



Emayara Lima Leite

MODELAGEM HIDROCLIMÁTICA SOB CENÁRIOS DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS: ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO MADEIRA E NA UHE SANTO ANTÔNIO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Instituto de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

Dissertação orientada pelo Professor Nelio Moura de Figueiredo

Belém – Pará – Brasil
2025

**MODELAGEM HIDROCLIMÁTICA SOB CENÁRIOS DE MUDANÇAS
CLIMÁTICAS: ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO MADEIRA E NA UHE
SANTO ANTÔNIO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Pará, para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Civil, área de Concentração em Engenharia Hídrica, linha de Pesquisa em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental

Orientador: Professor Dr. Nelio Moura de Figueiredo.

Belém – Pará – Brasil

2025

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a)
autor(a)**

L732m Lima Leite, Emayara.

Modelagem hidroclimática sob cenários de mudanças
climáticas : Estudo de caso na bacia do rio Madeira e na
UHE Santo Antônio / Emayara Lima Leite. — 2025.
149 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Nelio Moura de Figueiredo
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará,
Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Civil, Belém, 2025.

1. Modelagem hidroclimática. 2. Geração
hidrelétrica. 3. CMIP6. 4. Rede Neural Artificial. 5.
Complementaridade energética. I. Título.

CDD 333.91

MODELAGEM HIDROCLIMÁTICA SOB CENÁRIOS DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS: ESTUDO DE CASO NA BACIA DO RIO MADEIRA E NA UHE SANTO ANTÔNIO

AUTORA:

EMAYARA LIMA LEITE

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À BANCA EXAMINADORA APROVADA PELO COLEGIADO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL DO INSTITUTO DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ, COMO REQUISITO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRA EM ENGENHARIA CIVIL NA ÁREA DE RECURSOS HÍDRICOS E SANEAMENTO AMBIENTAL.

APROVADO EM: 28 / 08 / 2025.

Documento assinado digitalmente
gov.br **NELIO MOURA DE FIGUEIREDO**
Data: 14/10/2025 06:28:31-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Nélio Moura de Figueiredo
Orientador

Assinado por: **PAULO SÉRGIO LIMA PEREIRA AFONSO**
Num. de Identificação: 10938291
Data: 2025.08.28 18:16:55 +0100

Prof. Dr. Paulo Sérgio Lima Pereira Afonso
Membro Externo (UMinho)

Documento assinado digitalmente
gov.br **EVANICE PINHEIRO GOMES**
Data: 28/08/2025 14:30:13-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Evanice Pinheiro Gomes
Membro Externo (UFPA)

Documento assinado digitalmente
gov.br **VALCIR JOAO DA CUNHA FARIA**
Data: 28/08/2025 17:42:27-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Valcir João da Cunha Faria
Membro Externo (UFPA)

Documento assinado digitalmente
gov.br **FRANCISCO CARLOS LIRA PESSOA**
Data: 09/10/2025 14:50:11-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Francisco Carlos Lira Pessoa
Membro Interno (UFPA)

Visto:

Prof. Dr. Dênio Ramam Carvalho de Oliveira
Coordenador do PPGEC / ITEC / UFPA

Dedico este trabalho ao meu pai, Erivan Leite, *in memoriam*.

Enquanto você descansa, tentarei te deixar orgulhoso.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, que me sustentou em cada passo dessa jornada. Esta conquista é a realização de um sonho, e embora muitos obstáculos tenham surgido no caminho, eu nunca estive sozinha.

À minha amada mãe, Antônia, que me ensinou a enfrentar o mundo com independência e à minha querida irmã, Emayra, que sempre foi voz de incentivo.

Ao meu filho, Theo, por simplesmente existir. O seu sorriso e a sua alegria foram, e sempre serão, o meu maior combustível.

Ao meu marido, Diogo, por caminhar ao meu lado. Mesmo sem afinidade com o tema, estudou comigo e me apoiou inclusive nas madrugadas. Seu companheirismo é precioso, e por mais que eu agradeça, nunca será o bastante.

Aos colegas do PPGEC, em especial a Vânia, por tantas vezes estender a mão e me ajudar a compreender conteúdos que, no início, me pareciam invencíveis e especialmente pelas valiosas orações.

Agradeço aos meus professores Francisco Lira, Lindemberg Fernandes e Claudio Blanco, pelos ensinamentos que fortalecerem esta pesquisa.

Ao meu orientador, professor Dr. Nelio Moura de Figueiredo, agradeço profundamente pela orientação e dedicação. Mesmo diante das minhas limitações, me guiou com paciência e generosidade. Espero, um dia, ser uma professora tão comprometida quanto o senhor.

“Tudo o que o homem semear, isso também colherá.” Gálatas 6:7b

RESUMO

As alterações climáticas têm provocado modificações significativas nos regimes hidrológicos, impactando diretamente a geração de energia hidrelétrica em regiões vulneráveis, como a Bacia do Rio Madeira. Este estudo visa avaliar os efeitos dessas mudanças na vazão afluente da Usina Hidrelétrica de Santo Antônio, mediante projeções climáticas oriundas do CMIP6, sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5, para os horizontes de curto (2020–2039), médio (2060–2079) e longo prazo (2080–2099). Utilizou-se uma Rede Neural Recorrente do tipo Long Short-Term Memory (LSTM), treinada com dados observacionais do período de 2012 a 2024, considerando como variáveis de entrada: temperatura do ar, umidade relativa, precipitação e vazão. As projeções indicam tendência de redução progressiva nas vazões mensais. As reduções mais críticas de vazão ocorreram em agosto no cenário SSP5-8.5 (-52,5%) e em setembro no SSP3-7.0 (-41,2%). A análise estatística por percentis evidenciou intensificação dos extremos climáticos, como aumento da temperatura média e queda acentuada da umidade relativa, especialmente de junho a setembro. Além da previsão hidrológica, estimou-se a geração de energia elétrica futura da usina com base em um modelo preditivo de geração hidrelétrica, o qual permitiu quantificar os impactos potenciais sobre a produção energética ao longo do século. Tais evidências reforçam a necessidade de diversificação da matriz energética nacional, com maior participação de fontes renováveis complementares, como solar e eólica, visando mitigar a vulnerabilidade hidrológica e promover maior resiliência frente às trajetórias futuras das mudanças climáticas.

Palavras-chave: Modelagem hidroclimática; Geração hidrelétrica; CMIP6; Rede Neural Artificial; Complementaridade energética; Bacia do Rio Madeira.

ABSTRACT

Climate change has led to significant modifications in hydrological regimes, directly impacting hydroelectric power generation in vulnerable regions such as the Madeira River Basin. This study aims to assess the effects of these changes on the streamflow to the Santo Antônio Hydropower Plant using climate projections from CMIP6, under the SSP2-4.5, SSP3-7.0, and SSP5-8.5 scenarios for the short-term (2020–2039), medium-term (2060–2079), and long-term (2080–2099) horizons. A Long Short-Term Memory (LSTM) Recurrent Neural Network was employed, trained with observational data from 2012 to 2024, considering as input variables: air temperature, relative humidity, precipitation, and streamflow. The projections indicate a progressive reduction trend in monthly flows. The most critical flow reductions occurred in August under the SSP5-8.5 scenario (-52,5%) and in September under SSP3-7.0 (-41,2%), the latter representing the most severe decline among the scenarios analyzed. The percentile-based statistical analysis highlighted the intensification of climate extremes, such as increased average temperature and a sharp drop in relative humidity, especially from June to September. In addition to hydrological forecasting the plant's future electrical energy generation was estimated based on a predictive hydroelectric generation model, which enabled the quantification of potential impacts on energy production throughout the century. These findings underscore the need to diversify the national energy matrix, with greater integration of complementary renewable sources, such as solar and wind, aiming to mitigate hydrological vulnerability and promote greater resilience in light of future climate change trajectories.

Keywords: Hydroclimatic modeling; Hydropower generation; CMIP6; Artificial Neural Network; Madeira River Basin

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	18
1.1 Objetivos	23
1.2 Estrutura do trabalho	24
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	26
2.1 Mudanças Climáticas e Aquecimento Global	26
2.2 Coupled Model Intercomparison Project – CMIP.....	30
2.3 Redes Neurais para Previsão de Mudanças Climáticas.....	36
2.4 Impactos Climáticos na Geração de Energia Eólica.....	40
2.5 Impactos Climáticos na Geração Solar Fotovoltaica	43
2.6 Impactos Climáticos na Geração Hidrelétrica.....	45
2.7 Expansão Termelétrica frente à redução Hidrelétrica	48
2.8 Impactos das Usinas Termelétricas	52
2.9 Energia Solar e Eólica na mitigação das mudanças climáticas.....	56
3. METODOLOGIA	62
3.1 Etapas da pesquisa.....	63
3.2 Área de estudo	64
3.2.1 Indicadores climáticos e de risco (AdaptaBrasil MCTI).....	70
3.2.1.1 Impactos para Segurança Energética na área de estudo.....	71
3.2.1.2 Potencial hidrelétrico frente às mudanças climáticas.....	74
3.2.1.3 Potencial eólico frente às mudanças climáticas.....	75
3.2.1.4 Potencial solar frente às mudanças climáticas.....	76
3.2.1.5 Capacidade adaptativa.....	78
3.3 Base de dados	80
3.3.1 Dados observados.....	81
3.3.2 Dados das projeções climáticas.....	81
3.4 Desenvolvimento do modelo LSTM.....	84
3.4.1 Treinamento e validação do modelo.....	86
3.4.2 Estatísticas de desempenho.....	86
3.5 Análise da correlação cruzada entre as variáveis	88
3.6 Estimativa preditiva de geração de energia.....	92
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	95
4.1 Correlação cruzada	96

4.1.1 Análise da Correlação Cruzada entre Precipitação e Vazão.....	96
4.1.2 Análise da Correlação Cruzada entre Temperatura e Vazão.....	98
4.1.3 Análise da Correlação Cruzada entre Umidade e Vazão.....	100
4.1.4 Análise Conjunta.....	102
4.2 Projeções climáticas.....	105
4.2.1 Variação da Temperatura do Ar	106
4.2.2 Variação da Precipitação.....	108
4.2.3 Variação da umidade.....	110
4.2.4 Análise integrada.....	112
4.3 Avaliação do desempenho do modelo LSTM	114
4.4 Previsão de vazões no cenário SSP2-4.5	115
4.5 Previsão de vazões no cenário SSP3-7.0	117
4.6 Previsão de vazões no cenário SSP5-8.5	119
4.7 Análise da estimativa de geração hidrelétrica futura	120
5. CONCLUSÃO	129
6. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	132
REFERÊNCIAS	133

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Descrição e relação de cenários considerados nos relatórios do Grupo de Trabalho AR6.	34
Tabela 2: Usinas termelétricas em construção e a iniciar a construção no Brasil.	51
Tabela 3: Valores mensais de P10, P50 e P90 para temperatura (T, °C) projetada para 2080–2099 sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.	107
Tabela 4: Valores mensais de P10, P50 e P90 para precipitação (P, mm) projetada para 2080–2099 sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.	109
Tabela 5: Valores mensais de P10, P50 e P90 para umidade relativa (U, %) projetada para 2080–2099 sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.	110
Tabela 6: Déficits projetados de geração na UHE Santo Antônio para curto, médio e longo prazo no cenário SSP5-8.5, expressos em valores relativos (%) em relação à geração de referência.	125
Tabela 7: Custos de compensação anual dos déficits projetados no cenário SSP5-8.5, por fonte e horizonte temporal (em milhões de R\$).	128

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Aquecimento observado e influências naturais e humanas (mudança de 1850-2020).	28
Figura 2: Arquitetura simplificada de uma rede neural <i>feed-forward</i> profunda.	37
Figura 3: Arquitetura da rede LSTM.	39
Figura 4: Matriz elétrica brasileira nos anos de 2023 e 2024.	47
Figura 5: Distribuição geográfica das termelétricas a combustíveis fósseis do SIN, com destaque para o combustível principal de cada planta – ano base 2023.	50
Figura 6: Evolução da geração de energia térmica no Brasil de 1970 a 2024.	51
Figura 7: Variação de emissões de gases de efeito estufa por combustível nas usinas termelétricas fósseis que injetaram eletricidade no SIN em 2020 e 2021 (milhões de toneladas de CO ₂ e).	53
Figura 8: Variação de emissões de gases de efeito estufa por combustível nas usinas termelétricas fósseis que injetaram eletricidade no SIN em 2022 e 2023 (milhões de toneladas de CO ₂ e).	54
Figura 9: Mapa do total anual de irradiação solar direta normal com destaque as regiões com maior potencial de aproveitamento da energia solar concentrada.	58
Figura 10: Emissões de CO ₂ evitadas pela fonte eólica no Brasil no ano de 2023 (toneladas).	59
Figura 11: Evolução da capacidade instalada de energia eólica no Brasil.	60
Figura 12: <i>Fluxograma de etapas macro do estudo.</i>	62
Figura 13: Localização e hidrografia da área de estudo.	65
Figura 14: Entrada da UHE Santo Antônio em operação plena com todas as turbinas funcionando em 2016.	66
Figura 15: Evolução do nível na UHE de Santo Antônio de setembro 2023 a maio de 2024.	67
Figura 16: Dados Hidrológicos diários - Vazão Afluente Hidrelétrica de Santo Antônio no período de jan 2013 a jan 2025, com destaque para cheia histórica ocorrida em 2014.	68
Figura 17: Segurança Energética - Ameaça Climática Presente na área de estudo.	72
Figura 18: Segurança Energética - Ameaça Climática - Cenário pessimista – 2050 na área de estudo.	73

Figura 19: Potencial de Energia Hidrelétrica atual e futuro (Cenário pessimista 2050).	
74	
Figura 20: Potencial de Energia Eólica atual e futuro (Cenário pessimista – 2050) na área de estudo.	76
Figura 21: Potencial de Energia Solar atual e futuro (Cenário pessimista – 2050) na área de estudo.	77
Figura 22: Capacidade Adaptativa na área de estudo.	79
Figura 23: Fluxograma dos Cenários CMIP6 utilizados.	83
Figura 24: Estrutura da rede neural.	85
Figura 25: Correlação Cruzada entre Precipitação e Vazão.	97
Figura 26: Correlação Cruzada entre Temperatura e Vazão	99
Figura 27: Correlação Cruzada entre Umidade e Vazão.	101
Figura 28: Função de correlação cruzada.	104
Figura 29: Variação da Temperatura nos cenários SSP2 4.5; SSP3 7.0 e SSP5 8.5 – 2080 a 2099.	107
Figura 30: Variação da Precipitação nos cenários SSP2 4.5; SSP3 7.0 e SSP5 8.5 – 2080 a 2099.	109
Figura 31: Variação da Umidade nos cenários SSP2 4.5; SSP3 7.0 e SSP5 8.5 – 2080 a 2099.	111
Figura 32: Comportamento das variáveis climáticas no cenário SSP5 8.5 – 2080 a 2099.	113
Figura 33: Vazão observada e vazão projetada pela rede LSTM.	115
Figura 34: Projeções de vazão afluente no cenário SSP2 4.5.	116
Figura 35: Projeções de vazão afluente no cenário SSP3 7.0.	118
Figura 36: Projeções de vazão afluente no cenário SSP5 8.5.	119
Figura 37: Geração mensal de energia na UHE Santo Antônio (2023–2024), com base em dados observados do ONS.	121
Figura 38: Geração Real vs. Preditiva.	122
Figura 39: Evolução da geração média e mínima anual de energia elétrica da UHE Santo Antônio.	123
Figura 40: Déficits na geração de energia no curto prazo para o cenário SSP5-8.5, em valores absolutos (MWh).	126

Figura 41: Déficits na geração de energia no médio prazo para o cenário SSP5-8.5, em valores absolutos (MWh). 126

Figura 42: Déficits na geração de energia no longo prazo para o cenário SSP5-8.5, em valores absolutos (MWh). 127

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Símbolo	Significado
ABEEólica	Associação Brasileira de Energia Eólica
ABSOLAR	Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica
ACCESS-ESM	Australian Community Climate and Earth-System Simulator (Modelo de sistema terrestre que também abrange atmosfera, oceano, terra e gelo marinho).
ANA	Agencia Nacional de Águas e Saneamento
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANN	Artificial Neural Network (Redes Neurais Artificiais)
BEN	Balanço Energético Nacional
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CCST	Centro de Ciência do Sistema Terrestre
CESM2	Community Earth System Model 2 (modelo climático global de última geração que simula o sistema terrestre de forma totalmente acoplada)
CHIRPS	Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (conjunto de dados pluviométricos quase globais com mais de 30 anos de duração)
CMIP	Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados
CMSE	Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico
CNRM-CM6	Centre National de Recherches Météorologiques Coupled Model 6 (modelo climático global desenvolvido pelo Centro Nacional de Pesquisas Meteorológicas da França)
COP	Conferência das Partes
DOI	Digital Object Identifier (Identificador de Objetos Digitais)
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (Centro Europeu de Previsões Meteorológicas de Médio Prazo)
ENA	Energia Natural Afluente
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
EUA	Estados Unidos da América

FCC	Função de Correlação Cruzada
FGOALS-g3	Flexible Global Ocean-Atmosphere-Land System Model, Grid-point version 3 (Modelo Flexível do Sistema Global Oceano-Atmosfera-Terra, versão 3)
GCM	Modelos Climáticos Globais
GEE	Gases de Efeito Estufa
GFDL	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (Laboratório de Dinâmica de Fluidos Geofísicos)
GFDL-CM4	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory Coupled Model 4 (Modelo Acoplado 4 do Laboratório de Dinâmica de Fluidos Geofísicos)
GMAO	Global Modeling and Assimilation Office (Escritório Global de Modelagem e Assimilação)
HadGEM3	Hadley Centre Global Environment Model 3 (Modelo Global do Meio Ambiente Hadley Centre 3)
IEMA	Instituto de Energia e Meio Ambiente
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	Painel Intergovernamental de Mudança Climática
IPPU	Processos Industriais e Uso de Produtos
LEN	Leilão de Energia Nova
LSTM	Redes de Memória de Longo Curto Prazo
LULUCF	Land use, land-use change, and forestry (Uso da terra, mudança no uso da terra e florestas)
MAE	Mean Absolute Error (Erro Médio Absoluto)
MCTI	Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação
MERRA-2	Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications, Version 2 (Análise Retrospectiva da Era Moderna para Pesquisa e Aplicações, Versão 2)
MIROC6	Model for Interdisciplinary Research on Climate, version 6 (Modelo para Pesquisa Interdisciplinar sobre o Clima, versão 6)
MME	Ministério de Minas e Energia

MPI-ESM1.2	Max Planck Institute Earth System Model 1.2 (Modelo do Sistema Terrestre do Instituto Max Planck 1.2)
MSE	Mean Square Error (Erro Quadrático Médio)
NASA	National Aeronautics and Space Administration (Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço)
NCAR	National Center for Atmospheric Research (Centro Nacional de Pesquisa Atmosférica)
NDC	Nationally Determined Contribution (Contribuição Nacionalmente Determinada)
NorESM2	Norwegian Earth System Model 2 (Modelo Norueguês do Sistema Terrestre 2)
OMM	Organização Meteorológica Mundial
ONG	Organização não governamental
ONU	Organização das Nações Unidas
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
R ²	Coeficiente de Determinação
RELU	Rectified Linear Unit (Unidade Linear Retificada)
RMSE	Root Mean Square Error (Raiz do Erro Quadrático Médio)
RNA	Rede Neural Artificial
RNN	Redes Neurais Recorrentes
RNP	Rede Nacional de Pesquisa e Ensino
RCP	Trajetórias Representativas de Concentração
SIN	Sistema Interligado Nacional
SSP	Caminhos Socioeconômicos Compartilhados
SWERA	The Solar and Wind Energy Resource Assessment (Avaliação de Recursos de Energia Solar e Eólica)
UHE	Usina Hidrelétrica de Energia
UNFCCC	Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima
UTE	Centrais Geradoras Termelétricas
WCRP	Programa Mundial de Pesquisa Climática
WG	Grupos de Trabalho
WGCM	Grupo de Trabalho sobre Modelagem Acoplada

1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, a intensificação do aquecimento global tem se tornado cada vez mais evidente, refletindo-se em alterações profundas nos sistemas climáticos e hidrológicos em escala global. A Organização Meteorológica Mundial (OMM) afirmou que 2024 foi o ano mais quente já registrado e que todos os últimos dez anos estiveram entre os mais quentes da história, formando uma sequência de temperaturas recordes. Essa condição não apenas confirma o aquecimento do planeta, mas também antecipa os impactos projetados para as próximas décadas, com consequências diretas sobre o ciclo hidrológico, a frequência e a severidade de eventos extremos, como secas prolongadas e inundações, e a disponibilidade hídrica para múltiplos usos, incluindo a geração de energia elétrica (IPCC, 2023; OMM, 2025).

Embora variações climáticas façam parte de processos naturais ao longo de milhares ou até milhões de anos, a preocupação atual reside na aceleração dessas mudanças por ações humanas, sobretudo o aquecimento global, que já vem provocando extremos meteorológicos em todas as regiões do planeta (IPCC, 2023). Esses impactos afetam especialmente setores dependentes do clima, como o de energia. No Brasil, por exemplo, a redução da precipitação prevista para a Amazônia e o Nordeste está associada a períodos de seca severa que comprometem a geração hidrelétrica, enquanto o aumento das chuvas no Sul do país eleva o risco de inundações e danos à infraestrutura (MARENGO, 2014; MOROSINI, 2024). A oferta e a demanda por energia tornam-se, assim, diretamente vulneráveis às alterações climáticas, sobretudo nas fontes renováveis. O regime de ventos define o potencial da energia eólica, a formação de nuvens influencia a geração solar, e o ciclo hidrológico condiciona a produção de energia hidrelétrica (KOBERLE *et al.*, 2015).

Uma estratégia crucial para assegurar a segurança energética diante das mudanças climáticas está na complementaridade entre as fontes de geração hidrelétrica, eólica e solar. No contexto da Bacia do Rio Madeira e da Usina Hidrelétrica de Energia (UHE) Santo Antônio, a integração dessas fontes, mesmo que distribuídas geograficamente, possibilita um planejamento energético mais resiliente. A operação coordenada dessas fontes renováveis contribui para a estabilidade do fornecimento de energia, especialmente em períodos de estiagem e variabilidade climática, mitigando os impactos negativos das mudanças climáticas (ROSA, 2019).

Nesse cenário, a energia eólica surge como uma fonte complementar fundamental cuja tecnologia tem evoluído nos últimos anos levando ao aumento da potência. Dentre os benefícios e vantagens ambientais do uso da energia eólica, destaca-se principalmente por ter uma menor emissão de gases de efeito estufa e um menor impacto pelo uso da área geográfica, sendo considerada, portanto, uma fonte complementar robusta para as hidrelétricas, especialmente durante períodos de seca. Dessa forma, o uso desse tipo de energia oferece proteção e contribui para a diversificação e resiliência da matriz energética (LIMA, SANTOS & MOIZINHO, 2018; JUNG & SCHINDLER, 2022; BANCO MUNDIAL, 2024).

Além da energia eólica, a energia solar também desempenha papel crucial na complementaridade da matriz energética, principalmente nos períodos de seca onde a geração hidrelétrica pode estar em níveis abaixo do necessário. Essa fonte de energia pode ser avaliada por meio de cartas solarimétricas, o que a torna mais previsível. O Brasil, por ser um país tropical, possui vantagem na geração solar por ter a maioria de dias do ano ensolarados (DUTTA, CHANDA & MAITY, 2022). Dessa forma, caso as fontes hídricas e eólicas não sejam suficientes para suprir a demanda, a fonte solar poderia compensar a lacuna, obtendo-se assim um sistema elétrico flexível, que garantiria a segurança energética e reduziria a vulnerabilidade aos impactos das mudanças climáticas (ROSA, 2019).

O Brasil, que possui a maior parte da geração oriunda dos recursos hídricos, precisa manter a atenção nas consequências das mudanças climáticas relacionadas à geração de energia. Uma bacia hidrográfica importante para a geração de energia nacional é a Bacia do Rio Madeira. Com uma área de drenagem de 1.324.77 km², a bacia representa a maior sub-bacia Amazônica. Entre diversas atividades, a região tornou-se objeto de interesse para a realização de investimentos na expansão da geração de energia elétrica, onde se destaca a Usina de Santo Antônio, que apresenta significativo potencial hídrico que a tornou a quarta hidrelétrica mais produtiva do Brasil em 2022 (PIRES DO RIO, COELHO & WANDERLEY, 2015; RUDKE *et al.*, 2022; SANTO ANTÔNIO ENERGIA, 2022).

Além da geração de energia elétrica, a região onde está localizada a Bacia do Rio Madeira também pode oferecer oportunidades como o desenvolvimento de fontes de energia renovável como a energia solar e eólica (MARINHO *et al.*, 2023). Rondônia, estado onde está localizada a UHE Santo Antônio possui potencial de irradiação solar

favorável para a expansão desse tipo de energia, em uma média de 5,18 kWh/m² ao dia, o que seria suficiente para colaborar com o uso da tecnologia em casas, empresas, indústrias, propriedades rurais e em serviços públicos. No entanto, apesar do potencial, o estado atualmente conta com apenas 6,5 MW de potência instalada (TCE-RO, 2024).

A área de influência da UHE Santo Antônio apresenta ainda um potencial eólico significativo, especialmente em determinadas regiões do estado de Rondônia. A topografia diversificada e os ventos constantes em algumas áreas oferecem condições favoráveis para a geração desse tipo de energia. Uma localidade particularmente promissora é a região da Serra da Taboca, localizada no município de Cujubim - RO (LIMA *et al.*, 2023).

Apesar do grande potencial apresentado, as mudanças climáticas podem prejudicar severamente a sustentabilidade energética da região. Entre as implicações, pode ocorrer a perda da biodiversidade, a redução da capacidade de reter carbono, o aumento da temperatura do solo e enfraquecimento do ciclo hidrológico, o que pode conduzir a um processo gradual de savanização (RUDKE *et al.*, 2022). Um caso de transtorno relacionado às alterações climáticas da Bacia do Rio Madeira foi a paralisação das atividades da UHE Santo Antônio nos dois últimos anos, 2023 e 2024, devido à escassez hídrica (CRUZ, 2023; CEMADEN, 2024).

Nesse contexto de intensificação dos extremos climáticos e crescente vulnerabilidade do setor energético, torna-se essencial compreender e prever as tendências que vêm ocorrendo na Bacia do Rio Madeira. Para isso, recorre-se à modelagem climática, cuja principal ferramenta são os Modelos Climáticos Globais (MCGs), responsáveis por fornecer projeções futuras do clima. Esses modelos baseiam-se em cenários de emissões de gases de efeito estufa e mudanças no uso da terra, os quais são continuamente atualizados a cada novo ciclo de avaliação do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) (SEKER & GUMUS, 2022; KARTAL, 2024).

Os Relatórios de Avaliação do IPCC são baseados no Coupled Model Intercomparison Project (CMIP), uma estrutura de modelagem climática colaborativa coordenada pelo Programa Mundial de Pesquisa Climática (WCRP). Ao longo dos anos, foram realizadas várias fases do CMIP e atualmente o CMIP6 é a fase mais recente. Ele fornece projeções baseadas em cenários alternativos de emissões

futuras e mudanças de uso da terra. A utilização desses cenários torna possível entender as consequências futuras das decisões no período atual e dessa forma são essenciais para avaliações de mudanças climáticas (PEREIRA, 2023). Para análise dos dados dos processos físicos que ainda não são completamente compreendidos, atualmente existem muitos modelos hidrológicos utilizados, dentre eles, o modelo de Rede Neural Artificial (RNA), modelo empírico amplamente aceito como forma de se modelar sistemas não-lineares complexos com grande quantidade de dados (SOUSA & SOUSA, 2010).

Dentre as RNA, a arquitetura *Long Short-Term Memory* (LSTM) tem se mostrado extremamente eficiente para a previsão de séries temporais hidrológicas complexas, como vazões fluviais, especialmente sob condições climáticas altamente variáveis. Estudos internacionais e nacionais demonstram a eficácia dessa abordagem na estimativa de vazões fluviais e no planejamento de recursos hídricos (DESCOVI *et al.*, 2023; FAN *et al.*, 2023; CHANDA *et al.*, 2024;).

Além de técnicas para previsão de tendências futuras, o desenvolvimento de estratégias de adaptação e mitigação das mudanças climáticas também incluem a ampliação da oferta de outras fontes de geração de energia. No entanto, se por um lado as fontes renováveis, como a solar e a eólica, mostram-se alternativas menos impactantes ao meio ambiente, por outro, o planejamento governamental brasileiro tem apontado uma tendência de crescimento a termoelectricidade, particularmente a de origem fóssil como a principal fonte para complementar a geração hidrelétrica no curto, médio e longo prazos no país (IEMA, 2021; IEMA, 2022).

Importantes emissoras de gases poluentes, como CO, NO₂, SO₂, O₃, CO₂, N₂O e CH₄, e material particulado, as termelétricas acabam se tornando prejudiciais à saúde humana e são agressivas ao meio ambiente. A tendência de crescimento dessa atividade pode comprometer os objetivos de redução das emissões de carbono assinado pelo Brasil na Conferência de Paris, em 2015 (MENDES & STHEL, 2017).

No âmbito global, em abril de 2024, o grupo de países com as economias mais avançadas do mundo, G7, se reuniram em Torino, na Itália, para realizar a reunião ministerial de clima e energia. Fruto deste evento foi assumido um importante compromisso onde a Itália, Estados Unidos, Reino Unido, França, Alemanha, Canadá e Japão devem eliminar a fonte fóssil de sua matriz elétrica até o ano de 2035 (MACHADO, 2024). No Brasil, de maneira oposta, se percebe um movimento de

estender a produção através de Centrais Geradoras Termelétricas (UTE) (IEMA, 2021). Atualmente existem 3.033 (três mil e trinta e três) UTE em operação, das quais 318 (trezentos e dezoito) possuem capacidade acima de 30 MW. A produção tende a ser estendida, considerando que existem outras 87 UTE em construção ou a iniciar a construção (ANEEL, 2024). Existem ainda duas UTE a carvão mineral em fase de pré-construção, a serem instaladas no Rio Grande do Sul (GLOBAL ENERGY MONITOR, 2024).

Nessa situação, o modelo energético limpo que se tem no país poderá se transformar em um modelo energético sujo. Além de prejuízos ambientais devido aos gases poluentes lançados na atmosfera, que são responsáveis por boa parte das emissões anuais de gases de efeito estufa, as termelétricas também trazem prejuízos econômicos, tendo em vista o alto custo de obtenção dos recursos naturais a serem queimados nessas usinas, os quais muitas vezes precisam ser importados (CINTRA, YAMASHITA & REBELATTO, 2014).

Com esses pontos negativos, verifica-se que a energia a ser produzida com a construção de novas termelétricas poderia ser substituída e os projetos para instalação de UTE não precisariam seguir o curso. Diante das variações climáticas, se faz necessário o investimento em novos recursos energéticos, principalmente o emprego de fontes renováveis como a energia solar e eólica, que já tem sido adotada em outros países do mundo (MENDES & STHEL, 2017).

Isto posto, observa-se que o clima tem sido impactado por mudanças climáticas causadas pelo lançamento de gases de efeito estufa. Essas mudanças, incluindo as variações de precipitação, temperatura e umidade, afetam a disponibilidade e a eficiência das fontes de energia renováveis como a hidrelétrica, solar e eólica.

Estudos recentes têm aplicado modelos do CMIP6 para avaliar impactos das mudanças climáticas sobre os recursos de energia eólica (PEREIRA, 2023; MARTINEZ & IGLESIAS, 2024; ESNAOLA *et al.*, 2024), no potencial de energia solar (DUTTA, CHANDA & MAITY, 2022; ZULUAGA *et al.*, 2022; NIU *et al.*, 2023; HA *et al.* 2023), bem como na geração de energia hidrelétrica em diversas bacias hidrográficas (PARSONS, 2020; YILMAZ *et al.* 2024; KARTAL, 2024; KHORAMABADIA & MORADINIA, 2024; LAMICHHANE *et al.* 2024), evidenciando variações significativas no potencial elétrico sob distintos cenários climáticos futuros.

Levando em conta as incertezas associadas aos cenários do CMIP6, é necessária uma análise detalhada para mitigar os impactos potenciais. Assim, para prever as próximas mudanças na bacia hidrográfica do rio Madeira, este estudo propõe uma abordagem inovadora que integra modelos CMIP6 e uma Rede Neural Artificial LSTM utilizando dados hidroclimáticos observacionais de variações de vazão afluente, precipitação, temperatura e umidade, com o objetivo de prever a vazão afluente à Usina Hidrelétrica de Santo Antônio, localizada na Bacia do Rio Madeira. Serão analisados os impactos das mudanças climáticas na geração de energia renovável na área de estudo, especificamente na fonte hidrelétrica, de forma a contribuir para a gestão de recursos naturais, fornecendo informações importantes para gestores utilizarem em seus planos de adaptação e mitigação de alterações climáticas.

Dessa forma, esta pesquisa tem o potencial de contribuir significativamente para o avanço do conhecimento sobre a previsão dos impactos climáticos no setor elétrico, evidenciando a importância da incorporação de modelos baseados em inteligência artificial na avaliação de riscos e no desenvolvimento de estratégias adaptativas. Além disso, o estudo destaca a relevância da diversificação da matriz energética por meio da complementaridade entre fontes renováveis, como solar e eólica, como alternativa mais sustentável e resiliente diante da variabilidade hidroclimática. Essa abordagem constitui uma alternativa mais sustentável e rentável à dependência prolongada de centrais termelétricas, cuja operação está associada a custos elevados e impactos ambientais adversos (MENDES & STHEL, 2017; FARIAS & FONTGALLAND, 2022).

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Utilizar redes neurais LSTM e modelos de regressão como ferramentas integradas para prever vazão afluente e geração de energia na UHE Santo Antônio, a fim de avaliar os impactos projetados das mudanças climáticas sobre a variabilidade da produção hidrelétrica, com base em cenários SSPs do WCRP (*World Climate Research Programme*).

1.1.2 Objetivos Específicos

- Caracterizar a variabilidade hidroclimática da Bacia do Madeira sob cenários do WCRP (SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5), quantificando extremos por P10/P50/P90 e documentando tendências sazonais;
- Aplicar Função de Correlação Cruzada (FCC) para compreender a relação entre variáveis climáticas (precipitação, temperatura e umidade) e a vazão afluente.
- Treinar e validar uma LSTM para prever vazão afluente mensal na UHE Santo Antônio;
- Prever vazões para os três horizontes (2020–2039; 2060–2079; 2080–2099) com a LSTM alimentada por projeções do CMIP6;
- Estimar a geração hidrelétrica, calibrada e validada com dados observados do ONS, incluindo métricas de ajuste;
- Analisar déficits de geração projetados e discutir a complementaridade com fontes solar e eólica como estratégia de resiliência do suprimento; e
- Avaliar riscos operacionais e quantificar impacto relativo por cenário.

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho foi organizado de maneira que no Capítulo 2 é descrito o Referencial Teórico utilizado como subsídio para a esta pesquisa, apresentando conceitos importantes sobre aspectos que englobam as mudanças climáticas e o uso de redes neurais artificiais para projeções hidrológicas. Ainda nesse capítulo, são detalhados os impactos das mudanças climáticas na geração de energia para as fontes renováveis solar, eólica e hídrica, e discutido o aumento do uso das termelétricas e suas implicações.

O Capítulo 3 destaca os materiais e métodos utilizados para o desenvolvimento da pesquisa, bem como apresenta as características da área escolhida para o estudo. Esse capítulo ainda apresenta as projeções do Adapta Brasil MCTI para região estudada.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados juntamente com as discussões advindas deles e a validação dos resultados encontrados.

O Capítulo 5 reúne as considerações finais e sugestões da pesquisa. Por fim, são apresentadas as referências bibliográficas que fundamentaram a elaboração desta dissertação.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 MUDANÇAS CLIMÁTICAS E AQUECIMENTO GLOBAL

As mudanças climáticas representam um fenômeno complexo que envolve não apenas o aumento da temperatura global, mas também alterações nos padrões de precipitação, circulação atmosférica, eventos extremos e elevação do nível do mar, com impactos significativos sobre os ecossistemas, os recursos naturais e os sistemas socioeconômicos (ARTAXO, 2020).

O aumento da concentração de dióxido de carbono (CO_2) na atmosfera, decorrente principalmente das atividades humanas, é atualmente o maior impulsionador das mudanças climáticas. O CO_2 é responsável por aproximadamente 66% da força radiativa associada aos gases de efeito estufa (GEE) de longa duração desde 1750 e por cerca de 79% do aumento observado na última década. As concentrações atmosféricas atuais desse gás atingiram níveis sem precedentes, sendo as mais elevadas dos últimos 2 milhões de anos. Da mesma forma, os níveis de metano (CH_4) e óxido nitroso (N_2O) atingiram seus valores mais altos em pelo menos 800 mil anos (OMM, 2025).

Os GEE podem ter origem natural ou antrópica. O aumento da emissão desses gases pelas atividades humanas veio a partir da Revolução Industrial e, desde então, notou-se um crescimento da temperatura média do planeta por conta da ampliação do efeito estufa. Esses gases vêm atingindo taxas cada vez mais altas nas últimas décadas, o que trouxe à evidencia o tema das mudanças climáticas, anteriormente pouco discutido fora da comunidade científica (SILVA DIAS, 2014; IPCC, 2023; OMM, 2025).

Um grande marco do aumento da visibilidade pública do tema foi a criação do Painel Intergovernamental de Mudança Climática (IPCC) em 1988. Atualmente, o IPCC possui 195 países membros, entre eles o Brasil. Os relatórios produzidos pelo painel, além de reafirmarem o aumento da temperatura global devido às emissões de gases poluentes, também têm alertado para os riscos dessa mudança. A partir do conhecimento adquirido, as nações têm buscado realizar negociações e acordos, como as da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima (UNFCCC) (MMA, 2018).

A UNFCCC surgiu em 1992 quando a Organização das Nações Unidas (ONU) organizou a que seria uma das principais convenções sobre o meio ambiente realizadas, a ECO-92, no Rio de Janeiro. Na ocasião, as nações participantes concordaram em evitar que as atividades humanas interferissem no clima a partir da estabilização dos GEE. Desde 1994, todo ano a ONU realiza um evento chamado Conferência das Partes – COP, o qual reúne grande parte dos países para tratar sobre as mudanças climáticas (ONU, 2022).

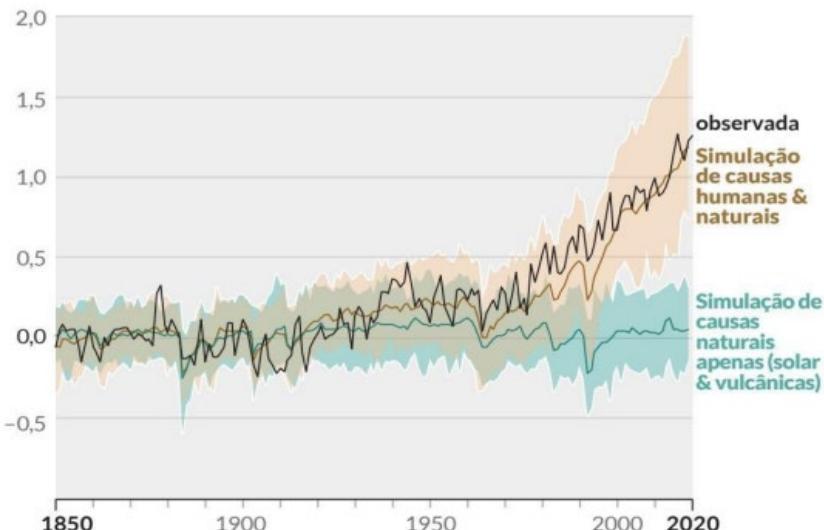
Durante essas reuniões, os países vêm negociando os limites jurídicos para as emissões de GEE. Em 2015, durante a 21ª Conferência das Partes (COP21) foi assinado o Acordo de Paris, tratado global no qual todos os governos se comprometeram em agir para limitar o aquecimento global a 1,5°C acima das temperaturas pré-industriais e aumentar o financiamento da ação climática (ONU, 2022).

Mesmo diante desses esforços, as mudanças do clima causadas pelo homem têm causado extremos meteorológicos e climáticos em todas as regiões do mundo. O 6º (sexto) e mais recente Relatório de Avaliação do IPCC (AR6), lançado em 2023, confirma que o uso insustentável e desigual de energia e da terra e a queima de combustíveis fosseis causaram o aquecimento global, com a temperatura da superfície global atingindo 1,1°C a mais no período de 2011–2020 em comparação ao período de 1850–1900 (IPCC, 2023).

Embora o AR6 do IPCC tenha reportado um aumento médio de 1,1 °C na temperatura global entre 2011 e 2020, em comparação ao período pré-industrial (1850–1900), e o Acordo de Paris tenha estabelecido o limite de 1,5 °C como meta crítica, evidências recentes indicam que esse limiar já vem sendo frequentemente superado. Entre 1990 e 2024, observou-se um crescimento expressivo no número de dias com temperaturas médias acima dos patamares de 1,0 °C, 1,25 °C e 1,5 °C. Em 2024, todos os 366 dias do ano registraram valores superiores a 1,25 °C, e aproximadamente 75% deles excederam 1,5 °C, o que indica uma intensificação acelerada e uma preocupante antecipação dos impactos projetados para as próximas décadas (COPERNICUS, 2025). Corroborando esse cenário, a Organização Meteorológica Mundial (OMM) confirmou que 2024 foi o ano mais quente já registrado, com todos os últimos dez anos ocupando as dez primeiras posições do ranking histórico de temperatura (OMM, 2025).

Quanto às causas das mudanças climáticas, estas podem ser naturais, como variações na atividade solar ou erupções vulcânicas, ou antropogênicas, relacionadas às atividades humanas (ANA, 2024). Constatase, a partir da Figura 1, que os fatores naturais não explicam o aquecimento global observado nas últimas décadas. A linha correspondente à simulação com base apenas em causas naturais apresenta uma variação limitada ao longo do tempo, enquanto a simulação que considera conjuntamente causas naturais e antropogênicas acompanha com maior precisão a trajetória da temperatura observada. Dessa forma, o aumento recente da temperatura global está diretamente associado à intensificação do efeito estufa provocada por atividades humanas, como a queima de combustíveis fósseis, o desmatamento e as alterações no uso do solo.

Figura 1: Aquecimento observado e influências naturais e humanas (mudança de 1850-2020).



Fonte: IPCC, 2021.

No contexto brasileiro, o Relatório de Inventário Nacional de Emissões e Remoções de GEE – Ano-base 2022, publicado pelo Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações (2024), apresenta a evolução das emissões entre 1990 e 2022, destacando os principais setores emissores. Em 2022, as maiores contribuições vieram do Uso da Terra (LULUCF), com 39,5%, seguido pela Agropecuária (30,5%) e Energia (20,5%). Embora tenha havido uma queda nas emissões por mudança de uso da terra entre 2005 e 2017, a partir de 2018 observou-se novo crescimento. A agropecuária manteve tendência de alta, enquanto o setor energético duplicou sua

participação desde 1990, impulsionado pelo aumento da demanda. Já os setores de Resíduos (4,5%) e Processos Industriais e Uso de Produtos – IPPU (5%) apresentaram menores contribuições. Esses dados reforçam a urgência de políticas públicas focadas no combate ao desmatamento, na modernização agropecuária e na transição para fontes energéticas mais limpas.

Esses padrões de emissão e uso insustentável dos recursos naturais têm resultado em consequências severas para o planeta. O relatório *State of the Global Climate 2024*, da Organização Meteorológica Mundial (OMM), aponta que eventos climáticos extremos, tais como ciclones, inundações, secas prolongadas e ondas de calor vêm se intensificando em frequência e magnitude, causando milhares de mortes e prejuízos bilionários em diversas regiões. Crises humanitárias e alimentares foram agravadas, especialmente em áreas vulneráveis como o Sul da Ásia, o Sahel africano e partes das Américas. No Brasil, os impactos também foram expressivos: o estado do Rio Grande do Sul enfrentou enchentes históricas em maio de 2024, enquanto a Amazônia registrou a pior seca e o maior número de focos de queimadas desde 2010 (OMM, 2025).

Considerando esse quadro, o Brasil apresentou uma nova versão da sua Contribuição Nacionalmente Determinada (NDC) durante a COP29, realizada em novembro de 2024. A meta estabelecida foi reduzir entre 59% e 67% das emissões líquidas de GEE até 2035 (em relação a 2005) e atingir neutralidade climática até 2050. Para operacionalizar esse compromisso, está sendo finalizado o Plano Nacional sobre Mudança do Clima (Plano Clima), previsto para lançamento em 2025. O plano integra eixos de mitigação, adaptação e justiça climática, com foco na governança, financiamento e políticas públicas transversais (BRASIL, 2023; BRASIL, 2025).

Nesse panorama de ação climática global, o Brasil assume papel central não apenas por sua relevância nas negociações internacionais, mas também por concentrar grande parte dos ecossistemas mais sensíveis às mudanças do clima, especialmente a floresta amazônica. A região já apresenta sinais concretos de instabilidade ecológica. Estudos alertam que a Amazônia pode estar próxima de atingir um ponto de não retorno, caracterizado por uma estação seca progressivamente mais longa, aumento da mortalidade de espécies arbóreas sensíveis à umidade e inversão do papel da floresta de sumidouro para fonte líquida de carbono (PEÑA-CLAROS & NOBRE, 2023; BOTTINO *et al.*, 2024).

Diante desse contexto, compreender os efeitos das mudanças climáticas sobre os recursos naturais e setores estratégicos, como a geração de energia elétrica, torna-se fundamental para apoiar decisões políticas e desenvolver estratégias de adaptação mais eficazes, especialmente em regiões vulneráveis como a Amazônia, onde a estabilidade climática é diretamente ligada à segurança energética, hídrica e alimentar em escala nacional.

2.2 COUPLED MODEL INTERCOMPARISON PROJECT – CMIP

Para analisar a probabilidade de eventos climáticos são realizados estudos de modelagem climática, a qual possui três tipos de componentes: 1) princípios científicos bem estabelecidos; 2) aproximações de fenômenos físicos bem compreendidos e 3) parametrizações de processos climáticos ainda não resolvidos. Os estudos dos modelos climáticos buscam aprimorar esses componentes e aumentar a precisão das aproximações. A parametrização é uma parte primordial na modelagem, onde se encontram parâmetros que irão substituir variáveis ainda não conhecidas. Dessa forma, os modelos utilizam parâmetros para representar ocorrências naturais (CASTILLA, 2020).

Os principais modelos utilizados para o estudo do clima são os Modelos Climáticos Globais (GCMs, pela sigla em inglês), e com o uso desses modelos se torna possível simular o comportamento histórico das variáveis climáticas e elaborar projeções climáticas em escalas globais e regionais (DANTAS *et al.*, 2022). A utilização dos modelos climáticos exige a inserção de dados de entrada, entre os quais se destacam as projeções de emissões de gases de efeito estufa.

As projeções, para serem realizadas, precisam que sejam utilizados cenários construídos com base nas situações futuras possíveis. Atualmente, o elemento central utilizado em avaliações nacionais e internacionais é o Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados (CMIP, pela sigla em inglês), organizado pelo Grupo de Trabalho sobre Modelagem Acoplada (WGCM, pela sigla em inglês) do Programa Mundial de Pesquisa Climática (WCRP, pela sigla em inglês) (EYRING *et al.*, 2016).

O CMIP é um protocolo estabelecido pelo WCRP para orientar e padronizar como os centros de pesquisa em todo o mundo devem conduzir seus estudos de modelagem climática. É uma iniciativa global que visa aprimorar a compreensão do

sistema climático por meio da intercomparação e avaliação de modelos climáticos desenvolvidos por diferentes instituições de pesquisa. Ele proporciona um quadro estruturado e padronizado para a execução de simulações climáticas, permitindo que os cientistas avaliem a capacidade dos modelos em simular o clima passado, presente e futuro (TAYLOR *et al.*, 2012).

O CMIP funciona reunindo uma série de experimentos padronizados que os centros de pesquisa devem executar com seus modelos climáticos. Esses experimentos incluem simulações de diferentes cenários de emissões de gases de efeito estufa, condições atmosféricas e oceânicas históricas e futuras, entre outros. Os resultados desses experimentos são então compartilhados e comparados entre os diferentes modelos e instituições, permitindo uma avaliação coletiva da capacidade dos modelos em reproduzir o clima observado e projetar cenários futuros. O WCRP estabelece as diretrizes gerais e os objetivos para o CMIP, garantindo que os experimentos realizados estejam alinhados com as prioridades científicas do programa. Dessa forma, o CMIP contribui diretamente para os objetivos do WCRP de avançar o entendimento do sistema climático e melhorar a capacidade de previsão climática (FORSTER, 2023).

Ao longo dos anos, foram realizadas várias fases do CMIP, cada uma focada em diferentes aspectos da modelagem climática e dos cenários climáticos. Alguns dos CMIPs mais importantes incluem: CMIP1 (1995-1996) sendo um marco inicial na intercomparação de modelos climáticos e foi fundamental para estabelecer as bases para futuras fases do projeto; CMIP2 (1999-2000), fase que expandiu as simulações para incluir uma variedade de experimentos como cenários de gases de efeito estufa e variações naturais; CMIP3 (2004-2005) foi um avanço significativo, incluindo uma ampla gama de modelos climáticos e experimentos que contribuíram para os relatórios do IPCC AR4 (Quarto Relatório de Avaliação do IPCC); CMIP5 (2010-2014), sendo uma das fases mais recentes e influentes, teve um papel crucial nos relatórios do IPCC AR5, fornecendo simulações climáticas que embasaram muitas das projeções e conclusões sobre as mudanças climáticas globais; e CMIP6 (2015-2021), que é a fase mais recente e em andamento, com experimentos mais avançados e complexos, incluindo uma maior representação de processos climáticos e feedbacks. Os resultados do CMIP6 estão sendo usados para embasar os relatórios do IPCC AR6 (O'NEILL *et al.*, 2016, EYRING *et al.*, 2016).

No CMIP6, uma variedade de modelos climáticos é utilizada para gerar as previsões climáticas e simulações do sistema climático. Estes modelos são desenvolvidos e operados por instituições de pesquisa em todo o mundo, e cada um deles possui suas próprias características e abordagens para simular o clima, como: o CESM2 (*Community Earth System Model 2*), desenvolvido pelo *National Center for Atmospheric Research* (NCAR) nos EUA, é um modelo abrangente que simula interações entre a atmosfera, o oceano, a terra e o gelo marinho; o GFDL-CM4 (*Geophysical Fluid Dynamics Laboratory Coupled Model 4*), desenvolvido pelo *Geophysical Fluid Dynamics Laboratory* (GFDL) nos EUA, também simula interações entre a atmosfera, o oceano e a terra; o HadGEM3 (*Hadley Centre Global Environment Model 3*), desenvolvido pelo Met Office Hadley Centre no Reino Unido, é um modelo global que inclui componentes para a atmosfera, oceano e terra; o MPI-ESM1.2 (*Max Planck Institute Earth System Model 1.2*), desenvolvido pelo Max Planck Institute for Meteorology na Alemanha, é um sistema global de simulação do clima, considerando a interação entre diferentes componentes do sistema terrestre; o NorESM2 (*Norwegian Earth System Model 2*), desenvolvido pelo Norwegian Climate Centre, este modelo abrange a atmosfera, oceano, terra e gelo marinho, incluindo interações entre eles; o ACCESS-ESM (*Australian Community Climateand Earth-System Simulator*), desenvolvido pelo Australian Bureau of Meteorology e CSIRO, é um modelo de sistema terrestre que também abrange atmosfera, oceano, terra e gelo marinho; e o CNRM-CM6 (*Centre National de Recherches Météorologiques Coupled Model 6*): desenvolvido pelo Centre National de Recherches Météorologiques na França, este modelo inclui a atmosfera, oceano e componentes terrestres; o MIROC6 (*Model for Interdisciplinary Research on Climate, version 6*), desenvolvido por uma comunidade japonesa de modelagem, e é composto de três submodelos: atmosfera, terra e gelo marinho-oceano; e o FGOALS-g3 (*Flexible Global Ocean-Atmosphere-Land System Model, Grid-point version 3*), modelo chinês que contribuiu para o relatório nacional de avaliação das mudanças climáticas da China (HEWITT *et. al.*, 2011; EYRING *et al.*, 2016; ZHOU *et al.*, 2018; MAHER *et al.*, 2019; MAURITSEN *et al.*, 2019; TATEBE *et al.*, 2019; DANABASOGLU *et al.*, 2020; SELAND *et al.*, 2020).

O CMIP6 utiliza os cenários SSPs (Trajetórias Socioeconômicas Compartilhadas, sigla em inglês) e RCPs (Trajetórias Representativas de Concentração, sigla em inglês) como parte integrante de suas simulações e projeções

climáticas. Esses cenários são essenciais para fornecer uma estrutura consistente e padronizada que permite aos modelos climáticos do CMIP6 explorar uma ampla gama de simulações possíveis e suas implicações para o clima e o sistema terrestre (IPCC, 2021; IPCC, 2023).

Os SSPs representam cinco diferentes trajetórias de desenvolvimento socioeconômico global, que descrevem como fatores como população, economia, tecnologia e políticas podem evoluir ao longo do tempo. Eles são utilizados para fornecer cenários coerentes de desenvolvimento humano e mudanças ambientais para a comunidade científica e para modelar os impactos das mudanças climáticas em diferentes contextos socioeconômicos: SSP1: Um mundo sustentável, com baixo crescimento populacional, maior igualdade social, uso eficiente de recursos e tecnologia limpa; SSP2: Um mundo intermediário, com tendências socioeconômicas moderadas e desafios persistentes, sem grandes mudanças em políticas e tecnologias; SSP3: Um mundo desigual, com alta desigualdade social, crescimento populacional desigual e foco em desenvolvimento regional; SSP4: Um mundo marcado por desafios sociais, com crescimento populacional lento, inovação tecnológica limitada e políticas fracas de mitigação; e SSP5: Um mundo de altas emissões, com crescimento populacional rápido, alta dependência de combustíveis fósseis e tecnologia menos limpa predominando, resultando em maiores impactos ambientais e climáticos (IPCC, 2021).

Os Caminhos de Concentração Representativos (RCPs) são cenários de emissões de gases de efeito estufa que representam diferentes trajetórias desses gases na atmosfera ao longo do tempo. Eles são usados para estimar as mudanças climáticas futuras e suas consequências. No âmbito CMIP6, os modelos climáticos são executados sob diferentes RCPs para explorar os impactos de diferentes níveis de emissões na evolução do clima. Aqui estão os detalhes de cada RCP: RCP2.6: Representa um cenário de baixas emissões, onde políticas agressivas de mitigação são implementadas para limitar o aumento da temperatura média global a 2.6°C acima dos níveis pré-industriais até o final do século; RCP4.5: Representa um cenário de emissões médias, onde as emissões continuam a crescer até meados do século e depois começam a diminuir devido a políticas de mitigação; RCP6.0: Representa um cenário intermediário, onde as emissões continuam a aumentar até meados do século e então começam a diminuir, mas em um ritmo mais lento do que no RCP4.5; RCP8.5:

Representa um cenário de altas emissões, onde as emissões continuam a crescer ao longo do século sem políticas significativas de mitigação, levando a um aumento substancial da temperatura global (IPCC, 2022; ARIAS *et al.*, 2020; THOMSON, *et al.*, 2011; VAN VUUREN, 2011).

Os cenários dos SSP cobrem uma gama mais ampla de futuros de gases de efeito estufa e poluentes atmosféricos do que os RCPs. São semelhantes, mas não idênticos, porque possuem diferenças nas trajetórias de concentração. Para os SSPs a forçante radiativa efetiva geral tende a ser maior quando se compara aos RCPs com a mesma denominação (IPCC, 2023). O uso destes cenários torna possível observar a evolução e o potencial dos modelos para simular fenômenos históricos em larga escala e, portanto, permite seu uso em estudos associados às mudanças climáticas (DANTAS *et al.*, 2022). A Tabela 1 apresenta a descrição e relação de cenários e trajetórias modeladas considerados pelos Grupos de Trabalho I, II e III(WGI, WGII, WGIII) para o Sexto Relatório de Avaliação do IPCC(AR6).

Tabela 1: Descrição e relação de cenários considerados nos relatórios do Grupo de Trabalho AR6.

Categoria no WGIII	Descrição da categoria	Cenários baseados em SSP no WGI e WGII	Cenários baseados em RCP no WGI e WGII
C1	Limitar o aquecimento a 1,5°C (>50%)	Muito baixas (SSP1-1.9)	
C2	Retornar o aquecimento a 1,5°C (>50%)		
C3	Limitar o aquecimento a 2°C (>67%)	Baixas (SSP1-2.6)	RCP2.6
C4	Limitar o aquecimento a 2°C (>50%)		
C5	Limitar o aquecimento a 2,5°C (>50%)		
C6	Limitar o aquecimento a 3°C (>50%)	Intermediárias (SSP2-4.5)	RCP 4.5
C7	Limitar o aquecimento a 4°C (>50%)	Altas (SSP3-7.0)	
C8	Exceder o aquecimento de 4°C (>50%)	Muito altas (SSP5-8.5)	RCP 8.5

Fonte: Elaborado a partir de dados do IPCC, 2023.

Assim, a partir das projeções realizadas com base nos diversos cenários possíveis, se fornecem informações climáticas para tomada de decisão e desenvolvimento de possíveis estratégias de mitigação e adaptação (WCRP, 2020),

sendo a redução do consumo de combustíveis fósseis e o aumento do uso de fontes renováveis de energia umas das principais estratégias a serem adotadas (CARVALHO, 2019).

Pesquisas recentes têm utilizado modelos do CMIP6 para avaliar os impactos das mudanças climáticas na disponibilidade hídrica de bacias hidrográficas em diversas regiões do mundo, considerando diferentes cenários climáticos futuros.

Kartal (2024) avaliou os efeitos das mudanças climáticas sobre o potencial hidrelétrico na Bacia Fechada de Konya, Turquia, sob cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 e concluiu que ambos os cenários projetam uma diminuição significativa no volume de água nos rios e córregos da bacia nas próximas décadas. A redução do fluxo de água é atribuída a um aumento da temperatura do ar e a flutuações na precipitação.

Khoramabadia & Moradinia (2024) aplicaram uma combinação entre modelos CMIP6 e redes neurais para prever alterações na precipitação da bacia Aji-Chay, no Irã. Os resultados apontaram tendências significativas de redução das chuvas no cenário SSP5-8.5, o que pode comprometer a disponibilidade de água e a estabilidade hidrológica regional.

Lamichhane *et al.* (2024) investigaram os impactos das mudanças climáticas na bacia do rio Karnali, no Nepal, observando um comportamento distinto em relação aos estudos citados anteriormente. Os autores identificaram um aumento no fluxo dos rios da bacia, resultado do derretimento acelerado de neve e gelo causado pelo aumento das temperaturas. Esse fenômeno foi constatado sob os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5, sendo o aquecimento mais pronunciado no cenário pessimista, o que pode ter implicações relevantes para a disponibilidade hídrica e a gestão dos recursos na região.

No Brasil, Parsons (2020) examinou os riscos associados ao agravamento das secas prolongadas na Amazônia, a partir de projeções sob os cenários SSP1-2.6 e SSP3-7.0 do CMIP6. O estudo revelou que, sem reduções substanciais nas emissões de gases de efeito estufa, sob ambos os cenários, a Amazônia enfrentará maior aquecimento e ressecamento, com a magnitude e a frequência desses eventos sendo significativamente maiores no cenário de altas emissões (SSP3-7.0).

A partir dos estudos citados, evidencia-se que o CMIP6 constitui uma base robusta para investigar impactos climáticos em diferentes contextos hidrográficos e trajetórias climáticas.

2.3 REDES NEURAIS PARA PREVISÃO DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS

Estudos abrangentes baseados em dados recentes são cruciais para entender os impactos das mudanças climáticas e desenvolver estratégias de mitigação em áreas como a gestão de recursos hídricos e geração de energia (KHORAMABADIA & MORADINIA, 2024). Atualmente, muitos modelos hidrológicos são utilizados em estudos para prever mudanças climáticas e dentre eles tem-se a Rede Neural Artificial (RNA), modelo empírico amplamente aceito como forma potencialmente útil de se modelar sistemas não-lineares complexos com grande quantidade de dados (SOUSA & SOUSA, 2010).

Essa técnica tem sido amplamente utilizada na previsão e avaliação dos impactos das mudanças climáticas em substituição aos modelos estatísticos lineares, devido à possibilidade de identificar relações não lineares altamente complexas entre variáveis de entrada e saída sem a necessidade de entender a natureza dos processos físicos (MILLÉO, 2020).

As primeiras pesquisas sobre redes neurais surgiram na década de 40 quando McCulloch & Pitts (1943), um neurofisiologista e um matemático respectivamente, publicaram um estudo em que foram descritos os fundamentos de um neurônio artificial, tendo como resposta 0 ou 1. Essa publicação demonstrou que, a princípio, as redes neurais possuíam a capacidade de realização de cálculos complexos.

Nesse contexto, Frank Rosenblatt (1958) introduziu o modelo *Perceptron*, o conceito mais simples de rede neural que pode classificar dados lineares, demonstrando que acrescentando sinapses ajustáveis com utilização de pesos, a rede poderia ser treinada para realizar classificações.

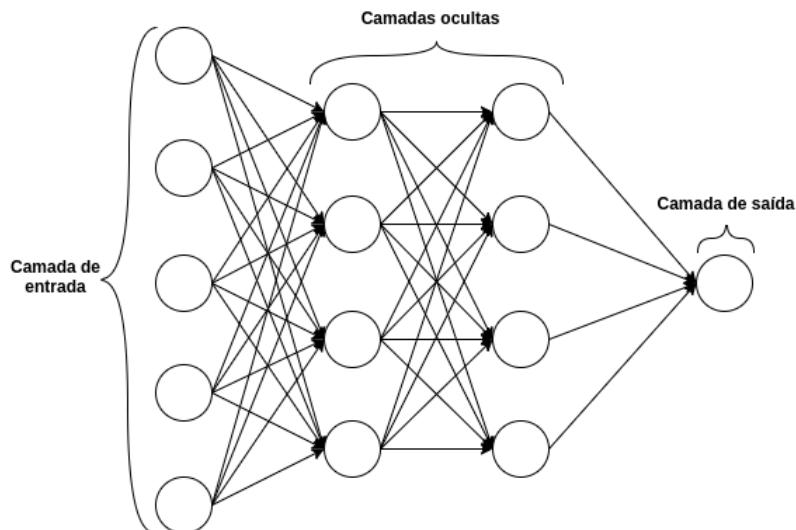
Alguns anos depois, a publicação do livro dos pesquisadores Minsky e Papert (1969), apresentaram críticas ao modelo *Perceptron* de Rosenblatt. A publicação, se utilizando da matemática, demonstrou que existem limites e incapacidades de resolução de problemas não linearmente separáveis. Com isso, houve uma estagnação das pesquisas nesse campo durante a década de 70.

No entanto, o interesse pela neuro computação ressurgiu com os trabalhos de Hopfield (1982) e principalmente de Rumelhart & McClelland (1986) com a publicação do livro “*Parallel Distributed Processing*” (do inglês, Processamento Paralelo Distribuído) em que introduziu o método retropropagação ou “*backpropagation*” como

algoritmo de aprendizado, sendo esse o conceito utilizado até os dias atuais como Redes Neurais de Múltiplas Camadas.

Atualmente existem inúmeros modelos de redes neurais que se diferenciam pela arquitetura da rede, pelo algoritmo de aprendizagem, pela recorrência, dentre outros fatores. Um dos modelos mais importantes e amplamente utilizados para previsão de séries temporais é o modelo *feed-forward*, em que as camadas de entrada são baseadas em observações passadas, as camadas de saídas fornecem as previsões de dados futuros e as camadas ocultas com funções não-lineares de transferência processam as informações recebidas pela entrada (KHASHEI & BIJARI, 2012). Verifica-se, na Figura 2, um modelo comum de rede neural *feed-forward* profunda.

Figura 2: Arquitetura simplificada de uma rede neural *feed-forward* profunda.



Fonte: Souza, 2020.

Para construção do modelo de previsão são necessários três estágios onde no primeiro, de treinamento, a rede é adaptada para fornecer os dados futuros baseado em dados passados e presentes; no segundo estágio são realizados testes para finalizar ou manter-se em treinamento; por fim, há o estágio de avaliação, onde após a finalização do treinamento, a rede pode ser utilizada para previsão dos dados futuros e estimativa de erros (GUEDES, 2011).

De acordo com Gorodetskaya *et al.* (2018), as redes neurais artificiais apresentam diversos benefícios. Um dos principais é a não-linearidade: uma RNA é

considerada não-linear quando construída a partir de neurônios artificiais que também são não-lineares. Isso é particularmente importante, pois muitos sistemas físicos responsáveis pelo mapeamento entre os sinais de entrada e saída são, eles próprios, não-lineares. Outra vantagem é a adaptabilidade e aprendizagem. Em cenários onde o ambiente muda, a RNA pode ser reconfigurada através de um novo treinamento com novos exemplos, explorando sua capacidade de adaptação às novas condições. Além disso, as redes neurais oferecem tolerância a falhas, mantendo o desempenho mesmo sob condições adversas. Quando treinadas adequadamente, demonstram uma eficiente capacidade de generalização, o que é uma vantagem em relação a modelos puramente físicos.

Apesar dessas vantagens, as redes neurais também apresentam algumas desvantagens, conforme apontado por Guedes (2011). O treinamento demorado é um desafio, uma vez que, dependendo da complexidade da aplicação, o processo pode levar horas ou até dias para ser concluído. Além disso, as RNAs são consideradas uma caixa-preta, o que significa que, após o treinamento, não é possível entender claramente os critérios pelos quais a rede toma suas decisões, pois essas informações estão "encriptadas" nas camadas internas. Outra desvantagem potencial é a geração de resultados desconcertantes: se os dados de entrada não forem devidamente tratados ou o treinamento não for suficientemente eficaz, a rede pode produzir conclusões inesperadas ou inconsistentes com as regras estabelecidas.

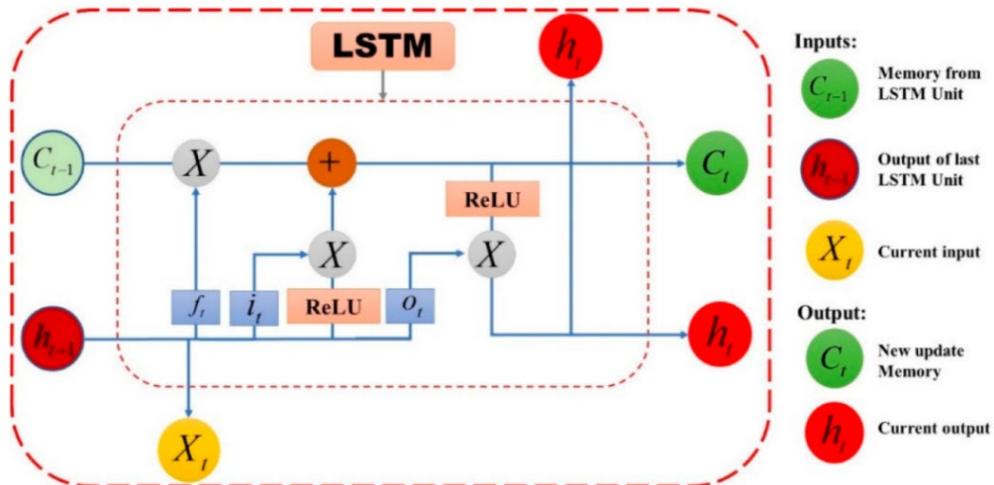
Entre as RNAs existem as Redes Neurais Recorrentes (RNNs), modelos de aprendizado profundo que, diferentemente das redes neurais *feed-forward*, usam conexões reversas, onde os nós podem se conectar a outros nós nas camadas anteriores, ou a si mesmos, formando um ciclo direcionado. Como resultado, essas arquiteturas tem capacidade de memória, onde o valor passado do neurônio, juntamente com a entrada da camada anterior, são a entrada do neurônio/camada. Um dos usos frequentes das RNNs é para o reconhecimento de padrões quando os resultados anteriores influenciam os resultados atuais, como dados de séries temporais (LEANDRO, 2021).

Apesar da RNN manipular dados de séries temporais corretamente, existe um problema significativo com o gradiente de fuga, o que significa que a rede só pode se lembrar de entradas recentes e rapidamente esquece entradas de longo prazo. Para

lidar com essa questão, o modelo LSTM–RNN foi apresentado por Hochreiter e Schmidhuber (ISHFAQUE *et al.*, 2022).

No núcleo de uma rede LSTM encontra-se a célula de memória, responsável por armazenar informações ao longo de longas sequências temporais. Essa célula é capaz de manter ou descartar dados de forma seletiva durante o processamento de séries temporais. O funcionamento da célula é regulado por três mecanismos principais: a porta de entrada, que determina quais informações devem ser adicionadas à memória; a porta de esquecimento, que define o que deve ser descartado; e a porta de saída, que controla o que será transmitido para os próximos estados. Essa estrutura permite que as LSTMs identifiquem e preservem padrões e contextos relevantes, enquanto eliminam dados menos úteis (DESCOVI *et al.*, 2023). A arquitetura da rede LSTM pode ser observada a partir da Figura 3.

Figura 3: Arquitetura da rede LSTM.



Fonte: Ishfaque *et al.*, 2022.

A utilização de modelagem LSTM captura e aprende padrões a partir dos dados de séries temporais históricas para a partir daí fornecer valores previstos. Dessa forma, é uma aplicação que tem sido amplamente utilizada na previsão de fluxos de água devido à capacidade de lidar com conjuntos de dados estocásticos grandes e complexos (DESCOVI *et al.*, 2023; CHANDA *et al.*, 2024).

Diversos estudos demonstram a eficácia das redes LSTM na previsão na modelagem de séries temporais hidrológicas, como demonstrado por Fan *et al.* (2023), que utilizaram essa arquitetura para prever as vazões de liberação diária de

30 reservatórios no Rio Colorado, nos Estados Unidos. Os resultados do estudo indicaram que as redes LSTM demonstram ser capazes de prever com precisão e eficiência as descargas diárias de reservatórios a partir de dados hidrometeorológicos, incluindo armazenamento do reservatório, afluência, precipitação e temperatura.

Na Índia, um estudo realizado por Chanda *et al.* (2024) para analisar os impactos das mudanças climáticas nos padrões de vazão e no potencial de geração de energia hidrelétrica na Barragem de Bhakra, localizada na bacia do rio Sutlej, Índia, o modelo LSTM demonstrou competência na previsão da vazão futura no período de 2015–2050, fornecendo informações cruciais para o desenvolvimento e planejamento de projetos hidrelétricos na região sob o clima futuro projetado.

No Brasil, Descovi *et al.* (2023) utilizaram redes neurais LSTM para prever o fluxo de rios na Bacia do Pantanal, com base em dados de precipitação. O estudo teve como foco a capacidade preditiva e a acurácia das simulações de vazão, demonstrando com êxito o potencial das redes LSTM para representar o comportamento hidrológico em contextos hidroclimáticos complexos, como os que caracterizam o Pantanal.

Tais aplicações evidenciam a robustez das redes LSTM para representar o comportamento hidrológico de sistemas complexos, justificando sua adoção na presente pesquisa.

No contexto do Rio Madeira, Brandão *et al.* (2023) realizaram uma análise comparativa de diferentes arquiteturas de redes neurais artificiais para previsão dos níveis do rio, revelando a eficácia das redes LSTM, porém sem integrar diretamente as projeções climáticas do CMIP6 ou focar na previsão de vazão para suporte ao planejamento energético. Essas lacunas confirmam a necessidade de uma abordagem integrada que combine projeções climáticas robustas e modelagem avançada de séries temporais para gerar previsões mais precisas e aplicáveis a bacias brasileiras, como a do Rio Madeira, evidenciando a relevância da presente pesquisa ao enfocar uma região estratégica para o sistema elétrico nacional.

2.4 IMPACTOS CLIMÁTICOS NA GERAÇÃO DE ENERGIA EÓLICA

A potência das turbinas eólicas aumentou constantemente nos últimos anos devido a melhorias técnicas (JUNG & SCHINDLER, 2022). Foi observado um aumento

nas instalações, com nova capacidade sendo adicionada em um ritmo recorde nos EUA, China e Europa. Apesar desse aumento, a expansão atual precisa ser impulsionada para que seja possível atender as metas climáticas (MARTINEZ & IGLESIAS, 2024).

Embora a energia eólica seja uma ferramenta potente na descarbonização, a disponibilidade e confiabilidade dessa fonte depende muito das condições climáticas atuais e futuras, que podem variar em função das mudanças do clima. Esse tipo de energia é especialmente sensível a variações nos padrões de vento, e, portanto, pequenas flutuações nas velocidades do vento são grandemente amplificadas na energia eólica (MARTINEZ & IGLESIAS, 2021).

Dessa forma, quanto maior a variação do vento, mais irá variar a energia eólica produzida, o que pode causar desequilíbrio entre oferta e demanda e diminuir o lucro dos empreendimentos eólicos, sendo fundamentais estudos com as previsões dessa fonte de energia a curto, médio e longo prazo (PEREIRA, 2023).

Considerando a importância da velocidade do vento na densidade de energia eólica, mesmo as pequenas alterações no clima podem produzir impactos significativos nos recursos eólicos. Consequentemente, enquanto áreas ainda não exploradas podem se tornar de interesse para projetos futuros, áreas com uma indústria de energia eólica bem desenvolvida podem ver seus recursos diminuírem (MARTINEZ & IGLESIAS, 2022).

Portanto, nem sempre os impactos das mudanças climáticas sobre os recursos eólicos para geração de energia serão negativos. É provável que haja locais onde o desenvolvimento de energia eólica pode se beneficiar dessas mudanças. Dessa maneira, os impactos nos recursos de energia eólica são diferentes a depender da região estudada e dos modelos e métodos usados nas análises, o que torna a avaliação do recurso sob a mudança climática primordial para o planejamento de futuros projetos (PEREIRA, 2023).

Diversos estudos têm sido realizados para analisar essas implicações. Pereira *et al.* (2017), analisaram o impacto geral das mudanças climáticas globais na energia eólica nas regiões Nordeste e Sul do Brasil e concluíram que as alterações climáticas poderiam ser favoráveis à lucratividade de projetos eólicos existentes e futuros em ambas as regiões. No entanto, os autores deixaram claro que as incertezas associadas aos modelos e cenários do GCM permanecem abertas a mais discussão

e que estudos mais completos nos diferentes cenários são necessários para as previsões.

Jung & Schindler realizaram no ano de 2022 uma análise de 75 estudos recentes sobre mudanças projetadas em recursos eólicos devido às mudanças climáticas antropogênicas. Os resultados indicaram que as latitudes médias do Hemisfério Norte provavelmente sofrerão uma diminuição nos recursos eólicos, enquanto em regiões próximas ao equador e no Hemisfério Sul poderão ocorrer aumentos.

Pereira (2023) realizou um estudo dos impactos das mudanças climáticas sobre os recursos de energia eólica na América do Sul a partir das projeções climáticas nos cenários SSP1-2.6 e SSP5-8.5 do CMIP6. Foi verificado que áreas com grande potencial eólico tendem a aumentar no futuro, tanto no cenário de mudanças climáticas mais brandas quanto no de mudanças mais intensas.

No âmbito global, Martinez & Iglesias (2024) realizaram um estudo analisando projeções eólicas em dois cenários do CMIP6: SSP2-4.5 e SSP5-8.5. As projeções indicaram um declínio geral nos recursos eólicos, particularmente nas regiões de latitude média do Hemisfério Norte e aumentos em regiões polares e tropicais. Como conclusão, os autores relatam que a variabilidade dos recursos eólicos deve aumentar em muitas regiões, o que pode impactar a previsibilidade das condições do vento e a eficiência da produção de energia eólica. Áreas que experimentam um declínio na densidade média de energia eólica também mostram maior variabilidade, o que implica em dificuldades para o planejamento operacional de projetos desse tipo de energia.

O estudo de Esnaola *et al.*, 2024, também prevê os impactos das mudanças climáticas na futura produção global de energia eólica utilizando cenários climáticos do CMIP6. Como um dos principais resultados, foi indicado que a densidade do ar pode ser reduzida de 1% a 4% em todos os cenários e estações analisados, o que influenciaria negativamente a produção de energia eólica.

Portanto, verifica-se que as mudanças climáticas podem impactar a oferta de energia eólica de maneiras distintas, dependendo da área de estudo e dos cenários considerados. Isso torna fundamental a realização de análises regionais para embasar decisões de planejamento energético. Compreender essas dinâmicas é essencial para ampliar a diversificação da matriz elétrica e reduzir a vulnerabilidade climática.

2.5 IMPACTOS CLIMÁTICOS NA GERAÇÃO SOLAR FOTOVOLTAICA

As metas de mitigação das mudanças climáticas e redução de temperatura exigem ações que integrem energias de baixo carbono, como a utilização de painéis solares. Esse tipo de energia desempenha um papel fundamental e faz parte das estratégias no Brasil para satisfazer a demanda de energia da população e contribuir para a redução do aquecimento global no contexto das mudanças climáticas (ZULUAGA *et al.*, 2022).

Apesar de fazer parte das ações de mitigação, a energia solar também pode ser afetada pela mudança climática, que terá um impacto importante na oferta e demanda de geração desse tipo de energia. Logo, é importante entender a influência das mudanças climáticas no potencial de energia fotovoltaica para a formulação de políticas de desenvolvimento desta indústria (NIU *et al.*, 2023).

As mudanças climáticas afetam a energia solar a partir da alteração do vapor de água atmosférico, da nebulosidade e as características das nuvens. Essas alterações podem interferir na geração de eletricidade a partir de matrizes fotovoltaicas e de energia solar concentrada. Assim como os impactos nessas variáveis podem ter tendências diferentes ao redor do mundo, o mesmo aconteceria com os recursos de energia solar, tendo impactos positivos em termos de aumento da radiação solar em algumas situações e impactos negativos em termos de diminuição da radiação solar (SCHAEFFER *et al.*, 2012).

Além da radiação, a temperatura do ar é fundamental para a eficiência dos painéis atualmente. Um estudo realizado por Ha *et al.* (2023) revelou que a eficiência dos painéis solares tende a diminuir à medida que as temperaturas aumentam. Assim, tendo em vista que os cenários climáticos projetam um aumento tanto na temperatura média quanto em temperaturas extremamente altas, o estudo prevê também um aproveitamento reduzido da energia solar no futuro, a não ser que se melhorem as condições de eficiência dos painéis solares em função da temperatura.

Um estudo realizado por Wild *et al.* (2015) verificou, a partir do cenário RCP8.5 do CMIP5, as mudanças potenciais na radiação solar da superfície nas próximas décadas e como elas podem afetar a produção de energia solar de sistemas fotovoltaicos. Como resultado do estudo, estima-se que a geração de energia solar diminua em grandes partes do mundo como resultado do aquecimento global e da

diminuição da radiação nas próximas décadas. Algumas regiões como parte da Europa, sudeste da América do Norte e sudeste da China, no entanto, apresentaram tendências positivas devido a estarem em locais onde a cobertura de nuvens diminuiria substancialmente ou a radiação de céu limpo aumentaria.

Dutta, Chanda & Maity (2022) realizaram um estudo global a partir dos modelos climáticos CMIP6 para avaliar o potencial de energia solar diante das mudanças climáticas. A pesquisa concluiu que, embora o potencial fotovoltaico deva aumentar em algumas regiões, reduções significativas são projetadas na Ásia e na África, particularmente em cenários de alta emissão de GEE. Os autores também sugerem a realização de estudos por região, para consolidar o conhecimento dos impactos das mudanças do clima no potencial de energia solar.

Niu *et al.* (2023), analisaram o impacto das mudanças climáticas no potencial de energia fotovoltaica na China com base em modelos CMIP6. Como resultado, no cenário SSP5-85, onde se tem as maiores emissões neste século, foi observada uma redução no potencial de energia fotovoltaica no país. Já no cenário SSP1-19, de baixa emissão, o potencial de energia fotovoltaica chinês apresentou uma tendência de aumento em 2023–2100. Também foi utilizado cenário intermediário de emissão, SSP2-45, com desafios moderados de mitigação e adaptação, que apresentou um aumento do potencial de energia fotovoltaica até 2100.

Ha *et al.* (2023) realizaram uma comparação entre as projeções de impactos das mudanças climáticas no potencial de energia solar dos modelos CMIP5 e CMIP6. Os resultados indicam que regiões como o leste da China e a Europa poderão ter impactos positivos, com aumento da produção de energia solar, enquanto áreas na África e na Índia podem enfrentar declínios. Quanto à comparação dos modelos, os autores afirmam que as projeções do CMIP6 fornecem métricas quantitativas mais aprimoradas e indicam mudanças mais fortes e robustas no potencial de energia solar em comparação ao CMIP5.

No Brasil, Zuluaga *et al.* (2022), estudaram os impactos potenciais das mudanças climáticas no potencial de energia fotovoltaica sob os cenários de mudanças climáticas. Como resultado, as projeções climáticas mostraram o aumento do brilho da radiação solar concentrado na região Norte, com valores máximos de crescimento de 3% abaixo do SSP5-8.5 para o futuro próximo. Apesar desses índices,

segundo os mesmos autores, a tecnologia dos sistemas fotovoltaicos atuais não permitiria aumento no rendimento da produção de energia fotovoltaica.

Mais uma vez, verifica-se que as mudanças climáticas podem trazer impactos a oferta de energia. Na energia solar, assim como observado na energia eólica, os impactos poderão ser positivos ou negativos a depender da área de estudo, o que traz novamente à tona a importância da realização de análises locais para melhor entendimento desses impactos e tomada de decisão.

2.6 IMPACTOS CLIMÁTICOS NA GERAÇÃO HIDRELÉTRICA

Atualmente, cerca de metade da população mundial enfrenta grave escassez de água durante pelo menos parte do ano devido a uma combinação de fatores climáticos e não climáticos (IPCC, 2023). Segundo as projeções, entre outras consequências do aquecimento da atmosfera, deverão ocorrer alterações nos padrões da precipitação, o que poderá afetar expressivamente a disponibilidade e a distribuição temporal da oferta hídrica nos rios (ANA, 2024).

No Brasil, estudos revelam que a precipitação tende a aumentar na região Sul, ocasionando chuvas e inundações, enquanto na Amazônia e no Nordeste a tendência é diminuir, resultando em períodos de secas. Sem controle do avanço das mudanças climáticas, a situação será agravada, somando-se cada vez mais catástrofes e prejuízos, como a recente tragédia do Rio Grande do Sul. No estado, a chuva que começou em 26 de abril de 2024 deixou 48 mil pessoas em abrigos, quase 130 mil desalojados e 291 feridos, além de ter afetado um milhão e quatrocentas mil pessoas, segundo balanço da Defesa Civil em 07 de maio do mesmo ano. Até aquela data, haviam sido registrados 131 desaparecimentos e 90 vítimas fatais (MOROSINI, 2024).

Entre diversos efeitos, as mudanças climáticas também incidem em impactos na geração de energia hidrelétrica. No Brasil, a maior parte da energia é obtida por meio da utilização de recursos hídricos como matriz energética, ou seja, através de usinas hidrelétricas (SILVA JUNIOR *et al.*, 2023). Algumas das principais vantagens dessa fonte de energia são: a) é considerada uma fonte renovável de energia; b) ajuda a combater as mudanças climáticas, pela baixa emissão de gases de efeito estufa; c) apresenta uma ótima relação custo/benefício quando comparada aos demais meios

de produção energética, devido aos baixos custos de produção (CINTRA, YAMASHITA & REBELATTO, 2014).

Entretanto, desde o início dos anos 2000, a matriz elétrica brasileira tem passado por uma transição caracterizada pela crescente ampliação da participação de renováveis não hídricas, como biomassa e eólica, e pela expansão do uso de combustíveis fósseis. Nas duas últimas décadas, a geração total de energia elétrica cresceu 78%, enquanto a geração por meio da fonte hidráulica teve ampliação de apenas 30% (IEMA, 2022).

Sobre a utilização de recursos hídricos como principal matriz energética, de acordo com Silva Junior *et al.* (2023) nos últimos anos têm-se notado que a precipitação observada em algumas das principais bacias hidrográficas das usinas hidrelétricas integrantes do Sistema Interligado Nacional (SIN) têm sido significativamente abaixo da média histórica. Segundo os mesmos autores, foi constatado em alguns locais que o acúmulo do déficit de precipitação nos últimos dez anos alcançava um valor maior do que o total de chuva que ocorre em média em um ano.

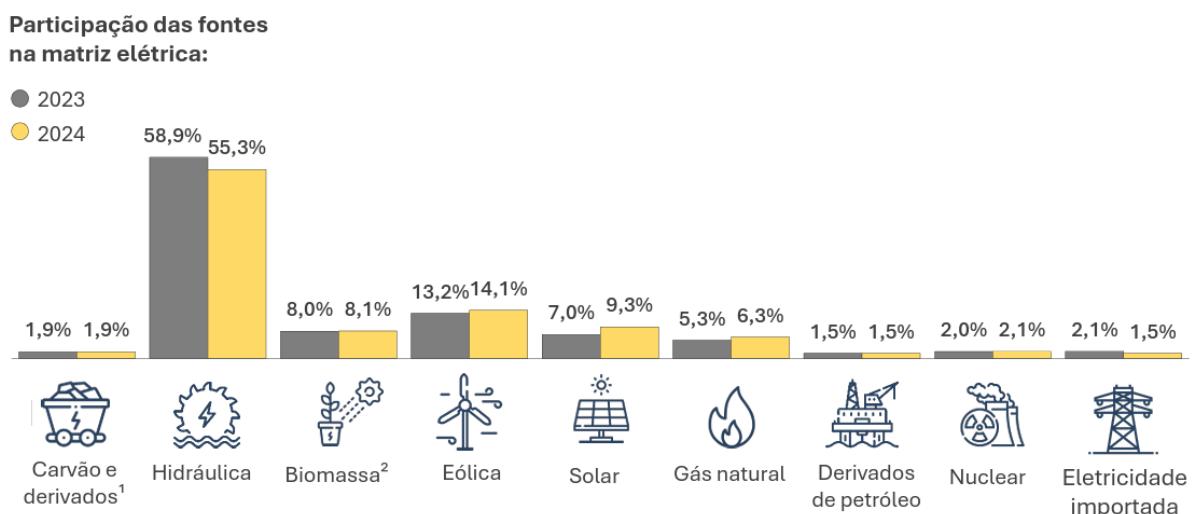
Assim, verifica-se que a geração de energia através das usinas hidrelétricas vem passando pelas chamadas crises hidroenergéticas, as quais tiveram destaque no ano de 2001 e 2021. Em 2001, como não havia outras fontes capazes de atender a demanda de energia, houveram medidas drásticas de controle que afetaram diretamente a população, como o racionamento. Naquele momento a matriz energética hídrica era de 90% e termelétricas 10%, não havendo outras fontes de energia (COSTA & SOARES, 2022).

As crises hidroenergéticas na maioria dos casos associam-se às condições climáticas extremas que alteram o volume médio de precipitação por um dado período temporal em determinadas regiões (MIGUEL, 2021). Em 2022, o Balanço Energético Nacional (BEN), publicou que a escassez de chuvas no ano de 2021 provocou uma redução do nível dos reservatórios das principais hidrelétricas do país e a consequente redução da oferta de hidreletricidade em 8,5%.

Mais recentemente, em 2024, a matriz elétrica brasileira apresentou queda de participação da fonte hidráulica associada ao aumento das participações das fontes eólica, solar e do gás natural. Observa-se na Figura 4 a participação percentual das diferentes fontes na matriz elétrica brasileira nos anos de 2023 e 2024. Nota-se uma

redução da contribuição da fonte hidráulica, que passou de 58,9% para 55,3%, mantendo-se, no entanto, como a principal responsável pela geração de energia no país. As fontes solar e eólica apresentaram crescimento, passando de 7,0% para 9,3% e de 13,2% para 14,1%, respectivamente. O gás natural também aumentou (de 5,3% para 6,3%) enquanto as demais fontes mantiveram participações relativamente estáveis (BRASIL, MME, 2025).

Figura 4: Matriz elétrica brasileira nos anos de 2023 e 2024.



Fonte: BRASIL, MME (2025).

Van *et al.* (2016) realizaram uma pesquisa global para discutir o impacto das mudanças climáticas na geração de energia. O estudo, que observou 24.515 instalações hidrelétricas sob dois cenários de mudanças climáticas (RCP 2.6 e 8.5 do CMIP5), prevê que grande parte das usinas deverá enfrentar reduções na capacidade utilizável devido às mudanças climáticas. Especificamente, de 61 a 74% das usinas hidrelétricas devem sofrer reduções de capacidade entre 2040 e 2069.

Yilmaz *et al.* (2024) realizaram uma projeção na Bacia da Barragem de Konya, na Turquia, e obtiveram como resultado que as temperaturas aumentarão até 2100, variando aproximadamente entre 0 e 3 °C no cenário otimista (SSP2-4.5). No cenário pessimista (SSP5-8.5), o aumento esperado da temperatura é mais acentuado, entre aproximadamente 4 e 7 °C. O estudo prevê uma diminuição significativa no volume de água fluindo pelos rios e córregos da região nas próximas décadas, com

implicações significativas para os recursos hídricos e a produção de energia hidrelétrica.

No Brasil, Almeida *et al.* (2021) estudaram os impactos das mudanças climáticas na geração de energia hidrelétrica em 351 barragens propostas com mais de 1 MW de capacidade na bacia amazônica, em dois cenários de mudanças climáticas (RCP 4.5 e RCP 8.5 do CMIP5). Os resultados indicaram que a geração de energia hidrelétrica pode diminuir de 19% a 27% até meados do século (2046-2065).

Dessa forma, verifica-se que a crise hídrica tem servido de alerta ao Brasil, que sempre usou os recursos hídricos para geração de energia. Paralelamente, existem propostas de expansão de novos empreendimentos hidrelétricos na região Norte do país (MIGUEL, 2021). No entanto, diante das variações climáticas, se faz necessário o investimento em novos recursos energéticos, principalmente o emprego de fontes renováveis como eólica e solar, como já tem sido adotado em outros países do mundo (MENDES & STHEL, 2017).

2.7 EXPANSÃO TERMELÉTRICA FRENTE À REDUÇÃO HIDRELÉTRICA

Com a redução da geração hidrelétrica, é necessário ampliação da oferta de outras fontes de geração para atender ao crescimento do consumo de energia. Apesar das fontes renováveis, como a solar e a eólica, serem consideradas as alternativas menos impactantes sob a perspectiva ambiental, tem-se observado no país uma tendência de crescimento das UTE como a principal fonte a complementar a geração hidrelétrica no curto, médio e longo prazo (IEMAA, 2021; IEMA, 2022).

As termelétricas são usinas que utilizam matéria-prima que possa gerar calor para geração de energia elétrica a partir da energia liberada pela queima. Entre os diversos recursos naturais podem ser utilizados nessas usinas, tem-se o bagaço de diversos tipos de plantas, resíduos de madeira, óleo combustível, óleo diesel, gás natural, urânio enriquecido e o carvão natural (ANEEL, 2022).

Historicamente, os primeiros grandes projetos de termelétricas a carvão no Sul do Brasil foram iniciados no final da década de 1970, quando se buscava reduzir a dependência do petróleo importado. Até aquele momento, o setor elétrico era baseado por estudos que consideravam apenas questões operacionais, como a manutenção de equipamentos e de instrumentos de medição. Foi a partir de 1970 que se começou

a pensar em um planejamento a longo prazo para o setor elétrico brasileiro (INSTITUTO ESCOLHAS, 2021).

De acordo com Pires (1999), no ano de 1999, a energia gerada no Brasil era predominantemente hidráulica, cerca de 95%, e a geração térmica exercia a função de complementaridade e era acionada de acordo com as necessidades do sistema. A Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL, criada a partir da Lei 9.427, de 26 de dezembro de 1996, teve como um de seus objetivos estimular as concessionárias a estabelecerem contratos de compra de energia que viabilizassem a construção de novas térmicas.

Cinco anos após a criação da ANEEL, em 2001, o Brasil enfrentou o maior racionamento de energia elétrica da história. O racionamento foi causado em função da escassez de precipitações atmosféricas, que reduziu a capacidade das hidrelétricas. Na ocasião pôde ser observado que o país carecia de planejamento adequado para o setor elétrico (XAVIER *et al.*, 2014).

Na sequência das mudanças institucionais ocorridas no setor energético ao longo dos anos, foi criada, em 2004, a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) vinculada ao Ministério de Minas e Energia (MME). Uma das competências da EPE é a elaboração do Balanço Energético Nacional (BEN), relatório que divulga dados relativos à oferta e consumo de energia no Brasil. O relatório contempla desde informações relacionadas à extração de recursos energéticos primários, até a distribuição e o uso final da energia (BRASIL, MME, 2024).

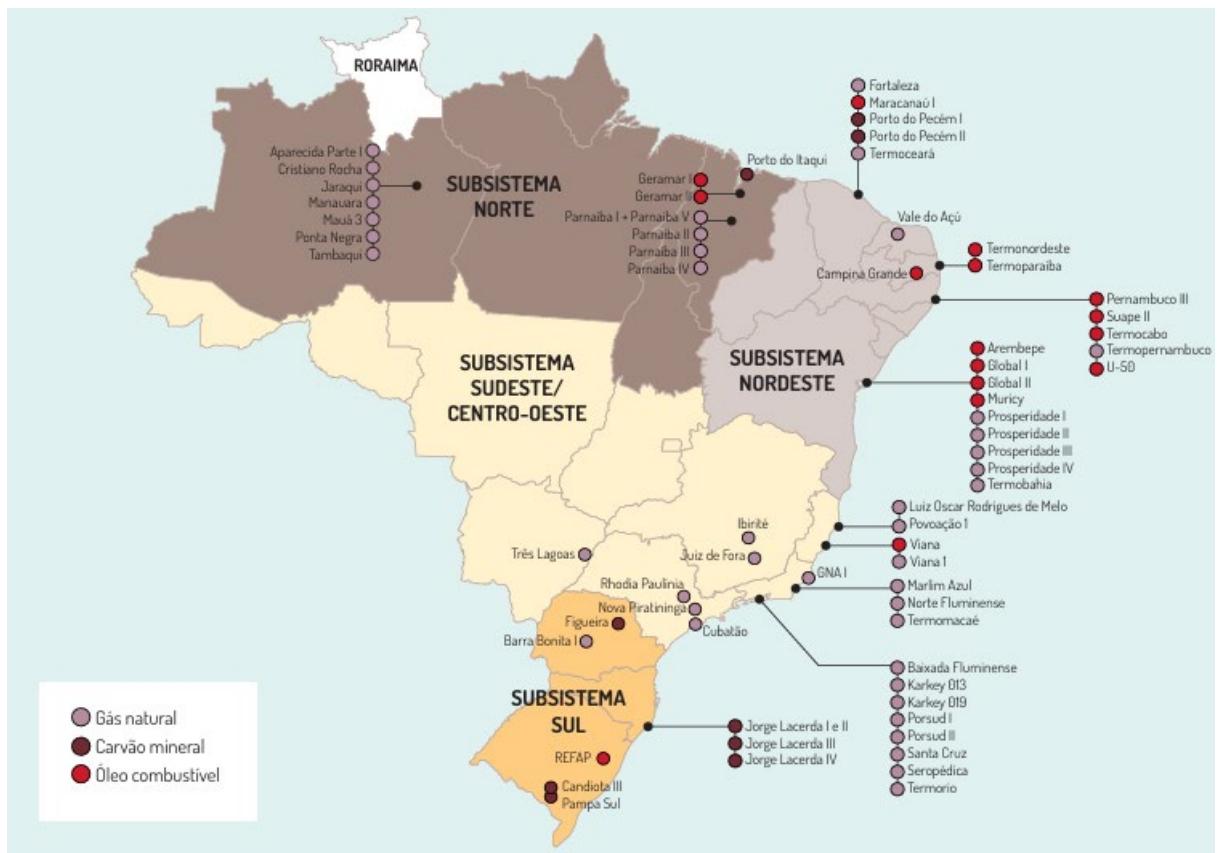
Entre o final de 2012 e o início de 2013, a escassez de chuvas levou o governo a acionar as usinas termelétricas como forma de suprir a demanda energética nacional (XAVIER *et al.*, 2014). Esse movimento ganhou continuidade nos anos seguintes e, em 2021, segundo o Relatório Síntese do BEN, a redução de 8,5% na oferta de energia hidráulica resultou em novo acionamento intensivo das termelétricas. A combinação entre estiagem prolongada e maior dependência de fontes fósseis contribuiu para a redução da participação de fontes renováveis na matriz elétrica brasileira.

Como já citado anteriormente, a ampliação no uso das usinas termelétricas, principalmente a gás natural, foi utilizada como forma de compensar a redução da geração hidroelétrica e manter o suprimento de eletricidade frente ao crescimento da demanda de energia. Atualmente, de acordo com dados obtidos na ANEEL em junho

de 2025, existem 3.026,00 UTE em operação no Brasil, com potência instalada de 47.061.611,36 quilowatts.

A partir da Figura 5, do Instituto de Energia e Meio Ambiente (IEMA), em 2024, pode-se observar a distribuição geográfica das termelétricas a combustíveis fósseis do SIN, com destaque para o combustível principal de cada planta. Em 2023, os subsistemas Nordeste e Sudeste/Centro-Oeste concentraram o maior número de usinas operantes, com 23 e 22 unidades, respectivamente. Apesar de ter o menor número de usinas, o subsistema Sul foi responsável por cerca de 30% da geração de energia fóssil no país. Já o subsistema Norte, com apenas 21% das unidades geradoras, liderou a produção total de energia, respondendo por quase 40% do total inventariado.

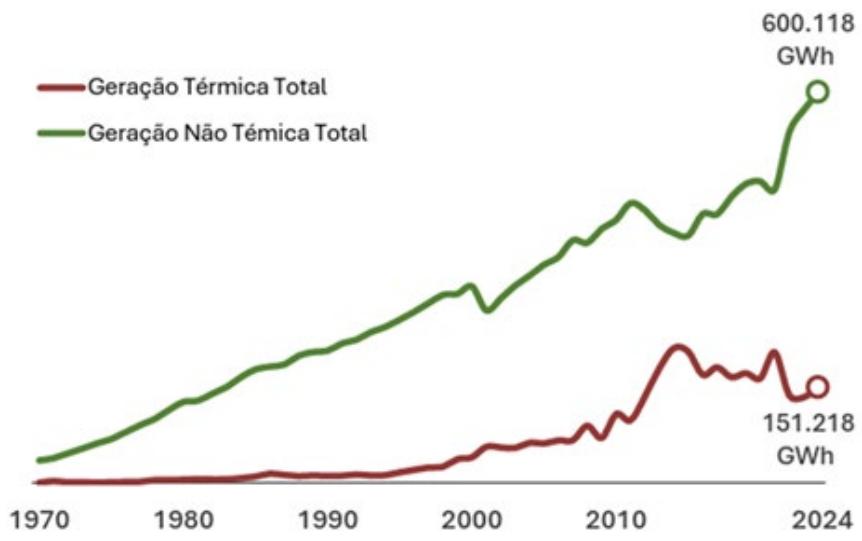
Figura 5: Distribuição geográfica das termelétricas a combustíveis fósseis do SIN, com destaque para o combustível principal de cada planta – ano base 2023.



A partir da Figura 6, pode ser observado o avanço na geração termelétrica nas últimas décadas. Em 2024, houve um aumento de 11,4% na geração termelétrica. Com isso, a sua participação no total da geração de energia elétrica aumentou de

19,2% em 2023 para 20,1% em 2024. Destacaram-se em 2024 os usos do gás natural (31,6%) e da bioeletricidade (40,6%) (BRASIL, MME, 2025).

Figura 6: Evolução da geração de energia térmica no Brasil de 1970 a 2024.



Fonte: BRASIL, MME (2025).

Portanto, ainda que a elevada participação fóssil na matriz elétrica em 2021 possa ser considerada apenas para complementar em momentos de escassez de chuvas e comprometimento da geração hidrelétrica, é possível verificar um aumento consistente na utilização de termeletricidade fóssil no decorrer dos anos, principalmente a partir da década de 2010 (IEMA, 2022).

Além desse expressivo aumento, existe a previsão de construção de novas termelétricas no Brasil, algumas já em fase de construção. De acordo com os dados da ANEEL, apresentados na Tabela 2 existem 87 (oitenta e sete) usinas termelétricas a iniciar ou em construção no país.

Tabela 2: Usinas termelétricas em construção e a iniciar a construção no Brasil.

Fase	Biomassa	Fóssil - gás natural	Fóssil - petróleo
Em construção	25	9	8
Construção a iniciar	32	11	2
Total	87		

Fonte: Elaborado a partir de dados da ANEEL, 2024.

Além das usinas registradas pela ANEEL apresentadas na Tabela 2, de acordo com a Organização não governamental (ONG) Global Energy Monitor, existem duas usinas a carvão em pré-construção do Brasil. Ambas as usinas serão instaladas no estado do Rio Grande do Sul e a previsão é que entrassem em operação entre os anos de 2026 e 2027. No entanto, em 2023, diante de impasses financeiros e legais nas fases de desenvolvimento pré-construção, os projetos ficaram paralisados. Tais usinas, junto a uma unidade a ser instalada na Argentina, são os únicos projetos restantes de usinas carvão propostos na América Latina (GLOBAL ENERGY MONITOR, 2024).

2.8 IMPACTOS DAS USINAS TERMELÉTRICAS

Apesar de terem assumido um papel importante na geração de energia no Brasil diante do comprometimento das usinas hidrelétricas, as termelétricas apresentam diversos tipos de impactos ambientais. Em uma termelétrica convencional, o calor, produzido pela queima dos combustíveis em caldeira, é responsável pelo aquecimento da água e gera vapor d'água. Esse vapor, em alta pressão, movimenta as pás da turbina do gerador, produzindo energia elétrica (CINTRA, YAMASHITA & REBELATTO, 2014).

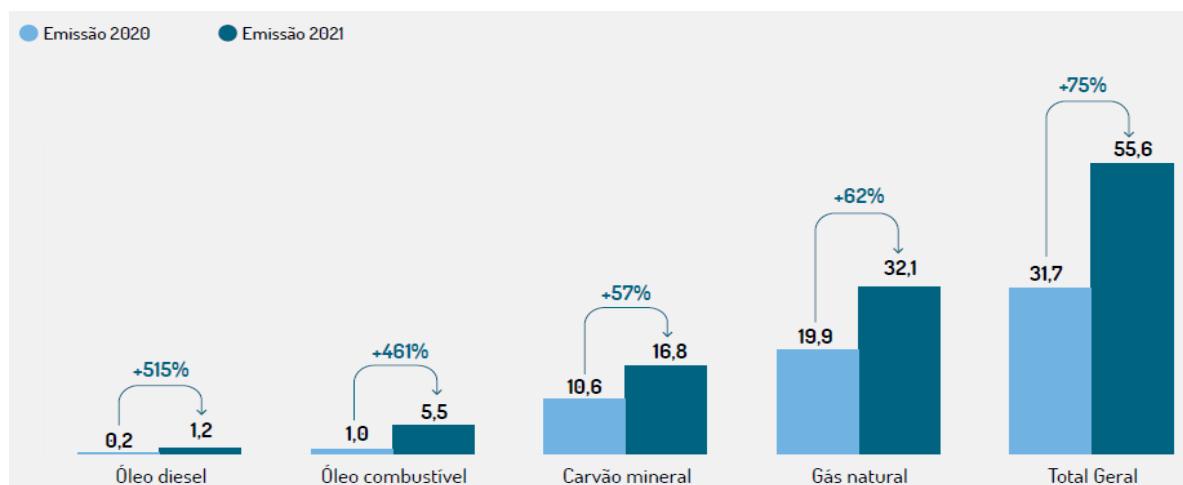
Continuamente ao processo, o vapor precisa ser resfriado e transformado em água líquida para iniciar um novo ciclo. Nesse processo de resfriamento, onde se utiliza água de um rio, lago ou mar, podem ser causados danos ecológicos devido ao aquecimento da água, que além da diminuição do oxigênio dissolvido, também pode levar a um aumento da temperatura da água local à medida que se torna mais quente, o que pode afetar a fauna e a flora da região e aumentar a temperatura média local (FARIAS & FONTGALLAND, 2022). Em alguns casos, o vapor é resfriado utilizando água armazenada em torres. É um processo que também pode gerar impactos ao meio ambiente, tendo em vista que no final a água é enviada em forma de vapor na atmosfera, o que pode alterar o regime de precipitações (LIMA & SOUZA, 2014).

Outro grande problema das termelétricas está em contribuírem para o aquecimento global, devido ao lançamento de gases poluentes, o que torna a matriz elétrica brasileira mais intensiva em carbono. Estima-se que o carvão seja responsável por 30,5% das emissões totais de dióxido de carbono (CO₂) do mundo.

Além do CO₂, as termelétricas fósseis lançam grandes quantidades de outros compostos químicos, tais como monóxido de carbono (CO), óxido nitroso (NO₂), dióxido de enxofre (SO₂), ozônio troposférico (O₃), óxido nitroso (N₂O), metano (CH₄), material particulado e clorofluorcarbonos (CFCs) (CINTRA, YAMASHITA & REBELATTO, 2014; MENDES & STHEL, 2017; FARIAS & FONTGALLAND, 2022).

Em 2022, o IEMA divulgou o 2º Inventário de Emissões Atmosféricas em Usinas Termelétricas. De acordo com o relatório, onde foram inventariadas 82 usinas fósseis, foram emitidos 55,6 milhões de toneladas de dióxido de carbono equivalente (CO₂e), o que representa um aumento de 75% em relação ao total emitido pelo parque termelétrico fóssil do SIN em 2020. Com isso, a queima de todos os combustíveis fósseis utilizados para geração elétrica cresceu significativamente, conforme ilustrado na Figura 7.

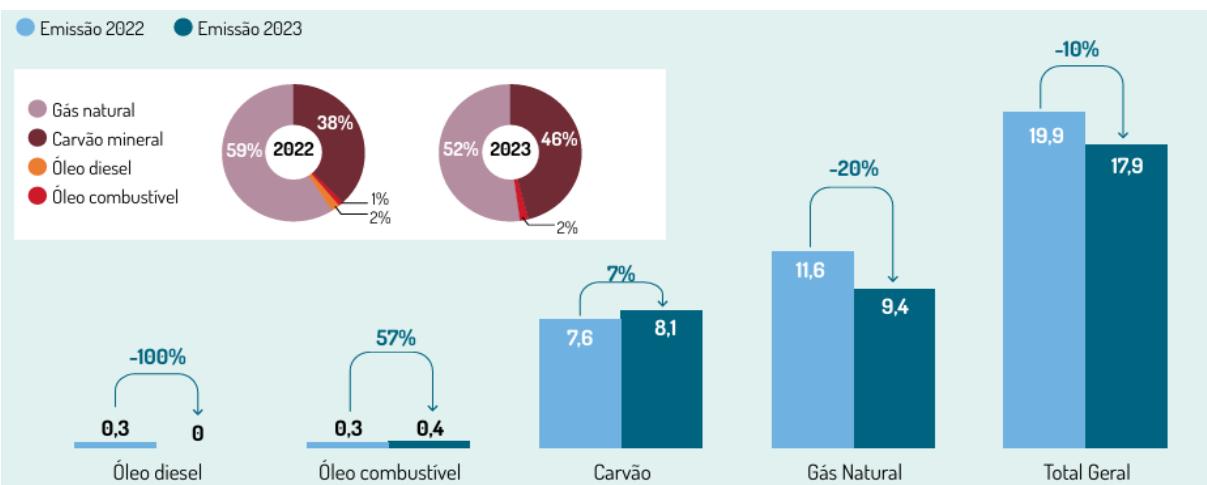
Figura 7: Variação de emissões de gases de efeito estufa por combustível nas usinas termelétricas fósseis que injetaram eletricidade no SIN em 2020 e 2021 (milhões de toneladas de CO₂e).



Fonte: IEMA, 2022.

Em 2024, o 4º Inventário de Emissões Atmosféricas em Usinas Termelétricas apontou que, em 2023, houve uma queda de 10% nas emissões totais do parque termelétrico fóssil do SIN em comparação ao ano anterior. Essa redução está relacionada às condições climáticas mais favoráveis à geração hidrelétrica após a crise hídrica de 2021, além da ampliação da participação de fontes renováveis na matriz elétrica. Como resultado, houve uma diminuição no uso de todos os combustíveis fósseis para geração de energia, com exceção do carvão mineral, como mostrado na Figura 8.

Figura 8: Variação de emissões de gases de efeito estufa por combustível nas usinas termelétricas fósseis que injetaram eletricidade no SIN em 2022 e 2023 (milhões de toneladas de CO₂e).



Fonte: IEMA, 2024.

Ainda que haja redução, as 67 usinas inventariadas pelo IEMA emitiram 17,9 milhões de toneladas de dióxido de carbono equivalente (CO₂e) em 2023 (IEMA, 2024). Reflexo das condições climáticas desfavoráveis à geração hidrelétrica e dos incentivos à termeletricidade, as termelétricas acabam se tornando prejudiciais à saúde humana e são agressivas ao meio ambiente. A tendência de crescimento dessa atividade pode comprometer os objetivos de redução das emissões de carbono assinado pelo Brasil em 2015 na Conferência de Paris. Além disso, o Brasil acaba por entrar em um vicioso ciclo energético-ambiental, cuja principal característica é o aumento das emissões de GEE, que podem intensificar as mudanças climáticas (MENDES & STHEL, 2017).

Além de intensificarem as mudanças climáticas e o aquecimento global, os poluentes provenientes das termelétricas também são extremamente nocivos à saúde, e expõem a população a poluentes acima dos padrões recomendados. Com a piora da qualidade do ar, se aumenta os riscos de acidentes vasculares cerebrais, doenças cardíacas, câncer de pulmão e doenças respiratórias crônicas e agudas. Os idosos, as crianças e os doentes crônicos são os maiores afetados pelos efeitos. Estima-se que 12,6 milhões de mortes no mundo estão associadas à poluição e riscos ambientais (FARIAS & FONTGALLAND, 2022).

Em um estudo realizado por Castro, de Almeida & Rodrigues (2012), com objetivo de identificar os impactos negativos de quatro unidades da Usina Termelétrica

de Santa Cruz, no Rio de Janeiro, foram verificados valores estimados de emissão de poluentes acima dos padrões estabelecidos na legislação ambiental brasileira, com risco social de agravamento de sintomas asmáticos seguido de morte. O mesmo estudo fez a análise do risco individual de mortalidade e morbidade, onde o maior risco individual foi o agravamento de sintomas asmáticos, com ordem de grandeza de 2 a 3 vezes superior às bronquites e aos sintomas agudos do trato respiratório inferior, e cerca de 4 a 5 vezes maior que as mortes e internações por problemas asmáticos.

Os efeitos nocivos à saúde devido aos poluentes emitidos pelas termelétricas também causam impactos econômicos. Nos Estados Unidos, um estudo recente indicou que usinas a carvão estão custando bilhões de dólares em despesas relacionadas à saúde às comunidades. Entre 2015 e 2023, as emissões de carvão geradas durante meses em que as usinas operaram de forma não rentável nos Estados Unidos foram associadas a 19.565 atendimentos de emergência por agravamento de doenças respiratórias e cardiovasculares. Estima-se que a exposição a esses poluentes tenha causado 16.661 mortes prematuras, além de 5.771 novos casos de doenças cardíacas e 3.644 casos de doenças neurológicas (TOSADO *et al.*, 2025).

Além de dificultar a descarbonização da matriz elétrica brasileira, as termelétricas representam maiores custos em relação a outras opções energéticas menos custosas para o atendimento dos maiores centros de carga do país. Em comparação as hidrelétricas, as termelétricas custam cerca de 8 vezes mais o MWh (megawatt-hora). Esse gasto é coberto a partir da elevação tarifa de energia elétrica paga pelos consumidores, instituindo a bandeira de escassez hídrica (VASCONCELOS, 2021).

Um dos motivos desse valor alto é devido aos combustíveis fósseis serem caros e muitas vezes precisam ser importados. Mais de 90% do gás natural usado nas usinas térmicas brasileiras é importado dos EUA. Se no início da década passada as térmicas eram consideradas a única opção disponível em períodos de escassez dos recursos hídricos, atualmente a medida é incoerente, considerando que a capacidade instalada de solar e eólica já supera a representatividade de térmicas a gás, carvão, óleo combustível e diesel somadas, além de apresentarem custos inferiores (IEMA, 2021).

2.9 ENERGIA SOLAR E EÓLICA NA MITIGAÇÃO DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS

Os acordos climáticos internacionais e a crescente sensibilização da população mundial estão acelerando os esforços para combater a mudança climática. As políticas de mitigação têm contribuído para uma diminuição da intensidade global de energia e de carbono, com vários países alcançando reduções de emissões de GEE. As tecnologias de baixa emissão estão se tornando mais acessíveis, com muitas opções de baixa ou zero emissão disponíveis atualmente para edificações, transporte, indústria e geração de energia (IPCC, 2023).

Na geração de energia, os debates que vêm acontecendo sobre as mudanças climáticas fizeram com que diversos países aplicassem recursos na utilização comercial das fontes de energia renováveis. Para superar o impacto negativo sobre o ambiente e outros problemas associados com os combustíveis fósseis, como, por exemplo, a variação contínua dos preços dos combustíveis, a utilização de fontes de energias renováveis se apresenta como a melhor alternativa para o uso correto dos recursos naturais (BRAZ, BRAGA & RODRÍGUEZ, 2016).

No cenário mundial, o Brasil já se destaca por ter sua matriz de geração de energia elétrica fortemente baseada em fontes renováveis, principalmente devido às usinas hidrelétricas. Mas outras fontes renováveis têm sido implantadas no país, sendo uma delas a energia solar. A disponibilidade desse tipo de energia na superfície terrestre é muito superior à demanda global de energia elétrica. À medida que as tecnologias se tornam mais competitivas, a participação dessa fonte tende a crescer, isto já se verifica em diversos países, inclusive no Brasil. Projeções futuras indicam aumento expressivo da fonte solar na matriz de geração de energia elétrica mundial (BEZERRA, 2021).

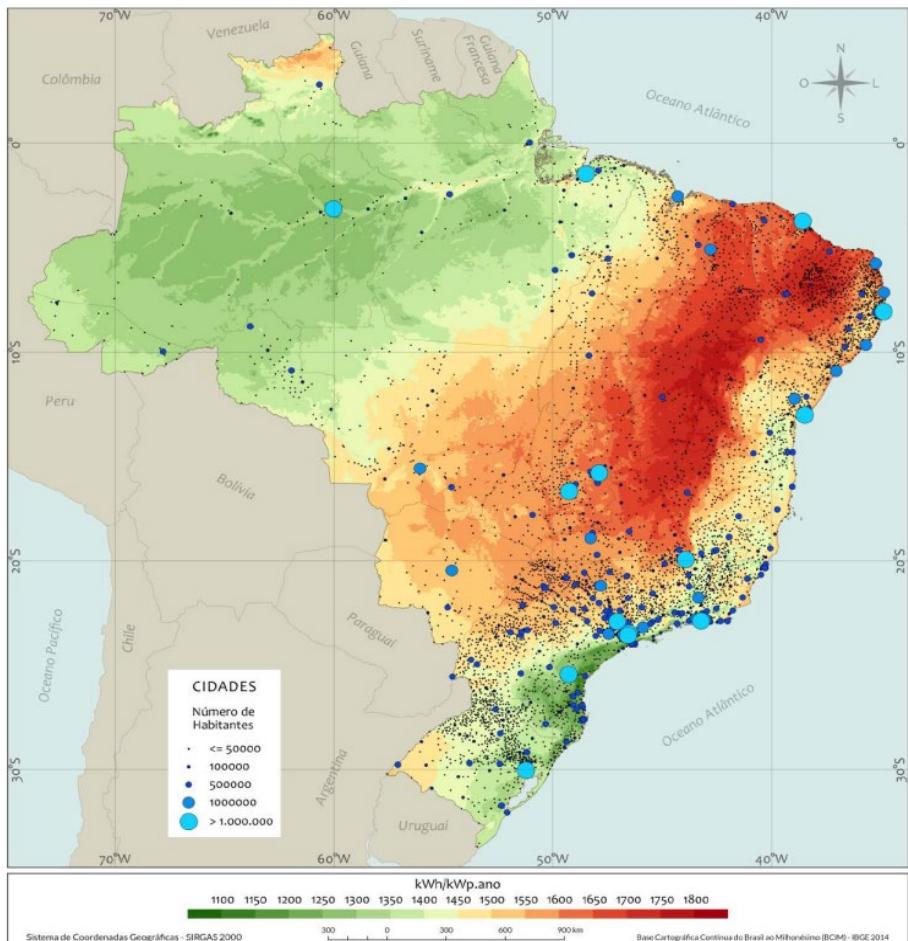
Segundo os mesmos autores, um grande atrativo do uso da energia solar são os custos com combustíveis fósseis e com energia elétrica. Um exemplo no Brasil são os aumentos constantes estabelecidos pelo governo para a energia elétrica. Dos sistemas de energia solar disponíveis atualmente, a energia solar fotovoltaica tem se apresentado como a mais completa comercialmente e sua tecnologia madura é adequada tanto para aplicações de pequeno quanto de grande porte (BRAZ, BRAGA & RODRÍGUEZ, 2016).

Quanto à geração, a energia solar pode ser obtida a partir da instalação descentralizada de pequenos painéis solares no telhado para uso doméstico e comunitário ou a partir de tecnologias de grande escala, que usam sistemas de armazenamento térmico de mudança de fase de alta temperatura. Nesse ponto, os países tropicais possuem vantagem por ter a maioria de dias do ano ensolarados (DUTTA, CHANDA & MAITY, 2022). No Brasil, de acordo com o Atlas Brasileiro de Energia Solar (2017), o uso de sistemas fotovoltaicos possibilita a geração distribuída de eletricidade com plantas de pequena e média escala instaladas em edifícios residenciais e comerciais que produzem energia para consumo próprio e encaminham o excedente para distribuição na rede do sistema elétrico.

Para utilização dessa fonte de energia, é importante atentar que ela está diretamente ligada aos índices de irradiação solar incidente sobre a região, portanto, é fundamental avaliar por meio de cartas solarimétricas o potencial da região para o aproveitamento energético solar. Em qualquer região brasileira os índices de irradiação solar possuem valores maiores do que em países como Alemanha, França e Espanha (MORAIS JUNIOR *et al.*, 2012). De acordo com Pereira *et al.* (2017), mesmo o local menos ensolarado do Brasil tem capacidade maior de gerar energia a partir de painéis solares quando comparado ao local mais ensolarado da Alemanha, por exemplo.

De acordo com a Figura 9 observa-se que a geração fotovoltaica de energia elétrica tem um grande potencial no Brasil. Verifica-se um rendimento energético anual máximo (medido em kWh de energia elétrica gerada por ano para cada kWp de potência fotovoltaica instalada) em todo o território nacional, tanto para usinas de grande porte centralizadas e instaladas em solo, como para a geração fotovoltaica distribuída integrada em telhados e coberturas de edificações (PEREIRA *et al.*, 2017).

Figura 9: Mapa do total anual de irradiação solar direta normal com destaque as regiões com maior potencial de aproveitamento da energia solar concentrada.



Fonte: Pereira *et al.* 2017.

Apesar dos elevados índices de radiação solar observados no mapa anterior, o potencial brasileiro se encontra subutilizado, conforme evidenciado pelos dados publicados no Atlas Brasileiro de Energia Solar, onde observa-se que as médias de irradiação horizontal nas regiões nordeste, centro-oeste e sudeste do país são mais elevadas, e a variabilidade é menor, quando comparado com diversos países europeus que possuem maiores investimentos em energia solar (PEREIRA, 2023).

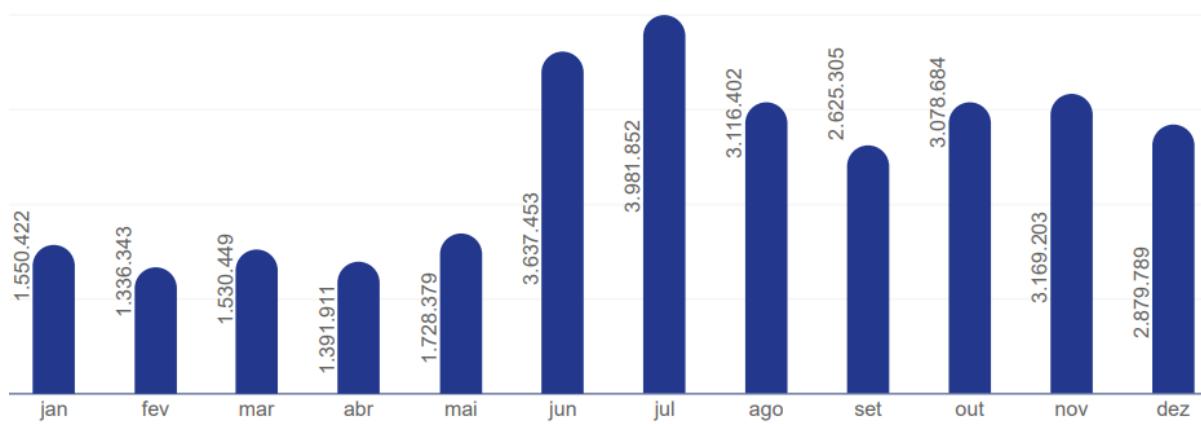
Dentre os benefícios do uso dessa energia, a Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica (ABSOLAR) prevê para os próximos 10 anos a expectativa que se economize R\$ 34 bilhões nos cofres públicos com a diminuição de geração termelétrica fóssil. Além disso, resultados apontam para mais de 600 mil empregos gerados na última década, com uma receita de R\$ 35,5 bilhões em tributos e investimento de R\$113,3 bilhões no setor. O principal benefício individual é a redução

das despesas com energia elétrica e, consequentemente, a redução de emissão GEE (ABSOLAR, 2023).

Outro tipo de energia importante e que tem sido um dos principais vetores para a diversificação da matriz energética é a energia eólica, alternativa energética cuja expansão é importante para mitigar os efeitos das mudanças climáticas e garantir a segurança energética no futuro. Em 2020, 27,2% da geração global de energia renovável total foi eólica. Consequentemente, a energia eólica já cobre 5,9% da geração mundial de eletricidade. No entanto, a expansão da energia eólica deve ser intensificada para atingir a meta de 1,5 °C definida no Acordo Climático de Paris (ESNAOLA *et al.*, 2024; JUNG & SCHINDLER, 2022).

Das vantagens dessa energia, têm-se a geração de empregos, menor impacto pelo uso da área geográfica, podendo ser utilizada em conjunto com outras atividades como agricultura, menor consumo de água e menor emissão de GEE (LIMA, SANTOS & MOIZINHO, 2018). É apresentada na Figura 10 a quantidade de emissões de CO₂ evitadas no Brasil pela fonte eólica no ano de 2023, com um total de 30,03 milhões de toneladas de CO₂, o que poderia equivaler à emissão anual de cerca de 70,5 milhões de automóveis de passeio (ABEEólica, 2024). Em termos globais, a energia eólica poderia fornecer 56% da produção mundial de eletricidade até 2050, potencialmente evitando 5,7 gigatoneladas de emissões de CO₂ anualmente em comparação com um cenário de linha de base (ESNAOLA *et al.*, 2024).

Figura 10: Emissões de CO₂ evitadas pela fonte eólica no Brasil no ano de 2023 (toneladas).



Fonte: Associação Brasileira de Energia Eólica, 2023.

A quantidade e qualidade dos ventos se constituem nas variáveis fundamentais para geração de energia elétrica por fonte eólica. Nesse quesito, o Brasil

tem um dos melhores recursos eólicos do mundo. Segundo dados do Atlas do Potencial Eólico Brasileiro, o potencial eólico brasileiro pode chegar a aproximadamente 880 GW com máquinas de 100 metros, sendo que 522 GW são considerados tecnicamente viáveis. Em relação à região, a Região Nordeste é considerada a que possui as melhores condições de aproveitamento do vento para a geração de energia eólica no país (LIMA, SANTOS & MOIZINHO, 2018).

O primeiro aerogerador foi instalado no Brasil em 1992 no arquipélago de Fernando de Noronha e dados recentes, do final do ano de 2023, mostram que existem 1.027 parques eólicos no Brasil, com 30,45 GW de potência, o que representa um crescimento de 18,79% de potência em relação a dezembro de 2022. Quando se compara a uma década atrás, onde havia pouco investimento no setor, comprova-se um crescimento expressivo que pode ser observado na Figura 11.

Figura 11: Evolução da capacidade instalada de energia eólica no Brasil.



Fonte: Associação Brasileira de Energia Eólica, 2023.

Levando em consideração o potencial de geração de energia renovável e as mudanças climáticas, a continuidade da diversificação da matriz elétrica no Brasil se faz extremamente necessária para que a economia brasileira possa continuar crescendo e se desenvolvendo, sem restrições de oferta de energia. Além disso, a disponibilidade dos recursos como o vento e irradiação solar no Brasil apresentam

características superiores quando comparadas a outras regiões do planeta. Caso se promova a elevação da capacidade desse tipo de energia limpa, a economia brasileira poderá se posicionar de forma positiva no processo de transição energética em curso no mundo, dentro dos planos de mitigação das mudanças climáticas (ABEEólica, 2024; MORAIS JUNIOR *et al.*, 2012; PEREIRA, 2023).

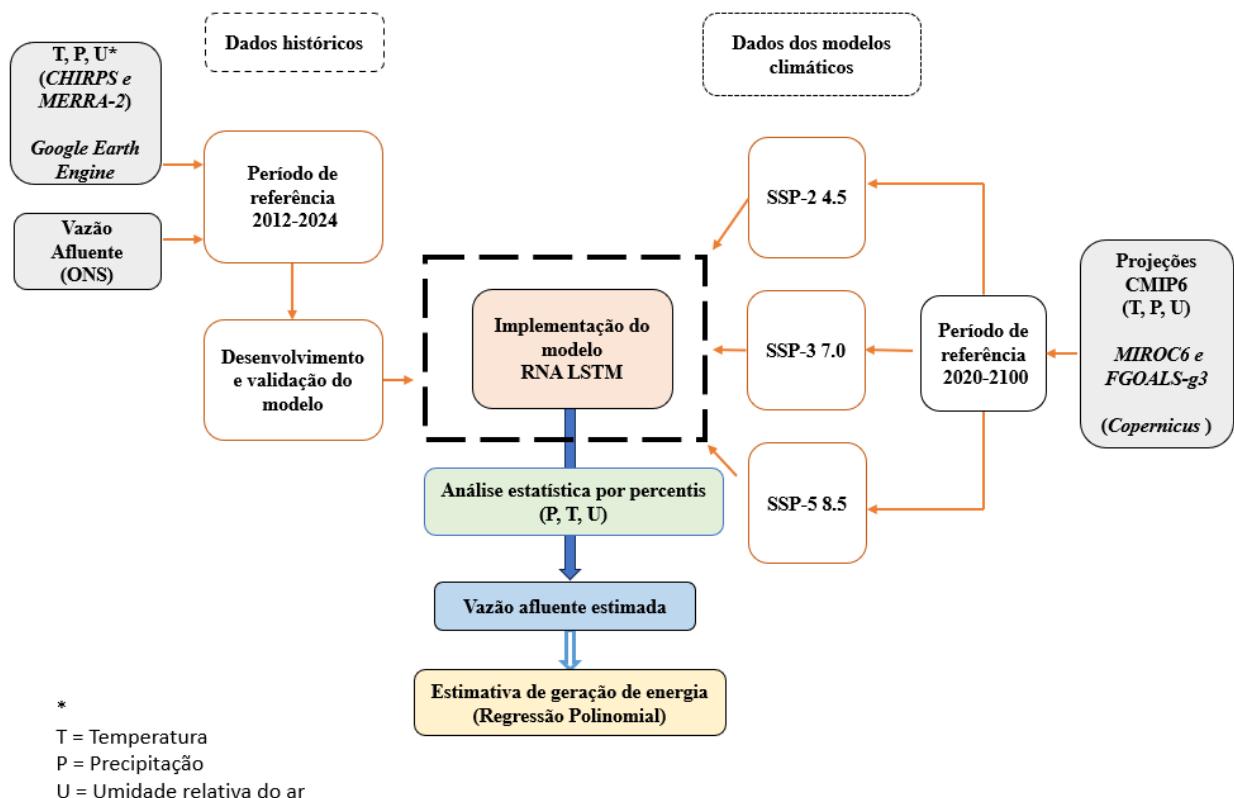
Nesse contexto, informações recentes da EPE reforçam a importância estratégica das fontes solar e eólica na transição energética nacional. Ambas desempenham papéis fundamentais na diversificação e sustentabilidade da matriz elétrica. A energia eólica destaca-se como a segunda maior fonte de geração do país, com capacidade instalada próxima a 29 GW e fator de capacidade médio de 42%, contribuindo com aproximadamente 12% a 15% da geração elétrica anual. Por sua vez, a energia solar fotovoltaica, embora apresente maior capacidade instalada, cerca de 55 GW somando geração centralizada e distribuída, possui um fator de capacidade inferior, em torno de 20%, resultando em uma participação anual entre 7% e 10%. A complementaridade entre essas duas fontes fortalece a segurança e a resiliência do sistema elétrico brasileiro, além de se alinhar às metas de expansão de fontes renováveis e à redução das emissões de GEE do setor energético (BRASIL, MME, 2025).

3. METODOLOGIA

A modelagem da vazão afluente à UHE Santo Antônio foi realizada por meio de redes neurais recorrentes do tipo LSTM. O modelo LSTM foi treinado com dados históricos e alimentado com projeções climáticas do CMIP6, nos cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5, para estimar vazões futuras. Com base nas vazões obtidas, ajustou-se um modelo de regressão para estimar a geração de energia futura, o que possibilitou a avaliação integrada dos efeitos climáticos sobre a usina.

Para fundamentar a escolha das variáveis, aplicou-se a função de correlação cruzada entre precipitação, temperatura do ar, umidade relativa do ar, correlacionando-as com vazão. Complementarmente, as variáveis climáticas projetadas foram analisadas segundo os percentis 10, 50 e 90, de modo a caracterizar padrões e extremos hidrometeorológicos relevantes para o estudo. O fluxograma metodológico da pesquisa, apresentado na Figura 12, ilustra as principais etapas adotadas, desde a aquisição dos dados até a estimativa final da geração de energia.

Figura 12: Fluxograma de etapas macro do estudo.



Fonte: Elaborado pela autora.

3.1 ETAPAS DA PESQUISA

A metodologia foi estruturada em sete etapas complementares, conforme detalhado a seguir.

1. Caracterização física e histórica da área de estudo. Nessa etapa foi realizada a descrição da Bacia do Rio Madeira, com ênfase na importância da UHE Santo Antônio para a matriz elétrica regional. Para subsidiar a análise sobre o clima e os riscos de impactos no local de estudo, foram incluídas análises dos indicadores do AdaptaBrasil MCTI.

2. Coleta de dados. Esta etapa envolve a obtenção e tratamento de dados históricos de precipitação, umidade relativa, temperatura, vazão afluente e geração de energia, bem como projeções climáticas do CMIP6 para os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.

3. Análise estatística preliminar. Foi aplicada a Função de Correlação Cruzada entre variáveis climáticas e vazão afluente para identificar defasagens temporais significativas, bem como para compreender a resposta hidrológica da bacia e fundamentar a escolha das variáveis de entrada.

4. Análise por percentis das variáveis climáticas projetadas. Foi realizada uma análise estatística das variáveis futuras projetadas pelo CMIP6 nos percentis 10, 50 e 90, a fim de caracterizar padrões sazonais e extremos hidrometeorológicos de longo prazo, de modo a subsidiar o entendimento dos riscos climáticos sobre a bacia.

5. Desenvolvimento do modelo LSTM. Com os dados históricos e projeções climáticas coletados, iniciou-se a construção do modelo, onde foram utilizadas redes neurais do tipo LSTM, as quais foram treinadas e validadas com base nos dados históricos.

6. Simulações preditivas com o modelo LSTM. O modelo LSTM treinado foi alimentado com as projeções climáticas dos cenários CMIP6 para estimar as vazões futuras nos horizontes de curto prazo (2020–2039), médio prazo (2060–2079) e longo prazo (2080–2099).

7. Estimativa da geração de energia elétrica. Com base nas vazões projetadas, foi aplicado um modelo preditivo de geração de energia elétrica, de modo a estimar a geração futura frente aos cenários analisados.

A partir dos resultados das etapas anteriores, pôde-se discutir as implicações das mudanças climáticas para a segurança energética nos cenários analisados e as estratégias para aumentar a resiliência do suprimento de energia elétrica na área de estudo.

3.2 ÁREA DE ESTUDO

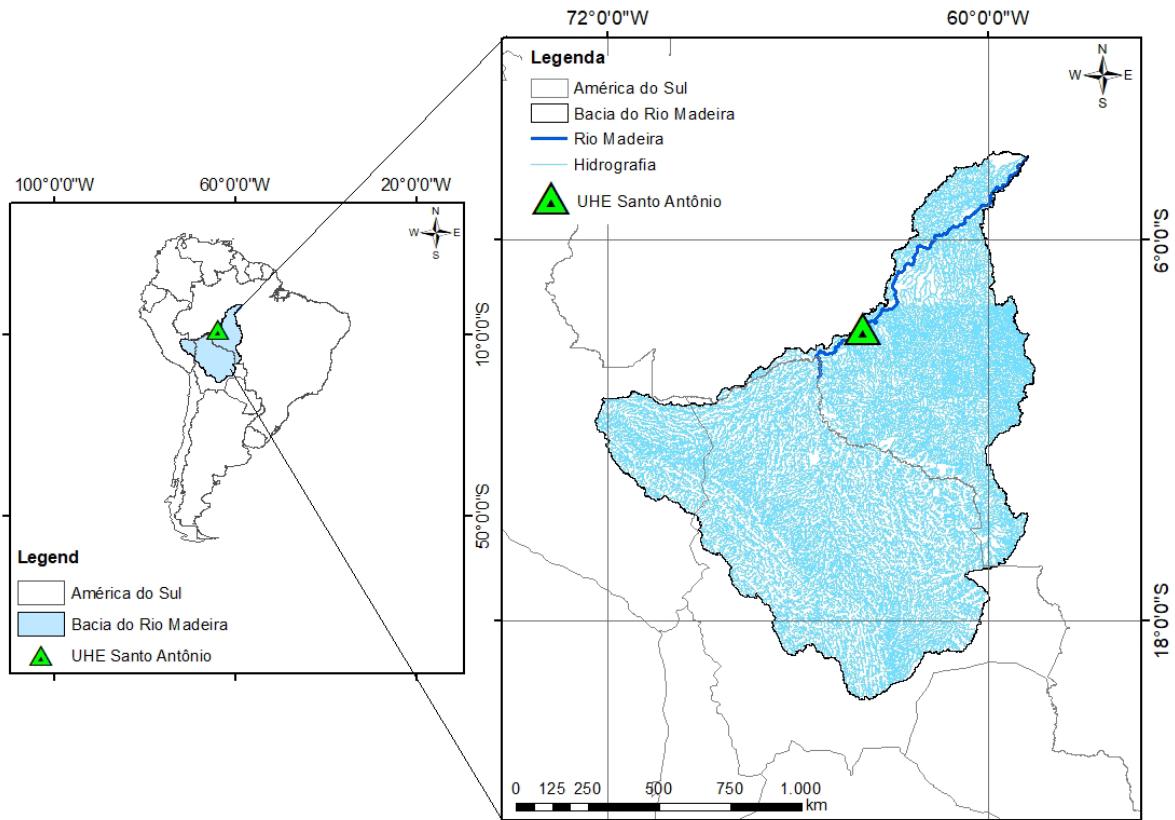
A área de estudo desta pesquisa é a Bacia do Rio Madeira, com foco específico na UHE Santo Antônio, usina fio d'água localizada no estado de Rondônia, Brasil. Esta usina, com capacidade instalada de 3.568,3 MW, entrou em operação comercial em 2012, e desempenha um papel fundamental no SIN, classificando-se como a quarta maior geradora de energia do país em 2022 (SANTO ANTÔNIO ENERGIA, 2022; ELETROBRAS, 2024; CRUZ, 2023). Nos anos seguintes, no entanto, a usina enfrentou suspensões operacionais temporárias devido às condições hidrometeorológicas extremas na Região Norte do Brasil, o que afetou negativamente sua confiabilidade e eficiência (ONS, 2023; AGÊNCIA INFRA, 2024). Dada a sua importância estratégica e vulnerabilidade à variabilidade climática, a UHE Santo Antônio foi selecionada como estudo de caso para esta pesquisa, que visa gerar previsões de vazões em cenários futuros de mudanças climáticas, avaliando assim os potenciais impactos da variabilidade climática na geração de energia hidrelétrica na Amazônia.

O rio Madeira, onde está situada a usina, é o afluente mais longo e volumoso do rio Amazonas, sendo também um dos cursos d'água mais importantes do Brasil. Com extensão de 3.240 km, figura entre os cinco maiores rios do mundo em termos de vazão e ocupa a 17^a posição em comprimento. Sua bacia hidrográfica abrange uma área de drenagem de aproximadamente 1.324.770 km², configurando-se como uma das regiões hidrográficas mais relevantes da América do Sul (SANTO ANTÔNIO ENERGIA, 2022). O clima predominante na região, de acordo com a classificação de Köppen, é composto por três zonas climáticas: Af (tropical úmido a superúmido), Am (tropical chuvoso com curta estação seca) e Aw (tropical quente com estação seca no inverno) (RUDKE *et al.*, 2022).

Localizada na Amazônia Ocidental, a Bacia do Rio Madeira estende-se por três países: Bolívia (51%), Brasil (42%) e Peru (7%). Trata-se da maior sub-bacia do

sistema amazônico, desempenhando um papel fundamental nas dinâmicas hidrológicas e energéticas da região. A Figura 13 apresenta a distribuição espacial da bacia e a localização da UHE Santo Antônio.

Figura 13: Localização e hidrografia da área de estudo.



Fonte: Elaborado pela autora.

O mapa apresenta a localização da Usina Hidrelétrica de Santo Antônio na Bacia do Rio Madeira. O painel à direita oferece uma visão detalhada da hidrografia da bacia, destacando o rio Madeira (azul escuro) como seu principal curso d'água, enquanto a área em azul claro delimita toda a extensão da bacia nos territórios do Brasil, Bolívia e Peru. O painel à esquerda situa a bacia no continente sul-americano, ressaltando seu caráter transfronteiriço e a localização estratégica da área de estudo na Amazônia ocidental. A partir da Figura 14 pode-se observar a vista aérea da usina no ano de 2016, quando entrou em pleno funcionamento.

Figura 14: Entrada da UHE Santo Antônio em operação plena com todas as turbinas funcionando em 2016.



Fonte: Santo Antônio Energia, 2024.

A paralisação da usina em 2023 ocorreu, segundo o Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), “em razão das condições adversas hidrometeorológicas vivenciadas na Região Norte do País, que inviabilizam a operação segura e eficiente do empreendimento” (ONS, 2023). Na sequência, a Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), por meio da Resolução nº 164, de 9 de outubro de 2023, declarou situação crítica de escassez quantitativa dos recursos hídricos no rio Madeira.

A legislação cita que o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE) em sua 282^a Reunião Ordinária, de 4 de outubro de 2023, resolveu “reconhecer a severidade da crise hidrológica de seca na Região Norte do país, observada em 2023, especialmente a situação vivenciada na Bacia do Rio Madeira”. Nesse período, os níveis d’água observados nas três principais estações fluviométricas da ANA localizadas no rio Madeira encontravam-se abaixo da cota com 95% de permanência. Em Porto Velho, a cota observada foi a mínima em uma série histórica de 56 anos (BRASIL, 2023).

Na Figura 15 pode-se observar o gráfico de Evolução do nível na UHE de Santo Antônio no Rio Madeira de setembro de 2023 a maio de 2024. Verifica-se que o nível mínimo operacional é de 70,50 metros enquanto o nível máximo é de 71,30 metros.

Durante o período onde foi declarada pela ANA a situação crítica de escassez quantitativa dos recursos hídricos no rio Madeira, os níveis d'água estavam próximos de 70 metros.

Figura 15: Evolução do nível na UHE de Santo Antônio de setembro 2023 a maio de 2024.

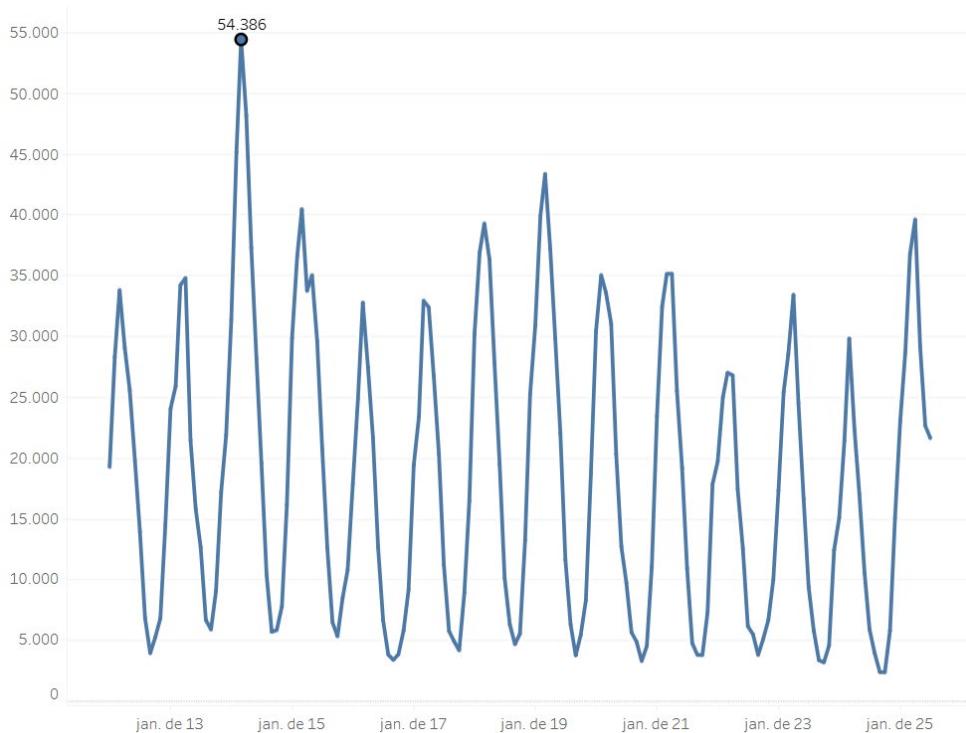


Fonte: ANA, 2024.

Com os índices observados entre outubro e novembro de 2023, a atividade da Hidrelétrica de Santo Antônio no Rio Madeira foi totalmente paralisada pela segunda vez, sendo a primeira no ano de 2014, durante uma cheia histórica do mesmo rio (CRUZ, 2023). Durante a cheia, o rio Madeira atingiu a marca recorde de 19,74 metros em 30 de março de 2014, mais de 3 metros acima da cota de emergência de 16,68 metros. Até então, a maior marca já registrada era 17,51 metros em abril de 1997 (ANA, 2018).

Considerando os impactos causados por eventos extremos no rio Madeira, em janeiro de 2018 a ANA instituiu a Sala de Crise do rio Madeira. O projeto tem como objetivo promover a articulação entre os principais atores envolvidos com a temática de recursos hídricos. Assim, é realizado o acompanhamento das evoluções dos níveis d'água na Bacia do Rio Madeira e a adoção de ações para prevenir ou minimizar os impactos esperados. Observa-se na Figura 16 o pico de vazão afluente na hidrelétrica com destaque para o ano de 2014, quando a atividade foi paralisada devido à cheia.

Figura 16: Dados Hidrológicos diários - Vazão Afluente Hidrelétrica de Santo Antônio no período de jan 2013 a jan 2025, com destaque para cheia histórica ocorrida em 2014.



Fonte: ONS, 2025.

Em 2024, a usina foi novamente paralisada, desta vez em decorrência de uma severa estiagem que atingiu a região. No dia 14 de setembro, o nível do rio Madeira em Porto Velho atingiu apenas 41 centímetros, o menor valor registrado desde 1967. Além da paralisação da hidrelétrica, a queda acentuada no nível dos rios resultou no isolamento de diversas comunidades indígenas e rurais, que dependem diretamente do rio para abastecimento de água, alimentação e transporte. A estiagem também comprometeu a mobilidade das populações ribeirinhas, dificultando o escoamento da produção agrícola e afetando significativamente a comercialização das colheitas, com impactos diretos sobre a segurança alimentar e a economia local (CEMADEN, 2024).

Essa sucessão de eventos extremos evidencia a crescente instabilidade hidrológica enfrentada pela Bacia do Rio Madeira nos últimos anos. A alternância entre secas severas e enchentes históricas revela um padrão de variabilidade compatível com os efeitos esperados das mudanças climáticas na região amazônica. Em escala global, o IPCC (2023) alerta que, em curto prazo, todas as regiões do mundo poderão enfrentar um aumento das ameaças climáticas, incluindo impactos

sobre a disponibilidade de água, como evidenciado nos eventos extremos ocorridos no rio Madeira.

Os efeitos prolongados da estiagem, ampliados pelas mudanças climáticas e somados à prioridade para atendimento da crescente demanda do Sudeste, elevam as expectativas de expansão da geração elétrica a partir das hidrelétricas com base em grandes reservatórios a serem construídos na região (PIRES DO RIO, COELHO & WANDERLEY, 2015).

Essa expansão é uma prioridade do Plano Nacional de Energia 2050, do Ministério de Minas e Energia. O documento aponta “o aproveitamento das bacias hidrográficas da região Norte sem grandes reservatórios de regularização plurianual, levando em consideração questões socioambientais”. A meta é ampliar a capacidade instalada de 108,7 GW para 168 GW até o final de 2030. Duas novas hidrelétricas na bacia do Madeira constam no PNE 2050, em acordos binacionais com a Bolívia: uma no distrito boliviano de Cachuela Esperanza, no rio Madre de Dios, afluente do Madeira, com 990 MW de potência instalável estimada. Já em Guajará-Mirim (RO) planeja-se uma hidrelétrica no rio Mamoré, com 3.000 MW de capacidade de geração esperada (DAMASIO, 2022).

Além do potencial hidrelétrico, a região da UHE Santo Antônio apresenta oportunidades relevantes para o desenvolvimento de outras fontes renováveis, como a energia solar. Apesar de Rondônia ocupar apenas a 24^a posição no ranking estadual de geração distribuída, o estado conta com 6,5 MW de potência instalada e apresenta alto potencial de irradiação solar, em média 5,18 kWh/m² ao dia, o que favorece a expansão dessa fonte para aplicações residenciais, comerciais, industriais, rurais e em serviços públicos (TCE-RO, 2024).

Paralelamente, Rondônia também apresenta potencial eólico promissor, especialmente em regiões como a Serra da Taboca, no município de Cujubim. Suas elevações e características geográficas favorecem a aceleração e direcionamento dos ventos, criando condições ideais para a instalação de parques eólicos (LIMA *et al.*, 2023). A exploração desse potencial depende de investimentos em infraestrutura de geração e transmissão, além de políticas públicas de incentivo às fontes renováveis. A diversificação da matriz energética com fontes como a solar e a eólica contribuiria significativamente para a sustentabilidade do suprimento energético regional e reduziria a dependência de fontes não renováveis.

No entanto, o potencial ecológico e renovável da região ainda é subaproveitado. O baixo investimento público e privado em alternativas sustentáveis demonstra a limitada priorização, por parte do Estado brasileiro, da substituição das hidrelétricas por outras fontes de energia limpa (MARINHO *et al.*, 2023).

3.2.1 Indicadores climáticos e de risco (AdaptaBrasil MCTI)

A avaliação da vulnerabilidade climática da Bacia do Rio Madeira e da UHE Santo Antônio contou com o suporte da plataforma AdaptaBrasil MCTI, sistema instituído pelo Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações (MCTI) em 2020 e desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) em parceria com a Rede Nacional de Ensino e Pesquisa (RNP). Essa iniciativa integra dados de observação, sensoriamento remoto, pesquisas de campo e resultados de modelos climáticos, possibilitando uma análise detalhada dos riscos climáticos em diferentes setores estratégicos do país (ANDRADE *et al.*, 2023; CARVALHO, 2023).

O AdaptaBrasil disponibiliza indicadores de risco voltados a geração de energia. Esses indicadores são construídos a partir da integração de componentes como: ameaça climática, vulnerabilidade socioeconômica e exposição territorial, resultando em projeções espaciais que permitem identificar áreas críticas em diferentes horizontes temporais, como 2030 e 2050, sob cenários otimistas e pessimistas de mudanças climáticas. Tal abordagem possibilitou avaliar como diferentes regiões podem ser afetados por eventos extremos e alterações no regime climático, subsidiando políticas públicas e estratégias de adaptação em escala local.

No caso do estado de Rondônia, onde se localiza a UHE Santo Antônio, os indicadores associados à segurança energética assumem papel central. As projeções fornecidas pela plataforma indicam uma tendência de aumento do risco climático sobre o setor energético, refletindo maior ameaça potencial às usinas hidrelétricas diante da intensificação de eventos extremos e da variabilidade hidrológica projetada. Esse quadro reforçou a pertinência de adotar metodologias de modelagem preditiva, como a LSTM sustentada por cenários climáticos do CMIP6, capazes de estimar a evolução futura da vazão e da geração elétrica. A integração entre os resultados do AdaptaBrasil e as simulações desta pesquisa amplia a capacidade de antecipar

impactos e sustentar a formulação de medidas de mitigação e adaptação voltadas à manutenção da segurança energética na região amazônica.

3.2.1.1 Impactos para Segurança Energética na área de estudo

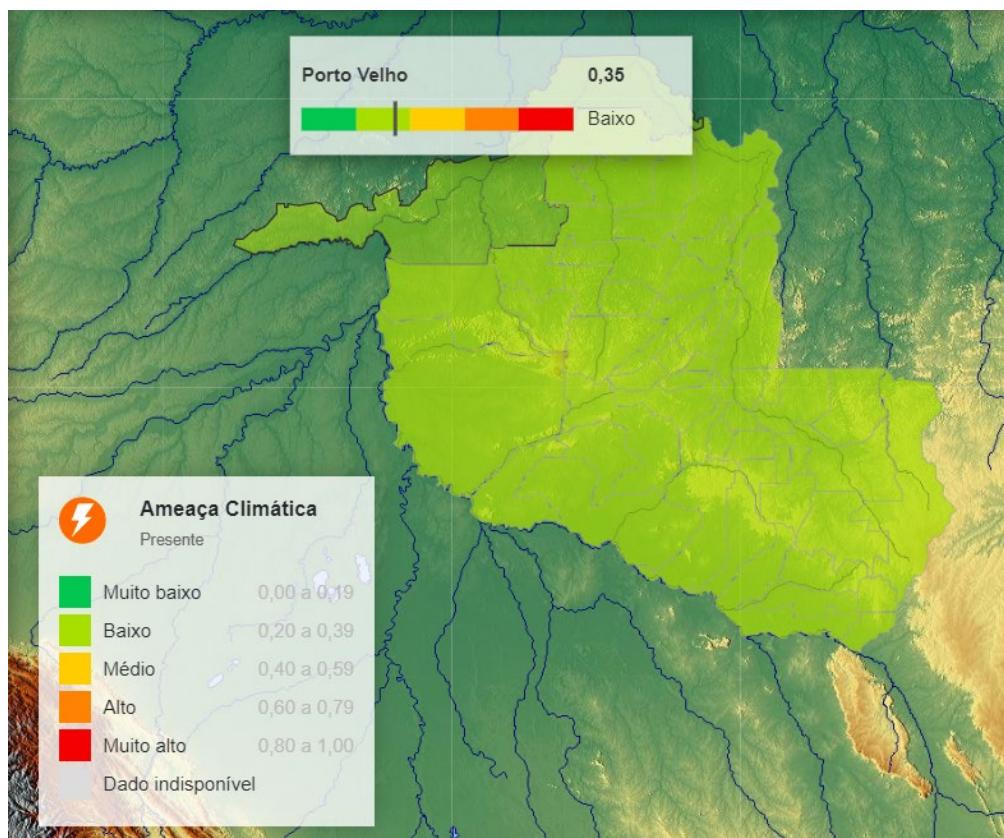
A análise da Segurança Energética na área de estudo considerou três dimensões fundamentais: vulnerabilidade, exposição e ameaça climática. Esta última foi especialmente relevante, pois sintetizou os efeitos potenciais das mudanças do clima tanto sobre a oferta quanto sobre a demanda de eletricidade. No que se referiu à oferta, o índice contemplou a variação dos potenciais hidrelétrico, solar e eólico, refletindo as alterações na disponibilidade de recursos naturais. Já a demanda incorporou o aumento projetado da necessidade de resfriamento em função da elevação das temperaturas médias, representada pelo uso intensivo de sistemas de climatização. Essa abordagem integrada permitiu identificar em que medida o sistema elétrico poderia tornar-se mais vulnerável a choques climáticos ao longo do tempo (ADAPTABRASIL, 2023).

Para caracterizar o momento presente, o AdaptaBrasil (2023) adotou como referência dados de energia e recursos amplamente reconhecidos no setor. O componente hidrelétrico foi representado pela média da energia natural afluente por subsistema (MWmed) no período de 2010 a 2021, com base em informações do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). O potencial eólico foi caracterizado a partir da densidade de potência (W/m^2) apresentada no Atlas do Potencial Eólico Brasileiro, elaborado pelo Ministério de Minas e Energia (MME). Já o potencial solar considerou a irradiação global horizontal média anual ($Wh/m^2.dia$), segundo a segunda edição do Atlas Brasileiro de Energia Solar (2017), desenvolvida pelo Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CCST/INPE). Esses parâmetros asseguraram consistência técnica e científica à construção dos índices de ameaça climática aplicados ao setor energético.

Os resultados obtidos para Rondônia, representados na Figura 17, indicaram que a ameaça climática atual associada à Segurança Energética era classificada como baixa, com destaque para o município de Porto Velho, onde se localizava a UHE Santo Antônio. Isso significou que, no cenário presente, as mudanças climáticas ainda não configuravam um risco significativo de variação na geração de energia elétrica

para a região. A classificação do índice seguiu uma escala que variava de muito baixo (0,00–0,19), baixo (0,20–0,39), médio (0,40–0,59), alto (0,60–0,79) até muito alto (0,80–1,00) (ADAPTABRASIL, 2024). Embora o risco atual fosse reduzido, a tendência de intensificação da ameaça em horizontes futuros, como 2050, reforçou a importância da modelagem preditiva desenvolvida nesta pesquisa para antecipar cenários críticos e subsidiar a formulação de estratégias de adaptação.

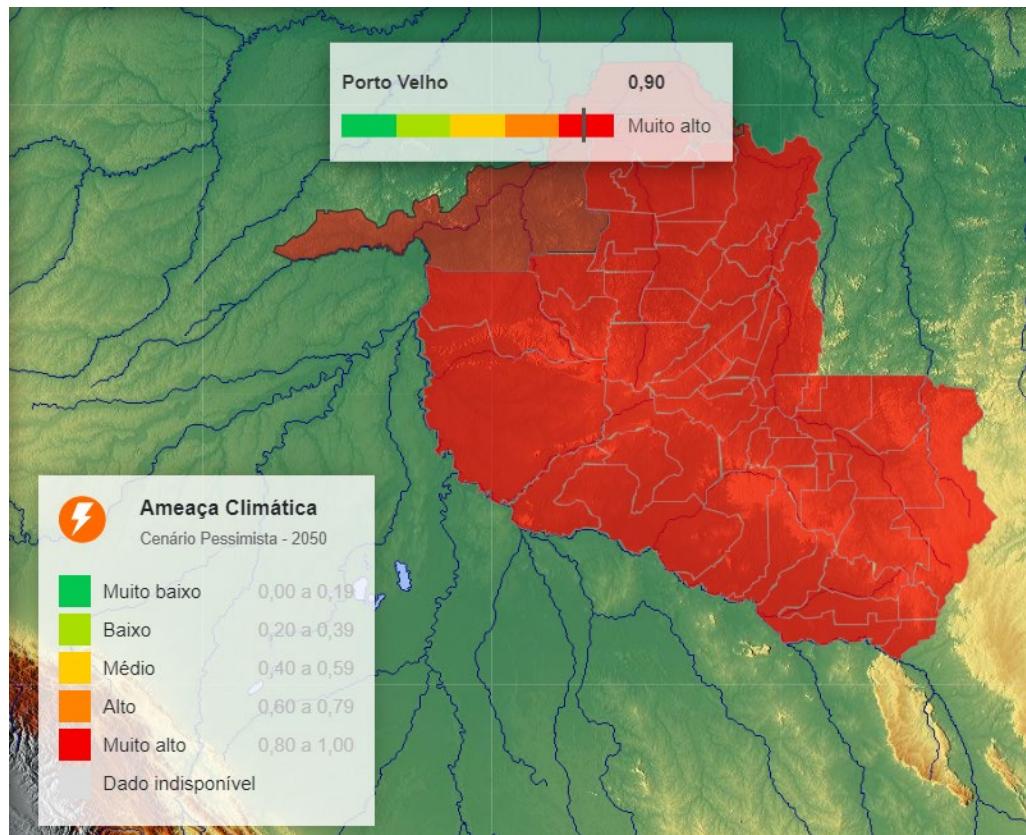
Figura 17: Segurança Energética - Ameaça Climática Presente na área de estudo.



Fonte: AdaptaBrasil MCTI, 2024.

Apesar de o cenário presente, apresentado na Figura 17, ter indicado uma baixa ameaça climática em relação à segurança energética, quando se realizou a projeção para um cenário pessimista referente ao ano de 2050, a ameaça climática se apresentou como muito alta, evidenciando que as mudanças do clima representariam uma grande ameaça para a segurança energética na área de estudo, conforme ilustrado na Figura 18.

Figura 18: Segurança Energética - Ameaça Climática - Cenário pessimista – 2050 na área de estudo.



Fonte: AdaptaBrasil MCTI, 2024.

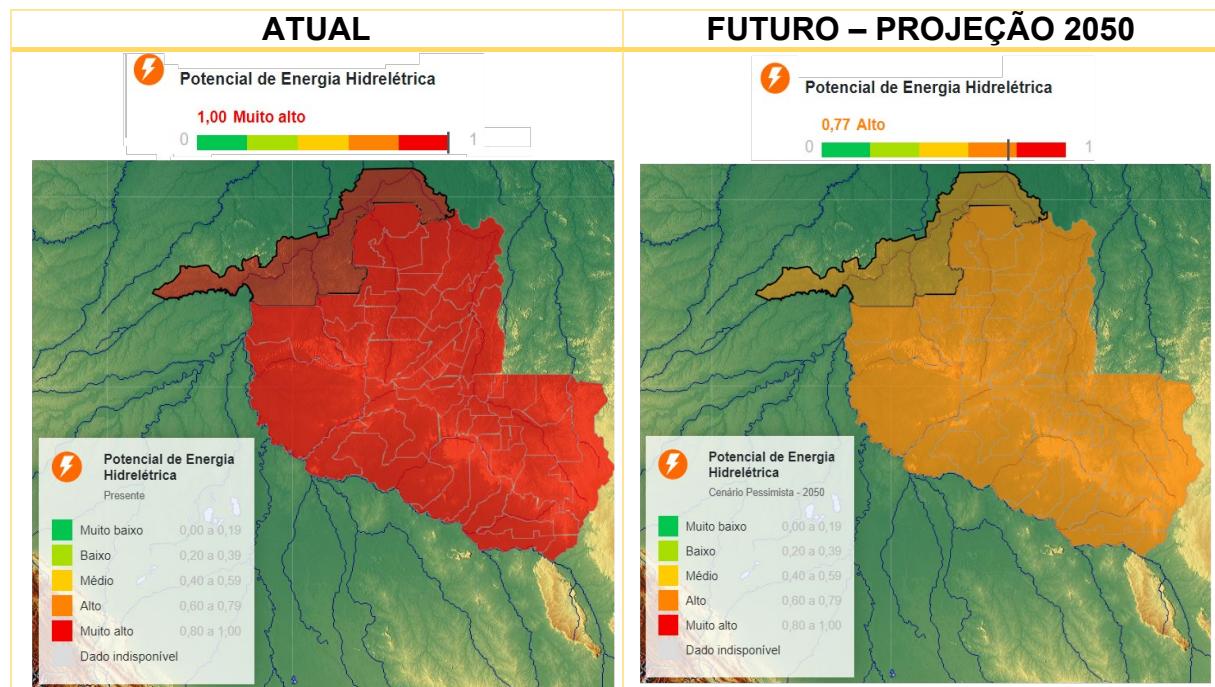
Da análise da Figura 18, observou-se que estava previsto um aumento da Ameaça Climática no Cenário Pessimista para o ano de 2050. A plataforma AdaptaBrasil estabeleceu que a redução na disponibilidade de geração hidrelétrica nos subsistemas deveria ser compensada por uma maior participação da geração termelétrica. Essa tendência já havia sido identificada no Brasil por diferentes estudos, embora tenha sido amplamente questionada, considerando que o maior acionamento das termelétricas implicava aumento significativo das emissões de gases de efeito estufa (MENDES & STHEL, 2017; IEMA, 2021; GLOBAL ENERGY MONITOR, 2024).

Cabe destacar que o AdaptaBrasil, ao projetar os riscos climáticos, utilizou o cenário SWL2 (*Specific Warming Level 2*), no qual o planeta alcançaria um acréscimo de 2°C em relação ao período pré-industrial. Tal cenário, representa um horizonte crítico de aquecimento global e fornece parâmetros consistentes para avaliar os impactos potenciais sobre a segurança energética, em especial na região amazônica, onde a dependência da matriz hidrelétrica é elevada (ADAPTABRASIL, 2024).

3.2.1.2 Potencial hidrelétrico frente às mudanças climáticas

As projeções do Potencial de Energia Hidrelétrica para o cenário atual na região de estudo indicaram valores muito elevados, próximos ao nível máximo estabelecido pela plataforma AdaptaBrasil. Essa condição refletiu a forte dependência da matriz energética de Rondônia e da Amazônia em geral da disponibilidade hídrica para geração elétrica, sobretudo no caso da UHE Santo Antônio, que se configurava como uma das maiores usinas do país. Entretanto, a projeção futura para o cenário pessimista do ano de 2050 previu uma redução significativa dessa capacidade de geração hidrelétrica em função das mudanças climáticas, conforme representado na Figura 19. Essa diminuição esteve associada à maior variabilidade hidrológica prevista para a região, em especial ao aumento da frequência e da intensidade de eventos extremos de estiagem. Ainda assim, o potencial de energia hidrelétrica para a área de estudo permaneceu classificado como alto, indicando que, embora houvesse redução em relação ao cenário atual, a região continuaria desempenhando papel estratégico na matriz energética brasileira.

Figura 19: Potencial de Energia Hidrelétrica atual e futuro (Cenário pessimista 2050).



Fonte: Adaptado de AdaptaBrasil MCTI, 2024.

O indicador de Potencial de Energia Hidrelétrica considerou a média da energia natural afluente (ENA), expressa em MW médios anuais, no período de 2010 a 2021, para representar o cenário presente. Para a projeção futura, foram utilizados os resultados do cenário SWL2, a partir dos modelos Eta_HadGEM2-ES (*Hadley Centre Global Environment Model*) e Eta_MIROC5 (*Model for Interdisciplinary Research on Climate*).

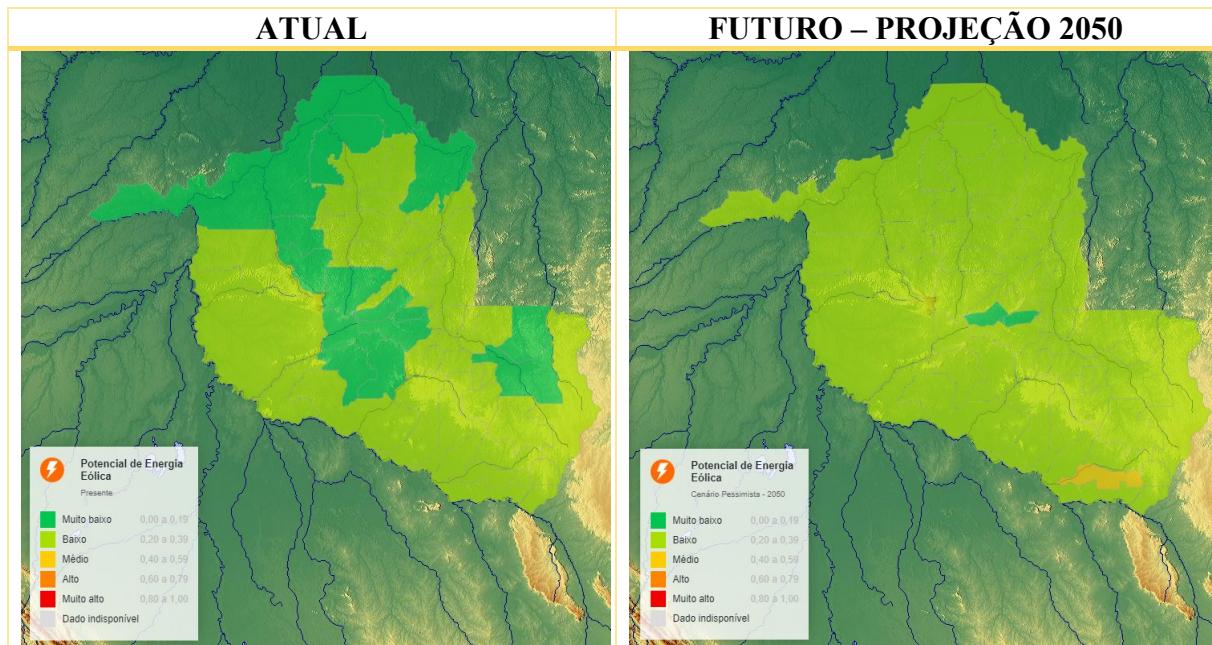
A plataforma calculou a variação do recurso hídrico entre o cenário presente e o cenário SWL2. Essa diferença foi então aplicada aos valores médios da ENA histórica, permitindo estimar o potencial futuro de energia hidrelétrica. Dessa forma, foi possível identificar a tendência de redução da capacidade de geração em função das mudanças climáticas, mantendo, contudo, a classificação de potencial elevado para a área de estudo (ADAPTABRASIL, 2024).

3.2.1.3 Potencial eólico frente às mudanças climáticas

No que se refere ao Potencial de Energia Eólica na área de estudo, observou-se (Figura 20) que havia uma tendência de melhora na capacidade de geração das usinas desse tipo de fonte renovável. Enquanto no cenário atual o potencial era classificado como muito baixo em aproximadamente 37% dos municípios de Rondônia (incluindo Porto Velho, onde está localizada a UHE Santo Antônio), as projeções futuras elaboradas para o cenário pessimista de 2050 indicaram uma evolução significativa.

De acordo com as projeções, cerca de 94% dos municípios apresentaram tendência de melhora no potencial eólico, revelando um cenário mais favorável para a diversificação da matriz elétrica regional. Essa mudança refletiu os efeitos projetados das alterações climáticas sobre os regimes de vento, sugerindo que, embora a geração hidrelétrica estivesse sujeita a maior vulnerabilidade futura, a energia eólica poderia ganhar importância estratégica como fonte complementar para a segurança energética na região amazônica.

Figura 20: Potencial de Energia Eólica atual e futuro (Cenário pessimista – 2050) na área de estudo.



Fonte: Adaptado de AdaptaBrasil MCTI, 2024.

O indicador de potencial eólico considerou a densidade de potência (W/m^2) apresentada no Atlas Eólico 2001, publicado pelo Ministério de Minas e Energia (MME), para representar o cenário presente. Para a projeção futura, foram utilizados os resultados do cenário SWL2, obtidos a partir dos modelos Eta_HadGEM2-ES e Eta_MIROC5.

A plataforma calculou a variação do recurso eólico entre o cenário presente e o cenário SWL2. Em seguida, essa variação foi aplicada aos valores do Atlas Eólico 2001, possibilitando a estimativa do potencial futuro do recurso eólico na região de estudo. Dessa forma, foi possível identificar uma tendência de melhoria no aproveitamento desse tipo de energia, especialmente em municípios onde, no presente, o potencial era classificado como muito baixo (ADAPTABRASIL, 2024).

3.2.1.4 Potencial solar frente às mudanças climáticas

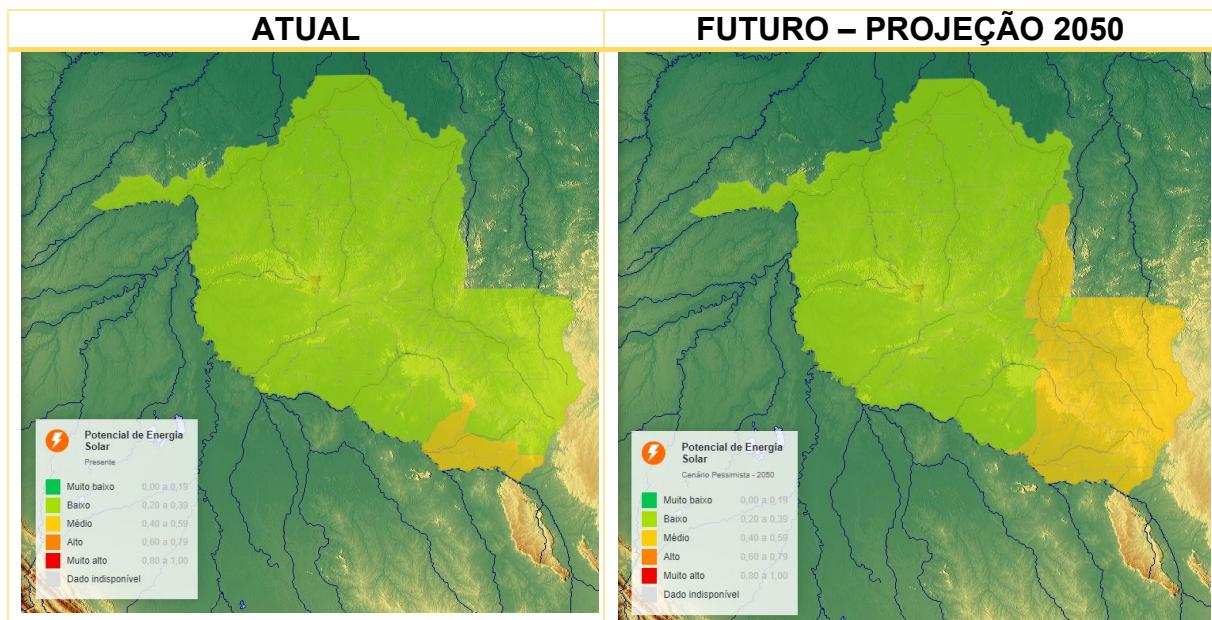
No que se referiu ao Potencial de Energia Solar, verificou-se uma tendência de melhoria semelhante àquela observada para a energia eólica. Conforme apresentado na Figura 21, no cenário atual aproximadamente 94% dos municípios do estado de Rondônia apresentavam baixo potencial, enquanto os demais 6% eram

classificados como de potencial médio. Essa distribuição evidenciava uma limitação inicial da capacidade de aproveitamento da energia solar na região.

Entretanto, as projeções futuras para o cenário pessimista de 2050 indicaram uma melhora significativa desse quadro, com cerca de 36% dos municípios alcançando a categoria de potencial médio. Esse avanço sugeriu que a energia solar poderia tornar-se uma fonte estratégica complementar à geração hidrelétrica e eólica, contribuindo para diversificar a matriz elétrica regional e aumentar a resiliência diante das mudanças climáticas.

No município de Porto Velho, área de estudo que abriga a UHE Santo Antônio, observou-se um aumento na classificação do potencial solar, que passou de 0,23 para 0,32, aproximando-se do nível médio de capacidade de geração. Tal evolução reforçou a perspectiva de que, embora a região ainda apresentasse limitações, havia uma tendência de crescimento no aproveitamento da energia solar em cenários futuros (ADAPTABRASIL, 2024).

Figura 21: Potencial de Energia Solar atual e futuro (Cenário pessimista – 2050) na área de estudo.



Fonte: Adaptado de AdaptaBrasil MCTI, 2024.

O indicador de potencial solar considerou a irradiação global horizontal média anual ($\text{Wh/m}^2.\text{dia}$) apresentada no Atlas Brasileiro de Energia Solar – 2^a Edição (2017) para representar o cenário presente. Esse atlas, desenvolvido pelo Centro de Ciência

do Sistema Terrestre (CCST/INPE), constituiu a principal referência nacional para estimativas de disponibilidade de energia solar, sendo amplamente utilizado em estudos técnicos e acadêmicos.

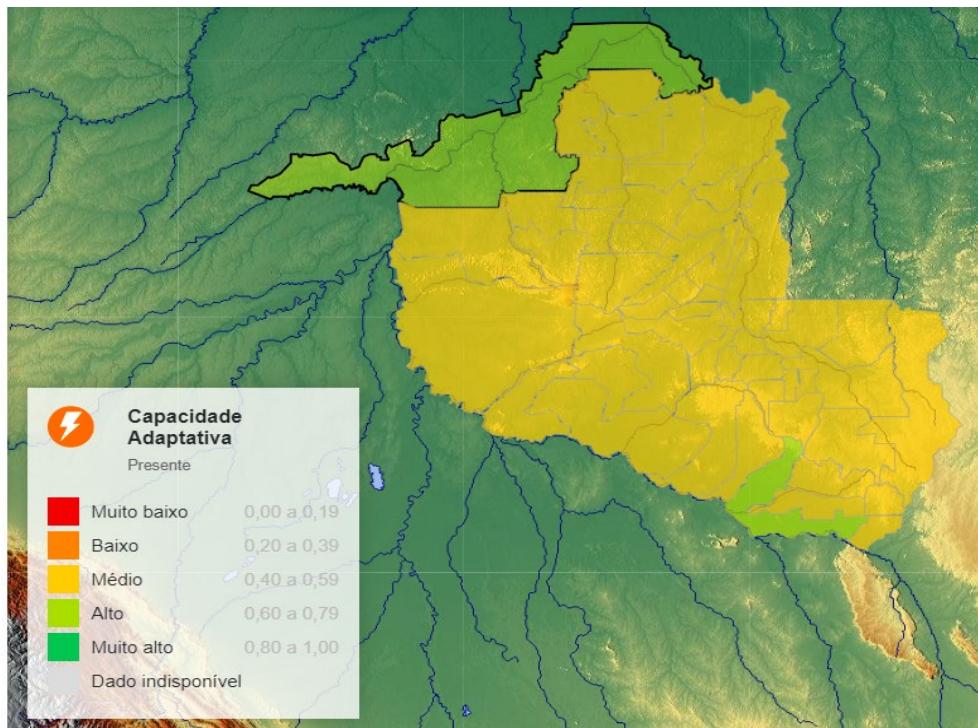
Para a projeção futura, foram empregados os resultados do cenário SWL2, utilizando os modelos climáticos Eta_HadGEM2-ES e Eta_MIROC5. A plataforma calculou a variação do recurso solar entre o cenário presente e o cenário SWL2 e, em seguida, aplicou essa diferença aos valores do Atlas de 2017. Dessa forma, obteve-se o potencial futuro do recurso solar, permitindo identificar tendências de incremento em diversas áreas do estado de Rondônia e, em particular, no município de Porto Velho (ADAPTABRASIL, 2024).

3.2.1.5 Capacidade adaptativa

Outro índice relevante apresentado pelo AdaptaBrasil foi a vulnerabilidade às mudanças climáticas, que incorporou como componentes parciais a sensibilidade e a capacidade adaptativa. Esta última foi compreendida como a habilidade do sistema socioecológico de se preparar e se ajustar às alterações climáticas ou aos danos potenciais relacionados ao setor elétrico. Nesse contexto, a capacidade adaptativa refletiu o conjunto de condições que poderiam diminuir impactos negativos, potencializar oportunidades ou permitir respostas mais eficazes diante das consequências das mudanças do clima.

Esse índice resultou da integração de diferentes indicadores temáticos, tais como a presença de autoprodutores de eletricidade, a expansão da geração distribuída, a energia armazenada em reservatórios de hidrelétricas, a diversificação da matriz de geração, o PIB municipal per capita, a proporção de população com renda superior a dois salários mínimos e a adesão dos municípios ao Programa Cidades Resilientes. A Figura 22 apresentou a espacialização da Capacidade Adaptativa para o Sistema Elétrico na região de estudo, destacando como essas variáveis se combinaram para indicar maior ou menor preparo dos municípios frente às pressões impostas pelas mudanças climáticas (ADAPTABRASIL, 2024).

Figura 22: Capacidade Adaptativa na área de estudo.



Fonte: AdaptaBrasil MCTI, 2024.

Conforme pode-se observar na Figura 22, Porto Velho apresentou uma Capacidade Adaptativa alta, enquanto a maior parte dos demais municípios do estado, cerca de 96%, foi classificada com Capacidade Adaptativa média. Os dados disponibilizados corresponderam ao cenário atual (presente), refletindo as condições vigentes na região de estudo.

De acordo com o AdaptaBrasil (2024), os dois principais fatores que impactaram diretamente a Capacidade Adaptativa da área de estudo foram a energia armazenada em reservatórios de hidrelétricas (com 25,0% de influência no impacto) e a diversificação da geração de eletricidade (com 21,0% de influência). Nesse sentido, a diversificação da matriz elétrica se mostrou fundamental para garantir maior robustez e flexibilidade ao sistema energético regional, contribuindo para a manutenção de níveis mais elevados de resiliência.

No contexto desta pesquisa, esse indicador reforçou a necessidade de se discutir estratégias de adaptação e resiliência, sobretudo voltadas à gestão integrada dos recursos hídricos e à diversificação da geração elétrica. A combinação dessas medidas representou uma alternativa estratégica para reduzir a vulnerabilidade da

UHE Santo Antônio frente aos impactos projetados das mudanças climáticas, assegurando maior estabilidade no suprimento energético regional.

3.3 BASE DE DADOS

A definição e a seleção das bases de dados representaram um dos alicerces fundamentais para o desenvolvimento de modelos hidrológicos robustos e confiáveis (TUDAJI *et al.*, 2025). Para este estudo, foram selecionadas quatro variáveis principais que compuseram o conjunto de dados utilizado no modelo LSTM: precipitação, temperatura do ar, umidade relativa do ar e vazão afluente. As três primeiras variáveis foram empregadas como vetores de entrada, por influenciarem diretamente os processos hidrológicos da bacia, enquanto a vazão afluente foi utilizada como vetor de saída da rede, representando a resposta hidrológica do sistema.

A precipitação desempenhou o papel de principal fonte de aporte hídrico, com influência direta sobre os picos de vazão e sobre o volume total escoado. A temperatura do ar e a umidade relativa atuaram como variáveis moduladoras das perdas de água por evaporação e transpiração, afetando a disponibilidade hídrica ao longo do tempo (YILMAZ *et al.*, 2024; LAMICHHANE *et al.*, 2024; TUDAJI *et al.*, 2025).

Embora não fosse classificada como um elemento climático, a vazão exerceu influência indireta sobre a dinâmica climática por integrar o ciclo hidrológico, especialmente por meio do escoamento superficial que retornava à atmosfera na forma de evaporação. Tratou-se de um parâmetro essencial que expressou o volume de água escoado em uma bacia hidrográfica durante um determinado intervalo de tempo, sendo indispensável para a avaliação da disponibilidade de recursos hídricos, o monitoramento de eventos extremos e o dimensionamento de obras e sistemas hidráulicos (DIAS *et al.*, 2024).

A vazão afluente desempenhou papel central no contexto da geração hidrelétrica, pois definiu o volume de água efetivamente disponível para a produção de energia. Essa variável influenciou de maneira direta a operação de usinas, afetando tanto o desempenho energético quanto a segurança do sistema elétrico nacional (FAN *et al.*, 2023; KARTAL, 2024). Por esse motivo, a modelagem realizada nesta pesquisa buscou identificar e aprender os padrões históricos que relacionaram

as variáveis climáticas de entrada com a resposta hidrológica do sistema, de modo a permitir a estimativa da vazão futura sob diferentes cenários de mudanças climáticas.

Para garantir consistência entre as diversas fontes de dados utilizadas, como: séries observadas e projeções climáticas, todas as informações foram convertidas para a escala temporal mensal. Esse procedimento assegurou a compatibilidade entre os conjuntos de dados, além de viabilizar a aplicação adequada dos modelos preditivos nos horizontes de análise estabelecidos, preservando a robustez estatística e a comparabilidade dos resultados.

3.3.1 Dados observados

Foram utilizados dados hidroclimáticos históricos referentes ao período de 2012 a 2024, que corresponde ao intervalo de operação da UHE Santo Antônio. Os dados mensais de vazão afluente (2012 a 2024) e geração de energia (2016 a 2024, período em que a usina operava com capacidade plena) foram obtidos do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS). Essa delimitação temporal permitiu a consideração exclusiva de registros empíricos válidos para a usina, conferindo maior robustez à calibração do modelo.

As variáveis climáticas precipitação, temperatura do ar e umidade relativa foram extraídas da plataforma *Google Earth Engine*, empregando: o MERRA-2 (*Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications, Version 2*), que é uma reanálise atmosférica global desenvolvida pela NASA/GMAO (*Global Modeling and Assimilation Office*), que fornece estimativas consistentes e espacialmente completas de variáveis meteorológicas e atmosféricas; e o CHIRPS (*Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data*), que é um produto de precipitação criado pelo *Climate Hazards Group* da Universidade da Califórnia, que combina observações de satélite com dados de estações pluviométricas.

3.3.2 Dados das projeções climáticas

As projeções climáticas utilizadas neste estudo foram obtidas a partir dos modelos MIROC6 (*Model for Interdisciplinary Research on Climate, version 6*) e FGOALS-g3 (*Flexible Global Ocean-Atmosphere-Land System Model, Grid-point*

version 3), integrantes do CMIP6, por meio do *Climate Data Store* (CDS) do programa *Copernicus Climate Change Service* da União Europeia, o qual disponibiliza os produtos derivados dos experimentos do CMIP6 em formato padronizado e de acesso aberto (COPERNICUS, 2024). Esse conjunto de dados integra a contribuição do Grupo de Trabalho I (WGI) ao Sexto Relatório de Avaliação do IPCC (AR6), por meio do IPCC Interactive Atlas, reunindo variáveis e índices climáticos relevantes para a avaliação de impactos em nível global, continental e regional. Essas variáveis incluem indicadores relacionados a extremos de calor e frio, regimes úmidos e secos, neve e gelo, além de parâmetros de vento. Foram utilizadas, neste estudo, as variáveis de temperatura do ar (°C), precipitação (mm) e umidade relativa (%), de interesse direto para a modelagem hidroclimática da Bacia do Rio Madeira.

O banco de dados fornece informações em grade regular (*gridded data*), harmonizadas com resolução horizontal de 1° x 1° para o CMIP6, a partir de dados diários processados para resolução mensal e anual. Esses dados cobrem tanto séries históricas quanto projeções futuras, considerando os cenários de emissões SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5, os quais representam trajetórias intermediária, alta e muito alta de emissões, respectivamente.

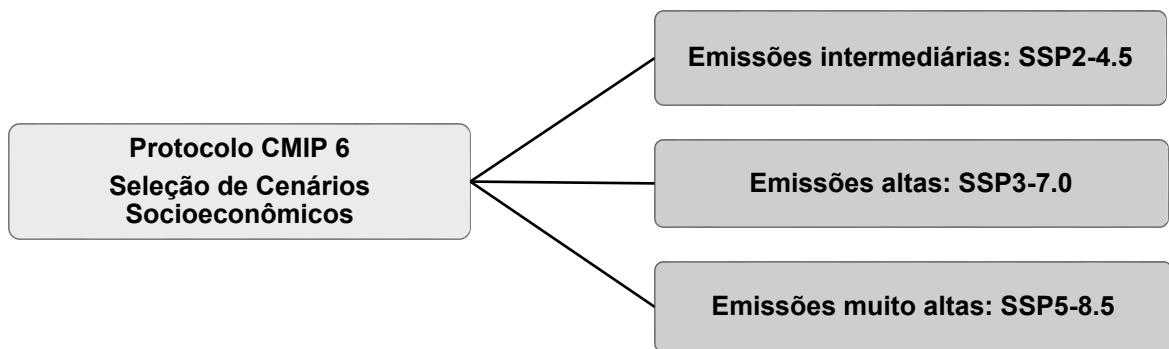
Neste trabalho, foram extraídos os dados na grade regular compatível com a área de estudo, que compreende a Bacia do Rio Madeira e a UHE Santo Antônio, delimitada a partir de dados georreferenciados processados no Google Earth Pro e compatibilizada com a grade espacial do CMIP6.

Foram adotados cenários climáticos derivados da estrutura combinada dos *Shared Socioeconomic Pathways* (SSPs) e *Representative Concentration Pathways* (RCPs): SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5, os quais representam distintas trajetórias de emissões de gases de efeito estufa e de desenvolvimento socioeconômico até o ano de 2100. O cenário SSP2-4.5 caracteriza-se por uma trajetória intermediária, com avanços graduais em direção à sustentabilidade. O SSP3-7.0 representa um cenário de fragmentação global, marcado por baixa cooperação internacional e pressões demográficas elevadas. O SSP5-8.5, por sua vez, pressupõe um contínuo aumento nas emissões, associado ao uso intensivo de combustíveis fósseis, sem ações significativas de mitigação, resultando em alterações climáticas mais severas.

A seleção, portanto, abrangeu um cenário intermediário, um pessimista e um extremo, no intuito de fornecer uma visão comparativa das respostas hidrológicas sob

diferentes contextos socioeconômicos e de emissões. Esses cenários subsidiaram a geração de projeções para três períodos futuros: curto prazo (2020–2039), médio prazo (2060–2079) e longo prazo (2080–2099), permitindo a avaliação da resposta hidrológica da bacia sob diferentes condições climáticas projetadas (O'NEILL *et al.*, 2016; IPCC, 2021). A seleção dos cenários CMIP6 utilizados no estudo pode ser observada a seguir (Figura 23).

Figura 23: Fluxograma dos Cenários CMIP6 utilizados.



Fonte: Elaborado pela autora.

Os arquivos originais obtidos no *Copernicus* em formato .nc (NetCDF) foram processados com scripts personalizados em Python, convertidos para .xlsx, e passaram por rotinas de consistência e padronização de unidades. Essas projeções alimentaram o modelo de Rede Neural Recorrente LSTM desenvolvido no estudo, permitindo a estimativa das vazões afluentes futuras e, posteriormente, da geração hidrelétrica da UHE Santo Antônio.

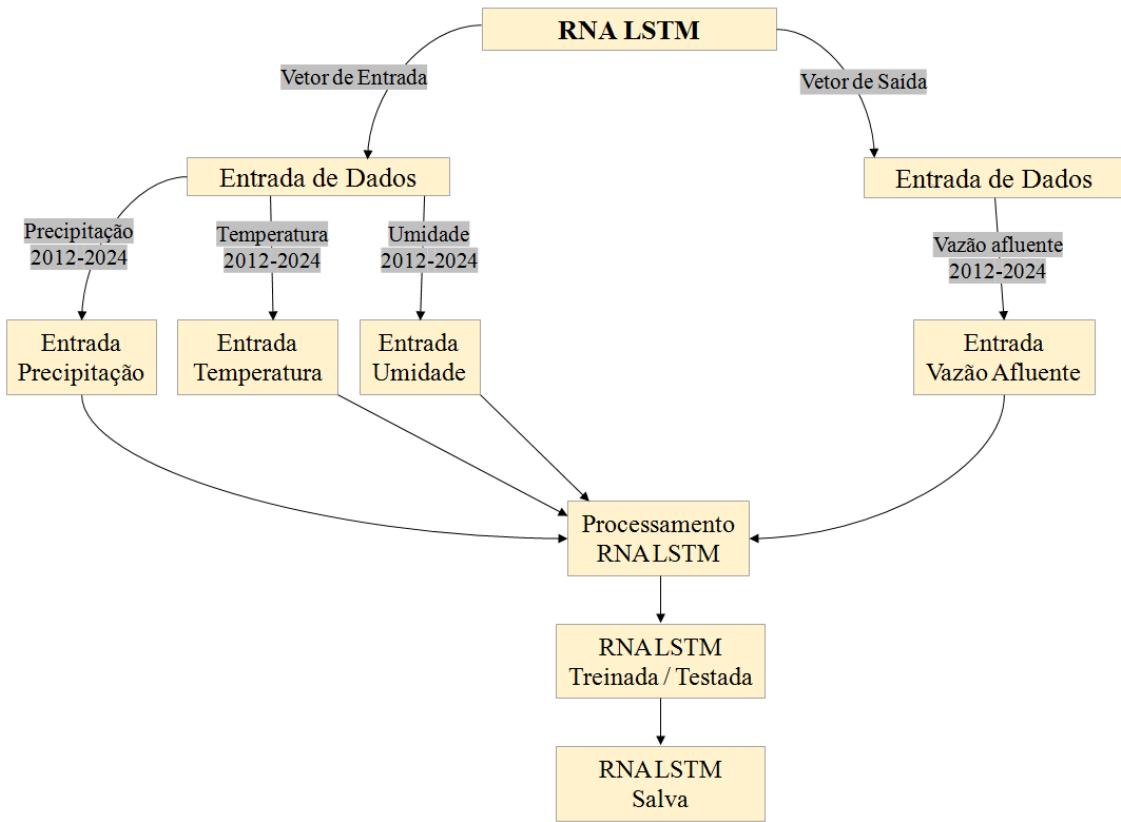
O uso dessa base de dados possibilitou a reprodução e a personalização de produtos climáticos semelhantes aos apresentados no IPCC Interactive Atlas, adaptados à escala regional da Bacia do Rio Madeira. Assim, foi possível integrar projeções climáticas de alta relevância com modelos de previsão hidrológica baseados em Redes Neurais Recorrentes do tipo LSTM, permitindo estimar as vazões afluentes futuras e, posteriormente, a geração hidrelétrica da UHE Santo Antônio sob diferentes cenários de mudanças climáticas.

3.4 DESENVOLVIMENTO DO MODELO LSTM

A arquitetura da rede neural LSTM desenvolvida neste estudo foi definida com base em parâmetros ajustados para otimizar o desempenho da previsão da vazão afluente na UHE Santo Antônio. Foram utilizados 16 neurônios na camada oculta, quantidade suficiente para capturar padrões temporais complexos associados às variáveis climáticas de entrada (precipitação, umidade e temperatura). O modelo foi treinado por 300 épocas, o que permitiu um aprendizado profundo sem sobre ajuste, especialmente com o uso da técnica de regularização *dropout* com valor de 0,1. Essa é uma das técnicas de regularização mais eficazes e comumente usadas para redes neurais e consiste em desativar aleatoriamente 10% dos neurônios durante o treinamento, prevenindo que o modelo se torne excessivamente dependente de alguns caminhos internos e, assim, melhorando sua capacidade de generalização. A função de ativação adotada foi a ReLU (*Rectified Linear Unit*), amplamente utilizada por sua eficiência computacional e por evitar o problema do gradiente desvanecente, o que a torna especialmente apropriada para modelos profundos e séries temporais (CHOLLET, 2021; BRANDÃO *et al.*, 2023; KARTAL, 2024).

Outros hiperparâmetros importantes foram ajustados para maior estabilidade e precisão do modelo. A taxa de aprendizado foi fixada em 0,0001, o que favorece uma convergência mais lenta e estável, evitando oscilações na função de perda, uma característica desejável em séries temporais hidrológicas, que costumam apresentar alta variabilidade e não linearidade. O *batch size* adotado foi de 8, o que permite atualizações frequentes dos pesos durante o treinamento e uma melhor adaptação a variações locais dos dados. Essa configuração está alinhada com práticas recomendadas em estudos recentes que aplicam redes LSTM na previsão de vazão e outros processos hidrológicos (BRANDÃO *et al.*, 2023; CHO & KIM, 2022). A estrutura da rede utilizada está detalhada na Figura 24.

Figura 24: Estrutura da rede neural.



Fonte: Elaborado pela autora.

Este modelo permitiu a previsão das condições futuras de vazão, incorporando variações nas trajetórias de emissão de gases de efeito estufa e seus impactos projetados na área de estudo. Ele foi treinado utilizando dados climáticos históricos, que incluíam precipitação, temperatura do ar e umidade relativa, abrangendo o período de 2012 a 2024. Essas variáveis foram estruturadas em um vetor de entrada e processadas em conjunto para capturar a dinâmica temporal e as interações não lineares que influenciaram o comportamento hidrológico da bacia.

Simultaneamente, os registros de vazão observados foram utilizados como vetor de saída para o treinamento supervisionado. Após o processamento na arquitetura LSTM, o modelo foi testado e validado utilizando métricas estatísticas de desempenho e, em seguida, armazenado para aplicação em simulações de cenários climáticos. Essa estrutura de modelagem forneceu uma representação robusta da resposta hidrológica da bacia a diferentes trajetórias climáticas e serviu como uma ferramenta eficaz de apoio à decisão para o planejamento de adaptação no setor hidrelétrico.

3.4.1 Treinamento e validação do modelo

Foram utilizados dados mensais do período de 2012 a 2024, correspondente ao intervalo de operação da UHE Santo Antônio. As variáveis de entrada da rede LSTM foram definidas como precipitação (mm), umidade relativa do ar (%) e temperatura média do ar (°C), todas relacionadas de forma direta aos processos hidrológicos da bacia. A variável de saída do modelo foi a vazão afluente observada (m³/s), parâmetro fundamental para a geração hidrelétrica.

O treinamento da rede neural foi conduzido na linguagem de programação *Python*, utilizando a biblioteca *Keras*. Todo o processamento foi executado na plataforma *Google Colab*, o que permitiu maior flexibilidade computacional, escalabilidade dos experimentos e reproduzibilidade das simulações.

A calibração do modelo hidrológico foi considerada uma etapa essencial para o ajuste adequado de seus parâmetros e a verificação de sua capacidade de generalização (GUEDES, 2023). Neste estudo, a calibração foi realizada com os dados mensais referentes ao ano de 2023, enquanto a validação foi conduzida com os dados de 2024, permitindo testar a capacidade preditiva da rede em informações não utilizadas no treinamento. Dessa forma, a série histórica foi dividida em treinamento (84,6%), calibração (7,7%) e validação (7,7%), assegurando um processo estruturado de ajuste e teste do modelo.

3.4.2 Estatísticas de desempenho

A avaliação do desempenho do modelo LSTM foi realizada por meio de métricas estatísticas amplamente reconhecidas na literatura de modelagem hidrológica com aprendizado de máquina, especialmente em estudos com séries temporais. O uso de métricas melhoraram a precisão e a confiabilidade geral das previsões climáticas (BRANDÃO *et al.*, 2023; FAN *et al.*, 2023; KARTAL, 2024; LAMICHHANE *et al.*, 2024; YILMAZ *et al.*, 2024).

Neste estudo, as métricas são essenciais para quantificar a precisão do modelo ao prever a vazão afluente em relação aos valores observados. A competência do modelo LSTM foi estimada usando quatro parâmetros estatísticos: RMSE (*Root Mean*

Square Error), MSE (*Mean Square Error*), MAE (*Mean Absolute Error*) e R² (Coeficiente de Determinação), apresentados nas Equações 1 a 4 a seguir.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{MSE} \quad (1)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

Onde:

- n é o número de observações,
- y_i é o valor observado no tempo i ,
- é o valor previsto (estimado),
- é a média dos valores observados.

O Coeficiente de Determinação (R²) foi utilizado para avaliar a qualidade do ajuste dos modelos, variando entre 0 e 1, sendo que o valor 1 representou um ajuste perfeito. De acordo com a classificação proposta, o desempenho pôde ser categorizado como excelente ($R^2 > 0,9$), bom (0,7–0,9), satisfatório (0,5–0,7) ou ruim ($R^2 < 0,5$). Assim, quanto mais próximo de 1 se encontrava o R², melhor foi considerado o ajuste entre os valores simulados e observados (MORIASI *et al.*, 2007; CHANDA *et al.*, 2024; KARTAL, 2024; KHORAMABADIA; MORADINIA, 2024; ANWAR *et al.*, 2024).

Por outro lado, as métricas de erro, como o Erro Quadrático Médio (MSE), a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE) e o Erro Absoluto Médio (MAE), foram interpretadas de forma inversa, ou seja, quanto mais próximas de zero estivessem, melhor era considerado o desempenho do modelo. O RMSE mediu a magnitude média dos erros, apresentando sempre valores positivos em função da elevação ao

quadrado das diferenças antes da média. Dessa forma, a métrica atribuiu maior peso a erros de maior magnitude, tornando-se sensível a discrepâncias significativas (GUEDES, 2023).

O MAE, por sua vez, representou o desvio médio absoluto entre os valores observados e preditos, fornecendo uma medida mais simples e direta da precisão do modelo, sem a influência desproporcional de erros extremos. Já o MSE serviu como métrica complementar, expressando a média dos quadrados dos erros, sendo igualmente utilizado para quantificar a variabilidade residual entre simulações e observações (PIMENTEL *et al.*, 2023).

3.5 ANÁLISE DA CORRELAÇÃO CRUZADA ENTRE AS VARIÁVEIS

Para aprofundar a análise dos resultados simulados, foi aplicada a Função de Correlação Cruzada (FCC), a fim de identificar os padrões de defasagem temporal entre as variáveis climáticas: precipitação, umidade relativa do ar, temperatura e vazão afluente.

A correlação é compreendida como a associação ou interdependência existente entre duas variáveis quantificáveis. As análises de correlação avaliam a dependência estatística entre variáveis em diferentes pontos temporais, permitindo investigar o grau de associação entre elas. Uma das medidas empregada para expressar essa relação é o coeficiente de correlação, capaz de quantificar tanto a intensidade quanto a direção da associação linear. A Equação 5 apresenta o coeficiente de correlação de Pearson, reconhecido como o método mais amplamente utilizado para esse tipo de análise (CAREN & PAVLIĆ, 2021).

$$r_{jk} = \frac{\text{cov}_{jk}}{s_j s_k} \quad (5)$$

Onde:

r_{jk} – coeficiente de correlação,

cov_{jk} – covariância entre duas variáveis,

s_j, s_k – desvios padrão das variáveis individuais.

No contexto deste estudo, essa interpretação foi essencial para compreender a relação entre variáveis climáticas (precipitação, temperatura e umidade) e a vazão afluente. O coeficiente de correlação variou dentro do intervalo $-1 \leq r \leq 1$, sendo essa métrica utilizada para quantificar a intensidade e a direção da relação linear entre as variáveis. Valores de r superiores a 0,8 foram considerados indicadores de forte associação, permitindo identificar, por exemplo, que picos de precipitação tinham elevada correspondência com o aumento da vazão em determinados intervalos de defasagem. Já valores inferiores a 0,5 sugeriram correlações fracas, indicando baixa influência direta da variável climática sobre a vazão. Por fim, um coeficiente de correlação igual a zero representou ausência de relação linear, o que implicou que variações na variável climática analisada não apresentaram associação estatística significativa com as flutuações da vazão (CAREN & PAVLIĆ, 2021).

A correlação cruzada foi empregada como técnica estatística para analisar a relação entre duas séries temporais, permitindo identificar não apenas a intensidade da associação entre as variáveis, mas também o desfasamento temporal (*lag*) existente entre elas. Esse desfasamento representou o deslocamento entre os sinais das séries, sendo particularmente útil para investigar de que maneira uma variável climática antecedente, como a precipitação, influenciava a resposta hidrológica da bacia, expressa pela vazão afluente (POSAVEC & ŠKUDAR, 2016).

No presente estudo, foram analisados *lags* negativos (de -12 a -1), correspondentes à influência da precipitação de meses anteriores sobre a vazão atual. Essa abordagem possibilitou inferir o tempo de resposta do sistema hidrológico frente à ocorrência de chuvas. Por exemplo, um *lag* de -2 indicou que a precipitação registrada dois meses antes poderia afetar diretamente a vazão observada no presente, revelando a dinâmica de memória do sistema. Tal comportamento esteve associado ao chamado tempo de concentração da bacia hidrográfica, definido como o intervalo necessário para que a água escoasse do ponto mais remoto da bacia até a sua seção de saída.

Esse conceito partiu da suposição de que a bacia funcionava como um sistema linear durante o processo de escoamento superficial direto e que, após esse intervalo, toda a área de drenagem passava a contribuir para a vazão observada no exutório. Nesse sentido, o tempo de concentração também pode ser interpretado como uma medida da memória hidrológica da bacia, pois expressou a duração típica da influência

de um evento de precipitação sobre a resposta do escoamento. Assim, valores de defasagem identificados na análise de correlação cruzada refletiram diretamente esse comportamento, permitindo compreender como a precipitação antecedente condicionava a dinâmica da vazão (QUEIROZ & ALVES, 2020).

No *lag* zero, foram comparadas a precipitação e a vazão no mesmo intervalo temporal. Uma alta correlação nesse ponto indicou uma resposta imediata do sistema hidrológico à ocorrência de chuva, característica geralmente associada a bacias com escoamento superficial rápido, solos saturados ou baixa capacidade de infiltração. Já para os *lags* positivos (de +1 a +12), investigou-se se a precipitação atual poderia prever a vazão em períodos futuros. Por exemplo, um *lag* de +3 permitiu avaliar se a chuva registrada no presente influenciaria a vazão três meses depois, informação particularmente relevante para a construção de modelos preditivos em hidrologia. Dessa forma, a velocidade de interação entre as variáveis pode ser determinada a partir da aplicação da correlação cruzada (POSAVEC & ŠKUDAR, 2016).

Esse tipo de análise mostrou-se especialmente importante no contexto climático, no qual diversas variáveis interagiram de maneira complexa e interdependente ao longo do tempo. A correlação cruzada foi, portanto, interpretada como a medida da interdependência entre as séries, indicando como uma variável se relacionava ou se modificava em conjunto com a outra (GUPTA & BHOWMIK, 2023).

A identificação de defasagens por meio de correlogramas cruzados contribuiu para a compreensão dessas dinâmicas e, consequentemente, para o aprimoramento da representação dessas relações em modelos climáticos. Uma representação fiel dessas interações, tanto em termos das condições atuais quanto de possíveis alterações futuras, foi considerada fundamental para avaliar os impactos das mudanças climáticas e a ocorrência de eventos extremos compostos (VRAC et al., 2023).

Por fim, destacou-se que era essencial que ambas as séries temporais possuíssem registros no mesmo intervalo de tempo, de modo a garantir comparações válidas. A correlação cruzada considerou defasagens negativas, positivas e o atraso zero, correspondente ao alinhamento simultâneo das séries. O coeficiente de correlação cruzada foi calculado para cada deslocamento, e os resultados permitiram identificar o tempo de resposta entre os conjuntos de dados (CAREN & PAVLIĆ,

2021). As formulações matemáticas empregadas nesse cálculo foram apresentadas nas Equações 6, 7 e 8.

$$r_{xy}(k) = \frac{C_{xy}(k)}{C_{xy}(0)} \quad (6)$$

$$C_{xy}(k) = \frac{1}{N-k-1} \sum_{i=1}^{N-k} (x_i - \bar{x})(y_{i+k} - \bar{y}) \quad (7)$$

$$C_{xy}(0) = \frac{1}{N-k-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (8)$$

Onde:

$r_{xy}(k)$ – função de correlação cruzada,

k – defasagem temporal (*lag*),

x_i, y_i – série temporal,

N – número de dados,

C – covariância cruzada.

Com base nas séries históricas e projetadas, foram aplicadas análises de correlação cruzada entre as variáveis climáticas: precipitação, temperatura do ar e umidade relativa com a vazão afluente da UHE Santo Antônio. Os cálculos foram realizados no *software* MATLAB, considerando séries mensais no intervalo de -12 a +12 *lags*.

Valores de FCC próximos de +1 indicaram uma forte correlação positiva, como era esperado em sistemas hidrológicos naturais, nos quais a precipitação apresentava resposta direta sobre a vazão. Em contrapartida, valores negativos sugeriram padrões inversos, relacionados a fenômenos como sazonalidade invertida ou à influência de processos secundários, como a evapotranspiração (DENIĆ-JUKIĆ *et al.*, 2020; CAREN & PAVLIĆ, 2021). A identificação de defasagens relevantes por meio dos correogramas cruzados contribuiu, portanto, para aprimorar a representação das relações entre variáveis climáticas e hidrológicas em modelos preditivos. Essa abordagem mostrou-se particularmente importante no contexto da previsão de vazão

sob cenários de mudanças climáticas, pois permitiu avaliar o comportamento dinâmico do sistema em resposta a estímulos atmosféricos (VRAC *et al.*, 2023).

3.6 ESTIMATIVA PREDITIVA DE GERAÇÃO DE ENERGIA

Para estimar a geração de energia elétrica da UHE Santo Antônio a partir das vazões afluentes simuladas pelos cenários climáticos do CMIP6, foi adotado um modelo de regressão não linear, capaz de representar relações complexas entre as variáveis analisadas. Essa abordagem mostrou-se adequada para fenômenos hidrológicos e energéticos cujo comportamento não seguia uma tendência linear simples, permitindo capturar de forma mais realista a variabilidade do sistema e as não linearidades inerentes à relação entre vazão e geração (ALMEIDA & MELO, 2024). Na regressão não linear foi aplicada com base nas vazões geradas pelo modelo LSTM, de modo a produzir projeções de geração de energia elétrica sob diferentes cenários climáticos, assegurando a integração entre a modelagem hidrológica preditiva e a avaliação do desempenho energético da usina.

Esse modelo de regressão permitiu ajustar uma equação que relacionou a variável dependente, neste caso, a geração de energia elétrica, com a variável independente, representada pela vazão afluente. A equação correlacional evidencia a capacidade de representar associações mais complexas com boa flexibilidade, sem comprometer a estabilidade do modelo. Além disso, essa estrutura proporcionou um equilíbrio adequado entre a base analítica e facilidade de interpretação, sendo considerada apropriada para apoiar processos decisórios em planejamento energético (MBASSO *et al.*, 2024).

Foram testadas diferentes funções de regressão não linear para estimar a geração hidrelétrica em função da vazão: Lei de Potência (*Power Law*), Função de Saturação e Polinômio de 3º grau. O modelo que obteve o melhor desempenho foi o Polinômio de 3º grau que, de acordo com Almeida & Melo (2024), é um modelo especialmente eficaz em contextos nos quais as variáveis explicativas influenciaram o resultado de forma não proporcional. A abordagem de modelagem foi organizada em duas etapas principais. Na primeira, o modelo foi calibrado a partir de registros emparelhados de vazão mensal e geração real de energia da UHE Santo Antônio. A

geração elétrica, expressa em megawatts hora (MWh), foi definida como variável dependente, enquanto a vazão afluente foi estabelecida como variável independente.

Na segunda etapa, as vazões projetadas pelo modelo LSTM foram aplicadas à equação de regressão previamente calibrada com dados observacionais do período de 2016 a 2024, intervalo em que a usina já operava em plena capacidade instalada. Essa integração entre a previsão hidrológica e a regressão não linear possibilitou estimar cenários futuros de geração hidrelétrica, considerando diferentes condições climáticas.

A Equação 9 representou a forma geral do modelo preditivo de geração, expressando a energia elétrica gerada (G) como uma função da vazão média mensal (Q). Nessa estrutura, os coeficientes a , b , c e d foram determinados por meio de técnicas de ajuste estatístico baseadas no histórico de operação da usina, assegurando consistência entre a modelagem e os dados observados.

$$G = f(Q, \theta) + \varepsilon \quad (9)$$

Onde:

G é a geração de energia (MWh),

Q é a vazão média mensal (m^3/s),

$\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)$ é o conjunto de parâmetros modelo,

$f(Q, \theta)$ é uma função não linear em relação a θ ,

$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ é o termo de erro aleatório.

A equação final utilizada nas projeções foi obtida após o ajuste dos parâmetros com os dados reais da UHE Santo Antônio, resultando em uma expressão específica cujos coeficientes refletem a relação empírica observada entre vazão e geração durante o período analisado. A avaliação do desempenho do modelo foi realizada com base nos critérios estatísticos de R^2 , RMSE e MAE, a fim de aferir sua capacidade de ajuste e precisão preditiva (MBASSO *et al.*, 2024).

Essa abordagem metodológica permitiu analisar os impactos das alterações hidroclimáticas sobre a geração de energia da usina, oferecendo subsídios cruciais para o planejamento energético e a gestão adaptativa dos recursos hídricos. A aplicação deste modelo de regressão não linear segue uma abordagem

conceitualmente simples, porém suficientemente flexível para representar padrões complexos. Como discutido por Ahmed & Li (2024), mesmo em modelos com uma única variável explicativa, como a vazão, é possível alcançar bons resultados preditivos. No entanto, a literatura também reforça que a técnica pode ser expandida para incorporar outras variáveis hidrometeorológicas relevantes, tais como nível d'água, precipitação e temperatura, o que permite captar com maior fidelidade as interações não lineares entre os elementos do sistema fluvial.

Para aprofundar a análise dos resultados projetados, optou-se por avaliar também os percentis P50 e P70 dos déficits de geração estimada. A consideração desses percentis foi fundamental para a avaliação do potencial hidrelétrico futuro e da confiabilidade da geração elétrica. O P70 correspondeu ao valor de geração que possuía 70% de probabilidade de não ser excedido, sendo equivalente ao conceito de Q70 hidrológico, amplamente utilizado no planejamento hidrelétrico por representar uma condição mais conservadora e de maior segurança no suprimento de energia. Já o P50 indicou o valor de geração com 50% de probabilidade de não ser excedido, refletindo a mediana da distribuição e servindo como uma medida robusta da tendência central do potencial de geração. Dessa forma, a análise conjunta de P50 e P70 permitiu avaliar, ao mesmo tempo, um cenário típico (mediano) de geração futura e um cenário mais restritivo e confiável, ambos fundamentais para o planejamento energético sob a ótica das mudanças climáticas (KHIN, 2022).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Esta seção apresenta e discute os principais resultados da pesquisa, obtidos a partir da análise integrada de dados históricos e projeções hidroclimáticas na Bacia do Rio Madeira, com foco na UHE Santo Antônio. A estrutura dos resultados segue o encadeamento metodológico descrito anteriormente, abordando cada uma das etapas em sua respectiva ordem.

Inicialmente, são apresentados os resultados da análise estatística preliminar, realizada por meio de correlação cruzada entre as variáveis climáticas (precipitação, temperatura e umidade relativa do ar) e a vazão afluente, com o objetivo de identificar defasagens temporais significativas e caracterizar a resposta hidrológica da bacia aos estímulos atmosféricos. Essa etapa forneceu subsídios importantes para a compreensão das dinâmicas físicas do sistema.

Na sequência, são analisadas as projeções de longo prazo (2080–2099) das principais variáveis climáticas a partir da distribuição de percentis (P10, P50 e P90). Essa abordagem permitiu identificar tanto os extremos sazonais quanto as tendências centrais de variação das variáveis ao longo dos diferentes cenários climáticos do CMIP6: SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5. A utilização de percentis distintos possibilitou avaliar não apenas as condições médias projetadas, mas também os limites inferiores e superiores da variabilidade climática, fundamentais para compreender os riscos associados a eventos extremos em horizontes futuros.

Em seguida, é avaliado o desempenho do modelo LSTM na previsão de vazões, com base em séries históricas e projeções climáticas extraídas dos modelos CMIP6. A discussão então avança para as projeções de vazão afluente à UHE Santo Antônio sob esses mesmos cenários, destacando as variações no comportamento hidrológico ao longo do tempo e avaliando os potenciais riscos operacionais associados ao aumento da variabilidade hidroclimática, especialmente durante o período seco.

Por fim, o estudo incorpora um modelo preditivo de geração hidrelétrica, calibrado a partir de dados históricos de vazão e geração de energia. O modelo permitiu estimar os impactos potenciais das mudanças climáticas sobre a produção energética da usina, estendendo a análise para além da disponibilidade hídrica e incorporando a dimensão da segurança energética no sistema elétrico brasileiro. A discussão integrada entre clima, hidrologia e geração de energia fornece subsídios

importantes sobre os desafios impostos pelas futuras trajetórias de emissões e apoia a formulação de estratégias de adaptação frente a um contexto climático cada vez mais instável.

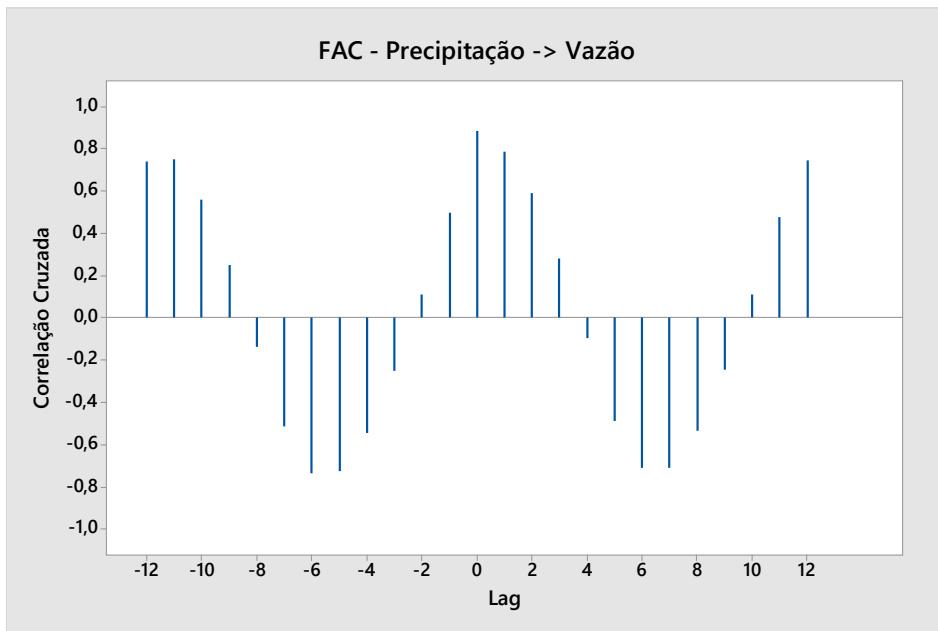
4.1 CORRELAÇÃO CRUZADA

A análise de correlação cruzada foi utilizada para identificar como precipitação, temperatura e umidade relativa influenciam a vazão afluente da UHE Santo Antônio ao longo do tempo. Conforme Posavec e Škudar (2016) e Gupta & Bhowmik (2023), essa abordagem permite detectar *lags* representativos e compreender a interação entre variáveis climáticas e hidrológicas. A relação entre precipitação e vazão permite identificar a resposta hidrológica direta e sazonal do escoamento. A relação entre temperatura e vazão evidencia a influência da temperatura no balanço hídrico, sobretudo por meio da evapotranspiração. Já a relação entre umidade e vazão revela condições atmosféricas favoráveis à formação de precipitação e à recarga da bacia, podendo atuar como indicadora antecedente de aumentos na vazão.

4.1.1 Análise da Correlação Cruzada entre Precipitação e Vazão

A análise da correlação cruzada entre as séries temporais de precipitação (previsão CMIP6/Copernicus) e vazão (saída da ANN), apresentada na Figura 25, evidencia padrões sazonais expressivos. Foram considerados *lags* variando de -12 a +12 meses, de modo a captar tanto os efeitos antecedentes quanto os posteriores da precipitação sobre a vazão.

Figura 25: Correlação Cruzada entre Precipitação e Vazão.



Fonte: Elaborado pela autora.

Os resultados obtidos revelam uma estrutura oscilatória típica de sistemas hidrológicos com memória. O valor máximo da função de correlação cruzada (FCC) ocorreu no lag 0, com coeficiente de 0,8856, indicando uma correlação extremamente forte e positiva entre a precipitação e a vazão no mesmo mês. Esse resultado sugere que os eventos de precipitação têm efeito quase imediato sobre o volume de vazão observado. Comportamentos análogos foram relatados por Corrêa e Galvani (2019), na bacia hidrográfica do rio Piquiri-PR que concluiu que existe uma correlação significativa e expressiva entre a precipitação pluviométrica e a vazão fluvial. As análises revelaram que a maior confiabilidade da correlação ocorre quando não há defasagem (defasagem zero) entre a precipitação e a vazão, indicando que um aumento na precipitação resulta em um aumento simultâneo na vazão.

Observa-se ainda que, para *lags* negativos (de -12 a -1), os coeficientes de FCC são positivos entre -2 e -1, destacando-se o valor de 0,5 no *lag* -1, o que reforça a hipótese de que a precipitação antecede a resposta da vazão com um curto intervalo de tempo. Para *lags* positivos (de +1 a +12), observa-se uma reversão similar: os coeficientes inicialmente diminuem até atingir valores negativos ao redor do *lag* +4, o que pode representar o esgotamento do escoamento superficial após eventos de precipitação intensos. Contudo, os valores voltam a crescer e tornam-se novamente

positivos entre os *lags* +10 e +12, sugerindo a presença de componentes sazonais ou recargas retardadas no sistema de bacias.

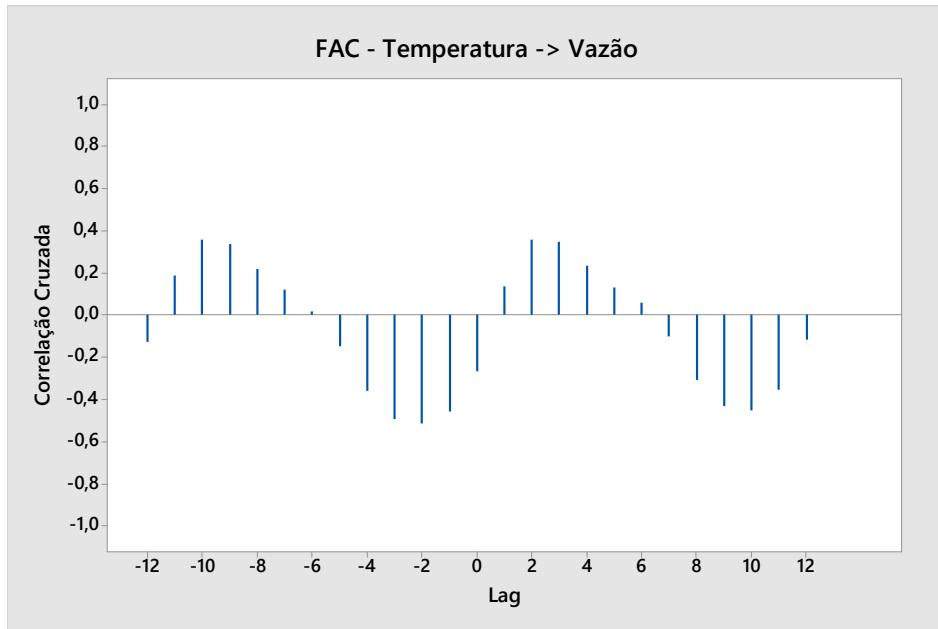
Esses padrões de correlação indicam que a resposta hidrológica da bacia à precipitação não é instantânea nem unidirecional, e envolve uma complexa combinação de processos hidrológicos com efeitos imediatos e retardados (POSAVEC & ŠKUDAR, 2016; CORRÊA & GALVANI, 2019; DENIĆ-JUKIĆ *et al.*, 2020; CAREN E PAVLIĆ, 2021). A identificação dos *lags* mais significativos, como -1, 0, +1, +11 e +12, pode ser crucial para o desenvolvimento de modelos preditivos de vazão com base em dados de precipitação, notadamente em aplicações de previsão hidrológica e gestão de recursos hídricos.

Em síntese, a análise revela um sistema com forte sazonalidade, em que a relação mais direta e forte é aquela que ocorre de forma quase imediata ou em um período muito curto. Esses achados sustentam o uso de modelos preditivos baseados em séries temporais, como redes LSTM, que podem incorporar *lags* negativos para prever vazão a partir de dados históricos de chuva. Adicionalmente, as correlações negativas em *lags* positivos destacam a importância de considerar a sazonalidade e fases de transição entre períodos úmidos e secos em modelos de gestão de recursos hídricos.

4.1.2 Análise da Correlação Cruzada entre Temperatura e Vazão

A análise da correlação cruzada entre as séries temporais de temperatura (previsão CMIP6/Copernicus) e vazão (saída da ANN), apresentada na Figura 26, foi conduzida com o objetivo de investigar as possíveis relações temporais entre essas variáveis, considerando defasagens (*lags*) no intervalo de -12 a +12 meses. Essa abordagem permite identificar a existência de relações de causa e efeito defasadas no tempo, ou ainda associações estatísticas resultantes de mecanismos climáticos e hidrológicos complexos, que regem a resposta da bacia hidrográfica às variações térmicas.

Figura 26: Correlação Cruzada entre Temperatura e Vazão.



Fonte: Elaborado pela autora.

Nos *lags* negativos, que representam a situação em que a temperatura antecede a vazão, observou-se uma tendência inicial de aumento dos coeficientes de correlação, atingindo o valor máximo de 0,3582 no *lag* -10. Esse resultado sugere que aumentos na temperatura, com antecedência de cerca de dez meses, podem estar relacionados a acréscimos subsequentes na vazão. No entanto, a partir do *lag* -5, a correlação torna-se negativa, atingindo seu mínimo em -0,5136 no *lag* -2. Esse valor expressivo indica que, cerca de dois meses após o aumento da temperatura, a vazão tende a se reduzir, possivelmente devido à intensificação da evapotranspiração e da perda de água por processos físicos, limitando o escoamento superficial.

No *lag* zero, a correlação foi de -0,2660, apontando para uma associação negativa moderada entre temperatura e vazão no mesmo mês. Esse resultado reforça a hipótese de que temperaturas mais elevadas, em períodos secos, promovem perdas hídricas significativas por evaporação direta e transpiração vegetal, resultando em menores volumes de vazão nos cursos d'água. Ou seja, enquanto a precipitação tem uma correlação positiva imediata (*lag* 0 = 0,886), a temperatura atua de forma oposta, mostrando que mesmo no mês corrente, temperaturas mais altas tendem a reduzir a disponibilidade de vazão.

Para os *lags* positivos, que representam a situação em que a temperatura sucede a vazão, observou-se inicialmente uma elevação nos valores da correlação,

com destaque para o *lag* +2 (FCC = 0,3580), sugerindo que picos de vazão podem ser seguidos por elevações de temperatura com uma defasagem de dois meses. Esse comportamento pode refletir uma sazonalidade típica de regiões tropicais, onde os períodos de cheia são seguidos por maior insolação e aquecimento atmosférico. Contudo, a partir do *lag* +5, os coeficientes de correlação voltam a decrescer, assumindo valores negativos a partir do *lag* +7 e alcançando -0,4491 no *lag* +10. Esse padrão pode estar relacionado à redução gradual da umidade superficial e atmosférica após o pico de cheia, contribuindo para o aumento da temperatura e indicando uma possível retroalimentação entre vazão e condições térmicas regionais.

De modo geral, a análise evidencia uma predominância de correlações negativas entre temperatura e vazão, principalmente nos *lags* próximos de zero, sugerindo que aumentos na temperatura estão, em sua maioria, associados à redução do escoamento fluvial. Essa relação é coerente com os efeitos de intensificação da evapotranspiração em ambientes aquecidos, que reduzem a disponibilidade hídrica. Apesar de a magnitude das correlações não ser tão elevada quanto na análise entre precipitação e vazão, os *lags* -2, -3 e +2 merecem atenção, por apresentarem valores mais expressivos, sendo potenciais janelas de interesse para modelos preditivos e análise da resposta hidrológica sob influência térmica.

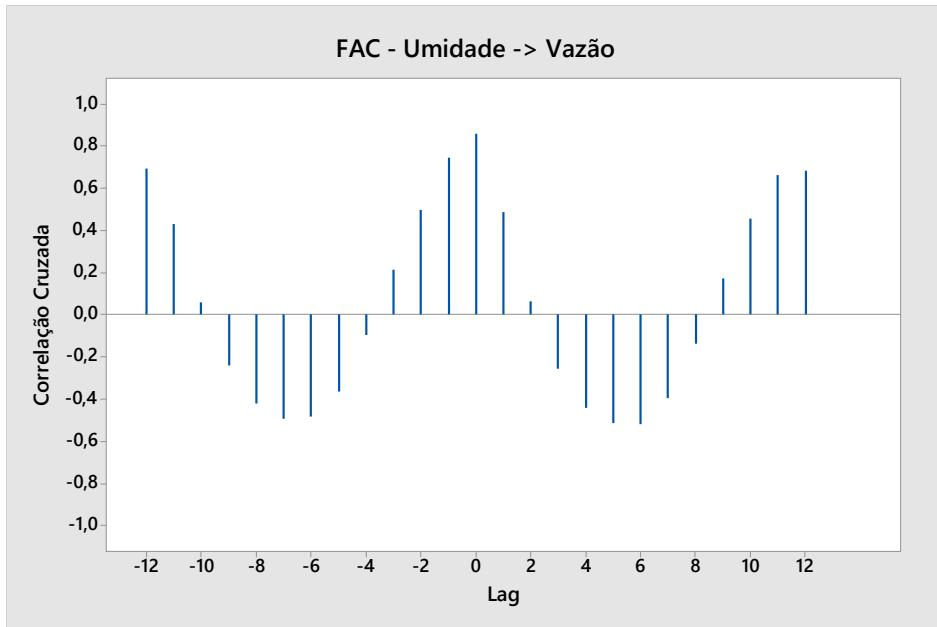
Essa dinâmica também foi evidenciada por Denić-Jukić *et al.* (2020), que, ao investigarem a descarga de nascentes em sistemas hidrológicos cársticos, observaram que a temperatura do ar exerce influência direta sobre a vazão por meio do controle da taxa de evapotranspiração. Os autores destacam que a variação sazonal da descarga está fortemente associada à temperatura, sendo este um fator determinante na formação do fluxo de base, resultado que reforça a relevância dos efeitos térmicos nos processos hidrológicos, mesmo em ambientes com características geológicas específicas.

4.1.3 Análise da Correlação Cruzada entre Umidade e Vazão

Com base na análise da correlação cruzada entre a umidade (previsão CMIP6/Copernicus) e vazão (saída da ANN), considerando *lags* variando de -12 a +12 meses, foi possível identificar padrões temporais relevantes que indicam a existência

de uma relação dinâmica entre essas variáveis hidrometeorológicas, conforme demonstrado na Figura 27.

Figura 27: Correlação Cruzada entre Umidade e Vazão.



Fonte: Elaborado pela autora.

Nos *lags* negativos, que indicam a umidade antecedendo a vazão, observou-se uma correlação positiva nos *lags* -12, -11, -2 e -1, com destaque para os valores de FCC = 0,6938 no *lag* -12, FCC = 0,4972 no *lag* -2 e o pico de FCC = 0,7455 no *lag* -1. Esse comportamento sugere que aumentos na umidade relativa do ar, com antecedência de até 12 meses, estão relacionados ao incremento posterior da vazão. A associação mais forte ocorre aproximadamente um mês antes do aumento da vazão, o que pode indicar um processo hidrológico em que o aumento da umidade atmosférica está diretamente relacionado à intensificação das precipitações e, consequentemente, à resposta do escoamento na bacia. Em contrapartida, entre os *lags* -9 e -5, destacam-se correlações negativas (mínimo de -0,4938 no *lag* -7), o que pode refletir um período em que altos valores de umidade não resultam em maior vazão.

No *lag* zero, ou seja, na análise da correlação simultânea entre umidade e vazão, a associação é bastante expressiva, com FCC = 0,8594. Esse resultado indica uma forte resposta imediata da vazão ao aumento da umidade, o que pode ser explicado pela forte ligação entre umidade relativa e precipitação, sendo esta última

um fator fundamental e uma forçante direta para a hidrologia das bacias hidrográficas (YILMAZ *et al.*, 2024; TUDAJI *et al.* 2025). Assim, é plausível inferir que períodos de elevada umidade coincidem com eventos de precipitação intensa que se traduzem rapidamente em aumentos da vazão fluvial.

A análise dos *lags* positivos, que representam a situação em que a umidade sucede a vazão, evidencia um padrão semelhante ao observado nos *lags* negativos, mas com menor intensidade. Observa-se inicialmente uma correlação positiva em +1 (FCC = 0,4899), seguida de correlações negativas moderadas entre os *lags* +3 e +6, com destaque para os valores mais baixos em +5 (FCC = -0,5155) e +6 (FCC = -0,5178). Esse comportamento pode estar associado a uma redução da umidade relativa após eventos de precipitação intensa e aumento da vazão. A partir do *lag* +9, as correlações voltam a ser positivas, alcançando FCC = 0,6854 no *lag* +12, o que pode indicar o retorno de condições úmidas após um ciclo hidrológico completo, possivelmente associado à sazonalidade climática da região estudada.

Em síntese, a análise das correlações cruzadas entre umidade e vazão revelou uma forte associação positiva imediata e defasada de até um mês, indicando que a umidade relativa é uma variável relevante para a modelagem da vazão em escalas mensais.

4.1.4 Análise Conjunta

A análise conjunta das funções de correlação cruzada (FCC) entre as variáveis precipitação, temperatura e umidade relativa em relação à vazão evidencia comportamentos distintos quanto à intensidade e à temporalidade das influências hidrometeorológicas. A precipitação apresentou a mais forte correlação com a vazão, com o valor máximo de FCC = 0,8856 no *lag* 0, indicando uma resposta praticamente imediata do sistema hidrológico à ocorrência de chuvas. Esse padrão é compatível com bacias com rápida resposta hidrológica, nas quais os eventos de precipitação se convertem rapidamente em escoamento superficial. Além disso, valores elevados de correlação também foram observados nos *lags* -1 (FCC = 0,5) e -12 (FCC = 0,74), sugerindo que a precipitação antecedente, mesmo com defasagem de até um ano, ainda exerce influência significativa, possivelmente relacionada à recarga de aquíferos, saturação do solo ou recorrência sazonal.

A variável umidade relativa, embora também fortemente correlacionada com a vazão, apresentou um pico levemente inferior (FCC = 0,8594) também no *lag* 0. A forte associação simultânea entre umidade e vazão é interpretada como reflexo indireto da precipitação, uma vez que períodos de maior umidade atmosférica tendem a coincidir com eventos de chuva. Destaca-se ainda a robusta correlação no *lag* -1 (FCC = 0,7455), o que reforça a interpretação de que a umidade pode servir como um indicador antecedente para a previsão de vazão. A tendência oscilatória da FCC ao longo dos *lags* também evidencia a sazonalidade do ciclo hidrológico, com picos positivos nos *lags* -12 e +12, ambos com FCC próximos de 0,69.

Por outro lado, a temperatura apresentou comportamento contrastante. Diferentemente da precipitação e da umidade, os coeficientes de correlação entre temperatura e vazão foram predominantemente negativos em torno do *lag* 0, com o valor mais baixo em *lag* -2 (FCC = -0,5136) e uma correlação negativa significativa no próprio *lag* 0 (FCC = -0,2660). Esse padrão negativo pode ser interpretado como o efeito da maior evapotranspiração associada a temperaturas elevadas, que tende a reduzir o volume de escoamento superficial e, portanto, a vazão. A ausência de um pico claro e elevado em torno do *lag* 0 sugere que a temperatura, por si só, não é um forte preditor direto da vazão, mas sim um modulador da eficiência da conversão da precipitação em vazão, sobretudo durante os períodos mais quentes do ano.

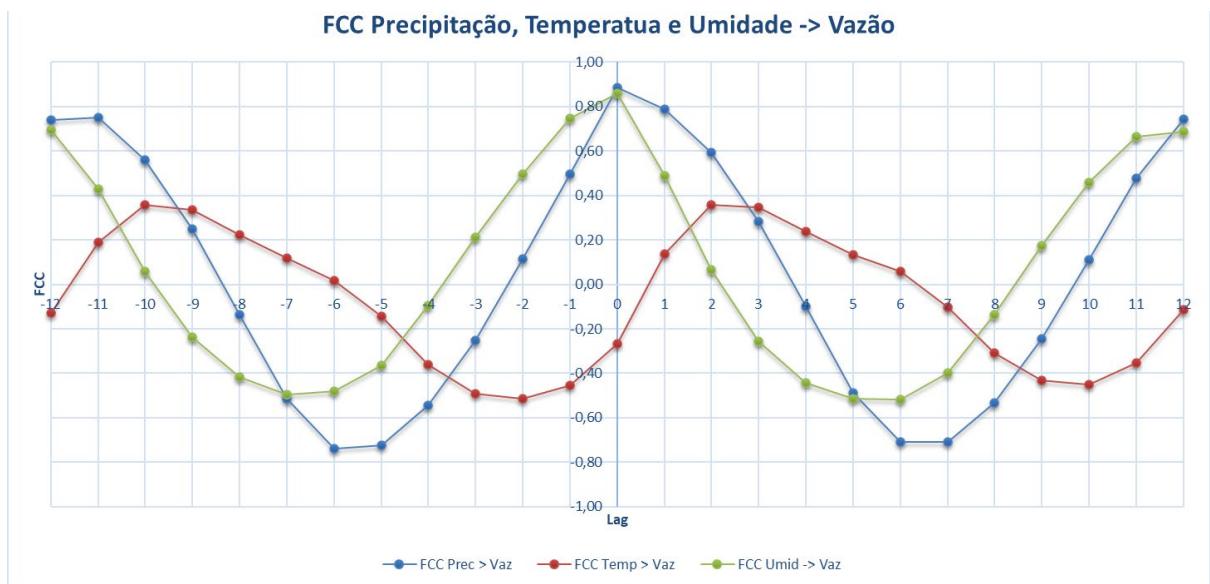
Ao se considerar os *lags* positivos, os três conjuntos de variáveis apresentam padrões distintos. A precipitação e a umidade mantêm correlações positivas em *lags* até +1 e +2, o que pode indicar uma continuidade na geração de escoamento após os eventos atmosféricos. A temperatura, contudo, apresenta correlações negativas também nos *lags* +9 a +11, sugerindo que o efeito de períodos quentes pode se prolongar na redução da vazão, provavelmente por influência na recarga dos aquíferos ou na persistência de condições secas.

Os resultados das FCC indicam que a precipitação é o fator com maior correlação direta e imediata com a vazão, sendo a variável mais eficaz como preditora hidrológica. A umidade relativa, por sua vez, também apresenta forte relação com a vazão, refletindo sua associação com os processos de precipitação e podendo atuar como indicador antecipado de eventos hidrológicos. Em contraste, a temperatura exibe relação inversa, com correlações negativas que sugerem uma influência mais complexa, ligada ao balanço hídrico da bacia via evapotranspiração. A interpretação

integrada dessas variáveis é fundamental para a formulação de modelos preditivos robustos, especialmente sob o contexto de mudanças climáticas, onde alterações na temperatura e na distribuição da umidade podem impactar significativamente a dinâmica da vazão fluvial.

A análise da função de correlação cruzada (FCC) entre as variáveis climáticas precipitação, temperatura e umidade e a vazão afluente permite avaliar o comportamento temporal e a influência relativa de cada fator sobre a dinâmica hidrológica da bacia estudada. A partir da Figura 28 pode-se observar o gráfico comparativo das FCCs com *lags* variando de -12 a +12 meses.

Figura 28: Função de correlação cruzada.



Fonte: Elaborado pela autora.

Esses resultados indicam que, para fins de modelagem preditiva utilizando redes neurais LSTM, a precipitação e a umidade devem ser consideradas como variáveis de entrada essenciais, enquanto a temperatura também é de extrema importância, tendo em vista que possibilita antecipar tendências de queda na vazão, sobretudo em períodos de estiagem prolongada (CORRÊA & GALVANI, 2019; DENIĆ-JUKIĆ *et al.*, 2020; CAREN E PAVLIĆ, 2021).

4.2 PROJEÇÕES CLIMÁTICAS

Antes de apresentar os resultados da modelagem das vazões afluentes à UHE Santo Antônio, convém compreender as alterações projetadas nos condicionantes climáticos considerados neste estudo. Para tanto, realizou-se uma análise estatística baseada em percentis específicos (10, 50 e 90), metodologia amplamente empregada na climatologia para caracterizar variações e extremos climáticos.

O percentil 10 foi adotado como indicador de condições críticas, associadas a secas severas e baixos níveis de umidade, refletindo eventos de baixa frequência, mas elevado impacto hidrológico. Já o percentil 90 representa os extremos superiores, como ondas de calor intensas e precipitações elevadas, que podem desencadear eventos hidrológicos extremos e riscos associados. O percentil 50, ou mediana, é utilizado para definir o comportamento climático típico, funcionando como parâmetro central para a comparação temporal e espacial das variáveis (MOBERG *et al.*, 2006).

Essa abordagem de análise por percentis é reconhecida pela sua capacidade de revelar não apenas mudanças no valor médio das variáveis climáticas, mas também modificações na distribuição e na frequência dos eventos extremos, aspectos essenciais para a avaliação dos impactos das mudanças climáticas em sistemas hidrológicos e na geração de energia.

Moberg *et al.* (2006) destacaram, em seu estudo baseado em séries históricas diárias de temperatura e precipitação na Europa, que a análise de índices derivados de percentis é crucial para detectar tendências em extremos climáticos, muitas vezes imperceptíveis em análises convencionais de médias. Eles enfatizaram que eventos extremos podem apresentar mudanças significativas, mesmo quando médias anuais permanecem relativamente estáveis, ressaltando a importância de percentis para estudos de risco climático e planejamento adaptativo.

De forma semelhante, Camuffo *et al.* (2020) aplicaram a análise por percentis às séries temporais de temperatura e precipitação em Bologna, Itália, evidenciando que essa técnica permite estimar a probabilidade e a intensidade de eventos climáticos anômalos, contribuindo para a previsão de retornos e avaliação de riscos hidrometeorológicos.

No contexto brasileiro, Siqueira *et al.* (2024) reforçaram a relevância dos percentis na definição objetiva de extremos climáticos, avaliando tendências anuais

em índices de temperatura do ar e precipitação na região denominada MATOPIBA (formada principalmente por áreas de Cerrado dos estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia) e demonstrou que a utilização de percentis é indispensável para detectar padrões de eventos extremos e, assim, fornecer subsídios para políticas públicas e planejamento regional diante das mudanças climáticas.

Nessa pesquisa, os dados foram organizados por mês e variável, abrangendo os modelos considerados. Em seguida, para cada mês, calculou-se a posição dos percentis 10, 50 e 90 na distribuição ordenada dos valores simulados. A análise dos percentis foi realizada para o horizonte de longo prazo (2080–2099), abrangendo os três cenários climáticos do CMIP6 estudados. Esse período de longo prazo apresenta mudanças mais acentuadas nas variáveis analisadas.

A análise revelou um agravamento das condições ambientais durante a estação seca, especialmente nos cenários de altas emissões. As projeções indicam um aumento significativo das temperaturas máximas, reduções substanciais na precipitação e quedas consistentes na umidade relativa do ar, condições que podem favorecer a intensificação de secas severas na região.

Para subsidiar essa avaliação, serão apresentadas tabelas com os valores mensais dos percentis 10 (P10), 50 (P50) e 90 (P90) para temperatura do ar (T), umidade relativa (U) e precipitação (P), com base nas projeções de longo prazo (2080–2100) sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.

4.2.1 Variação da Temperatura do Ar

Os valores mensais dos percentis 10 (P10), 50 (P50) e 90 (P90) para a temperatura do ar durante o período de projeção de longo prazo (2080-2099), nos cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5, são apresentados na Tabela 3.

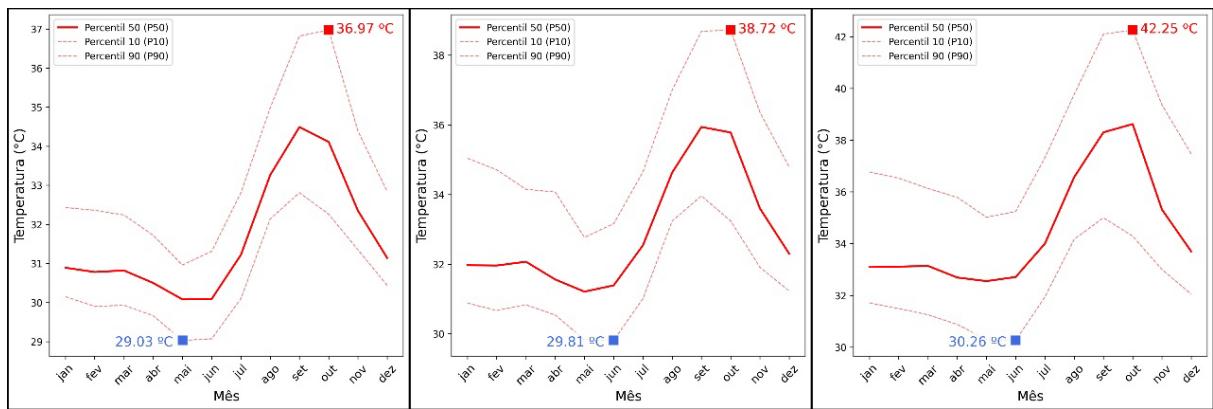
Tabela 3: Valores mensais de P10, P50 e P90 para temperatura (T, °C) projetada para 2080–2099 sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.

Mês	Projeção 2080-2099 SSP2 4.5			Projeção 2080-2099 SSP3 7.0			Projeção 2080-2099 SSP5 8.5		
	T - P10	T - P50	T - P90	T - P10	T - P50	T - P90	T - P10	T - P50	T - P90
jan	30,15	30,89	32,43	30,88	31,97	35,04	31,71	33,09	36,77
fev	29,90	30,78	32,36	30,67	31,96	34,71	31,49	33,11	36,53
mar	29,93	30,82	32,24	30,83	32,07	34,15	31,25	33,14	36,13
abr	29,66	30,50	31,72	30,54	31,56	34,07	30,88	32,69	35,79
mai	29,03	30,08	30,96	29,83	31,21	32,77	30,29	32,55	35,02
jun	29,07	30,09	31,31	29,81	31,39	33,16	30,26	32,71	35,24
jul	30,10	31,22	32,81	31,01	32,54	34,65	31,94	34,00	37,32
ago	32,14	33,26	34,98	33,24	34,63	37,00	34,17	36,57	39,77
set	32,81	34,49	36,82	33,96	35,94	38,69	35,00	38,30	42,10
out	32,26	34,11	36,97	33,24	35,78	38,72	34,29	38,62	42,25
nov	31,35	32,35	34,39	31,91	33,60	36,36	33,00	35,32	39,36
dez	30,44	31,14	32,84	31,23	32,30	34,79	32,05	33,70	37,47

Fonte: Elaborado pela autora.

Os resultados indicam um aumento progressivo da temperatura em todos os percentis e meses, com uma tendência de aquecimento mais pronunciada no SSP5-8.5, particularmente entre agosto e outubro. Essa intensificação dos valores extremos (P90) reforça o estresse climático esperado durante a estação seca. A partir da Figura 29 pode-se verificar a variação mensal da temperatura do ar, destacando o percentil 50 (mediana) e o intervalo de variabilidade entre os percentis 10 e 90.

Figura 29: Variação da Temperatura nos cenários SSP2 4.5; SSP3 7.0 e SSP5 8.5 – 2080 a 2099.



Fonte: Elaborado pela autora.

Em todos os cenários, observa-se uma tendência clara de aumento da temperatura mediana no segundo semestre, com maior intensidade entre os meses de julho e outubro. Os valores máximos registrados no mês mais quente (outubro) alcançam 36,97 °C no SSP2-4.5, 38,72 °C no SSP3-7.0 e 42,25 °C no SSP5-8.5, evidenciando a intensificação dos extremos de calor ao final do período seco. O aumento dos percentis superiores é mais pronunciado que o dos percentis inferiores, o que sugere um aumento na frequência e intensidade dos eventos de calor extremo,

O cenário de maior emissão (SSP5-8.5) apresenta elevações mais expressivas na temperatura, indicando potenciais riscos para a saúde humana, agricultura e demandas energéticas (KHORAMABADIA & MORADINIA, 2024; LAMICHHANE *et al.*, 2024; YILMAZ *et al.*, 2024). Mesmo o cenário intermediário (SSP2-4.5) revela alterações significativas nos padrões térmicos.

Os impactos das mudanças climáticas sobre as variáveis hidroclimáticas já vêm sendo estudados em diferentes regiões brasileiras. No estudo de Passos *et al.*, (2024), realizado em uma bacia integrante do sistema Paraíba do Sul, um dos mais importantes do Brasil, as projeções indicaram aumento de temperatura entre 2030 e 2060, especialmente nos meses mais frios. Observou-se um aquecimento mais acentuado das temperaturas máximas no inverno e elevação de até 2 °C nas mínimas em julho, tanto em cenários moderados quanto extremos.

No contexto amazônico, Marengo *et al.* (2024) apontam que, em 2023, a região foi severamente impactada por ondas de calor extremas, com temperaturas até 5 °C acima da média durante os períodos junho, julho e agosto e setembro, outubro e novembro, intensificando uma das secas mais severas da história recente. Esses eventos refletem os padrões de aquecimento projetados para o final do século XXI, evidenciando a crescente vulnerabilidade da região amazônica às mudanças climáticas.

4.2.2 Variação da Precipitação

Os valores mensais dos percentis 10 (P10), 50 (P50) e 90 (P90) para precipitação durante o período de projeção de longo prazo (2080-2099), sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5, são apresentados na Tabela 4. Esses percentis fornecem uma visão estruturada da variabilidade sazonal e permitem

comparações entre cenários de emissão. Os dados ajudam a caracterizar tanto a magnitude quanto a distribuição de mudanças futuras na precipitação, com ênfase especial na intensificação de condições extremas de seca e chuva no SSP5-8.5.

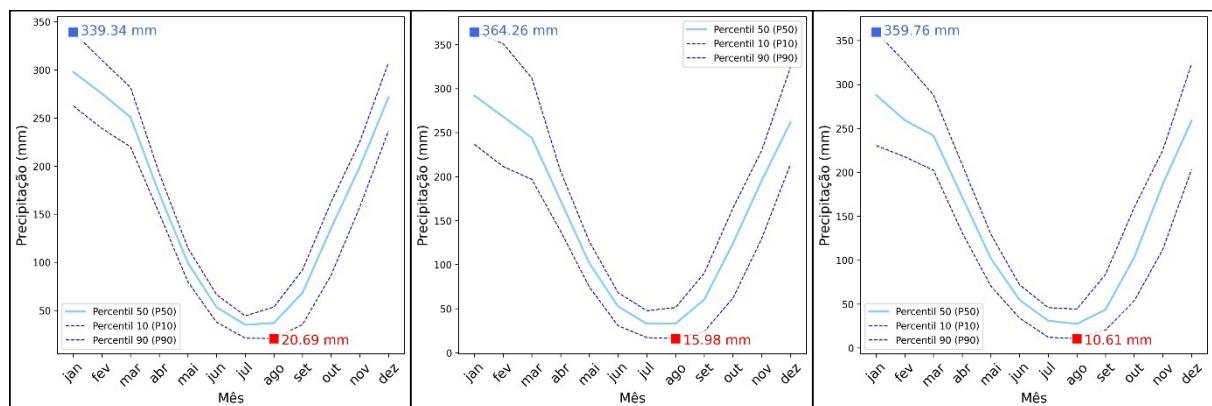
Tabela 4: Valores mensais de P10, P50 e P90 para precipitação (P, mm) projetada para 2080–2099 sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.

Mês	Projeção 2080-2099 SSP2 4.5			Projeção 2080-2099 SSP3 7.0			Projeção 2080-2099 SSP5 8.5		
	P - P10	P - P50	P - P90	P - P10	P - P50	P - P90	P - P10	P - P50	P - P90
jan	262,50	297,84	339,34	236,67	291,95	364,26	230,50	287,88	359,76
fev	239,09	275,27	310,04	211,45	268,06	351,09	217,49	259,23	325,49
mar	219,92	250,69	281,76	196,79	244,02	311,81	202,25	241,58	287,75
abr	150,77	171,54	192,58	138,06	172,80	206,00	131,20	171,69	208,64
mai	79,65	99,35	114,95	74,67	101,62	126,28	70,37	101,87	129,54
jun	37,75	53,32	66,38	30,61	52,63	68,21	34,01	54,73	71,91
jul	21,18	35,16	44,29	17,17	32,76	47,67	12,13	30,97	45,89
ago	20,69	36,85	53,50	15,98	33,03	51,24	10,61	27,37	44,23
set	35,34	68,31	92,07	24,08	60,31	90,32	20,34	43,65	83,76
out	86,85	135,68	162,77	62,04	124,20	164,30	53,56	103,13	159,71
nov	157,56	199,39	225,40	129,71	195,57	229,85	112,23	186,60	225,37
dez	236,78	271,42	307,58	214,13	261,63	324,29	203,01	258,65	323,24

Fonte: Elaborado pela autora.

A análise pode ser melhor observada a partir da Figura 30. Nota-se que os ciclos sazonais permanecem evidentes, com máximos de precipitação concentrados entre janeiro e março e mínimos nos meses de julho a setembro.

Figura 30: Variação da Precipitação nos cenários SSP2 4.5; SSP3 7.0 e SSP5 8.5 – 2080 a 2099.



Fonte: Elaborado pela autora.

Pode se observar que os valores mínimos médios de precipitação ocorrem em agosto, atingindo 20,69 mm (SSP2-4.5), 15,98 mm (SSP3-7.0) e 10,61 mm (SSP5-8.5), indicando uma intensificação da estação seca, especialmente nos cenários de maiores emissões. O estreitamento do intervalo P10–P90 durante a estação seca revela menor variabilidade interanual nesse período, enquanto a ampliação do intervalo na estação chuvosa sugere maior incerteza e potencial para eventos extremos.

O cenário SSP3-7.0 destaca-se pelos maiores volumes máximos de precipitação, e o SSP5-8.5 pelo prolongamento e intensificação da estiagem, o que pode agravar riscos associados ao manejo dos recursos hídricos e à geração hidrelétrica na UHE de Santo Antônio.

Corroborando essas projeções, Parsons (2020), com base nas projeções do CMIP6 para o cenário SSP3-7.0, destaca que a Amazônia pode registrar até o final do século volumes de precipitação no semestre úmido comparáveis aos observados em secas históricas. Essa tendência compromete a recarga hídrica das bacias amazônicas e representa um risco crescente para usinas que dependem fortemente da sazonalidade pluviométrica, como a UHE Santo Antônio.

4.2.3 Variação da umidade

O comportamento da umidade relativa ao longo do ano, nos cenários SSP2-4,5, SSP3-7,0 e SSP5-8,5, é detalhado na Tabela 5, utilizando os percentis 10 (P10), 50 (P50) e 90 (P90). Identifica-se um claro contraste sazonal, com valores mais baixos entre junho e setembro, particularmente no SSP5-8,5.

Tabela 5: Valores mensais de P10, P50 e P90 para umidade relativa (U, %) projetada para 2080–2099 sob os cenários SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.

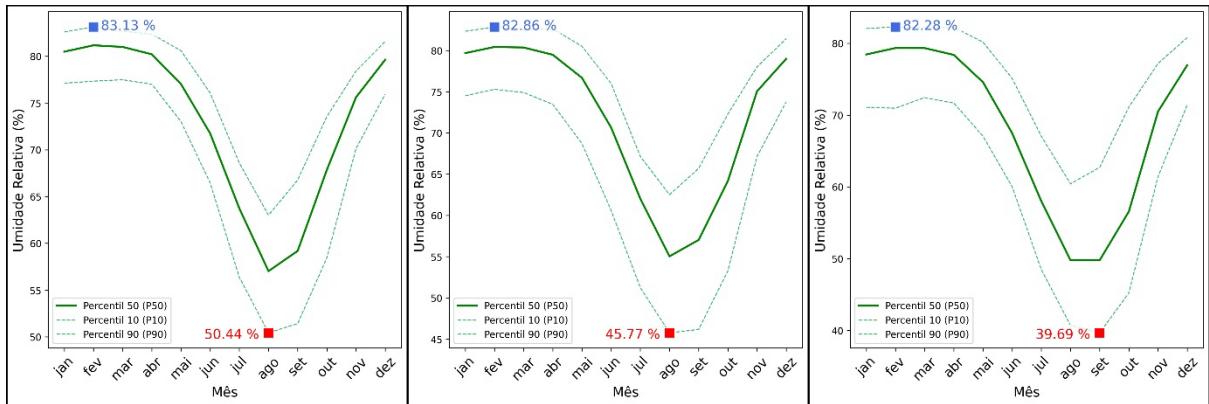
Mês	Projeção 2080-2099 SSP2 4.5			Projeção 2080-2099 SSP3 7.0			Projeção 2080-2099 SSP5 8.5		
	U - P10	U - P50	U - P90	U - P10	U - P50	U - P90	U - P10	U - P50	U - P90
jan	77,11	80,48	82,59	74,51	79,68	82,32	71,08	78,44	82,06
fev	77,33	81,16	83,13	75,29	80,43	82,86	70,96	79,34	82,28
mar	77,48	80,99	82,66	74,90	80,36	82,50	72,44	79,33	82,15
abr	77,00	80,20	82,36	73,47	79,48	82,62	71,67	78,38	82,22
mai	73,01	77,02	80,59	68,71	76,68	80,51	67,07	74,59	80,16
jun	66,46	71,75	76,07	60,60	70,65	75,98	60,03	67,48	75,10
jul	56,37	63,73	68,59	51,24	62,02	67,15	48,49	58,01	67,06

ago	50,44	57,03	63,00	45,77	55,04	62,52	40,73	49,79	60,43
set	51,42	59,19	66,77	46,18	57,03	65,70	39,69	49,79	62,72
out	58,45	67,85	73,54	53,27	64,17	72,28	45,24	56,57	71,11
nov	70,13	75,61	78,41	67,14	75,05	78,01	61,44	70,50	77,19
dez	75,95	79,62	81,57	73,78	78,99	81,42	71,41	76,94	80,78

Fonte: Elaborado pela autora.

A forte sazonalidade da umidade está evidenciada na Figura 31, cuja variação ao longo do ano está claramente associada ao regime de precipitação apresentado no tópico anterior. Os maiores valores de umidade relativa ocorrem entre janeiro e março, atingindo 83,13% em fevereiro no cenário SSP2-4.5.

Figura 31: Variação da Umidade nos cenários SSP2 4.5; SSP3 7.0 e SSP5 8.5 – 2080 a 2099.



Fonte: Elaborado pela autora.

À medida que o ano avança para o período seco, os índices de umidade diminuem acentuadamente, alcançando mínimos em agosto: 50,44% (SSP2-4.5), 45,77% (SSP3-7.0) e 39,69% (SSP5-8.5). O alargamento do intervalo entre os percentis 10 e 90 nesses meses indica maior instabilidade e variabilidade interanual, sugerindo uma intensificação do déficit hídrico nos períodos mais críticos do ano.

Esse padrão é inversamente proporcional ao comportamento da temperatura observado, o que sugere uma relação direta entre o aquecimento e a redução da umidade. Situação semelhante foi identificada por Yuan *et al.* (2022) em estudo sobre a cidade de Chengdu (China), onde a queda da umidade relativa entre 1980 e 2019 foi atribuída ao aumento da temperatura e da pressão de vapor saturado. Esse padrão

inverso entre temperatura e umidade indica que o aquecimento global contribui diretamente para a intensificação de ambientes mais quentes e secos.

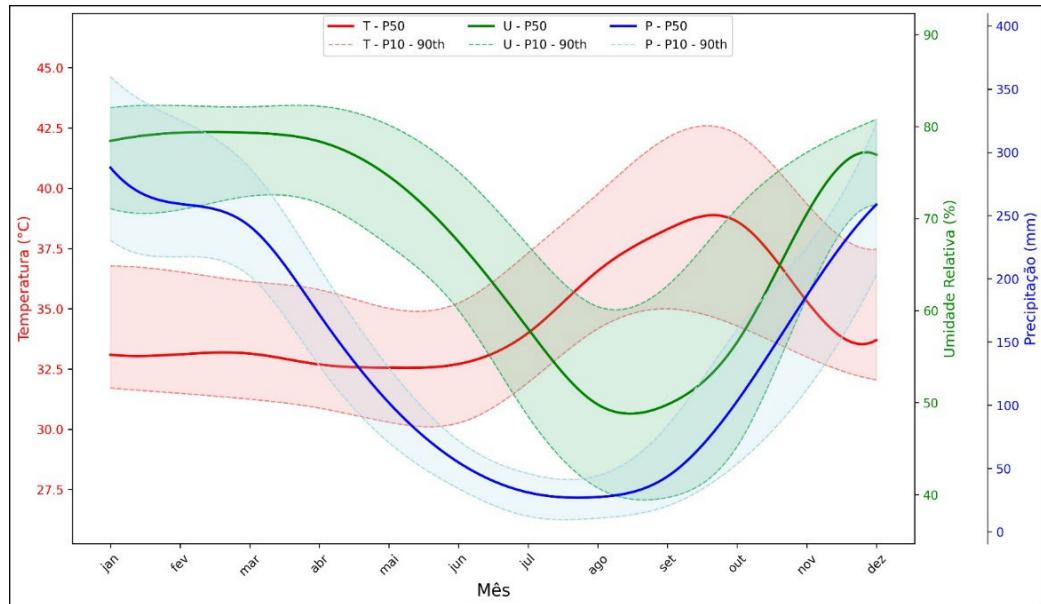
No contexto da UHE Santo Antônio, essa redução simultânea da umidade, bem como da precipitação, especialmente nos cenários SSP3-7.0 e SSP5-8.5, representa um agravante para a recarga hídrica e eleva o risco de déficits operacionais, exigindo maior planejamento adaptativo frente à variabilidade climática futura.

4.2.4 Análise integrada

A análise conjunta das variáveis climáticas evidencia uma intensificação do estresse hidroclimático na região da UHE Santo Antônio ao longo das próximas décadas. No que diz respeito à temperatura, os cenários analisados indicam um aquecimento progressivo ao longo das próximas décadas, com elevações mais acentuadas nos meses de estiagem. Esse aumento térmico está associado à intensificação das perdas por evapotranspiração, contribuindo diretamente para a diminuição da disponibilidade hídrica. Estudos prévios apontam que temperaturas mais elevadas tornam o ambiente mais propenso à perda de umidade e agravando a severidade das secas (YUAN *et al.*, 2022; YILMAZ *et al.*, 2024; KHORAMABADIA & MORADINIA, 2024).

A umidade relativa do ar apresenta uma clara tendência de queda durante a estação seca, intensificando o estresse hídrico na bacia do rio Madeira. Conforme ilustrado na Figura 32, que apresenta o comportamento mensal conjunto da temperatura, umidade relativa e precipitação sob o cenário SSP5-8.5 para o período de 2080–2099, os valores medianos da umidade relativa caem acentuadamente entre julho e setembro, exibindo um padrão inverso em relação à temperatura.

Figura 32: Comportamento das variáveis climáticas no cenário SSP5 8.5 – 2080 a 2099.



Fonte: Elaborado pela autora.

Esse cenário e horizonte temporal foram selecionados para representação gráfica por refletirem as condições hidroclimáticas mais críticas projetadas entre os cenários analisados, especialmente em termos de aumento extremo da temperatura, redução da umidade e déficits de precipitação. Essa relação reforça que a elevação das temperaturas está diretamente associada à queda dos níveis de umidade (Yuan *et al.*, 2022), contribuindo para um ambiente mais seco, instável e com riscos operacionais crescentes para a UHE Santo Antônio.

Pode-se observar que a precipitação também exibe marcada sazonalidade, com os menores volumes concentrados entre junho e agosto, mesmo período de máximas térmicas e mínimas de umidade. Os valores médios (P50) de precipitação caem drasticamente nesses meses, enquanto os percentis inferiores (P10) apontam a possibilidade de eventos extremamente secos, com totais mensais inferiores a 25 mm. Essa escassez pluviométrica compromete o aporte hídrico da bacia, agravando as condições de estiagem no trimestre mais crítico. Tais resultados sugerem um aumento da variabilidade hidrológica e riscos crescentes à sustentabilidade da geração hidrelétrica (PARSONS, 2020; KARTAL, 2024).

No contexto brasileiro, Parsons (2020) e Marengo *et al.*, (2024) alertam para o aumento do risco de secas quentes e duradouras na Amazônia, como observado entre 2023 e 2024, quando altas temperaturas agravaram a escassez hídrica e afetaram

diretamente a Bacia do Rio Madeira. Essas condições coincidiram com a paralisação da UHE Santo Antônio em ambos os anos (BRASIL, 2023; AGÊNCIA INFRA, 2024).

A redução acentuada da umidade e a extensão prolongada da estação seca observadas nas projeções para o longo prazo convergem com os alertas do cientista Carlos Nobre, que identifica um aumento médio de cinco semanas na duração da estação seca no sul da Amazônia nas últimas décadas, sinalizando a proximidade de um ponto de não retorno e o risco iminente de savanização (DROLLETT, 2025).

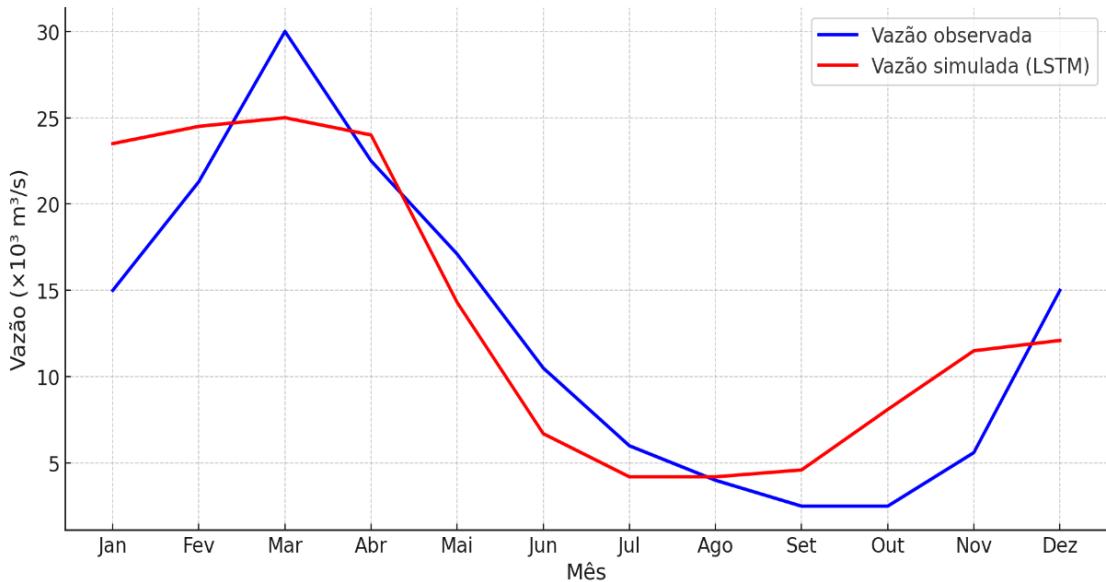
Essas evidências reforçam que a disponibilidade hídrica não depende apenas do volume total de chuvas, mas da interação entre variáveis e sua distribuição temporal. Essa sinergia aumenta a variabilidade e a imprevisibilidade, elevando o risco de colapsos hidrológicos mesmo em anos sem anomalias pluviométricas aparentes (KARTAL, 2024; LAMICHHANE *et al.*, 2024; MARENGO *et al.*, 2024; YILMAZ *et al.*, 2024). Tais achados reforçam a urgência de incorporar projeções climáticas aos processos de planejamento energético e à formulação de estratégias de adaptação para garantir a segurança hídrica e operacional da UHE Santo Antônio.

4.3 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MODELO LSTM

O modelo LSTM foi avaliado com base em métricas de desempenho R^2 , RMSE, MAE e MSE, aplicadas às fases de treinamento e teste, evidenciando sua capacidade preditiva para a série de vazões. Os valores obtidos foram: RMSE de 0,075, dentro do esperado pelo estudo; R^2 de 0,837, indicando que o modelo explica 83,7% da variabilidade da vazão, o que configura um bom desempenho; e MSE e MAE de 0,0057 e 0,0706, respectivamente, também indicando que o desempenho da predição é adequado.

Complementarmente à análise estatística, a comparação entre a vazão observada (dados históricos do ONS) e a vazão projetada pela rede LSTM para o ano de 2024 pode ser verificada na Figura 33. Visualmente, é possível identificar que o modelo capturou adequadamente o padrão sazonal característico da bacia, reproduzindo tanto o aumento acentuado das vazões no período, quanto a redução expressiva nos meses de estiagem. Entretanto, nota-se que o modelo apresenta diferenças pontuais na representação dos valores extremos, suavizando picos de cheia e estiagem.

Figura 33: Vazão observada e vazão projetada pela rede LSTM.



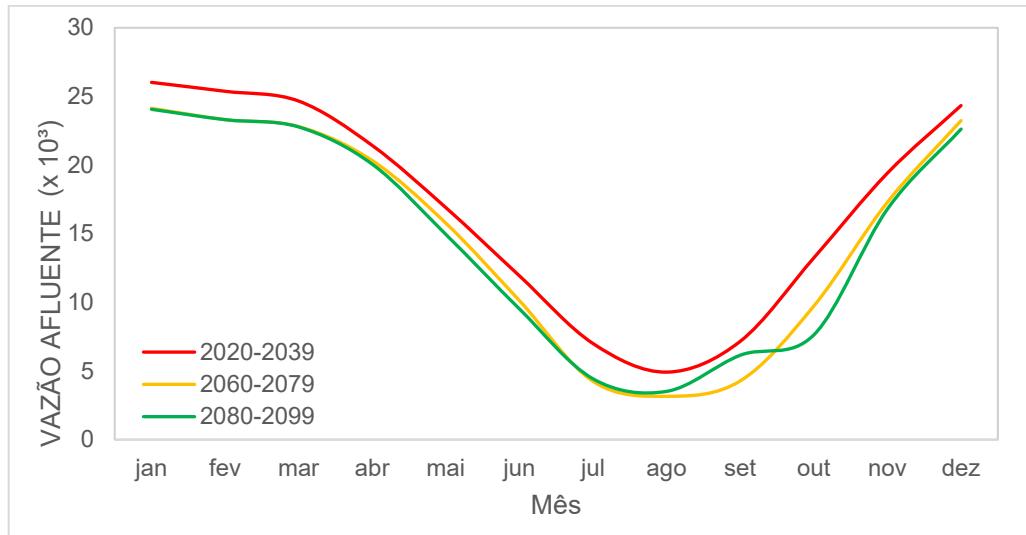
Fonte: Elaborado pela autora.

De modo geral, o modelo apresentou elevada concordância com as séries observadas, reproduzindo com boa precisão o regime sazonal da bacia, caracterizado por picos de vazão na estação chuvosa e mínimos nos meses secos. A consistência entre os valores simulados e observados confirma que a rede LSTM foi capaz de representar de forma satisfatória o comportamento hidrológico anual da UHE Santo Antônio. Aliada às métricas de desempenho e à análise visual, essa evidência reforça a eficácia do modelo na simulação de vazões afluentes e destaca o seu potencial como ferramenta de apoio à modelagem hidrológica em diferentes cenários de mudanças climáticas.

4.4 PREVISÃO DE VAZÕES NO CENÁRIO SSP2-4.5

As projeções de vazão média mensal para três períodos distintos (2020–2039, 2060–2079 e 2080–2099) no cenário climático SSP2-4.5, comparadas à vazão afluente mínima histórica utilizada para o treinamento do modelo LSTM estão apresentadas na Figura 34.

Figura 34: Projeções de vazão afluente no cenário SSP2 4.5.



Fonte: Elaborado pela autora.

No curto prazo, as vazões projetadas permanecem próximas às condições observadas nos últimos anos. Para os períodos de médio e longo prazo, observa-se uma redução gradual das vazões, especialmente entre os meses de maio e setembro, período caracterizado por estiagem. Em agosto do horizonte de médio prazo, ocorre a menor vazão de todo o cenário, com apenas $3.155,97 \text{ m}^3/\text{s}$, o que representa uma queda de 16,6% em relação ao mínimo histórico para agosto ($3.784,39 \text{ m}^3/\text{s}$). Já os meses mais chuvosos (janeiro a abril) mantêm vazões elevadas, embora com leve tendência de queda nas projeções futuras.

Essa projeção converge com os dados do AdaptaBrasil MCTI, que, embora ainda apontem ameaça climática baixa no presente, sinalizam que o potencial hidrelétrico da região será reduzido até 2050, mesmo em cenários intermediários. No entanto, ao se comparar as projeções com os dados reais mais recentes, observa-se antecipação preocupante dessa tendência de queda das vazões no período seco. Os anos de 2023 e 2024 já registraram quedas acentuadas de vazão a partir de maio, com valores próximos ou inferiores aos estimados para o final do século no cenário SSP2-4.5. Essa convergência entre presente e projeções futuras reforça a urgência da adoção de estratégias mais robustas de gestão hídrica frente aos efeitos das mudanças climáticas.

Os resultados obtidos neste estudo estão em consonância com evidências da literatura e com as projeções do IPCC (2021), que indicam crescente preocupação

com a intensificação das secas induzidas por alterações no regime climático. Um exemplo é o estudo de Kartal (2024), que utilizou os cenários SSP2-4.5 do CMIP6 para avaliar os impactos das mudanças climáticas sobre a bacia fechada de Konya, na Turquia, e identificou significativa redução no volume de água fluvial nas próximas décadas.

Em contraste, estudos realizados em outras regiões revelam impactos distintos das mudanças climáticas sobre os regimes hidrológicos. Chanda *et al.* (2024), por exemplo, ao aplicarem projeções climáticas para o período de 2015 a 2050 na Barragem de Bhakra, localizada na Índia, identificaram aumentos significativos na vazão sob o cenário SSP2-4.5, com potencial hidrelétrico projetado até 15,9% superior ao atual. Esse comportamento divergente é atribuído à intensificação do degelo e ao aumento da contribuição hídrica proveniente da neve na região do Himalaia, processo que contrasta com as tendências observadas em regiões tropicais como a Amazônia, onde o aquecimento global tende a reduzir a disponibilidade hídrica (PARSONS, 2020; MARENGO *et al.*, 2024).

Analizando resultados em outros biomas brasileiros, uma pesquisa desenvolvida no bioma Mata Atlântica, na região serrana do Rio de Janeiro (Nova Friburgo – RJ), observou-se, sob o cenário SSP2-4.5, uma redução significativa das vazões durante o período seco (abril a setembro), com 95% de confiança estatística. A projeção indicou uma intensificação das secas, apontando para um cenário preocupante, especialmente por se tratar da bacia que abastece a principal Estação de Tratamento de Água da cidade. Essa correlação entre diferentes regiões e biomas reforça o alerta para os impactos das mudanças climáticas sobre a disponibilidade hídrica no período seco, nos diversos biomas existentes (PASSOS *et al.*, 2024).

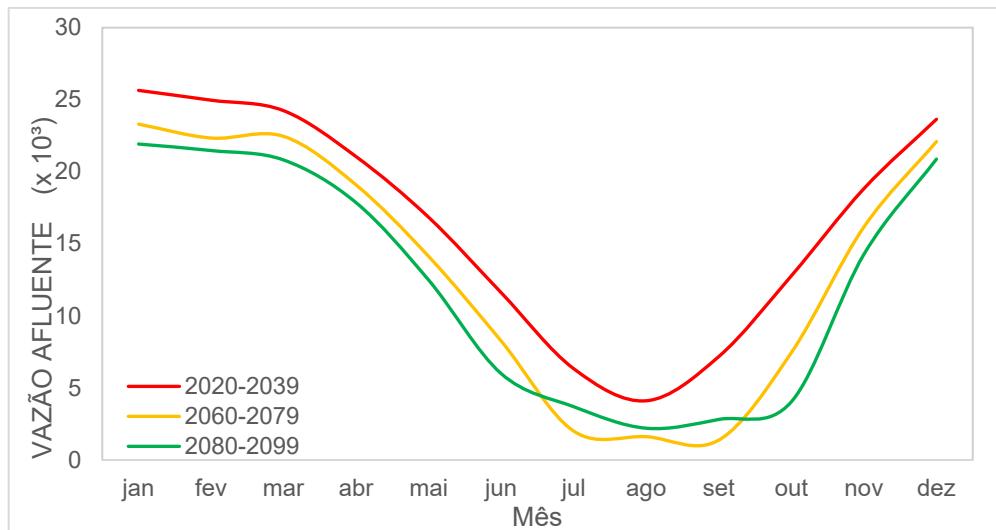
Esses contrastes reforçam que os efeitos das mudanças climáticas não são uniformes, mas refletem as características geofísicas, climáticas e hidrológicas de cada bacia. Por isso, compreender essas particularidades é essencial para o planejamento e a gestão sustentável dos recursos hídricos na Bacia do Rio Madeira.

4.5 PREVISÃO DE VAZÕES NO CENÁRIO SSP3-7.0

As projeções de vazão para o cenário SSP3-7.0, caracterizado por desafios socioeconômicos e baixa cooperação internacional em políticas ambientais, são

apresentadas na Figura 35. No curto prazo, observa-se relativa estabilidade nas vazões médias mensais, que permanecem próximas ou superiores aos mínimos históricos. No entanto, a partir da década de 2060, especialmente no horizonte de 2080–2099, verifica-se uma acentuada redução nos volumes durante o período seco.

Figura 35: Projeções de vazão afluente no cenário SSP3 7.0.



Fonte: Elaborado pela autora.

Os meses de julho, agosto e setembro destacam-se pela gravidade das projeções. Em setembro do horizonte de médio prazo, ocorre a menor vazão de todo o cenário, com apenas $1.382,11 \text{ m}^3/\text{s}$, o que representa uma queda de 41,2% em relação ao valor mínimo histórico de $2.351,11 \text{ m}^3/\text{s}$.

Esses resultados revelam um cenário crítico de escassez hídrica prolongada, com implicações diretas sobre a operação da UHE Santo Antônio. Ainda que o volume anual possa manter-se relativamente estável, a concentração da redução em meses-chave compromete a regularização da geração hidrelétrica e exige maior capacidade de planejamento estratégico. A severidade das reduções projetadas para o período de estiagem no cenário SSP3-7.0 está em plena sintonia com as projeções do AdaptaBrasil para 2050, que classificam a ameaça climática à segurança energética como muito alta no estado de Rondônia.

Estudos como o de Shiogama *et al.* (2023) destacam que as diferenças significativas nas emissões de aerossóis sob o cenário SSP3-7.0 geram impactos substanciais nas projeções de precipitação em determinadas regiões do globo.

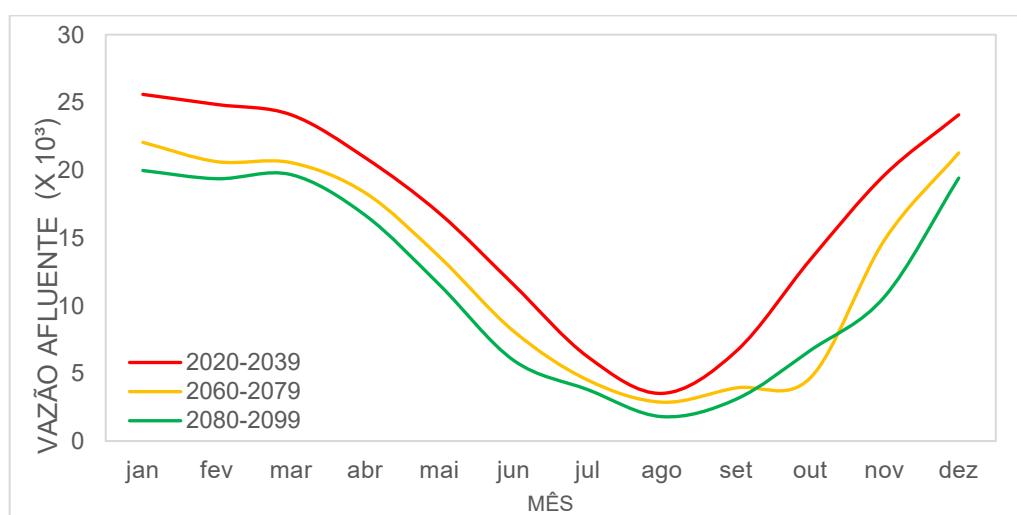
Embora o foco do estudo não seja diretamente a geração de energia, as projeções apontam para reduções acentuadas de precipitação que, em regiões dependentes da vazão fluvial, como ocorre na Bacia do Rio Madeira, podem comprometer a segurança hídrica e a eficiência das usinas hidrelétricas.

Na região amazônica, Parsons (2020) aponta que as projeções do CMIP6 para o cenário SSP3-7.0 indicam uma redução significativa na precipitação em grande parte da região. Os resultados sugerem que, sob um cenário de aquecimento global descontrolado, secas mais quentes e severas, semelhantes às registradas nos últimos anos, tendem a se tornar cada vez mais frequentes. Esses achados reforçam a preocupação com os impactos das mudanças climáticas sobre os regimes hidrológicos da Amazônia, corroborando os resultados deste trabalho quanto à possível intensificação da escassez hídrica na Bacia do Rio Madeira.

4.6 PREVISÃO DE VAZÕES NO CENÁRIO SSP5-8.5

O cenário SSP5-8.5, que representa uma trajetória de altas emissões e baixa prioridade ambiental, é considerado o mais severo entre os analisados. A Figura 36 apresenta as projeções de vazão afluente à UHE Santo Antônio nesse contexto. No curto prazo, as vazões permanecem relativamente próximas aos mínimos históricos, sugerindo certa estabilidade até meados da década de 2040.

Figura 36: Projeções de vazão afluente no cenário SSP5 8.5.



Fonte: Elaborado pela autora.

A partir do médio prazo (2060–2079), e especialmente no horizonte de 2080–2099, observa-se uma queda acentuada nas vazões mensais durante o período seco. Os meses de junho, julho e agosto evidenciam as maiores reduções, com destaque para o mês de agosto, onde projeta-se $1.799,17 \text{ m}^3/\text{s}$, valor 52,5% inferior ao mínimo histórica para agosto ($3.784,39 \text{ m}^3/\text{s}$).

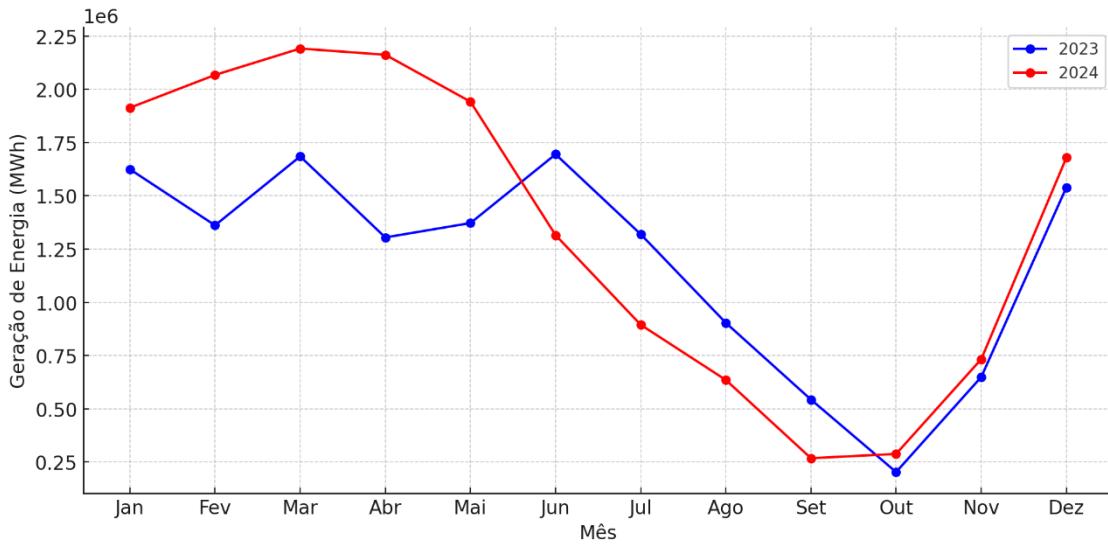
Os resultados obtidos neste trabalho dialogam com evidências internacionais. Em estudo na Turquia, Yilmaz *et al.* (2024) projetaram, para o SSP5-8.5, uma redução de até 43% na precipitação da bacia da barragem de Konya, afetando diretamente a disponibilidade hídrica. Embora em alguns contextos o derretimento acelerado de geleiras possa inicialmente elevar os fluxos (Lamichhane *et al.*, 2024), no Brasil e na região amazônica em particular, o padrão projetado é de redução e maior variabilidade.

No cenário SSP5-8.5 os efeitos nas vazões se distribuem de forma mais abrangente ao longo do ano, comprometendo não apenas o período de estiagem, mas também meses tradicionalmente úmidos, como março e abril. Esse comportamento aponta para a perda da sazonalidade regular das vazões, o que compromete diretamente a previsibilidade e a regularidade da geração hidrelétrica na UHE Santo Antônio.

4.7 ANÁLISE DA ESTIMATIVA DE GERAÇÃO HIDRELÉTRICA FUTURA

Pode-se observar a partir da Figura 37 a evolução mensal da geração de energia na UHE Santo Antônio para os anos de 2023 e 2024, com base em dados reais obtidos do ONS. Verifica-se um forte padrão sazonal, com valores mais elevados de geração entre os meses de fevereiro e maio, seguidos por reduções significativas na segunda metade de ambos os anos, especialmente em setembro e outubro. Considerando o período de plena operação da usina hidrelétrica, os dois últimos anos possuem os menores valores mensais de geração já registrados.

Figura 37: Geração mensal de energia na UHE Santo Antônio (2023–2024), com base em dados observados do ONS.



Fonte: Elaborado pela autora.

Diante desse contexto recente de baixa geração e estresse hidrológico, torna-se essencial avaliar como a geração de energia futura poderá evoluir em função das mudanças nas condições climáticas. Para subsidiar essa análise, foi desenvolvido um modelo preditivo para estimar a geração de energia com base nas vazões projetadas.

A seguinte equação foi obtida por meio de uma regressão polinomial não linear de terceiro grau, calibrada com base na série de dados históricos da UHE Santo Antônio entre os anos de 2016 e 2024, levando em consideração o período no qual a usina contava com plena capacidade. A relação modela a geração média mensal de energia em função da vazão média mensal, resultando na seguinte expressão:

$$(G = 3,9721 \times 10^{-8}Q^3 - 5,4196 \times 10^{-3}Q^2 + 192,1775Q) \quad (10)$$

Onde:

G é a geração de energia (MWh),

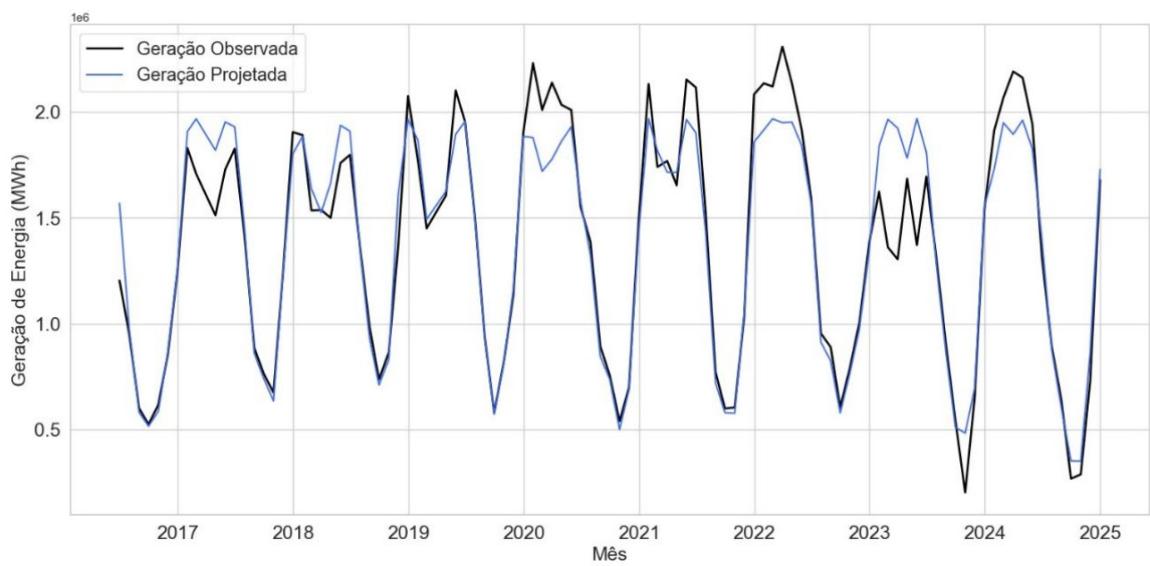
Q é a vazão média mensal (m^3/s).

O modelo desenvolvido para estimar a geração de energia da UHE Santo Antônio apresentou desempenho robusto. O coeficiente de determinação (R^2) alcançou 0,9558, indicando que aproximadamente 95% da variabilidade dos dados observados é explicada pelo modelo. O RMSE foi de 116.630,5 MWh, o que

representa 8,49% da geração média registrada durante o período completo de operação (1.373.641,90 MWh). Adicionalmente, o MAE foi de 84.437,84 MWh, correspondente a 6,47% da média observada, reforçando a precisão do modelo na representação da relação entre vazão e geração de energia.

Na Figura 38 é apresentada a comparação entre os valores reais de geração e os valores estimados pelo modelo ao longo do tempo.

Figura 38: Geração Real vs. Preditiva.

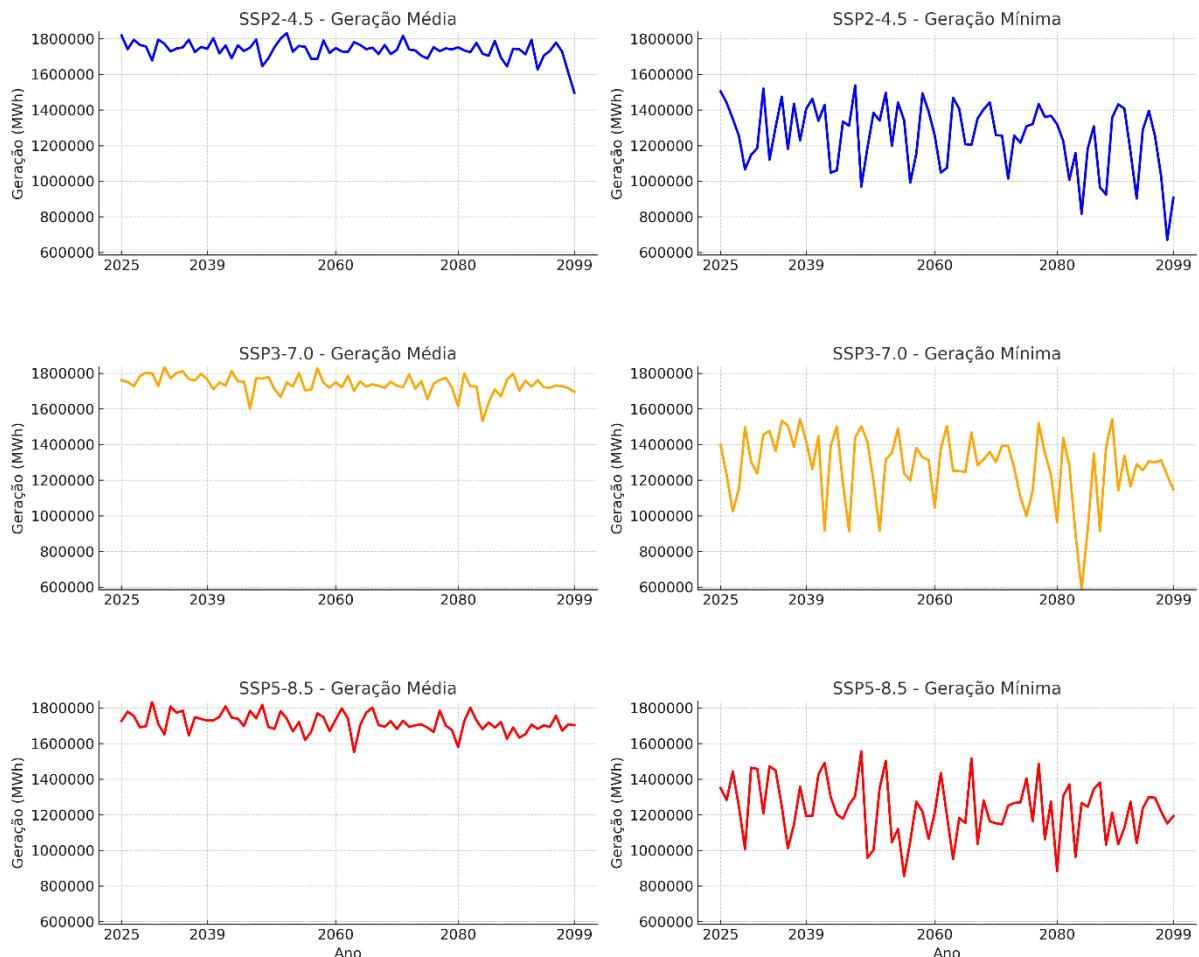


Fonte: Elaborado pela autora.

A utilização de um modelo preditivo de geração hidrelétrica, estruturado a partir de uma regressão não linear de terceiro grau, mostrou-se eficaz para representar a relação entre vazão e produção de energia. Essa abordagem é reconhecida em estudos recentes por sua capacidade de capturar comportamentos complexos e não lineares, essenciais em análises de longo prazo. Mbasso *et al.* (2024) aplicaram modelagem não linear para estimar a geração com base em variáveis climáticas, evidenciando sua utilidade em cenários projetados. De forma semelhante, Ahmed & Li (2024) utilizaram regressões de até terceiro grau para modelar interações entre vazão, nível d'água e variáveis meteorológicas no rio Ottawa, no Canadá, obtendo resultados consistentes. McCarthy *et al.* (2025), em pesquisa realizada na Ucrânia, também empregaram esse tipo de modelagem para relacionar a largura observada do rio com a vazão diária em uma estação a jusante.

A consistência dos resultados obtidos por diferentes autores em diversos contextos hidrológicos reforça a adequação da abordagem adotada neste estudo. Com base no modelo calibrado, foram produzidas projeções de geração de energia para o período de 2025 a 2099, considerando os cenários climáticos SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5. Nesta análise, a geração média anual foi computada como a média dos valores mensais de cada ano, enquanto a geração mínima anual corresponde à menor geração mensal registrada em cada ano. A evolução da geração média e mínima anual de energia da UHE Santo Antônio ao longo do século pode ser observada na Figura 39.

Figura 39: Evolução da geração média e mínima anual de energia elétrica da UHE Santo Antônio.



Fonte: Elaborado pela autora.

A análise das projeções futuras de geração de energia para a UHE Santo Antônio, com base no modelo preditivo aplicado às vazões simuladas, revela uma

tendência crescente de riscos operacionais no longo prazo, especialmente sob cenários de maiores emissões. No cenário intermediário SSP2-4.5, a geração média mensal projetada para o período de 2025 a 2099 é de aproximadamente 1.736.413,35 MWh, com valor mínimo estimado de 669.934 MWh em agosto de 2098. No cenário SSP3-7.0, a média permanece semelhante, em 1.739.284,16 MWh, mas com uma queda mais acentuada em momentos críticos: o menor valor projetado é de 584.852 MWh, também em agosto, porém no ano de 2084, o que evidencia o agravamento das condições de seca nesse horizonte temporal.

Em contraste, o cenário de altas emissões SSP5-8.5 apresenta a menor média anual entre os três, com 1.716.931,74 MWh, e um valor mínimo de 855.779 MWh ocorrendo em agosto de 2055. Embora esse mínimo seja superior aos dos demais cenários, ele ocorre mais cedo na série temporal, indicando uma antecipação dos eventos extremos e maior irregularidade interanual.

A análise da geração mínima anual sugere que o SSP5-8.5 representa o cenário mais crítico no longo prazo para a UHE Santo Antônio. Enquanto o SSP3-7.0 apresenta reduções mais acentuadas em meses isolados da estação seca, os episódios de baixa geração no SSP5-8.5 são mais distribuídos ao longo do ano, afetando inclusive meses tradicionalmente úmidos, como abril. Essa distribuição ampliaria os impactos negativos na operação hidrelétrica, pois comprometeria não apenas o suprimento durante o período seco, mas também a geração no período úmido. Nos cenários SSP2-4.5 e SSP3-7.0, os eventos mais críticos concentram-se entre junho e setembro, enquanto no SSP5-8.5 observam-se períodos espaçados de geração reduzida ao longo de todo o ano, configurando uma ameaça mais persistente e abrangente à produção energética.

Os resultados indicam que o cenário SSP3-7.0 apresenta reduções mais acentuadas em meses isolados, no entanto, o SSP5-8.5 que representa o maior risco devido à persistência e abrangência dos déficits de geração ao longo do ano. Essa combinação de intensidade e recorrência dos eventos críticos compromete não apenas a regularidade da produção, mas também a capacidade de planejamento e resposta do sistema energético nacional.

4.7.1 Déficits de geração e complementaridade entre fontes renováveis

A redução das vazões projetadas implica déficits de geração na UHE Santo Antônio, analisados aqui no cenário SSP5-8.5, selecionado por representar a trajetória de emissões mais crítica do CMIP6, configurando-se como referência de risco máximo para o setor elétrico. Além disso, foi nele que se observaram os déficits de geração mais severos em comparação aos demais cenários, o que reforça sua relevância para avaliar os impactos potenciais das mudanças climáticas. Os déficits se concentraram nos meses entre dezembro e abril, período em que a recuperação das afluências é fundamental para sustentar a geração no restante do ano. No caso da UHE Santo Antônio, por ser uma usina a fio d'água, a operação depende diretamente da vazão natural do rio, sem capacidade relevante de armazenamento. Assim, reduções de afluência nesse período impactam de forma imediata a disponibilidade de geração e comprometem o equilíbrio energético ao longo da estação seca.

Os resultados são apresentados nos percentis P50 e P70, o que permite diferenciar condições medianas de situações extremas de maior severidade. Foram examinados os déficits em termos relativos (%) e absolutos (MWh) para diferentes horizontes temporais, utilizando dados observacionais de geração da UHE Santo Antônio como referência, e estimados os custos de compensação por meio das fontes solar e eólica. Dessa forma, a análise busca dimensionar os impactos mais críticos sobre a geração hidrelétrica e discutir a viabilidade econômica da complementaridade entre fontes renováveis como estratégia de adaptação e resiliência do sistema elétrico. A Tabela 6 apresenta os déficits projetados de geração na UHE Santo Antônio para os horizontes de curto, médio e longo prazo no cenário SSP5-8.5.

Tabela 6: Déficits projetados de geração na UHE Santo Antônio para curto, médio e longo prazo no cenário SSP5-8.5, expressos em valores relativos (%) em relação à geração de referência.

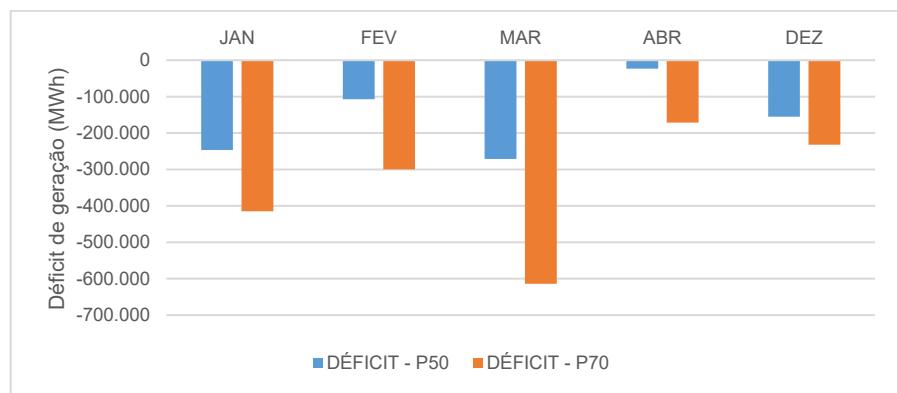
Mês	Déficit (%) Curto prazo (2025-2039)		Déficit (%) Médio prazo (2060-2079)		Déficit (%) Longo prazo (2080-2099)	
	P50	P70	P50	P70	P50	P70
jan	-12,96	-19,66	-16,97	-22,53	-18,56	-19,20
fev	-6,12	-15,12	-9,86	-16,13	-9,21	-17,19
mar	-15,62	-29,21	-15,61	-27,85	-19,71	-29,49
abr	-1,31	-8,56	-2,28	-11,00	-11,66	-15,02
dez	-8,81	-12,19	-3,29	-9,24	-15,00	-14,94

Fonte: Elaborado pela autora.

Pode-se observar que os déficits de geração se mantêm elevados em todos os horizontes, com destaque para o mês de março no horizonte de longo prazo, que atinge déficit de quase 30% no P70. Os meses de janeiro e fevereiro também apresentam perdas significativas, com valores de P70 variando entre -19,20% e -17,19% no longo prazo, enquanto abril registra -15,02%, refletindo impacto em meses tradicionalmente úmidos. Nota-se que mesmo em condições medianas, a geração permanece abaixo da referência histórica, com déficits de até -19,71% no P50 no mês de março à longo prazo.

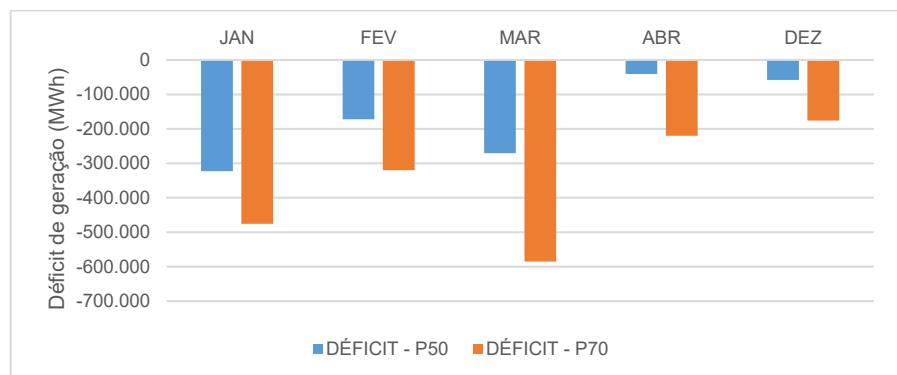
Esse padrão evidencia que o horizonte de longo prazo concentra o maior risco de perdas para a UHE Santo Antônio, comprometendo o suprimento tanto no período seco quanto nos meses de transição. A partir das Figuras 40, 41 e 42 podem-se observar os déficits em valores absolutos (MWh) nos três horizontes analisados.

Figura 40: Déficits na geração de energia no curto prazo para o cenário SSP5-8.5, em valores absolutos (MWh).



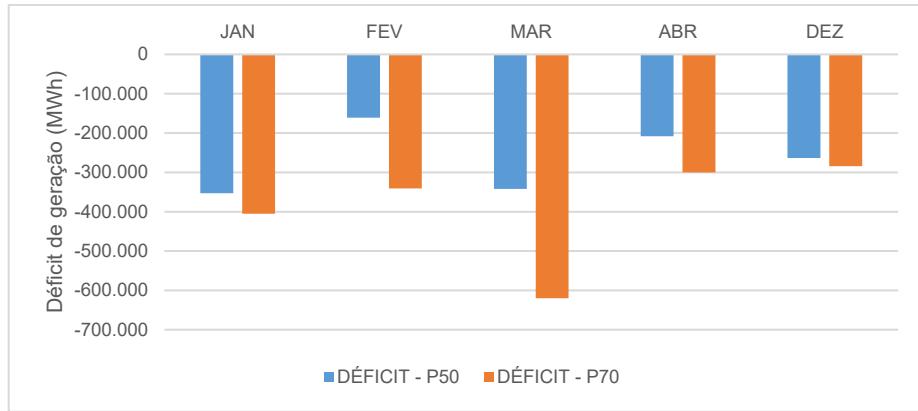
Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 41: Déficits na geração de energia no médio prazo para o cenário SSP5-8.5, em valores absolutos (MWh).



Fonte: Elaborado pela autora.

Figura 42: Déficits na geração de energia no longo prazo para o cenário SSP5-8.5, em valores absolutos (MWh).



Fonte: Elaborado pela autora.

Os gráficos apresentados anteriormente evidenciam que os déficits de geração se intensificam progressivamente do curto para o longo prazo no cenário SSP5-8.5. A tendência de redução observada reforça que o aumento das emissões e a intensificação das mudanças climáticas amplificam significativamente o risco para a geração hidrelétrica. Diante dos déficits de geração de energia decorrentes da redução das vazões afluentes na área de estudo, se torna indispensável a adoção de estratégias de complementaridade para garantir a segurança energética. A compensação pode ser viabilizada por meio da incorporação de fontes renováveis não hídricas, como a eólica e a solar, que apresentam menor impacto ambiental e crescente competitividade (BRAZ, BRAGA & RODRÍGUEZ, 2016; LIMA, SANTOS & MOIZINHO, 2018; BEZERRA, 2021; ESNAOLA *et al.*, 2024).

A complementaridade entre essas fontes configura-se como importante estratégia de adaptação, oferecendo resiliência para manter a segurança energética diante da redução projetada das afluências hidrelétricas. Nesse sentido, foram feitas estimativas de custo de geração de energia eólica, solar e hídrica, a partir de dados do Leilão de Energia Nova (LEN) A-5, cujo resultado foi divulgado em abril de 2023 pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), para a contratação de energia nova a ser entregue ao SIN ao final de 2027. As fontes renováveis solar e eólica obtiveram os menores preços médios do certame, R\$ 171,41/MWh e R\$ 176,28/MWh, respectivamente. Para fins comparativos, verificou-se que as UHE obtiveram o valor de R\$ 277,44/MWh (CCEE, 2023). A Tabela 7 a seguir apresenta

os custos de compensação dos déficits projetados para o cenário de maiores emissões SSP5-8.5, segundo fonte de geração.

Tabela 7: Custos de compensação anual dos déficits projetados no cenário SSP5-8.5, por fonte e horizonte temporal (em milhões de R\$).

Fonte de Geração	Custo anual (curto prazo)		Custo anual (médio prazo)		Custo anual (longo prazo)	
	P50	P70	P50	P70	P50	P70
Solar	137.6	296.8	148.2	304.4	227.5	334.3
Eólica	141.5	305.2	152.4	313.1	234.0	343.8
UHE	222.7	480.4	239.9	492.8	368.3	541.1

Fonte: Elaborado pela autora.

Os resultados apresentados evidenciam que, no cenário SSP5-8.5, os custos de compensação dos déficits anuais variam significativamente entre as fontes de geração. Enquanto as UHE apresentam custos anuais elevados, podendo superar R\$ 541,1 milhões no longo prazo (P70), as fontes eólica e solar mostram-se mais competitivas. A geração eólica apresenta custos de R\$ 141,5 milhões no curto prazo (P50) e R\$ 343,8 milhões no longo prazo (P70), enquanto a solar apresenta os menores valores, de R\$ 137,6 milhões no curto prazo (P50) e R\$ 334,3 milhões no longo prazo (P70).

Dessa forma, a incorporação de fontes renováveis não hídricas, como a eólica e a solar, apresenta-se como alternativa fundamental para reduzir a vulnerabilidade do sistema elétrico diante das mudanças climáticas e ampliar a resiliência do setor, assegurando maior estabilidade no suprimento energético ao longo das próximas décadas. Essa tendência é consistente com os dados apresentados pelo AdaptaBrasil (2024), que projetam redução do potencial hidrelétrico futuro na área de estudo, ao mesmo tempo em que indicam o crescimento das fontes solar e eólica como elementos centrais da matriz energética.

5. CONCLUSÃO

Nesta pesquisa foi possível desenvolver um modelo de redes neurais artificiais do tipo LSTM para avaliar os impactos das mudanças climáticas sobre os regimes hidrológicos da Bacia do Rio Madeira, com foco na UHE Santo Antônio. Os resultados evidenciaram tendências preocupantes de redução da vazão afluente, especialmente sob os cenários de maiores emissões (SSP3-7.0 e SSP5-8.5). A aplicação de redes neurais recorrentes do tipo LSTM, treinadas com dados hidroclimáticos observacionais e alimentadas com projeções do CMIP6, demonstrou robustez na previsão das condições futuras, com desempenho satisfatório segundo métricas estatísticas consagradas, como RMSE, MAE e R^2 .

As projeções hidrológicas indicam reduções expressivas das vazões nos períodos de seca, com valores mensais abaixo dos mínimos históricos nos cenários de emissões elevadas. No cenário SSP3-7.0, a maior redução mensal alcança 41,2% em setembro, enquanto no SSP5-8.5 alcança uma redução mensal de 52,5% em agosto, além disso, no cenário mais pessimista os impactos ocorrem de forma mais abrangente e persistente ao longo do ano, o que indica um provável comprometimento contínuo da operação da usina no futuro. Os impactos já têm se manifestado no presente, com interrupções operacionais nos dois últimos anos.

Além disso, a análise por percentis das variáveis climáticas revelou elevação das temperaturas médias e extremas, diminuição da umidade relativa e intensificação da escassez pluviométrica, fatores que amplificam o estresse hidroclimático e comprometem a recarga hídrica da bacia.

A investigação também demonstrou que os efeitos das mudanças climáticas poderão ser expressivos mesmo sob cenários intermediários (SSP2-4.5), o que indica apenas a estabilização das emissões não será suficiente para preservar os padrões hidrológicos atuais.

Os resultados obtidos corroboram com a análise realizada utilizando as projeções do AdaptaBrasil MCTI, onde a projeção futura dentro do cenário pessimista para 2050 prevê que a mudança climática reduzirá a capacidade de geração das usinas de energia hidrelétrica na região estudada.

Essa constatação reforça a necessidade de estratégias de adaptação resilientes. Enquanto o acionamento de termelétricas se mostra economicamente

oneroso e de alto impacto ambiental, a integração de fontes renováveis complementares, como a energia solar e a eólica, que apresentam expansão significativa e comportamento inversamente correlacionado à geração hidrelétrica, constitui alternativa crítica para assegurar a estabilidade do Sistema Interligado Nacional diante da variabilidade interanual.

Complementarmente, os resultados da estimativa da geração de energia elétrica com base na vazão afluente projetada evidenciaram impactos substanciais sobre a produção da UHE Santo Antônio, com tendência de declínio mais acentuado nos períodos secos sob os cenários SSP3-7.0 e, sobretudo, SSP5-8.5. A modelagem realizada apresentou excelente ajuste ($R^2 = 0,9558$), permitindo traduzir as reduções hidrológicas em perdas potenciais de geração. Embora o SSP3-7.0 apresente extremos mensais mais intensos, o SSP5-8.5 revelou a maior queda acumulada na geração anual, evidenciando maior recorrência e severidade dos déficits.

A análise detalhada dos déficits para o P50 e P70 projetados no cenário SSP5-8.5, evidenciou a necessidade de compensação significativa da geração hidrelétrica por meio de fontes renováveis não hídricas. Foi demonstrado ainda que os custos de compensação anual por meio da geração hidrelétrica seriam significativamente superiores aos observados para a geração solar e eólica. Enquanto a fonte hidráulica poderia superar R\$ 541 milhões anuais no longo prazo (P70), a eólica e a solar apresentaram valores bem mais competitivos, na ordem de R\$ 343,8 milhões e R\$ 334,3 milhões, respectivamente. Esses resultados reforçam a importância da diversificação da matriz elétrica e da expansão das fontes não hídricas, economicamente mais viáveis para suprir os déficits futuros e reduzir a vulnerabilidade do sistema.

Diante da criticidade dos cenários projetados, especialistas vêm destacando a necessidade de ações para mitigar os efeitos do prolongamento da estação seca e evitar a perda de resiliência da floresta amazônica. Nesse contexto, integrar modelagens preditivas aos processos decisórios torna-se essencial para antecipar colapsos operacionais e orientar investimentos estratégicos no setor energético.

Os resultados obtidos podem subsidiar processos de tomada de decisão no planejamento e na operação do setor elétrico, oferecendo suporte técnico para a formulação de políticas públicas e estratégias de adaptação. A abordagem metodológica adotada, baseada na integração de projeções climáticas do CMIP6 e

redes neurais LSTM, pode ser aplicada não apenas a outros aproveitamentos hidrelétricos e bacias hidrográficas, mas também adaptada para a análise da geração de energia solar e eólica, considerando os impactos das mudanças climáticas observados para essas fontes de energia. Outros trabalhos podem ser desenvolvidos no futuro, de modo a ampliar a compreensão dos impactos das mudanças climáticas para garantir a resiliência do sistema elétrico.

6. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

A pesquisa desenvolvida forneceu avanços significativos na compreensão das relações entre variáveis hidroclimáticas e a previsão de vazões afluentes na Bacia do Rio Madeira, especialmente frente aos cenários de mudanças climáticas. No entanto, como se trata de um campo em constante evolução, novas abordagens metodológicas e a incorporação de técnicas mais precisas podem ampliar a robustez e a aplicabilidade dos resultados. Assim, são apresentadas a seguir algumas sugestões para trabalhos futuros, que visam aprimorar a integração entre projeções climáticas, modelagem hidrológica e inteligência artificial, contribuindo para análises mais detalhadas e com maior valor preditivo no contexto da gestão de recursos hídricos e da geração hidrelétrica.

- **Ampliar o conjunto de variáveis hidroclimáticas**

Considerar variáveis adicionais, como evapotranspiração e escoamento superficial, para enriquecer a modelagem e obter previsões mais robustas da variabilidade hidroclimática.

- **Acoplar projeções climáticas em escala mais localizada**

Utilizar técnicas de regionalização, de forma a integrar projeções hidroclimáticas em maior detalhe espacial e temporal, capturando particularidades locais da Bacia do Rio Madeira.

- **Aplicar redes LSTM em conjunto com FCC e defasagens**

Explorar a integração entre o aprendizado de séries temporais pelas redes neurais LSTM e FCC, incorporando defasagens físicas ótimas entre as variáveis climáticas e hidrológicas, para aprimorar o desempenho preditivo do modelo.

- **Integrar modelos hidrodinâmicos com variáveis hidroclimáticas acopladas**

Desenvolver estudos que combinem projeções climáticas com modelos hidrodinâmicos, possibilitando a calibração e validação mais precisa das vazões afluentes, além de fornecer uma representação mais realista dos processos físicos da bacia.

REFERÊNCIAS

ABEEÓLICA, **Associação Brasileira De Energia Eólica**. Boletim anual: 2023. 2024. Disponível em: <https://abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2024/07/424_ABEEOLICA_BOLETIM-ANUAL-2024_DIGITAL_PT_V3.pdf> Acesso em: 18 set 2024.

ABSOLAR, Associação Brasileira De Energia Solar Fotovoltaica. *In: Energia solar é a 2ª maior fonte energética do país: Como ter em casa?*. [S. l.], 2023. Disponível em: <https://www.absolar.org.br/noticia/energia-solar-e-a-2a-maior-fonte-energetica-do-pais-como-ter-em-casa>. Acesso em: 7 maio 2024.

ADAPTABRASIL MCTI. **Documento teórico-metodológico para avaliação de risco climático no Setor Estratégico de Segurança Energética da plataforma AdaptaBrasil MCTI Versão 2.0.**, 2023.

ADAPTABRASIL MCTI. **Dados e Impactos**. 2024. Disponível em: <https://sistema.adaptabrasil.mcti.gov.br/>. Acesso em: 30 ago 2024.

ADAPTABRASIL MCTI. 2024. **Entendendo os cenários “Otimista” e “Pessimista” do AdaptaBrasil MCTI**. Disponível em:<https://adaptabrasil.mcti.gov.br/noticia/entendendo-os-cenarios-otimista-e-pessimista-do-adaptabrasil-mcti>. Acesso em: 02 jul 2024.

AGÊNCIA INFRA. **Usina Santo Antônio interrompe parcialmente operações devido à seca**. 4 set. 2024. Disponível em: <https://agenciainfra.com/blog/usina-santo-antonio-interrompe-parcialmente-operacoes-devido-a-seca/>. Acesso em: 10 jan 2025.

AHMED, M. A.; LI, S. S. Machine Learning Model for River Discharge Forecast: A Case Study of the Ottawa River in Canada. **Hydrology**, Basel, v. 11, n. 151, set. 2024. DOI: 10.3390/hydrology11090151.

ALMEIDA, R., FLEISCHMANN, A.S., BRÉDA, J., CARDOSO, D., ANGARITA, H., COLLISCHONN, W., FORSBERG, B., GARCÍA-VILLACORTA, R., HAMILTON, S., HANNAM, P., PAIVA, R., POFF, N., SETHI, S., SHI, Q., GOMES, C., FLECKER, A. Climate change may impair electricity Generation and economic viability of future Amazon hydropower, **Global Environmental Change**, Volume 71, 2021, 102383, ISSN 0959-3780, <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2021.102383>.

ALMEIDA, K. A. T. de; MELO, F. C. **Análise comparativa das técnicas de regressão para estimação da geração de energia solar**. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENERGIA SOLAR, 10., 2024, Natal. Anais... Natal: [s.n.], 2024.

ANA, AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Boletins de Acompanhamento da Bacia do Rio Madeira**. 27/08/2024. Disponível em:<https://www.gov.br/ana/pt-br/sala-de-situacao/rio-madeira/boletins/diario/boletim_05_madeira_publica-31-1.pdf/view>. Acesso em: 28 ago 24.

ANA, AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Impacto da Mudança Climática nos Recursos Hídricos no Brasil.** Brasília: ANA, 2024. Disponível em: <https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/api/records/31604c98-5bbe-4dc9-845d-998815607b33/attachments/Mudancas_Climaticas_25012024.pdf>. Acesso em: 01 jul 24.

ANA, AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Salas de Situação: rio Madeira.** 2018. Disponível em: <<https://www.gov.br/ana/pt-br/sala-de-situacao/rio-madeira/saiba-mais>>. Acesso em: 10 jun 24.

ANDRADE, P. R; OMETTO, J. P.H.B.; ALVES, L.M; ARCOVERDE, G.F.B.; TOLEDO, P.M. AdaptaBrasil MCTI: Uma plataforma para análise de impactos das mudanças climáticas no Brasil. **Computação Brasil.** Julho 2023. Acesso em: <https://journals-sol.sbc.org.br/index.php/comp-br/article/view/3910/2434>

ANEEL, Agência Nacional De Energia Elétrica. *In: Dicionário de Metadados do Conjunto de Dados Quantidade de Usinas Termelétricas por tipo.* [S. I.], 2022. Disponível em:<https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/usinas-termelétricas-por-tipo/resource/17cf2f0f-31b9-4744-8962-780d2312b0e2>. Acesso em: 24 abr. 2024.

ANEEL, Agência Nacional De Energia Elétrica. **Quantidade de empreendimentos de geração de energia em operação.** 2024. Disponível em:<<https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/empreendimentos-em-operacao>>. Acesso em: 10 dez 24.

ANEEL, Agência Nacional De Energia Elétrica. **Quantidade de usinas termelétricas por tipo.** 2025. Disponível em:<<https://dadosabertos.aneel.gov.br/dataset/usinas-termelétricas-por-tipo>>. Acesso em: 06 jun 2025.

ANWAR, H., KHAN, A.U., ULLAH, B. *et al.* Intercomparison of deep learning models in predicting streamflow patterns: insight from CMIP6. **Sci Rep** 14, 17468 (2024). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63989-7>

ARIAS, M. E.; FARINOSI, F.; LEE, E.; LIVINO, A.; BRISCOE, J.; MOORCROFT, P. Impacts of climate change and defore station on hydropower planning in the Brazilian Amazon. **Nat Sustain**, v. 3, n. 6, p. 430-436, 2020. DOI: 10.1038/s41893-020-0492-y.

ARTAXO, P. As três emergências que nossa sociedade enfrenta: saúde, biodiversidade e mudanças climáticas. **Estudos avançados**, [S. I.], v. 34, p. 53-66, 11 nov. 2020.

BANCO Mundial. **Cenários para o Desenvolvimento de Eólica Offshore no Brasil.** Banco Mundial, Washington, DC. Licença: Creative Commons Atribuição CC BY 3.0 IGO, 2024.

BEZERRA, F. D. Energia Solar. **Caderno Setorial ETENE**, Banco do Nordeste, ano 6, nº 174, julho 2021. Disponível em: https://www.bnrb.gov.br/s482-dspace/bitstream/123456789/834/1/2021_CDS_174.pdf. Acesso em: 15 maio 2024.

BOTTINO, M.J., NOBRE, P., GIAROLLA, E. *et al.* Amazon savannization and climate change are projected to increase dry season length and temperature extremes over Brazil. **Scientific Reports**, 5131 (2024). DOI: <https://doi.org.ez3.periodicos.capes.gov.br/10.1038/s41598-024-55176-5>.

BRANDÃO, João F. S.; CORREA, Francis Wagner Silva; GUEDES, Elloá B. **A Comparative Analysis of Artificial Neural Networks on River Level Forecasting for the Rio Madeira Basin**. In: ENCONTRO NACIONAL DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E COMPUTACIONAL (ENIAC), 20., 2023, Belo Horizonte/MG. Anais [...]. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2023. p. 141-155. ISSN 2763-9061. DOI: <https://doi.org/10.5753/eniac.2023.233855>.

BRASIL. **Lei nº 14.182, de 12 de julho de 2021**. Dispõe sobre a desestatização da empresa Centrais Elétricas Brasileiras S.A. (Eletrobras). Brasília, DF: Diário Oficial da União, 2021.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia (MME). Balanço Energético Nacional 2021: Relatório Síntese. Brasília: MME, 2022. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-675/topico-631/BEN_S%C3%ADntese_2022_PT.pdf>. Acesso em: 01 de ago. 2024.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente e Mudança do Clima. 2018. Convenção da ONU sobre Mudança do Clima: MMA, 2018. Disponível em: <<https://antigo.mma.gov.br/clima/convencao-das-nacoes-unidas/acordo-de-paris/itemlist/category/138-conven%C3%A7%C3%A3o-da-onu-sobre-mudan%C3%A7a-do-clima.html>>. Acesso em: 15 jun 2024.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente e Mudança do Clima. Atualização da Contribuição Nacionalmente Determinada (NDC) do Brasil ao Acordo de Paris. Brasília: MMA, 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/composicao/smc/ndc>. Acesso em: 01 fev. 2025.

BRASIL. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI). Relatório de Inventário Nacional de Emissões e Remoções Antrópicas de Gases de Efeito Estufa não Controlados pelo Protocolo de Montreal: Quinto Relatório Bienal de Atualização do Brasil à Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima – BTR5. Brasília: MCTI, 2024. Disponível em: https://www.gov.br/mcti/pt-br/acompanhe-o-mcti/sirene/publicacoes/relatorios-bienais-de-transparencia-btrs/Relatorio_delInventario_NacionalNIR_2024_PORT.pdf. Acesso em: 25 abr. 2025.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia (MME). Balanço Energético Nacional 2023: Relatório Síntese. Brasília: MME, 2024. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-819/topico-715/BEN_S%C3%ADntese_2024_PT.pdf>. Acesso em: 01 de set. 2024.

BRASIL. Ministério de Minas e Energia (MME). Balanço Energético Nacional 2025: Relatório Síntese. Brasília: MME, 2025. Disponível em: https://www.gov.br/mme/pt-br/assuntos/secretarias/sntep/publicacoes/balanco-energetico-nacional/ben-2025/relatorio-sintese/Sintese_BEN2025.pdf. Acesso em: 01 de jul 2025.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente e Mudança do Clima (MMA). Plano Clima. Brasília: MMA, 2025. Disponível em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/composicao/smc/plano-clima>. Acesso em: 20 jul. 2025.

BRASIL. Resolução da Agencia Nacional de Águas e Saneamento - **ANA nº 164, de 9 outubro de 2023**. Diário Oficial da União, 2023.

BRAZ, J. E. do V., BRAGA, E. M., RODRÍGUEZ, J. M. Utilização da energia solar como alternativa energética na Amazônia. **Revista Sodebras**, [S. l.], v. 11, n. 128, 22 ago. 2016. ISSN 1809-3957, p. 145-151.

CAMUFFO, D., BECHERINI, F., & DELLA VALLE, A. 2020. Relationship between selected percentiles and return periods of extreme events. **Acta Geophysica**, 68(3), 957–970. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11600-020-00452-x>.

CAREN, Marta; PAVLIĆ, Krešimir. Autocorrelation and Cross-Correlation Flow Analysis Along the Confluence of the Kupa and Sava Rivers. **Rudarsko Geolosko Naftni Zbornik**. 36. 67-77. 10.17794/rgn.2021.5.7, 2021.

CARVALHO, C. C. A. **Capacidade adaptativa a eventos extremos compostos na Paraíba**. Tese (Doutorado em Engenharia Civil e Ambiental). Universidade Federal de Campina Grande. Campina Grande – PB. 2023.

CARVALHO, C. **Construção de novas termelétricas consolida gás natural como fonte de energia complementar às renováveis**. O Globo, [s. l.], 2024. Disponível em: <https://oglobo.globo.com/economia/negocios/noticia/2024/02/21/construcao-de-novas-termeletricas-consolida-gas-natural-como-fonte-de-energia-complementar-as-renovaveis.ghtml>. Acesso em: 12 jun. 2024.

CARVALHO, D. M. **Geração Elétrica e Mudanças Climáticas: Avaliação Econômico-Financeira de Usinas Hidrelétricas a Fio D'Água no Rio Madeira**. Orientador: Prof. Dr. André Frossard Pereira de Lucena. 2019. 177 f. Dissertação de Mestrado (Planejamento Energético) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2019.

CASTILLA, L. R. C. **A transição energética e as premissas do cenário RCP8.5**: o “business as usual” é menos drástico do que parece. Orientador: Prof. Dr. Ricardo Abramovay. 2020. 88f. Dissertação de Mestrado (Ciência Ambiental) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2020.

CASTRO, S. M., DE ALMEIDA, J. R., & RODRIGUES, M. Valoração de dados ambientais da geração termelétrica: Usina de Santa Cruz/RJ. **Revista Internacional De Ciências**, 2(2), 41–51, 2012. DOI: <https://doi.org/10.12957/ric.2012.4938>.

CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA – CCEE. InfoLeilão nº 035 – 37º Leilão de Energia Nova (A-5). 2023. Disponível em: <https://www.ccee.org.br/documents/80415/919432/InfoLeilao_035_37_LEN_A-5.pdf>. Acesso em 10 jul 25.

CENTRO NACIONAL DE MONITORAMENTO E ALERTAS DE DESASTRES NATURAIS – CEMADEN. **Nota técnica nº 679/2024/SEI-CEMADEN:** Análise das secas no Brasil: diagnóstico e projeções futuras. Brasília: CEMADEN/MCTI, 2024. Elaborada a partir de solicitação do Departamento de Combate à Desertificação (DCDE), Ministério do Meio Ambiente e Mudança do Clima. Disponível em: gov.br/cemaden/pt-br/assuntos/noticias-cemaden/.../NotaTcnicaHistricodeSecasnoBrasilProjecoes_2024_CEMADEN_202411.pdf. Acesso em: 30 jan. 2025.

CHANDA, N; CHINTALACHERUVU, M. R; CHOUDHARY, A. K. Exploring climate change impacts on stream flow and hydro power potential: insights from a CMIP6 multi-GCM analysis. **Journal of Water and Climate Change** Vol 00 No 0, 1, 2024. doi: 10.2166/wcc.2024.150

CHO, K.; KIM, Y. Improving streamflow prediction in the WRF-Hydro model with LSTM networks. **Journal of Hydrology**, 605, 127297, 2022.

CHOLLET, F. **Deep Learning with Python** (Second Edition). Manning Publications Co, 2021.

CINTRA, A. L. B; YAMASHITA, B. D; REBELATTO, D. A. N. **Utilização de termelétrica: uma análise dos impactos ambientais e financeiros para o caso brasileiro**. XXI Simpósio Brasileiro de Engenharia de Produção, Bauru, SP 2014.

COPERNICUS CLIMATE CHANGE SERVICE (C3S). **Seven charts to discover the C3S Global Climate Highlights 2024 report**. Copernicus.eu, 2024. Disponível em: <https://climate.copernicus.eu/seven-charts-discover-c3s-global-climate-highlights-2024-report>. Acesso em: 2 mai. 2025.

COPERNICUS CLIMATE CHANGE SERVICE (C3S). **Copernicus confirms 2024 as first year to exceed 1.5 °C above pre-industrial levels**. Copernicus Climate Change Service – News, 2025. Disponível em: <https://climate.copernicus.eu/copernicus-2024-first-year-exceed-15degc-above-pre-industrial-level>. Acesso em: 10 mai 25.

CORRÊA, M; GALVANI, E. Correlação e variabilidade da precipitação e a vazão na Bacia Hidrográfica do Rio Piquiri – PR. 2018. **Geo UERJ**. E-ISSN 1981-9021. DOI: 10.12957/geouerj.2019.40945.

COSTA, H; SOARES, M. 2022. O segmento de distribuição de energia elétrica no Brasil: uma avaliação das crises hídricas enfrentadas em 2001 e 2021. **Conjecturas**. 22. 307-321. DOI: 10.53660/CONJ-676-719.

CRUZ, J. Q. **Seca histórica do rio Madeira paralisa operações em uma das maiores hidrelétricas do Brasil**. G1, [S. l.], 2 out. 2023. Disponível em: <https://g1.globo.com/ro/rondonia/noticia/2023/10/02/seca-historica-do-rio-madeira-paralisa-operacoes-em-uma-das-maiores-hidreletrica-do-brasil.ghtml>. Acesso em: 27 jun. 2024.

DAMASIO, K. Bacia do Madeira é a mais biodiversa da Amazônia – e uma das mais ameaçadas. **National Geographic Brasil**, [S. l.], 5 mai. 2022. Disponível em: <https://www.nationalgeographicbrasil.com/meio-ambiente/2022/04/bacia-do-madeira->

e-a-mais-biodiversa-da-amazonia-e-uma-das-mais-ameacadas. Acesso em: 27 jun. 2024.

DANABASOGLU, G., LAMARQUE, J.-F., BACMEISTER, J., BAILEY, D. A., DU VIVIER, A. K., EDWARDS, J., et al. The Community Earth System Model Version 2 (CESM2). *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 12, e2019MS001916, 2020. <https://doi.org/10.1029/2019MS001916>;

DANTAS *et al.* Future Changes in Temperature and Precipitation over Northeastern Brazil by CMIP6 Model. **Water**, 14, 4118. DOI: 10.3390/w14244118.

DENIĆ-JUKIĆ, Vesna; LOZIĆ, Ana; JUKIĆ, Damir. An application of correlation and spectral analysis in hydrological study of neighboring karst springs. *Water*, [S. l.], v. 12, n. 12, p. 3570, 19 dez. 2020. DOI: 10.3390/w12123570.

DESCOVI, C. S.; ZUFFO, A. C.; MOHAMMADIZADEH, S. M.; MURILLO-BERMÚDEZ, L. F.; SIERRA, D. A. Redes de memória de longo e curto prazo (LSTM) para predição de fluxo de rio na bacia do Pantanal Brasileiro1. *HOLOS*, Natal, v. 39, n. 5, e16315, 20232. DOI: 10.15628/holos.2023.16315112.

DIAS, LUANNA COSTA; FERNANDES, LINDEMBERG LIMA; LIRA, BRUNA ROBERTA PEREIRA; ISHIHARA, JUNIOR HIROYUKI; PESSOA, FRANCISCO CARLOS LIRA; SALES, LUÍS GUSTAVO DE LIMA. Análise da tendência de séries históricas de vazão na bacia hidrográfica do rio Amazonas. *Ingeniería Investigación y Tecnología*, v. 16, n. 1, p. 1–20, 2023. DOI: 10.22201/iingen.0718378xe.2023.16.1.82116.

DROLLETTE, D., Jr. (2025). Carlos Nobre on tipping points in the Amazon rainforest. **Bulletin of the Atomic Scientists**, 81(2), 97–100. <https://doi-org.ez3.periodicos.capes.gov.br/10.1080/00963402.2025.246443>

DUTTA, R; CHANDA, K; MAITY, R. Future of solar energy potential in a changing climate across the world: A CMIP6 multi-model ensemble analysis, **Renewable Energy**, Volume 188, 2022, Pages 819-829, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.02.023>.

ELETROBRAS, CENTRAIS ELÉTRICAS BRASILEIRAS. **Usina de Santo Antônio**. 2024. Disponível em < <https://www.furnas.com.br/subsecao/134/usina-de-santo-antonio?culture=pt>>. Acesso em: 25 jul. 2024.

ESNAOLA, G; ULAZIA, A; SÁENZ, J; IBARRA-BERASTEGI, G. Future changes of global Annual and Seasonal Wind-Energy Production in CMIP6 project ions considering air density variation, **Energy**, Volume 307, 2024, 132706, ISSN 0360-5442, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.132706>.

EYRING, V., BONY, S., MEEHL, G. A., SENIOR, C. A., STEVENS, B., STOUFFER, R. J., AND TAYLOR, K. E.: Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization, **Geosci. Model Dev.**, 9, 1937–1958, <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>, 2016.

FAN, M.; ZHANG, L.; LIU, S.; YANG, T.; LU, D. Investigation of hydrometeorological influences on reservoir releases using explainable machine learning methods. **Frontiers in Water**, v. 5, art. 1112970, 2023. DOI: 10.3389/frwa.2023.1112970

FARIAS, C. G. DE.; FONTGALLAND, I. L. 2022. Complexos energéticos: uma análise da nova composição das matrizes de energia do brasil e do mundo. **Revista Ibero-Americana De Humanidades, Ciências E Educação**, 8(1), 1421–1445. <https://doi.org/10.51891/rease.v8i1.3988>

FONTOLAN, M. R. **Modelos Climáticos ETA-HADGEM2-ES e ETA-MIROC5 no estudo de eventos extremos no estado de São Paulo**. Orientador: Dr. Gabriel Constantino Blain. 2019. 63 f. Dissertação de Mestrado (Agricultura Tropical e Subtropical) - Instituto Agronômico, Campinas - SP, 2019.

FORSTER, P., NAIK, V., STAMMER, D., CLEUGH, H., CALTABIANO, N., (Eds.). **A WCRP vision for accessible, use ful and reliable climate modeling systems: Report of the Future of Climate Modeling Workshop**, online. WCRP Publication 03/2023.

GLOBAL ENERGY MONITOR. **Rastreamento Global das Usinas de Carvão**. 2024. Disponível em: <<https://globalenergymonitor.org/wp-content/uploads/2024/04/Boom-Bust-Coal-2024-Portuguese.pdf>>. Acesso em: 01 de ago. 2024.

GORODETSKAYA, Y.; FONSECA, L. G; RIBEIRO, C. B. M. **Previsão de vazão de curto prazo utilizando redes neurais artificiais**. Estudo de caso: rio paraíba do sul. III SRHPS - Simpósio de Recursos Hídricos do Rio Paraíba do Sul. 2018. Juiz de Fora – MG.

GUEDES, R. V. de S. **Previsão de seca na bacia hidrográfica do açude epítacio pessoa com base em redes neurais artificiais**. 2011. 72 f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) - Universidade Federal de Campina Grande em cumprimento às exigências para a obtenção do grau de Mestre em Meteorologia. Campina Grande, 2011.

GUEDES, Vânia Figueiredo Coelho. **Modelo de redes neurais artificiais para previsão da altura de maré meteorológica em canais de acesso portuário: um estudo de caso no rio Pará**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Naval, Belém, 2023 223 f.: il. color.

GUPTA, C.; BHOWMIK, R. D. Application of a bivariate bias-correction approach to yield long-term attributes of Indian precipitation and temperature. **Frontiers in Climate**, v. 5, 1067960, maio 2023. DOI: 10.3389/fclim.2023.1067960.

HA, S; ZHOU, Z; IM, E; LEE, Y., Comparative assessment of future solar power potential base don CMIP5 and CMIP6 multi-model ensembles, **Renewable Energy**, Volume 206, 2023, Pages 324-335, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.02.039>.

HEWITT, H. T., COPSEY, D., CULVERWELL, I. D., HARRIS, C. M., HILL, R. S. R., KEEN, A. B., ... & WRIGHT, R. Design and implementation of the infrastructure of HadGEM3: the next generation Met Office climate modelling system. **Geoscientific Model Development**, 4(2), 223-253, 2011. DOI: <https://doi.org/10.5194/gmd-4-223-2011>.

HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J. Long short-term memory. **Neural Comput.** 1997, 9, 1735–1780.

HOPFIELD J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computation al abilities. **ProcNatl Acad Sci U S A**. 1982 Apr;79(8):2554-8. doi: 10.1073/pnas.79.8.2554.

IEMA, INSTITUTO DE ENERGIA E MEIO AMBIENTE. **2º Inventário de emissões em termelétricas: ano base 2021.** 2022b. Disponível em: <https://energiaeambiente.org.br/wp-content/uploads/2022/12/termeleticas_IEMA_2021.pdf>. Acesso em: 01 de mai. 2024.

IEMA, INSTITUTO DE ENERGIA E MEIO AMBIENTE. **3º Inventário de emissões em termelétricas: ano base 2022.** 2023. Disponível em: <<https://energiaeambiente.org.br/wp-content/uploads/2023/10/3-inventario-ute-iema-2023.pdf>>. Acesso em: 01 de mai. 2024.

IEMA, INSTITUTO DE ENERGIA E MEIO AMBIENTE. **4º Inventário de emissões em termelétricas: ano base 2023.** 2024. Disponível em: <<https://energiaeambiente.org.br/produto/4o-inventario-de-emissoes-atmosfericas-em-usinas-termeleticas>>. Acesso em: 10 jun. 2025.

IEMA, INSTITUTO DE ENERGIA E MEIO AMBIENTE. **Crise hídrica, termelétricas e renováveis: considerações sobre o planejamento energético e seus impactos ambientais e climáticos.** 2021. Disponível em: <<https://energiaeambiente.org.br/produto/crise-hidrica-termeleticas-e-renovaveis>>. Acesso em: 01 de mai. 2024.

INSTITUTO Escolhas. Relatório Desestatização da Eletrobras: impactos no planejamento do setor elétrico. São Paulo, 2021. Disponível em: <https://www.escolhas.org/wp-content/uploads/Relatorio_Final_Eletrobras.pdf>. Acesso em: 25 de jun. 2024.

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

IPCC, 2022: Climate Change 2022: **Impacts, Adaptation, and Vulnerability**. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the

Intergovernmental Panel on Climate Change [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, M. Tignor, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Löschke, V. Möller, A. Okem, B. Rama (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA, 3056 pp., doi: 10.1017/97810093258441.

IPCC, 2023: Summary for Policymakers. In: Climate Change 2023: **Synthesis Report**. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, pp. 1-34, doi: 10.59327/IPCC/AR6-9789291691647.001.

ISHFAQUE, M.; DAI, Q.; HAQ, N.U.; JADOON, K.; SHAHZAD, S.M.; JANJUHAAH, H.T. **Use of Recurrent Neural Network with Long Short-Term Memory for Seepage Prediction at Tarbela Dam, KP, Pakistan.** *Energies* 2022, 15, 3123. <https://doi.org/10.3390/en15093123>

JUNG, C; SCHINDLER, D. A review of recent studies on wind resource projection under climate change, **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, Volume 165, 2022, 112596, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112596>.

KARTAL, V. Machine learning-based streamflow forecasting using CMIP6 scenarios: Assessing performance and improving hydrological projections and climate change. **Hydrological Processes**, v. 38, n. 6, e15204, 2024. DOI: 10.1002/hyp.15204.

KHASHEI, M; BIJARI, M. Hybridization of the probabilistic neural networks with feed-forward neural networks for forecasting. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 25, p. 1277-1288, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2012.01.019>. Acesso em: 14 mai. 2024.

KHIN, M. **Cost estimation tool for siting low-head hydropower dams**: a thesis in Civil and Environmental Engineering. 2022. 64 f. Tese (Mestrado em Engenharia Civil e Ambiental) – College of Engineering, University of Massachusetts Dartmouth, Dartmouth, 2022. Disponível em: <https://repository.lib.umassd.edu/esploro/outputs/graduate/Cost-estimation-tool-for-siting-low-head/9914424904401301/filesAndLinks?index=0>. Acesso em: 17 jul. 2025.

KHORAMABADIA; MORADINIA, 2024. The prediction of precipitation changes in the Aji-Chay water shed using CMIP6 models and the wavelet neural network. **Journal of Water and Climate Change** Vol 15 No 5, 2141 DOI: 10.2166/wcc.2024.607

KOBERLE *et al.*, **Adaptação às mudanças climáticas no Brasil: cenários e alternativas. Produto 01 – Cenários de Referência para o Setor Energético.** Universidade Federal do Rio de Janeiro. Nov 2014. Disponível em: <https://www.oc.eco.br/wp-content/uploads/2024/05/Energia-Produto-01.pdf>. Acesso em: 20 jun. 2024.

LAMICHHANE, M.; PHUYAL, S.; MAHATO, R.; SHRESTHA, A.; PUDASAINI, U.; LAMA, S. D.; CHAPAGAIN, A. R.; MEHAN, S.; NEUPANE, D. Assessing climate change impacts on streamflow and baseflow in the Karnali River Basin, Nepal: A

CMIP6 multi-model ensemble approach using SWAT and web-based hydrograph analysis tool. **Sustainability**, v. 16, n. 8, p. 3262, 2024. DOI: 10.3390/su16083262.

LEANDRO, J. C. **Aplicação de redes neurais LSTM para previsão de séries temporais financeiras**. 2021. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia de Computação) – Faculdade de Ciências Exatas e Tecnologias, Universidade Federal da Grande Dourados, Dourados, MS, 2021.

LIMA, A. L. F. *et al.* Proposta para sustentabilidade energética em Rondônia. **Revista Ft**, [s. l.], v. 27, ed. 127, 5 nov. 2023. DOI 10.5281/zenodo.10072878. Disponível em: <https://revistaft.com.br/proposta-para-sustentabilidade-energetica-em-rondonia/>. Acesso em: 20 jun. 2024.

LIMA, E. C., SANTOS, I. A., MOIZINHO, L. C. S. 2018. Energia eólica no Brasil: oportunidades e limitações para o desenvolvimento sustentável. **Revista Estudo & Debate**, Lajeado, v. 25, n. 1, 2018. ISSN 1983-036X DOI: <http://dx.doi.org/10.22410/issn.1983-036X.v25i1a2018.1641>.

LIMA, M. T. da S. L.; SOUZA, M. C. Discorrendo sobre uso das termelétricas no Brasil. **Revista Ciência e Natura**, v. 37 Ed. Especial UFVJM, 2014, p. 17–23.

MACHADO, N. **G7 indica fim do carvão até 2035**: – mas deixa uma brecha. Agência EPBR, 30 abr. 2024. Disponível em: <https://epbr.com.br/g7-indica-fim-do-carvao-ate-2035-mas-deixa-uma-brecha/>. Acesso em: 20 jul. 2024.

MAHER, N., MILINSKI, S., SUAREZ-GUTIERREZ, L., BOTZET, M., DOBRYNIN, M., KORNBLUEH, L., *et al.* (2019). The Max Planck Institute Grand Ensemble: Enabling the exploration of climate system variability. **Journal of Advances in Modeling Earth Systems**, 11, 2050–2069. <https://doi.org/10.1029/2019MS001639>.

MARENGO, J. A. O futuro clima do Brasil. **Revista USP**, São Paulo, Brasil, n. 103, p. 25–32, 2014. DOI: 10.11606/issn.2316-9036.v0i103p25-32. Disponível em: <https://revistas.usp.br/revusp/article/view/99280>. Acesso em: 1 ago. 2024.

MARENGO, J., CUNHA, A., ESPINOZA, J., FU, R., SCHÖNGART, J., JIMENEZ, J., COSTA, M., RIBEIRO, J., Wongchuig, S. and Zhao, S. (2024) The Drought of Amazonia in 2023-2024. **American Journal of Climate Change**, 13, 567-597. doi: 10.4236/ajcc.2024.133026.

SIQUEIRA, M. *et al* (2024). Índices climáticos extremos de precipitação pluvial e temperatura do ar na região do MATOPIBA-Brasil. **Revista Brasileira de Geografia Física**. 17. 446-464. DOI: 10.26848/rbgf.v17.1.p446-464.

MARINHO, A. L.G, *et al.*, 2023. A questão energética na Amazônica: estudo sobre a posição e atuação de atores transnacionais na região. **Conexões Internacionais**, 4(1). Disponível em: <https://portalrevistas.ucb.br/index.php/ci/article/view/14823>. Acesso em: 8 abr. 2024.

MARTINEZ, A; IGLESIAS, G. Climate change impacts on wind energy resources in North America based on the CMIP6 projections, **Science of The Total Environment**,

Volume 806, Part 2, 2022, 150580, ISSN 0048-9697, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.150580>.

MARTINEZ, A; IGLESIAS, G. Global wind energy resources decline under climate change. Volume 288, 2024, 129765, ISSN 0360-5442, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.129765>.

MARTINEZ, A; IGLESIAS, G. Wind resource evolution in Europe under different scenarios of climate change characterised by the novel Shared Socioeconomic Pathways, **Energy Conversion and Management**, Volume 234, 2021, 113961. ISSN 0196-8904, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.113961>.

MAURITSEN, T., BADER, J., BECKER, T., BEHRENS, J., BITTNER, M., BROKOPF, R., et al.(2019). Developments in the MPI-M Earth System Model version1.2 (MPI-ESM1.2) and its response to increasing CO₂. **Journal of Advances in Modeling Earth Systems**,11,998–1038. <https://doi.org/10.1029/2018MS001400>.

MBASSO, W.F., MOLU, R.J.J., HARRISON, A. et al. Hybrid modeling approach for precise estimation of energy production and consumption based on temperature variations. **Sci Rep** 14, 24422 (2024). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75244-0>.

MCCARTHY, M. J.; GOMEZ-VELEZ, J. D.; HUGHES, D.; MEADE, S. Monitoring and modeling hydrologic conditions in Ukraine for hydropower generation. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 60, art. 102518, jun. 2025. DOI: [10.1016/j.ejrh.2025.102518](https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2025.102518).

MCCULLOCH, W.S., PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5, 115–133 (1943). <https://doi.org/10.1007/BF02478259>.

MENDES et al. O crescimento da geração distribuída no contexto da crise hidroenergética na região Sudeste do Brasil: aspectos ambientais e socioeconômicos. **Vértices** (Campos dos Goitacazes), vol. 22, núm. 3, 2020. Disponível em: <https://www.redalyc.org/journal/6257/625766364009/html/>. Acesso em: 14 mai. 2024.

MENDES, L; STHEL, M. 2017. Thermoelectric Power Plant for Compensation of Hydrological Cycle Change: Environmental Impacts in Brazil. **Case Studies in the Environment**. 1. DOI: [10.1525/cse.2017.000471](https://doi.org/10.1525/cse.2017.000471).

MIGUEL, J. V. P. **Avaliação da geração de energia elétrica no Brasil em condições de escassez de recursos eólicos e hídricos.** Orientador: Ildo Luís Sauer. 2021. Tese (Doutorado em Energia) - Instituto de Energia e Ambiente, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2021. doi:[10.11606/T.106.2021.tde-04082021-150221](https://doi.org/10.11606/T.106.2021.tde-04082021-150221).

MILLÉO, C. **Emprego de redes neurais artificiais na previsão climática de temperatura e precipitação no estado do Paraná.** Orientador: Ricardo Carvalho de Almeida. 2020. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) – Universidade Federal do Paraná, Paraná, 2020.

MINSKY, M; PAPERT, S. *Perceptrons*, 1969. Cambridge, MA: MIT Press, Introduction, pp. 1-20, and p. 73 (figure 5.1)", **Neurocomputing**, Volume 1: Foundations of Research. doi: <https://doi.org/10.7551/mitpress/4943.003.0015>.

MOBERG, A. *et al.* Indices for daily temperature and precipitation extremes in Europe analyzed for the period 1901–2000. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 111, n. D22, p. 1–16, 2006. DOI: 10.1029/2006JD007103. Disponível em: <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1029/2006JD007103>. Acesso em: 7 jul. 2025.

MORAIS JUNIOR, H. DE S, CAVALCANTE, R. L, GALHARDO, M. A. B & MACEDO, W. N. 2012. Aplicação de energia solar fotovoltaica – um estudo de caso na região Amazônica. **REVISTA GEONORTE**, 3(5), 1303–1309. Recuperado de [/www.periodicos.ufam.edu.br/index.php/revista-geonorte/article/view/2189](http://www.periodicos.ufam.edu.br/index.php/revista-geonorte/article/view/2189).

MORIASI, D. N., *et al.* (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. **Transactions of the ASABE**, 50(3), 885–900.

MOROSINI, L. Mudanças climáticas: estado de calamidade. **Revista Radis**. 2024. Disponível em: <<https://radis.ensp.fiocruz.br/reportagem/mudancas-climaticas/estado-de-calamidade>>. Acesso em: 16 de maio de 2024.

NIU, J; QIN, W; WANG, L; ZHANG, M; WU, J; ZHANG, Y. Climate change impact on photovoltaic power potential in China based on CMIP6 models, *Science of The Total Environment*, Volume 858, Part 1, 2023, 159776, ISSN 0048-9697, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159776>.

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.: The Scenario Model Intercomparison Project (Scenario MIP) for CMIP6, **Geosci. Model Dev.**, 9, 3461–3482, <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3461-2016>, 2016.

O'NEILL, B., KRIEGLER, E., RIAHI, K., MOEHRLEN, M., FUGLESTVEDT, E., VAN VUUREN, D., ... & NAKICENOVIC, N. (2016). Shared socioeconomic pathways for integrated climate changes scenarios. **Global Environmental Change**, 40, 30-40. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921344920301853>.

OMM, ORGANIZAÇÃO METEOROLÓGICA MUNDIAL. State of the Global Climate 2024. Geneva: WMO, 2025. 68 p. (WMO-No. 1368). Disponível em: https://library.wmo.int/viewer/69455/download?file=WMO-1368-2024_en.pdf&type=pdf&navigator=1. Acesso em: 25 jun. 2025.

OMM, ORGANIZAÇÃO METEOROLÓGICA MUNDIAL. WMO confirms 2024 as warmest year on record at about 1.55 °C above pre-industrial level. Media centre – press release, 10 Jan. 2025. Disponível em: <https://wmo.int/news/media-centre/wmo-confirms-2024-warmest-year-record-about-155degc-above-pre-industrial-level>. Acesso em: 25 jun. 2025.

ONS, OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. 2024. **Histórico da operação: dados de geração de energia.** Disponível em: <https://www.ons.org.br/Paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/geracao_energia.aspx>. Acesso em: 15 jul 2024.

ONS, OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. 2025. **Geração por usina em base horária.** Disponível em: <<https://dados.ons.org.br/dataset/geracao-usina-2>>. Acesso em: 01 abr 2025.

ONU, ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. 2022. **COP27: o que você precisa saber sobre a Conferência do Clima da ONU.** Disponível em: <<https://brasil.un.org/pt-br/205789-cop27-o-que-voc%C3%A3o-precisa-saber-sobre-confer%C3%A3ncia-do-clima-da-onu>>. Acesso em: 05 de junho de 2023.

PASSOS, M. L. G.; RIBEIRO, C. B. M.; PROCÓPIO, A. S.; ANDRADE, M. P. Future streamflow trends in a watershed located in the Atlantic Forest biome in the mountainous region of Rio de Janeiro – Brazil. **Revista de Gestão de Água da América Latina**, v. 21, e22, 2024. <https://doi.org/10.21168/rega.v21e22>.

PARSONS, L. A. Implications of CMIP6 Projected Drying Trends for 21st Century Amazonian Drought Risk. **Earth's Future**, [s.l.], v. 8, e2020EF001608, set. 2020. DOI: 10.1029/2020EF001608.

PEÑA-CLAROS, M.; NOBRE, C. Saving the Amazon requires collective action. **Science**, v. 381, n. 6656, p. 448, 2023. DOI: 10.1126/science.adk2036.

PEREIRA, E. B.; MARTINS, F. R.; GONÇALVES, A. R.; COSTA, R. S.; LIMA, F. L.; RÜTHER, R.; ABREU, S. L.; TIEPOLO, G. M.; PEREIRA, S. V.; SOUZA, J. G. **Atlas brasileiro de energia solar.** 2.ed. São José dos Campos: INPE, 2017. 80p. Disponível em: <http://doi.org/10.34024/978851700089>.

PEREIRA, E. B; MARTINS F. R; PES, M. P; SEGUNDO, E. I. C; LYRA, A. A. The impacts of global climate changes on the wind power density in Brazil, **Renewable Energy**, Volume 49, 2013, Pages 107-110, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2012.01.053>.

PEREIRA, M. de A. **Impactos das mudanças climáticas sobre os recursos de energia eólica na América do Sul a partir das projeções climáticas do CMIP6.** Orientador: Prof. Dr. David Mendes. 2023. 104 f. Dissertação de Mestrado (Ciências Climáticas) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal - RN, 2023.

PIMENTEL, C. C., DOS SANTOS, J. A. A., SANDMANN, A., SANDMANN, A. F. M. T., HALLAL, R., HELLMANN, L., PEREIRA, E., DE LIMA, V. L. A., PORTOLAN, M. R., DA SILVA, F. P., TONES, A. R. M., & GUIMARÃES, J. R. (2023). Previsão de geração de energia hidráulica no Brasil: um estudo de caso usando redes neurais artificiais e regressão linear. **Caderno Pedagógico**, 20(10), 4568–4582. <https://doi.org/10.54033/cadpedv20n10-014>

PIRES DO RIO, G. A. P, COELHO, M. C. N. C, WANDERLEY, L. J. Rio Madeira: fronteiras, redes, rotas e regiões. **Novos Cadernos NAEA**, [S.I.], v. 18, n. 2, dez. 2015. ISSN 2179-7536. doi: <http://dx.doi.org/10.5801/ncn.v18i2.1991>.

PIRES, J.C.L. O processo de reformas do setor elétrico brasileiro. **Revista do BNDES**, Rio de Janeiro, v. 6, n. 12, p. [137] -167, dez. 1999.

POSAVEC, Kristijan; ŠKUDAR, Silvestar. Korelacijsko, regresijsko i kros-korelacijsko modeliranje vremenskih nizova podataka u hidrogeologiji [i, 239]. In: **MATEMATIČKE METODE I NAZIVLJE U GEOLOGIJI**, 2016, Zagreb. Matematičke metode i nazivlje u geologiji 2016: zbornik recenziranih radova i sažetaka. Zagreb: Rudarsko-geološko-naftni fakultet, 2016. p. 239-319.

PRYOR & BARTHELMIE, 2010. **Climate change impacts on wind energy: A review**, 2010.

QUEIROZ, M. S de; ALVES, N de S. Aplicação de diferentes fórmulas de tempo de concentração para uma bacia hidrográfica urbana. **Revista Tocantinense de Geografia**, [S. I.], v. 9, n. 18, p. 219–231, 2020. DOI: 10.20873/rtg.v9n18p219-231. Disponível em: <https://periodicos.ufnt.edu.br/index.php/geografia/article/view/9526>. Acesso em: 26 abr. 2025.

RAJAKARUNA, P.; GHOSH, S.; HOLMATOV, B. Analysis of Rainfall Variability and Water Extent of Selected Hydropower Reservoir Using Google Earth Engine (GEE): A Case Study from Two Tropical Countries, Sri Lanka and Vietnam. **International Water Management Institute**, 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.05682>

ROSA, C. de O.C.S. **Estudo de complementaridade entre as energias hidrelétrica, eólica e fotovoltaica nas regiões Sudeste e Centro-Oeste. Dissertação** (Mestre em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia). Universidade Federal Fluminense. Volta Redonda - RJ. 2019.

ROSENBLATT, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological Review**, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>

RUDKE, A. P et al. Dinâmica da conversão de floresta e tendencias climáticas na Bacia do Rio Madeira. **Revista Ciência Florestal. Santa Maria**, v 32, n4, p.2007-2034. Out/dez.2022.

RUMELHART, D.E; MCCLELLAND, J.L. 1986. **Parallel Distributed Processing, Explorations in the Microstructure of Cognition I and II**. MIT Press, Cambridge. <https://doi.org/10.7551/mitpress/5236.001.0001>

SANTO ANTÔNIO ENERGIA, 2022. Saiba Mais Rio Madeira. Disponível em: https://santoantonioenergia.com.br/wp-content/uploads/2022/08/02_rio_madeira.pdf. Acesso em: 15 de jul. 2024.

SCHAFFER, R. A.S. SZKLO, DE LUCENA, B.S.M.C. BORBA, L.P.P. NOGUEIRA, F.P. FLEMING M.S. Boulahya Energy sector vulnerability to climate change: **A review** *Energy*, 38 (1) (2012), pp. 1-12.

SEKER. M; GUMUS, V. 2022. **Projection of temperature and precipitation in the Mediterranean region throughmulti-model ensemble from CMIP6**. Volume 280, 15. Atmospheric Research December 2022, 106440.

SELAND, Ø., BENTSEN, M., OLIVIÉ, D., TONIAZZO, T., GJERMUNDSEN, A., GRAFF, L. S., DEBERNARD, J. B., GUPTA, A. K., HE, Y.-C., KIRKEVÅG, A., SCHWINGER, J., TJIPUTRA, J., AAS, K. S., BETHKE, I., FAN, Y., GRIESFELLER, J., GRINI, A., GUO, C., ILICAK, M., KARSET, I. H. H., LANDGREN, O., LIAKKA, J., MOSEID, K. O., NUMMELIN, A., SPENSBERGER, C., TANG, H., ZHANG, Z., HEINZE, C., IVERSEN, T., AND SCHULZ, M.: Overview ofthe Norwegian Earth System Model (NorESM2) andkeyclimate response of CMIP6 DECK, historical, andscenariosimulations, **Geosci. Model Dev.**, 13, 6165–6200, <https://doi.org/10.5194/gmd-13-6165-2020>, 2020.

SHIOGAMA, H., FUJIMORI, S., HASEGAWA, T. *et al.* Important distinctiveness of SSP3–7.0 for use in impact assessments. **Nat. Clim. Chang.** 13, 1276–1278 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41558-023-01883-2>.

SILVA DIAS, M. A. F. Eventos climáticos extremos. **Revista USP**, v. 103, p. 33-40, 2014. Acesso em: 17 jul. 2024.

SILVA JUNIOR, D. SANTOS, W; LOPES, R; RIBEIRO, E; SANTOS, W. Economia de energia elétrica com aplicações sustentáveis frente a uma recessão de geração de eletricidade em meio a uma crise hidro energética no Brasil. **Research, Society and Development**. 12. e10012139638. 10.33448/rsd-v12i1.39638.

SOARES, W. **Cenários de Mudanças Climáticas**. 2021. Disponível em: <https://impactoclima.ufes.br/sites/impactoclima.ufes.br/files/field/anexo/cenarios_de_mudancas_climaticas_rcp_ssp_0.pdf>. Acesso em: 15 de julho de 2024.

SOUSA, W. S.; SOUSA, F. A. S. Rede neural artificial aplicada à previsão de vazão da Bacia Hidrográfica do Rio Piancó. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. v.14, n.2, p.173–180, 2010. Campina Grande, PB.

SOUZA, Cristiano. Abordagem para detecção e prevenção de intrusão em computação de nevoeiro e IoT. Presentation. Universidade Federal de Santa Catarina. 2020.

TATEBE H. *et al.* Description and basic evaluation of simulated mean state, internal variability, and climate sensitivity in MIROC6. **Geoscientific Model Development**, v. 12, n. 7, p. 2727–2765, 2019. DOI: <https://doi.org/10.5194/gmd-12-2727-2019>.

TAYLOR, K. E., STOUFFER, R. J., & MEEHL, G. A. (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(4), 485-498. Disponível em: <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00094.1>.

THOMSON, A. M.; CALVIN, K. V.; SMITH, S. J.; KYLE, G. P.; VOLKE, A.; PATEL, P. L.; DELGADO-ARIAS, S.; BOND-LAMBERTY, B.; WISE, M. A.; CLARKE, L. E.; EDMONDS, J. A. RCP4.5: a pathway for stabilization radiative forcing by 2100. *Climatic Change*, v. 109, n. 1-2, p. 77-94, 2011.

TOSADO, G; OEHLERKING, A; MASSIE, A; DANIEL, J. **How Uneconomic Coal Plants Hurt our Health — and Drive Up Healthcare Costs.** Rocky Mountain Institute (RMI), 8 jan. 2025. Disponível em: <https://rmi.org/how-uneconomic-coal-plants-are-taking-a-toll-on-our-health/>. Acesso em: 10 jul. 2025.

TRIBUNAL de Contas de Rondônia – TCE-RO. 2024. **Rondônia: do ciclo da borracha e ouro para destaque nacional na geração de energia.** 23 de janeiro de 2024. Disponível em: <<https://tcero.tc.br/2024/01/23/rondonia-do-ciclo-da-borracha-e-ouro-para-destaque-nacional-na-geracao-de-energia/#>>. Acesso em: 01 de julho de 2024.

TUDAJI, M; NAN, Y; TIAN, F. Assessing the value of high-resolution rainfall and streamflow data for hydrological modeling: an analysis based on 63 catchments in southeast China. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, v. 29, p. 1919-1937, 2025. DOI: 10.5194/hess-29-1919-2025.

VAN VLIET MICHELLE T.H., WIBERG, DAVID, LEDUC, SYLVAIN, RIAHI, KEYWAN, 2016. Power-generation system vulnerability and adaptation to changes in climate and water resources. *Nat. Clim. Change* 6 (4), 375–380.

VAN VUUREN, D. P.; STEHFEST, E.; DEN ELZEN, M. G. J.; KRAM, T.; VAN VLIET, J.; DEETMAN, S.; ISAAC, M.; GOLDEWIJK, K. K.; HOF, A.; BELTRAN, A. M.; OOSTENRIJK, R.; VAN RUIJVEN, B. RCP2.6: Exploring the Possibility to Keep Global Mean Temperature Increase Below 2°C. *Climatic Change*, v. 109, n. 1-2, p. 95-116, 2011.

VASCONCELOS, Yuri. Sob o risco de escassez. Revista Pesquisa Fapes. Edição 310. Dez 2021. Disponível em: <<https://revistapesquisa.fapesp.br/sob-o-risco-da-escassez/>>. Acesso em: 3 de maio de 2024.

VRAC, M., THAO, S., & YIOU, P. (2023). Changes in temperature–precipitation correlations over Europe: are climate models reliable? *Climate Dynamics*, 60(5-6), 2713–2733. <https://doi.org/10.1007/s00382-022-06436-5>

WILD, M; FOLINI, D; HENSCHEL, F; FISCHER, N; MULLER, B. Projections of long-term changes in solar radiation based on CMIP5 climate models and their influence on energy yields of photovoltaic systems. 2015; Elsevier BV; Volume: 116; Linguagem: Inglês 10.1016/j.solener.2015.03.039 ISSN.

WORLD Climate Research Programme - **WCRP 2020.** WCRP History. 2020. Disponível em: <<https://www.wcrp-climate.org/about-wcrp/about-history>>. Acesso em: 15 de julho de 2024.

XAVIER, G. A., OLIVEIRA FILHO, D., SANT'ANNA, V. R.S., COSTA, J.M., ALTOÉ, L. **Geração distribuída ou centralizada: estudo de caso de microgeração**

fotovoltaica versus usina termelétrica no nordeste do Brasil. Congresso Brasileiro de Energia Solar – Recife, 31 a 03 de abril de 2014.

YILMAZ, B.; ARAS, E.; NACAR, S. A CMIP6-ensemble-based evaluation of precipitation and temperature projections. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 155, n. 8, p. 7377–7401, 2024. DOI: 10.1007/s00704-024-05066-7.

YUAN, J., QIYAN, L., SISI, C., HUAN, Z., XIN, X., ZIYI, C., JINTAO, Z., TIAHENG, M., HUA, M., ZHANG, R. Influence of global warming and urbanization on regional climate of megacity: A case study of Chengdu, China. **Urban Climate**, vol. 44, 2022, article 101227. ISSN 2212-0955. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2022.101227>

ZHOU, T. *et al.* The FGOALS climate system model as a modeling tool for supporting climate sciences: An overview. **Earth and Planetary Physics**. 2. 276-291. DOI: 10.26464/epp2018026.

ZULUAGA, C. F; AVILA-DIAZ, A; JUSTINO, F. B; MARTINS, F. R; CERON, W. L. The climate change perspective of photovoltaic power potential in Brazil, **Renewable Energy**, Volume 193, 2022, Pages 1019-1031, ISSN 0960-1481, <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.05.029>.