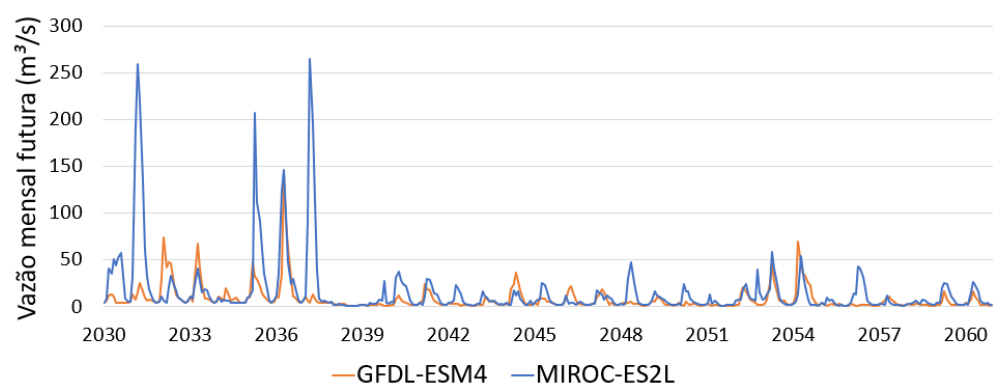
5.7 Estimativa do volume futuro do reservatório Epitácio Pessoa

Na Figura 26 observa-se a vazão de entrada no reservatório Epitácio Pessoa, obtida para cada cenário SSP dos modelos MCA. A modelagem hidrológica mostrou os maiores picos de vazão para o período entre 2030 e 2037 para todos os cenários SSP e modelos estudados, exceto o SSP3-7.0 que ainda previu um pico de vazão para 2046 pelo modelo MIROC-ES2L. A partir do ano de 2038, a modelagem futura mostrou resultados de vazão menores e uma maior variabilidade entre os resultados. Observou-se que o cenário SSP1-2.6 apresentou maiores valores para vazão, principalmente entre 2030 e 2037, enquanto que as menores vazões simuladas foram para o cenário 245 para os dois modelos estudados, cenário que mostrou menor variabilidade dos resultados entre os dois modelos.

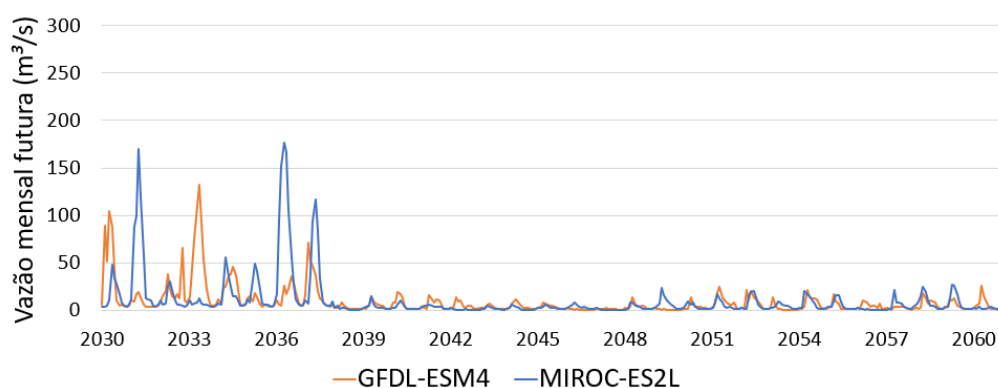
No geral, para todos os cenários, o modelo MIROC-ES2L apresentou maiores valores para os picos de vazão, com valores médios de precipitação anual e mensal maiores quando comparados com o modelo GFDL-ESM4. Considerando-se o pior cenário de mudanças climáticas (SSP5-8.5), foram encontrados os menores valores de vazão, especialmente para o modelo GFDL-ESM4, perdendo apenas para o cenário de médias emissões (SSP2-4.5).

Figura 26 – Vazões afluentes do reservatório Epitácio Pessoa para os cenários futuros.

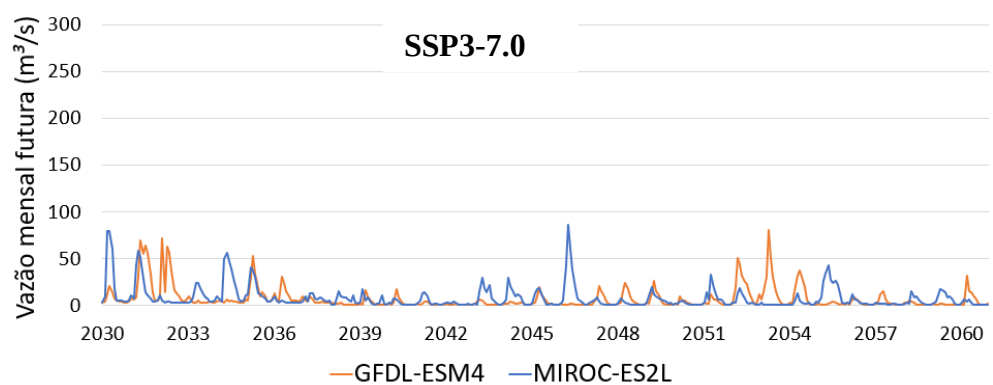
SSP1-2.6



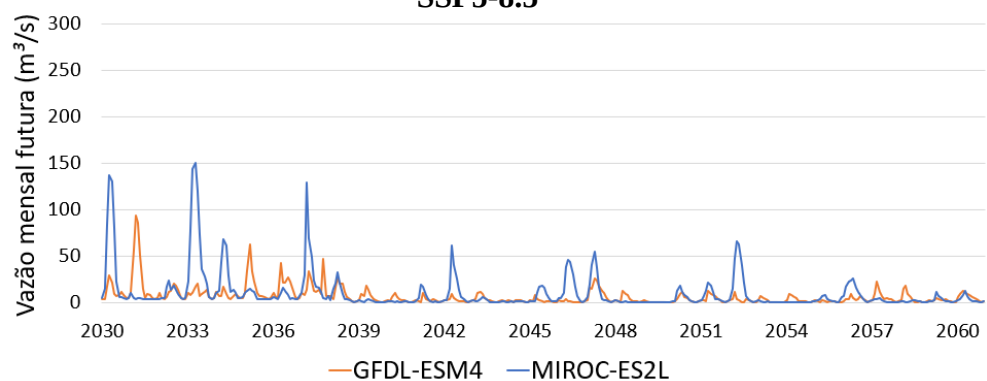
SSP2-4.5



SSP3-7.0



SSP5-8.5



Um dos fatores extremamente relevantes para a estimativa do volume em reservatórios é a evaporação, principalmente em regiões de clima semiárido, devido às elevadas taxas observadas dessa variável. Observou-se que as maiores taxas de evaporação foram observadas para os meses menos chuvosos da região (setembro a janeiro), e os menores valores para os mais úmidos (maio e junho) para todos os reservatórios inseridos na modelagem.

Na Figura 27 observa-se o resultado do volume futuro simulado para o reservatório Epitácio Pessoa para todos os cenários SSP, de mudanças climáticas. A linha em preto representa a média entre os cenários analisados, a linha verde a capacidade máxima de armazenamento do reservatório ($466.525.964,14 \text{ m}^3$) e a linha vermelha o volume morto que segundo a AESA é igual a $15.048.544,00 \text{ m}^3$, cerca de 3% da capacidade máxima do reservatório. Vale ressaltar que, para o volume futuro simulado também foi considerada a vazão de adicional do PISF, igual a $3,63 \text{ m}^3/\text{s}$.

Para todos os cenários de mudanças climáticas, o período de 2030 a 2037 mostrou menos variabilidade entre os resultados, com previsão de que o reservatório conseguirá aumentar consideravelmente o seu volume durante esse período, chegando a capacidade máxima de armazenamento. Observa-se que o cenário SSP1-2.6, de baixas emissões, prevê maiores picos de armazenamento para os dois modelos. A média para esse cenário também mostra uma situação satisfatória para a região, não apresentando volumes abaixo do volume morto. Apesar disso, o modelo GFDL-ESM4 prevê alguns poucos anos com volume abaixo do morto, a saber: 2044, 2051 e 2052, além de alguns meses de 2059 e 2060.

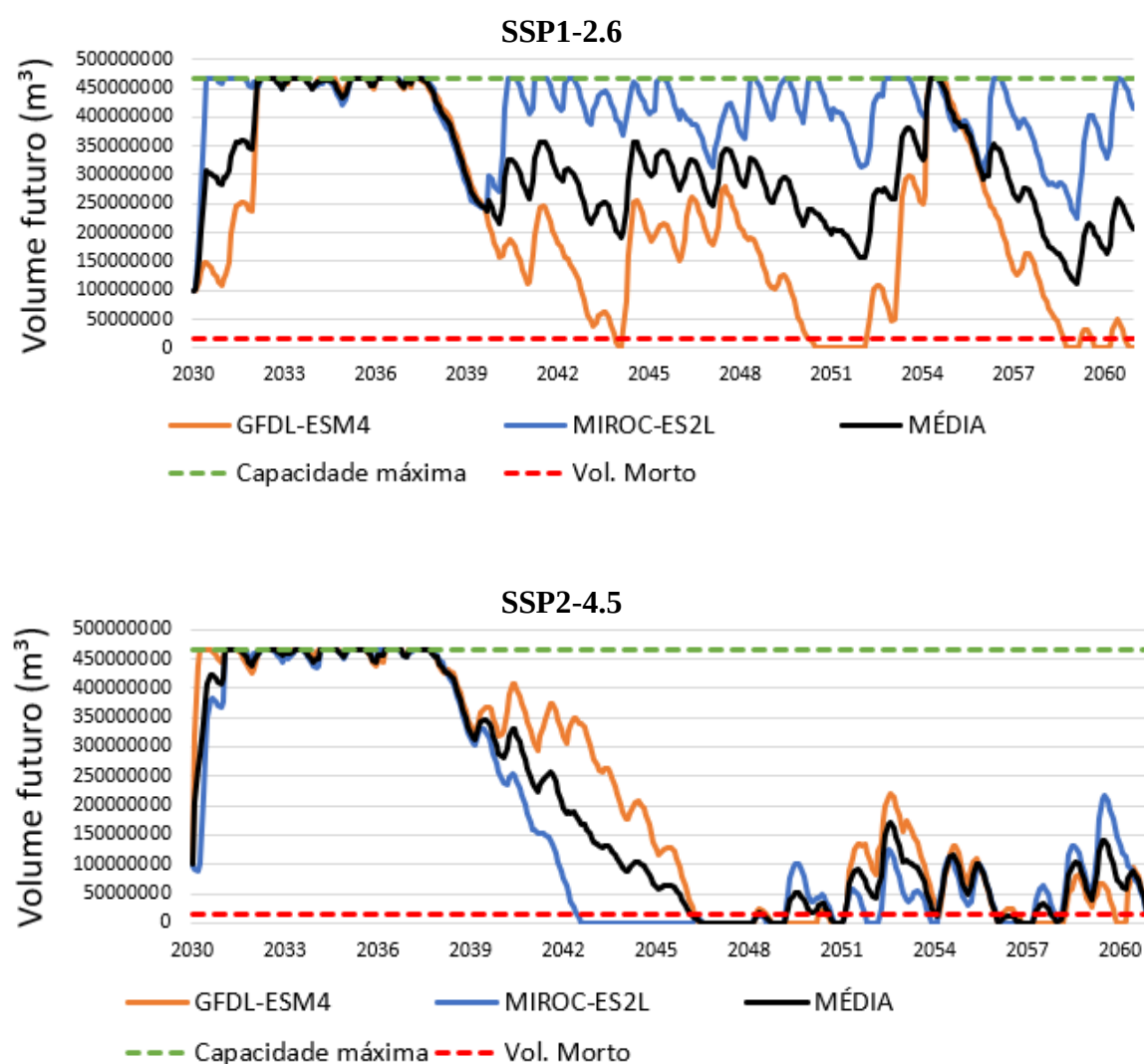
O cenário SSP2-4.5, de médias emissões, prevê uma situação mais pessimista do que o anterior, com volumes em declínio considerável a partir do ano de 2040. Para este cenário, a média entre eles já atinge volumes críticos, principalmente para os anos de 2046 a 2048. Para esse cenário, o modelo MIROC-ES2L prevê uma situação crítica entre o período de 2042 a 2049, enquanto para o modelo GFDL-ESM4 esse quadro se dá para os anos de 2046 a 2049.

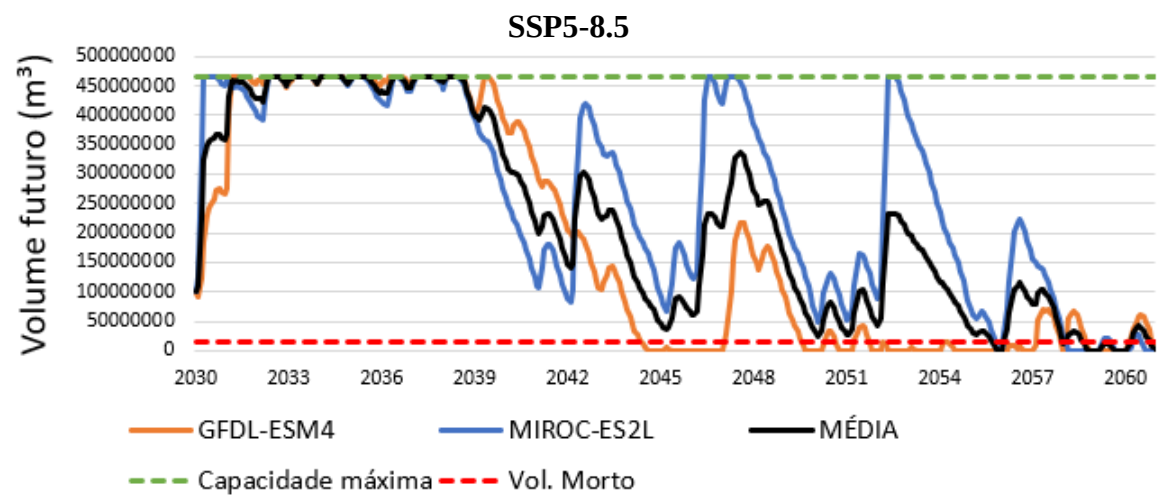
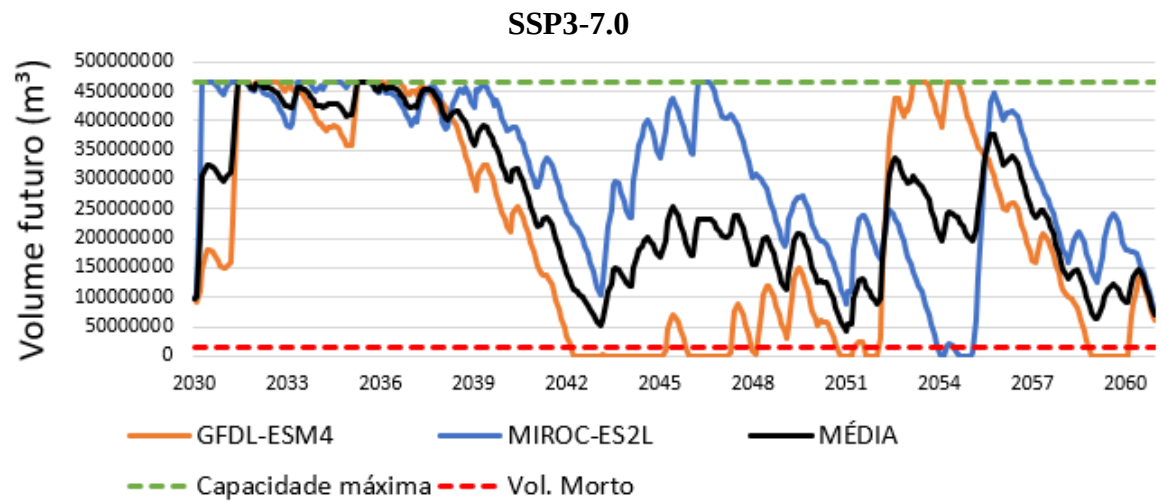
Para o cenário SSP3-7.0, de altas emissões, foi previsto uma maior variabilidade entre os anos 2030 a 2037 quando comparado aos outros cenários. Com relação à média, os resultados mostraram valores próximos ao volume morto em 2043 e 2051. Nesse período, o modelo GFDL-ESM4 mostrou anos mais críticos para o armazenamento de água de 2042 a 2045 e em 2059 e 2060. O modelo MIROC-ES2L mostrou resultados mais adversos, com mais picos de volume armazenado.

Com relação ao cenário SSP5-8.5, também de altas emissões, o modelo GFDL-ESM4 indicou uma série maior de anos para situação crítica (de 2044 a 2047, 2052 a 2057, e em 2059). Já o modelo MIROC-ES2L, em geral, mostrou resultados mais satisfatórios para o reservatório, indicando um período menor do volume por volta do crítico, sendo este observado para 2056 e de 2058 a 2060. A média entre os cenários também mostrou volumes abaixo do morto em 2056 e de 2058 a 2060.

No geral, o modelo GFDL-ESM4 prevê cenários mais críticos quanto ao volume de água armazenado no reservatório Epitácio Pessoa, com menores valores da média de precipitação, anual entre o período analisado, em torno de 562 mm.

Figura 27 – Volume futuro simulado de 2030 a 2060 para o reservatório Epitácio Pessoa.





6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo estimou o comportamento do volume de água do reservatório Eptácio Pessoa, considerando a vazão média despejada no leito do rio Paraíba pelo PISF, o crescimento populacional, as mudanças no uso do solo e as alterações climáticas estimadas por modelos MCA, que compõem a mais recente projeção para mudanças climáticas do CMIP versão 6.

Com relação ao cenário de uso e cobertura da terra na bacia do reservatório Eptácio Pessoa, os resultados mostraram tendência para o aumento da classe agricultura e pastagem, ao mesmo tempo em que foi observada redução significativamente para classe caatinga arbustiva arbórea aberta para o ano de 2060.

Quanto à variável de precipitação estimada pelos MCA, para os meses caracterizados mais chuvosos da região (janeiro a março), precipitações acima das observadas. Todavia, para o cenário de média emissão (SSP2-4.5) e altas emissões (SSP375 e SSP5-8.5), os modelos preveem redução da precipitação a partir do mês de abril. Para os períodos mais secos, os MCA preveem meses ainda mais secos, comparando-se com a precipitação baseline, sendo os meses de setembro a novembro os mais críticos.

Em geral, os MCA se comportam de forma semelhante quanto à temperatura na bacia do reservatório Eptácio Pessoa. Entre os meses de janeiro a junho, os MCA preveem um declínio para temperatura máxima, e a partir de julho um aumento considerável, período esse marcado por um período de transição de chuvoso para seco na bacia. O cenário SSP5-8.5 estimam temperaturas máximas mais elevadas para todos os modelos, com temperatura máxima em torno de 34°C, sendo o mês de dezembro o mais quente. Além disso, na maior parte dos meses, o modelo GFDL- ESM4 apresentou maiores valores para temperatura máxima na bacia.

A modelagem hidrológica mostrou resultados considerados satisfatórios estatisticamente. Logo, a vazão estimada com o SWAT de 1997 a 2017 foi usada para calcular o volume do reservatório Eptácio Pessoa e, comparando-se o volume calculado com o observado, foram obtidos resultados satisfatórios, sendo os picos de volume melhores representados.

Acerca da vazão futura simulada, para todos os cenários, o modelo MIROC-ES2L apresentou maiores valores para os picos de vazão, com valores médios de precipitação anual e mensal maiores quando comparados com o modelo GFDL-ESM4. O pior cenário de mudanças climáticas (SSP5-8.5) este mostrou ser um dos cenários com menores valores de

vazão, especialmente para o modelo GFDL-ESM4, perdendo apenas para o cenário de médias emissões (SSP2-4.5).

A projeção populacional resultou no aumento significativo no consumo de água ao longo do período projetado, sendo estimado um consumo igual a 214.735,98 m³/dia para 2060. Mesmo com o aumento na demanda por água, o volume futuro simulado mostrou condições satisfatórias de armazenamento para o reservatório no cenário SSP1-2.6. Para os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5, a projeção mostrou situações críticas entre os anos de 2042 a 2049, para o reservatório Epitácio Pessoa, levando ao colapso na disponibilidade de água no reservatório, mesmo com a transposição do Rio São Francisco. Para o cenário SSP5-8.5, essa condição de colapso também foi encontrada de 2058 a 2060 para os dois modelos MCA estudados.

7 RECOMENDAÇÕES

A partir dos resultados obtidos, algumas recomendações foram elencadas para a realização de estudos subsequentes e intervenções que busquem a melhor gestão dos recursos hídricos na bacia do reservatório Epitácio Pessoa:

- A aplicação de modelos, por exemplo, o modelo hidrodinâmico (MOHID) para estimar o volume de água no reservatório Epitácio Pessoa, como forma de comparação entre os resultados obtidos nesse estudo, com os estimados pelo modelo para os cenários SSP estudados;
- A realização de estudos voltados à quantificação da taxa de evaporação no reservatório Epitácio Pessoa;
- A análise da variável que mais influencia na disponibilidade de água na bacia do reservatório Epitácio Pessoa (e.g. mudanças no uso e cobertura da terra ou no clima);
- A ampliação e manutenção da rede pluviométrica e fluviométrica ao longo da bacia, possibilitando uma melhor modelagem dos processos hidrológicos;
- Monitoramentos sedimentológicos nos reservatórios catalogados, principalmente o Epitácio Pessoa, para melhor caracterização e modelagem dos reservatórios;
- Monitoramentos constantes da vazão que entra no reservatório Epitácio Pessoa, principalmente com as obras da transposição, a fim de detectar possíveis captação de água irregulares;
- A implantação de políticas ambientais que visem a conservação dos recursos hídricos na bacia, principalmente por esta servir de abastecimento público.

REFERÊNCIAS

- ABBASPOUR, K.C.; YANG, J.; MAXIMOV, I.; SIBER, R.; BOGNER, K.; MIELEITNER, J.; ZOBRIST, J.; SRINIVASAN, R. (2007). Modelling hydrology and water quality in the pre-alpine/alpine Thur watershed using SWAT. **Journal of Hydrology**, v. 333, n. 2–4, p. 413–430.
- ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (1992). **Estudos de concepção de sistemas públicos de abastecimento de água, NBR 12.211**. Rio de Janeiro.
- AHMADLOU, M., DELAVAR, M.R., TAYYEBI, A. (2016). Comparing ANN and CART to model multiple land use changes: a case study of Sari and Ghaem-Shahr cities in Iran. **Journal of Geomatics Science and Technology**. 6 (1), 292–303.
- ALMEIDA, C.; RAMOS, T.B.; SOBRINHO, J.; NEVES, R.; OLIVEIRA, R.P. (2018). An Integrated Modelling Approach to Study Future Water Demand Vulnerability in the Montargil Reservoir Basin, Portugal. **Sustainability**, v. 10.
- ANA. Agência Nacional de Águas. (2017). **Reservatórios do Semiárido Brasileiro: Hidrologia, Balanço Hídrico e Operação. Relatório Síntese**. Disponível em <https://www.ana.gov.br/noticias/estudo-reservatorios/reservatorios-do-semiarido-brasileiro_hidrologia-balanco-hidrico-e-operacao-1.pdf>.
- ANAND J, GOSAIN AK, 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.
- ANGELO, C.; MARENGO, J.A. (2023). IPCC AR6, WG1: Riahi Comentado. Principais conclusões. Disponível em: https://www.oc.eco.br/wp-content/uploads/2021/08/OC-IPCC-AR6-FACTSHEET_FINAL.pdf. Acessado em: Maio de 2023.
- ARAGÃO, R.; CRUZ, M.A.S.; AMORIM, J.R.A.; MENDONÇA, L.C.; FIGUEIREDO, E.E.; SRINIVASAN, V.S. (2013). Análise de sensibilidade dos parâmetros do modelo SWAT e simulação dos processos hidrossedimentológicos em uma bacia no agreste nordestino. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v. 37, p. 1091-1102.
- ARNOLD, J. G., R. SRINIVASAN, R. S. MUTTIAH, AND J. R. WILLIAMS. (1998). Large-area hydrologic modeling and assessment: Part I. Model development. **Journal American Water Resources Association**, v. 34, n. 1, p. 73-89.
- ASSIS, J.M.O. (2016). **Variabilidade do Clima e Cenários Futuros de Mudanças Climáticas no Trecho Submédio da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco**. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife/PE. 187f.
- AZARI, M., TAYYEBI, A., HELBICH, M., REVESHTY, M.A. (2016). Integrating cellular automata, artificial neural network, and fuzzy set theory to simulate threatened orchards: application to Maragheh Iran. **Journal GIScience e Remote Sensing**, v. 53, n. 2, 183–205. <http://dx.doi.org/10.1080/15481603.2015.1137111>.
- BARBOSA, V.V.; MENDES, C.F.; CRUZ, P.S.; NERY, J.F.; BARBOSA, J.E.L. (2016). **Mudanças do Estado Trófico da Água em Reservatórios do Semiárido Brasileiro em**

Períodos de Longas Estiagens. In: IV Congresso Baiano de Engenharia Sanitária e Ambiental – IV COBESA, Cruz das Almas, Bahia.

BARRETO, P.; BRANDÃO JR. A.; MARTINS, H.; SILVA, D.; SOUZA JR.; C.; SALES, M.; FEITOSA, T. (2011). **Risco de desmatamento associado à hidrelétrica de Belo Monte. Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia.** Belém (PA): Editora IMAZON, p. 98.

BARROS, K.O.; RIBEIRO, C.A.A.S.; MARCATTI, G.E.; LORENZON, A.S.; DE CASTRO, N.L.M.; DOMINGUES, G.F.; DE CARVALHO, J.R.; DOS SANTOS, A.R. (2018). Markov chains and cellular automata to predict environments subject to desertification. **Journal of Environmental Management**, v. 225, n. 1, p. 160-167. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.07.064>.

BEUCHLE, R.; GRECCHI, R. C.; SHIMABUKURO, Y. E.; SELIGER, R.; EVA, H.D.; SANO, E.; ACHARD, F. (2015). Land cover changes in the Brazilian Cerrado and Caatinga biomes from 1990 to 2010 based on a systematic remote sensing sampling approach. **Applied Geography**, v. 58, p. 116–127.

BOSCAGLIA, F. (2013). **Dinâmica populacional e consumo de água na Serra- ES: Panorama atual e cenário futuro.** Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória/ES.

BRITO, F.B. (2013). **Conflitos pelo acesso e uso da água: Integração do Rio São Francisco com a Paraíba (eixo leste).** Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, RS.

CAGEPA. Companhia de Água e Esgotos da Paraíba. (2019). **Portal sobre o Sistema de Abastecimento do Estado da Paraíba.** Disponível em: <http://www.cagepa.pb.gov.br/sistemas-de-abastecimento/>.

CHANGNON D, GENSINI V. A (2019). Changing spatiotemporal patterns of 5- and 10-Day Illinois heavy precipitation amounts, 1900–2018. **Journal Appl Meteorol Climatol**, v. 58, n. 7, p. 1523–1533.

CHEN, Y., LI, X., LIU, X., ZHANG, W., HUANG, M. (2019). Tele-connecting China's future urban growth to impacts on ecosystem services under the shared socioeco-nomic pathways. **Science of The Total Environment**. v. 652, 765–779. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.283>

CIRILO, J.A. (2008). **Políticas públicas de recursos hídricos para o semiárido. Estudos Avançados.** v. 22, n. 63, p. 61-82.

COHEN, J. A. (1960). Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Psychological Measurement. Sage journals.** Vol. XX, nº 1, p. 37-46.

COUTO JÚNIOR, A.A.; DA CONCEIÇÃO, F.T.; FERNANDES, A.M.; SPATTI JUNIOR, E.P.; LUPINACCI, C.M.; MORUZZI, R.B. (2019). Land use changes associated with the expansion of sugar cane crops and their influences on soil removal in a tropical watershed in São Paulo State (Brazil). **Catena**, v. 172, p. 313-323. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.09.001>.

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**, v. 101, 105141.

DANTAS, J.C. (2018). **Gestão da água, gestão da seca: A centralidade do açude no gerenciamento dos recursos hídricos do semiárido**. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa/PB.

DANTAS, J.C.; SILVA, R.M. (2019). Notas sobre a Centralidade dos Açudes para a Gestão da Água no Semiárido Brasileiro. **Revista Geografia em Atos**. Faculdade de Ciências e Tecnologia, UNESP, Presidente Prudente, v. 9, n. 01, p. 78-103.

DANTAS, J.C.; SILVA, R.M.; SANTOS, C.A.G. (2020). Drought impacts, social organization and public policies in northeastern Brazil: A case study of the Upper Paraíba River basin. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 192, p. 765-785. <https://doi.org/10.1007/s10661-020-8219-0>.

DE ANDRADE CWL, MONTENEGRO SMGL, MONTENEGRO AAA, LIMA JRS, SRINIVASAN R, JONES CA. (2019). Soil moisture and discharge modeling in a representative watershed in northeastern Brazil using SWAT. **Ecohydrology & Hydrobiology**, v. 19, n. 2, p. 238–251.

DE PAULA FILHO, F.J., SAMPAIO, A.D.S.; MENEZES, J.M.C.; DA COSTA, C.T.F.; SANTIAGO, M.O. (2019). Land uses, Nitrogen and Phosphorus estimated fluxes in a Brazilian semiarid watershed. **Journal of Arid Environments**, v. 163, p. 41–49. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2019.01.001>.

DELGADO, R.C.; OLIVEIRA JUNIOR, GOIS, G.; LYRA, G.B. (2014). Cenários Climáticos da Radiação Solar Global Baseados no Modelo Regional HadRM3 para o Estado do Acre. **Floresta e Ambiente**, v. 21, n. 4, p. 417-428.

DIETZ, J.; TREYDTE, A.C.; LIPPE, M. (2023). Exploring the future of Kafue National Park, Zambia: Scenario-based land use and land cover modelling to understand drivers and impacts of deforestation. **Land Use Policy**, v. 126, 106535.

DORNELLAS, P. DA C., XAVIER, R. A., SILVA, R. M. DA, & SEABRA, V. DA S. (2020). Análise Morfométrica da Bacia do Alto Rio Paraíba, Região Semiárida do Estado da Paraíba. **Revista Brasileira De Geomorfologia**, vol. 21, n.3. <https://doi.org/10.20502/rbg.v21i3.1757>.

DORNELLAS, P. da C.; SILVA, R. M. da; XAVIER, R. A.; BORGES NETO, I. de O.; SOUZA, J. O. P. de. (2024). ANÁLISE DO REGIME FLUVIAL DO ALTO RIO PARAÍBA

NO SEMIÁRIDO PARAIBANO. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 25, n. 97, p. 183–200. DOI: <https://doi.org/10.14393/RCG>.

DOS SANTOS, U.S.; DE MEDEIROS, E.V.; DUDA, G.P.; MARQUES, M.C.; DE SOUZA, E.S.; BROSSARD, M.; HAMMECKER, C. (2018). Land use changes the soil carbon stocks, microbial biomass and fatty acid methyl ester (FAME) in Brazilian semiarid area. **Archives of Agronomy and Soil Science**, v. 65, n. 6. <https://doi.org/10.1080/03650340.2018.1523544>.

DU, S., ROMPAEY, A.V., SHI, P., WANG, J. (2015). A dual effect of urban expansion on flood risk in the Pearl River Delta (China) revealed by land-use scenarios and direct runoff simulation. **Natural Hazards**, v.77, 111–128. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1583-8>
EAKIN HC, LEMOS MC, NELSON DR. (2014). Differentiating capacities as a means to sustainable climate change adaptation. **Global Environmental Change**. V. 27:1-8.

EASTMAN, J. R. (2011). **IDRISI Selva: Guide to GIS and Image Processing**. Worcester, MA: Editora: Clark Labs da Clark University, p. 327.

EASTMAN, J. R. (2016). **Manual IDRISI TerrSet: Geospatial Monitoring and Modeling System**. Worcester, MA: Editora: Clark Labs da Clark University, p. 393.

FATHY, I.; AHMED, A.; ABD-ELHAMID, H. F. (2021). Integrated management of surface water and groundwater to mitigate flood risks and water scarcity in arid and semi-arid regions. **Journal of Flood Risk Management**, v. 14, n. 3, e12720.

FERNANDES, J.G.; GALINDO, R.C.A.P; BOCAGE NETA, A.L.; JONES, C.A.; SRINIVASAN, R. (2019). Sistematização de dados de vegetação referente ao bioma caatinga para modelagem de bacias hidrológicas com SWAT. **Pesquisa Agropecuária Pernambucana**, v. 24, n. 2, e2022242019. <https://doi.org/10.12661/pap.2019.008>.

FERREIRA DA SILVA, G. J., OLIVEIRA, N. M., SANTOS, C. A. G., SILVA, R. M. (2020). Spatiotemporal variability of vegetation due to drought dynamics (2012-2017): a case study of the Upper Paraíba River basin, Brazil. **Natural Hazards**, v. 102, p. 939-964.

GHALEHTEIMOURI, K.J.; SHAMSODDINI, A.; MOUSAVI, M.N.; CHE ROS, F.B.; KHEDMATZADEH, A. (2022). Predicting spatial and decadal of land use and land cover change using integrated cellular automata Markov chain model based scenarios (2019–2049) Zarriné-Rūd River Basin in Iran. **Environmental Challenges**, n. 6, 100399.

GIRI, S.; ARBAB, N.N.; LATHROP, R.G. (2019). Assessing the potential impacts of climate and land use change on water fluxes and sediment transport in a loosely coupled system. **Journal of Hydrology**, v. 577.

GONDIM, J.; FIOREZE, A.P.; ALVES, R.F.F.; SOUZA, W.G. (2017). A seca atual no Semiárido nordestino – Impactos sobre os recursos hídricos. **Parcerias Estratégicas Brasília**, v. 22, n. 44, p. 277-300.

GUTIÉRREZ, A.P.A.; ENGLE, N.L.; NYS, E.D.; MOLEJÓN, C.; MARTINS, E.S. (2014). Drought preparedness in Brazil. **Weather and Climate Extremes**, v. 3, p. 95-106.

HALEEM, K.; Ullah Khan, A.; Ahmad Khan, F.; ZADA, U.; Jehanzeb Khan, Mehran Khan. (2023). Futuristic Hydroclimatic Projections under CMIP6 GCMs: Implications for Water Resources Management. **Research Square**. DOI: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3222779/v1>.

HAMDY, O.; ZHAO, S.; SALHEEN, M.A.; EID, Y.Y. (2017). 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, nº 3.

HAN, Z.; LONG, D.; FANG, Y.; HOU, A.; HONG, Y. (2019). Impacts of climate change and human activities on the flow regime of the dammed Lancang River in Southwest China. *Journal of Hydrology*, v. 570, p. 96–105.

HAYKIN, S. (2001). **Redes neurais**. Porto Alegre: Bookman, 2ª edição, p. 900.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo demográfico de 2022 – **Resultados do universo relativos às características da população e dos domicílios**. Rio de Janeiro, RJ: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo demográfico de 2000. **Características gerais da população, religião e pessoas com deficiência**. Rio de Janeiro: IBGE, 2002.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Censo demográfico de 2010. **Características gerais da população, religião e pessoas com deficiência**. Rio de Janeiro: IBGE, 2012.

IPCC (2013) - Intergovernmental Panel on Climate Change. **Mudanças do Clima: Ação Tendências Implicações para o Mundo Empresarial**. Quinto Relatório de Avaliação do IPCC, Grupo de Trabalho 1. Org. Carolyn Symon. Eds., Cambridge University Press.

IPCC (2021). **Sumário para Formuladores de Políticas. Em: Mudança do Clima 2021: A Base da Ciência Física. Contribuição do Grupo de Trabalho I ao Sexto Relatório de Avaliação do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas**. 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. No Prelo.

IPCC (2023). **Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas: Synthesis Report of the IPCC Sixth Assessment Report (AR6)**. Disponível em: https://report.ipcc.ch/ar6syr/pdf/IPCC_AR6_SYR_LongerReport.pdf. Acessado em Maio de 2023.

ISLAM K, RAHMAN MD.F, JASHIMUDDIN M. (2018). Modeling land use change using cellular automata and artificial neural network: The case of Chunati Wildlife Sanctuary, Bangladesh. **Ecological Indicators**, v. 88, n. 3, p. 439-453. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.01.047>.

KARAN, K.; SINGH, D.; SINGH, P.K.; BHARATI, B.; SINGH, T. P.; BERNDTSSON, R. (2022). Implications of future climate change on crop and irrigation water requirements in a

semi-arid river basin using CMIP6 GCMs. **Journal of Arid Land**, v. 14, p. 1234–1257. <https://doi.org/10.1007/s40333-022-0081-1>.

KOTZ S.; JOHNSON N.L. (1983). **Encyclopedia of statistical sciences**. New York: John Wiley& Sons; v.4, p.352-4.

KUTI, I.A.; EWEMOJE, T.A. (2021). Modelling of sediment yield using the Soil and Water Assessment Tool (SWAT) model: A case study of the Chanchaga Watersheds, Nigeria. **Scientific African**, v.13. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2021.e00936>.

KWON, H.H.; SOUZA FILHO, F.A.; BLOCK, P.; SUN, L.; LALL, U.; REIS, D.S. (2012). Uncertainty assessment of hydrologic and climate forecast models in Northeastern Brazil. **Hydrological Process**, v. 26, n. 25, 3875–3885.

LEE, C. (2019). Impacts of urban form on air quality: Emissions on the road and concentrations in the US metropolitan areas. **Journal of Environmental Management**, v. 246, p. 192-202. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.05.146>

LI, B.; TAN, L.; ZHANG, X.; QI, J.; Marek, G.W.; LI, Y.; Dong, X.; Zhao, W.; CHEN, T.; FENG, P.; LIU, D.L.; Srinivasan, R.; CHEN, Y. (2023). Modeling streamflow response under changing environment using a modified SWAT model with enhanced representation of CO₂ effects. **Journal of Hydrology: Regional Studies**. v. 50. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101547>.

LIEBERTRAU, A.M. (1983). Measures of association. Newbury Park, CA: Sage Publications. Quantitative.

LIMA, J. R. A.; NEVES, D. J. D.; ARAÚJO, L. E.; AZEVEDO, P. V. (2011). Identificação de tendências climáticas no Estado da Bahia. **Revista de Geografia**, v. 28, n. 3, p. 172–187.

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**, v. 158, p. 286–297. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2017.07.003>.

LÓPEZ, U. G. I; PITA, F.S. (2001). **Medidas de concordancia: el índice de Kappa**. Atención Primaria en la Red.

LUCENA, D.P.M.M. (2018). **Simulações da Implantação de Ações de Gestão no Açude Epitácio Pessoa e seus Impactos na Crise Hídrica em Campina Grande-PB e Região**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) – Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande/PB.

LUIZ, C.H.P. (2014). **Modelagem da cobertura da terra e análise da influência do reflorestamento na transformação da paisagem: Bacia do Rio Piracicaba e Região Metropolitana do Vale do Aço**. Dissertação (Mestrado em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 141 f.

MARENGO, J.A.; ALVES, L.M.; BESERRA, E.A.; LACERDA, F.F. (2011). **Variabilidade e mudanças climáticas no semiárido brasileiro. Recursos hídricos em regiões áridas e semiáridas**. Instituto Nacional do Semiárido. Campina Grande/PB.

MARENGO, J.A.; CUNHA, A.P.; ALVES, L.M. (2016). **A seca de 2012-15 no semiárido do Nordeste do Brasil no contexto histórico**. Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (CEMADEN), São Paulo, Brasil.

MARINHO FILHO, G.M.; ANDRADE, R.S.; JÚNIOR, J.C.Z.; FILHO, L.N.L.M. (2012). Modelos hidrológicos: conceitos e aplicabilidades. **Revista de Ciências Ambientais**. v. 6, nº 2, p. 35- 47.

MAS, J. F.; KOLB, M.; PAEGELOW, M.; OLMEDO, M.C.; HOUET, T. (2014). Modelling Land use/cover changes: a comparison of conceptual approaches and softwares. **Environmental Modelling and Software**, v. 51, p. 94–111.

MEDEIROS, I.C.; COSTA SILVA, J.F.C.B.; SILVA, R.M.; SANTOS, C.A.G. (2018). Run-of-erosion modelling and water balance in the Epitácio Pessoa Dam river basin, Paraíba State in Brazil. **International Journal of Environmental Science and Technology**, v.16, p. 3035-3048. <https://doi.org/10.1007/s13762-018-1940-3>.

MENGISTU, A.G.; RENSBURG, L.D.V.; WOYESSA, Y.E. (2019). Techniques for calibration and validation of SWAT model in data scarce arid and semi-arid catchments in South Africa. **Journal of Hydrology**, v 25, 100621. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2019.100621>.

MISHRA, V.N.; RAI, P.K.; MOHAN, K. (2014). Prediction of land use changes based on land changemodeller (LCM) using remote sensing: a case study of Muzaffarpur (Bihar), Índia. **Journal of the Geographical**. Institute Jovan Cvijic, SASA.Vol. 64, p. 111-127.

MONTEIRO JÚNIOR, J.J.; SILVA, E.A.; REIS, A.L.A.; SANTOS, J.P.M.S. (2018). Dynamical spatial modeling to simulate the forest scenario in Brazilian dry forest landscapes. **Geology, Ecology, and Landscapes**. [.org/10.1080/24749508.2018.1481658](https://doi.org/10.1080/24749508.2018.1481658).

MONTENEGRO, A.A.A.; MONTENEGRO, S.M.G.L. (2012). **Olhares sobre as políticas públicas de recursos hídricos para o semiárido. Recursos hídricos em regiões semiáridas: Estudos e aplicações**. Editores, Hans Raj Gheyi, Vital Pedro da Silva Paz, Salomão de Sousa Medeiros, Carlos de Oliveira Galvão - Campina Grande, PB: Instituto Nacional do Semiárido, Cruz das Almas, BA: Universidade Federal do Recôncavo da Bahia.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; VAN LIEW, M. W.; BINGNER, R. L.; HARMEL, R. D.; VEITH, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 50, p. 885-900.

MOTLAGH, S.K.; SADODDIN, A.; HAGHNEGAHDAR, A.; RAZAVI, S.; SALMANMAHINY, A.; GHORBANI, K. (2021). Analysis and prediction of land cover changes using the land change modeler (LCM) in a semiarid river basin, Iran. **Land Degradation e Development**, v. 32, p. 3092–3105.

MOURA, M.S.B.; GALVINCIO, J.D.; BRITO, L.T.L.; DE SOUZA, L.S.B.; SÁ, I.I.S.; DA SILVA, T.G.F. (2019). **Clima e água de chuva no Semiárido**. Disponível em: <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/159649/1/OPB1515.pdf>.

MOZUMDER, C.; TRIPATHI, N.K.; LOSIRI, C. (2016). Comparing three transition potential models: A case study of built-up transitions in North-East India. **Computers, Environment and Urban Systems**. 59, 38–49.

NASCIMENTO, S. S.; ALVES, J. J. A. (2008). Ecoclimatologia do cariri paraibano. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 2, n. 3, p. 28-41.

NASIRI, VAHID & DARVISHSEFAT, ALI & RAFIEE, REZA & SHIRVANY, ANOUSHIRVAN & AVATEFI HEMAT, MOHAMMAD. (2018). Land use change modeling through an integrated Multi-Layer Perceptron Neural Network and Markov Chain analysis (case study: Arasbaran region, Iran). **Journal of Forestry Research**. 10.1007/s11676-018-0659-9.

NEILL, B.C.O.; KRIEGLER, E.; EBI, K.; KEMP-BENEDICT, E.; RIAHI, K.; ROTHMAN, D.S.; RUIJVEN, B.J.V.; VUUREN, D.P.V.; BIRKMANN, J.; KOK, K.; LEVY, M.; SOLECKI, W. (2017). The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways describing world futures in the 21st century. **Global Environmental Change**, v. 42, p. 169-180. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2015.01.004>.

NEITSCH, S.L.; ARNOLD, J.G.; KINIRY, J.R.; WILLIAMS, J.R. (2011). **Soil and water assessment tool: Theoretical documentation - version 2009**. Grassland, Soil and Water Research Laboratory - Agricultural Research Service; Blackland Research Center – Texas Agricultural Experiment Station, 647p.

N'GUESSAN, J.Y.K.; ADAHI, B.M.; WAIDHET, A.B.K.; KRA, J.L.; KOFFI, B.; HABEL, M.; BROU, D.; HIRONOBU, S.; ASSIDJO, E.N. (2023). Using the SWAT+ model to assess the conditions of water inflow to a reservoir in an uncontrolled agricultural catchment. Case Study of the Nanankou Reservoir in the Lake Taabo catchment (Côte d'Ivoire). **Ecohydrology & Hydrobiology**. <https://doi.org/10.1016/j.ecohyd.2023.08.002>.

NGUYEN, H.H.; RECKNAGEL, F.; MEYER, W.; FRIZENSCHAF, J.; SHRESTHA, M.K. (2017). Modelling the impacts of altered management practices, land use and climate changes on the water quality of the Millbrook catchment reservoir system in South Australia. **Journal of Environmental Management**, v. 202, p. 1–11.

NILAWAR, A.P.; WAIKAR, M.L. (2019). Impacts of climate change on streamflow and sediment concentration under RCP 4.5 and 8.5: A case study in Purna river basin, India. **Science of the Total Environment**, v. 650, p. 2685–2696.

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., AND SANDERSON, B. M. (2016). The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. **Geoscientific Model Development**. V. 9, 3461–3482, <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>.

PONTIUS JR., R.G., SI, K. (2014). The total operating characteristic to measure diagnostic ability for multiple thresholds. **International Journal of Geographical Information Science**. v. 28 (3), 570–583. <https://doi.org/10.1080/13658816.2013.862623>

RABELO, U.P.; DIETRICH, J.; COSTA, A.C.; SIMSHÄUSER, M.N.; SCHOLZ, F.E.; NGUYEN, V.T.; NETO, I.E.L. (2021). Representing a dense network of ponds and reservoirs in a semi-distributed dryland catchment model. **Journal of Hydrology**. V. 603. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127103>.

RÊGO, J. C.; GALVÃO, C. O.; VIEIRA, Z. M. C. L.; RIBEIRO, M. M. R.; ALBUQUERQUE, J. P. T.; SOUZA, J. A. (2013). **Atribuições e responsabilidades na gestão dos recursos hídricos – O caso do açude Epitácio Pessoa/Boqueirão no Cariri Paraibano**. In Anais do XX Simpósio Brasileiro e Recursos Hídricos. Bento Gonçalves – RS.

RENNÓ, C.D.; SOARES, J.V. (2000). **Modelos Hidrológicos para Gestão Ambiental**. São José dos Campos: Editora Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. p. 210p.

RIAH, K., VAN VUUREN, DP, KRIEGLER, E., EDMONDS, J., O'NEILL, BC, FUJIMORI, S., BAUER, N., CALVIN, K., DELLINK, R., FRICKO, O., LUTZ, W., POPP, A., CRESPO CUARESMA, J., KC, S., LEIMBACH, M., JIANG, L., KRAM, T., RAO, S., EMMERLING, J., EBI, K., HASEGAWA, T., HAVLIK, P., HUMPENÖDER, F., ALELUIA DA SILVA, L., SMITH, S., STEHFEST, E., BOSETTI, V., EOM, J., GERNAAT, D., MASUI, T., ROGELJ, J., STREFLER, J., DROUET, L., KREY, V., LUDERER, G., HARMSSEN, M., TAKAHASHI, K., BAUMSTARK, L., DOELMAN, J., KAINUMA, M., KLIMONT, Z., MARANGONI, G., LOTZE-CAMPEN, H., OBERSTEINER, M., TABEAU, A., & TAVONI, M. (2017). The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. **Global Environmental Change**. v. 42, p. 153-168. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009>.

ROCHA, V. N. L.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G. (2024). Estimation of water surface reflectance and total suspended solid using MODIS images for a reservoir in the Brazilian semiarid region. **Journal of Environmental Informatics**, v. 43, p. 285.

SAMPAIO, G.; DIAS, P.L.S. (2014). Evolução dos modelos climáticos e de previsão de tempo e clima. **REVISTA USP**, São Paulo, n. 103, p. 41-54.

SANO, E.E.; FERREIRA, L.G.; ASNER, G.P.; STEINKE, E.T. (2007). Spatial and temporal probabilities of obtaining cloud-free Landsat images over the Brazilian tropical savanna. **International Journal of Remote Sensing**, 28(12), 2739-2752. <https://doi.org/10.1080/01431160600981517>.

SANTANA, R.A.; BEZERRA, S.T.M.; DOS SANTOS, S.M.; COUTINHO, A.P.; COELHO, I.C.L.; PESSOA, R.V.S. (2019). Assessing alternatives for meeting water demand: A case study of water resource management in the Brazilian Semiarid region. **Utilities Policy**. V. 61,100974. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2019.100974>.

SANTINI, M.; CACCAMO, G.; LAURENTI, A.; NOCE, S.; VALENTINI, R. (2010). A multi-component GIS framework for desertification risk assessment by an integrated index. **Applied Geography**, v. 30, n. 3, p. 394–415. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2009.11.003>.

SANTOS, C.A.G.; PAIVA, F.M.L.; SILVA, R.M. (2006). Modelagem hidrossedimentológica e efeito de escala: O caso da bacia experimental de São João do

Cariri. In: Anais do VIII Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste, Gravatá/PE.v.1, 1-19 pp.

SANTOS, J.S. (2009). **Ocupação humana, caatinga, paleoambientes e mudanças ambientais nos setores nordestinos**. João Pessoa: JRC Gráfica.

SANTOS, J.Y.G. (2016). **Implicações das mudanças do clima e uso do solo nos processos hidrossedimentológicos da bacia do Rio Tapacurá**. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 210 f.

SHAFIZADEH-MOGHADAM, H. (2019). Improving spatial accuracy of urban growth simulation models using ensemble forecasting approaches. **Computers, Environment and Urban Systems**, 76, 91–100.

SILVA JÚNIOR, W. R. (2013). **Estudo do estado trófico em reservatório público de uso múltiplos em região do semiárido nordestino utilizando a técnica de modelagem computacional como ferramenta de gerenciamento da qualidade da água**. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

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 landuse changes on streamflow in a headwater basin in the Brazilian Caatinga biome. **Geocarto International**, v. 37, n. 26, p. 12436–12465.

SILVA, G. J. F.; SILVA, R. M.; BRASIL NETO, R. M.; Silva, J.F.C.B.C.; DANTAS, A. P. C.; SANTOS, C. A. G. (2024). Multi-datasets to monitor and assess meteorological and hydrological droughts in a typical basin of the Brazilian semiarid region. *Environmental Monitoring and Assessment*, v. 196, p. 285.

SILVA, G.J.F. (2020). **Modelagem dos componentes do balanço hídrico e monitoramento da seca em bacia hidrográfica no bioma Caatinga**. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade Federal da Paraíba. João Pessoa/PB.

SILVA, J.F.C.B.C. (2019). **Crise hídrica no abastecimento de água em campina grande: análise de cenários futuros no volume de água do reservatório Epitácio Pessoa entre 2020 e 2030**. Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade Federal da Paraíba. João Pessoa/PB.

SILVA, L.P.; XAVIER, A.P.C.; SILVA, R.M.; SANTOS, C.A.G. (2020). Modeling land cover change based on an artificial neural network for a semiarid river basin in northeastern Brazil. **Global Ecology and Conservation**, v. 21, e00811. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2019.e00811>.

SINGH, D., VARDHAN, M., SAHU, R., CHATTERJEE, D., CHAUHAN, P., AND LIU, S. (2023). Machine-learning- and deep-learning-based streamflow prediction in a hilly catchment for future scenarios using CMIP6 GCM data. **Hydrology and Earth System Sciences**. V. 27, 1047–1075, <https://doi.org/10.5194/hess-27-1047-2023>.

SINGSON, C.L.; ALEJO, L.A.; BALDERAMA, O.F.; BARENG, J.L.F. (2023). Modeling climate change impact on the inflow of the Magat reservoir using the Soil and Water

Assessment Tool (SWAT) model for dam management. **Journal of Water and Climate Change**, 14 (3): 633–650. doi: <http://dx.doi.org/10.2166/wcc.2023.240>.

SINHA, S., SHARMA, L.K., NATHAWAT, M.S. (2015). Improved Land-use/Land-cover classification of semi-arid deciduous forest landscape using thermal remote sensing. Egypt. **J. Remote Sens. Space Sci.** 18 (2), 217–233. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.09.005>.

SOARES FILHO, B. S.; RODRIGUES, H.; FOLLADOR, M. (2013). A hybrid analytical-heuristic method for calibrating land-use change models. **Environmental Modelling and Software**, v. 43, p. 80–87.

SOUZA, B. I.; SUERTEGARAY, D. M. A.; LIMA, E. R. V. (2009). Desertificação e seus efeitos na vegetação e solos do Cariri Paraibano. **Mercator – Revista de Geografia da UFC**, ano 8, n. 16, p. 217–232.

SOUZA, L.S.B.; MOURA, M.S.B.; SEDIYAMA, G.C.; SILVA, T.G.F. (2015). Balanço de energia e controle biofísico da evapotranspiração na Caatinga em condições de seca intensa. **Pesq. Agropec. Bras., Brasília**, v. 50, n. 8, p. 627-636. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-204X2015000800001>.

SRINIVASAN, V.S.; PAIVA, F.M.L. (2009). Regional validity of the parameters of a distributed runoff-erosion model in the semiarid region of Brazil. **Science in China Series E: Technological Sciences**. V.52, n.11, p.3348-3356.

SUDENE- Superintendência do Desenvolvimento do Nordeste. (2017). **Delimitação do semiárido: saiba quando ocorreu a primeira definição deste território e o que mudou desde então**. Disponível em: <http://sudene.gov.br/>.

TAN, M.L.; IBRAHIM, A.L.; YUSOP, Z.; CHUA, V.P.; CHAN, N.W. (2017). Climate change impacts under CMIP5 RCP scenarios on water resources of the Kelantan River Basin, Malaysia. **Atmospheric Research**. Doi:10.1016/j.atmosres.2017.01.008.

TIAN, J.; GUO, S.; YIN, J.; PAN, Z.; XIONG, F.; HE, S. (2022). Quantifying both climate and land use/cover changes on runoff variation in Han River basin, China. **Frontiers in Earth Science**. 2022, 16(3): 711–733. <https://doi.org/10.1007/s11707-021-0918-5>.

TUCCI, C. E. M. (1987). **Modelos determinísticos**. Porto Alegre: Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Org. Associação Brasileira de Recursos Hídricos, p. 211-324.

TUCCI, C. E. M. (1998). Modelos hidrológicos. Porto Alegre: Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Org. Associação Brasileira de Recursos Hídricos, p. 668.

TUCCI, C.E.M.; MARENGO, J.A.; SILVA DIAS, P.L.; COLLISCHONN, W.; SILVA, B.C.; CLARKE, R.T.; CARDOSO, A.O.; JUAREZ, R.N.; SAMPAIO, G.; CHAN, C.S.(2005). Previsão de Vazões na Bacia do Rio São Francisco com Base na Previsão Climática. Relatório técnico ANEEL/OMM/98/00. Porto Alegre: IPH-UFRGS. 385p.

VALDIVIESO, O. F. AND BOSQUE SENDRA, J. (2010). Application of GIS and remote sensing techniques in generation of land use scenarios for hydrological modeling, **Journal of Hydrology**. v. 395, 256–263.

VAREJÃO-SILVA, M. A. (2006). **Meteorologia e Climatologia**. Recife. Versão Digital, 443p.

VIANA, J. F. S.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; SRINIVASAN, R.; SANTOS, C. A. G.; MISHRA, M.; KALUMBA, A. M.; SILVA, R. M. (2023). Land Use and Land Cover Trends and Their Impact on Streamflow and Sediment Yield in a Humid Basin of Brazil's Atlantic Forest Biome. **Climate Change: Vegetation Diversity Monitoring**. v. 15, p. 1220.

VITORIANO, B. (2012). **Modelos y métodos de simulación estocástica. Aplicación en La valoración de opciones financieras**. Madrid: Editorial Universidad Complutense de Madrid. Departamento de estadística e Investigación operativa I.

VUUREN, D.P.V.; J. EDMONDS, M. KAINUMA, K. RIAHI, N. NAKICENOVIC, S.J. SMITH, S.K. ROSE. (2011). The representative concentration pathways : an overview. **Climatic Change**. v.109 (2011) 5–31, <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0148-z>.

WOZNICKI, S., NEJADHASHEMI, A.P., TANG, Y., WANG, L. (2016). Large scale climate change vulnerability assessment of stream health. **Ecological Indicators**. V. 69, p. 578-594.

XAVIER, A.P.C; SILVA, R.M. (2018). A GIS-based method for temporal dynamic modelling of the land use and land cover in the Tapacurá River basin (PE). **Geociências**, 37(1), 193-210.

YANG, W.; LONG, D.; BAI, P. (2019). Impacts of future land cover and climate changes on runoff in the mostly afforested river basin in North China, **Journal of Hydrology**. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.12.055>.

YONABA, R.; MOUNIROU, L.A.; TAZEN, F. KOŤTA, M.; BIAOU, A.C.; ZOURÉ, C.O.; QUELOZ, P.; KARAMBIRI, H.; YACOUBA, H. (2023). Future climate or land use? Attribution of changes in surface runoff in a typical Sahelian landscape. **Comptes Rendus Géoscience — Sciences de la Planète**. v. 355, Special Issue S1, p. 411-438. <https://doi.org/10.5802/crgeos.179>.

ZHOU, L.; DANG, X.; SUN, Q.; WANG, S. (2020). Multi-scenario simulation of urban land change in Shanghai by random forest and CA-Markov model. **Sustainable Cities and Society** 55.