

UFPA

PPGEC

**Universidade Federal
do Pará**



Josias da Silva Cruz

**INFLUÊNCIA DAS MUDANÇAS
CLIMÁTICAS E DE USO E COBERTURA DA
TERRA (LULC) NAS VAZÕES E NO
POTENCIAL HIDROELÉTRICO DA AMAZÔNIA**

TESE DE DOUTORADO

Instituto de Tecnologia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

Tese orientada pelo Prof. Claudio José Cavalcante Blanco, Ph.D.

Belém – Pará – Brasil

2023

Josias da Silva Cruz

**INFLUÊNCIA DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DE USO E
COBERTURA DA TERRA (LULC) NAS VAZÕES E NO POTENCIAL
HIDROELÉTRICO DA AMAZÔNIA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Civil da Universidade Federal do Pará,
para obtenção do Título de Doutor em Engenharia Civil,
na área de Concentração: Engenharia Hídrica

Orientador: Claudio José Cavalcante Blanco, Ph.D.

Belém – Pará – Brasil

2023

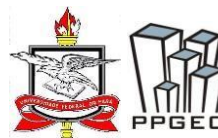
Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C955i Cruz, Josias da Silva.
Influência das mudanças climáticas e de uso e cobertura da
terra (LULC) nas vazões e no potencial hidroelétrico da Amazônia
/ Josias da Silva Cruz. — 2023.
166 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Claudio José Cavalcante Blanco
Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de
Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil,
Belém, 2023.

1. Runoff. 2. CHIRPS. 3. CMIP6. 4. Google Earth Engine.
5. Random Forest. I. Título.

CDD 624



INFLUÊNCIA DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DE USO E COBERTURA DA TERRA (LULC) NAS VAZÕES E NO POTENCIAL HIDROELÉTRICO DA AMAZÔNIA

AUTOR:

JOSIAS DA SILVA CRUZ

TESE 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 DOUTOR EM ENGENHARIA CIVIL NA ÁREA DE RECURSOS HÍDRICOS E SANEAMENTO AMBIENTAL.

APROVADO EM: 25 / 08 / 2023.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Claudio José Cavalcante Blanco, Ph.D.
Orientador (UFPA)

Prof. Dr. Antônio César Pinho Brasil Junior
Membro Externo (UnB)

Prof. Dr. José Francisco de Oliveira Júnior
Membro Externo (UFAL)

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

Prof. Dr. Nélcio Moura de Figueiredo
Membro Interno (UFPA)

Visto:

Prof. Dr. Marcelo de Souza Picança
Coordenador do PPGEC / ITEC / UFPA

Dedico este trabalho a minha mãe Francisca, ao meu Pai José (in memoriam) e minha querida esposa Lane, com todo amor e gratidão, por todo esforço e dedicação para comigo.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por me fazer acreditar que tudo é possível. Assim, esta etapa da minha vida chega ao término conforme sua vontade.

A minha mãe, Francisca Cruz, pelo apoio e amor incondicional desde a infância até os dias atuais. Ao meu Pai, José Cruz (in memoriam), que me ensinou o valor do conhecimento, da honestidade e humildade.

A minha esposa Lane, e as minhas filhas Jeniffer e Jessica que sempre me deram apoio e nunca me deixaram desistir, estando a meu lado em todos os momentos.

Aos meus irmãos, Carlos, Silvio e Israel Cruz e à minha querida irmã Sue-ann Cruz companheiros de infância que me carregaram no colo e muitas das vezes me levaram à escola.

A toda a minha família, em especial à minha sobrinha Franciane Cruz, que sempre me incentivou à carreira acadêmica.

Ao professor Claudio José Cavalcante Blanco, por ter me dado a oportunidade de realizar um trabalho desafiador, por sua motivação, compartilhamento de conhecimento, pela confiança, respeito e amizade. A sua dedicação com a formação de pessoas e com a pesquisa são inspiradoras.

Aos professores Antônio César Pinho Brasil, Nélcio Moura de Figueiredo e Francisco Carlos Lira Pessoa pela contribuição e direcionamento ao estudo durante a qualificação.

Aos amigos que conheci no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil (PPGEC) da UFPA, em especial Eduardo Aguiar, Evanice Gomes, Laila Rover, Vanessa Santos, Cindy Torres, Mayke Progênio, Igor Coelho, Amanda Soares, Karla Lobato, Ruan Sobral, Leonardo Melo, Bosco Brito, Adry Kleber e Patrícia Holanda.

A minha amiga Sanny Assis, secretária do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. Seu suporte é imprescindível, principalmente pela sua gentileza para com todos.

A CAPES pela concessão da bolsa de estudo durante o mestrado e ao CNPq pela bolsa de doutorado (Processo 142226/2019-0).

A todos que não foram citados, mas que também contribuíram direta e indiretamente para que eu concluísse o Doutorado. Obrigado!

“Ai daqueles e daquelas, entre nós, que pararem com a sua capacidade de sonhar, de inventar a sua coragem de denunciar e de anunciar. Ai daqueles e daquelas que, em lugar de visitar de vez em quando o amanhã, o futuro, pelo profundo engajamento com o hoje, com o aqui e com o agora, ai daqueles que em lugar desta constante viagem ao amanhã, se atrelem a um passado de exploração e de rotina.”

Paulo Freire

RESUMO

O parâmetro hidrológico Número de Curva (CN30) foi projetado até 2049 em uma grade de resolução espacial de 30 m para a Amazônia e a partir deste foi projetado o runoff mensal até 2050 com base GCMs do CMIP5. Vazões diárias simuladas via três modelos GCMs do CMIP6 e dois cenários SSPs foram utilizadas para analisar o potencial hidroelétrico frente às mudanças climáticas até 2050. Através da plataforma DINAMICA EGO, o Uso e Cobertura da Terra (LULC) foi calibrado, simulado, validado e projetado para 2049 em um intervalo de tempo de cinco anos a partir de 2009. Os LULCs reclassificados de 2009, 2014 e 2019 do projeto MapBiomass 5.0 foram usados como entrada para o DINAMICA EGO. A calibração foi preparada com base nos mapas de 2009 e 2014 e o mapa simulado de 2014; a validação foi realizada usando o mapa de 2014, 2019 e 2019 simulado. Para projetar o runoff, foi utilizado o modelo SCS-CN implementado no Google Earth Engine (GEE), forçado pelas precipitações CHIRPS (conjunto de dados) e MIROC5 (modelo), com CN30 como parâmetro, sendo produzido o escoamento superficial atual e futuro. O CN30 e LULC projetados até 2050 foram utilizados para derivar vazões diárias futuras utilizando o HEC-HMS forçado por três modelos e dois cenários GCMs do CMIP6. Além disso, as vazões foram ajustadas utilizando o modelo de aprendizado de máquina Random Forest. Na calibração LULC, os valores de similaridade de janela múltipla foram todos acima de 50% para os modelos de cada bacia, exceto para o Tapajós que foi de 40% em resolução espacial de 255 m. Os valores de validação variaram entre 36% e 76% em resolução espacial de 255 m. Em relação à projeção futura de CN, o CN médio da região amazônica é igual a 77. Os maiores valores de CN foram encontrados na região sul das bacias do Xingu, Tapajós, Madeira, e ao longo das bacias do Araguaia e Tocantins. Nessa região da Amazônia, em 2049, as áreas de alto CN aumentarão devido à conversão da floresta em pastagem/agricultura, implicando em maior escoamento superficial e inundações, inclusive nas áreas urbanas, que também se expandirão. Essas inundações serão intensificadas em relação às que já ocorrem. O escoamento atual foi comparado com o escoamento do TerraClimate com uma correlação elevada ($0,8 < KGEr < 0,9$) para as 13 sub-bacias analisadas. Além disso, o escoamento gerado capturou os sinais de secas e inundações extremas, como as inundações de 2009 e 2021 e a seca de 2015-2016. Para o escoamento futuro, foi previsto um aumento nos períodos chuvosos devido ao Uso e Cobertura do Solo (LULC). Para a estação seca, o escoamento futuro será reduzido, apontando para uma Amazônia mais seca, especialmente nas sub-bacias da margem direita do rio Amazonas. As áreas onde ocorrem as maiores mudanças

no LULC são as mais vulneráveis à ocorrência de eventos extremos. Foram comparadas as precipitações do MIROC5 com os dados do CHIRPS (2006 a 2021) registrados para a Amazônia. Essa comparação apresentou KGE calculado para a região com um valor médio de 0,77 para o RCP4.5 e 0,74 para o RCP 8.5. As vazões simuladas tiveram bons desempenhos. O ajuste de vazões pelo Random Forest teve desempenho satisfatório, melhorando todas as métricas de avaliação. Por exemplo, a vazão no rio Paru, localizado na região da Calha Norte no estado do Pará, terá diminuição no período de cheia e aumento no período de estiagem, esse comportamento na vazão diminui a capacidade de potência hidroelétrica estimada nas UHEs planejadas. No cenário SSP5-8.5 a diminuição chega a ser maior do que 90 MW e em cenário SSP2-4.5 a redução de potência também é considerável, em torno de 70 MW, e na hidrelétrica de Curuá-Una a potência instalada com quatro turbinas só alcançará a garantia física de 5% do tempo. Porém, por ser um UHE convencional estará sempre em operação, mas produzindo 17 MW em 95% do tempo, menos energia do que o projetado e abaixo da garantia física.

Palavras-Chave: Runoff; CHIRPS; CMIP6; Google Earth Engine; Random Forest

ABSTRACT

The hydrological parameter Number of Curve (CN30) was projected until 2049 in a spatial resolution grid of 30 m for the Amazon and from this the monthly runoff was projected until 2050 using CMIP5 GCMs. Daily flows simulated using three CMIP6 GCMs models and two SSPs scenarios to analyze the hydroelectric potential in the face of climate change by 2050. Through the DINAMICA EGO platform, Land Use and Coverage (LULC) was calibrated, simulated, validated, and projected for 2049 over a five-year timeframe starting in 2009. The reclassified LULCs from 2009, 2014, and 2019 from the MapBiomass 5.0 project were used as input to the DINAMICA EGO. The calibration was prepared using the 2009 and 2014 maps and the 2014 simulated map; validation was performed using the simulated 2014, 2019 and 2019 maps. To design the runoff, the SCS-CN model implemented in Google Earth Engine (GEE) was used, forced by the CHIRPS (dataset) and MIROC5 (model) precipitations, with CN30 as a parameter, the current and future runoff was produced. The CN30 and LULC projected until 2050 were used to derive future daily flows using the HEC-HMS forced by three models and two GCMs scenarios from CMIP6, in addition, the flows were adjusted using the Random Forest machine learning model. In the LULC calibration, the multi-window similarity values were all above 50% for the models in each basin, except for the Tapajós which was 40% at 255 m spatial resolution. Validation values ranged between 36% and 76% at 255 m spatial resolution. Regarding the future projection of CN, the average CN of the Amazon region is equal to 77. The highest CN values were found in the southern region of the Xingu, Tapajós, Madeira basins, and along the Araguaia and Tocantins basins. In this Amazonian region, in 2049, the areas of high BC will increase due to the conversion of the forest into pasture/agriculture, implying in greater runoff and flooding, including in urban areas, which will also expand. These floods will be intensified in relation to those that already occur in the Amazon. Current runoff was compared with TerraClimate runoff, with a high correlation ($0.8 < KGEr < 0.9$) for the 13 sub-catchments analyzed. Furthermore, the generated runoff captured the signals of extreme droughts and floods, such as the 2009 and 2021 floods and the 2015-2016 drought. For future runoff, an increase in rainy periods due to Land Use and Land Cover (LULC) was predicted. For the dry season, future runoff will be reduced, pointing to a drier Amazon, especially in the sub-basins on the right bank of the Amazon River. The areas where the greatest changes in LULC occur are the most vulnerable to the occurrence of extreme events. MIROC5 rainfall was compared with CHIRPS data (2006 to 2021) recorded for the Amazon.

This comparison showed KGE calculated for the region had an average value of 0.77 for RCP4.5 and 0.74 for RCP 8.5. Simulated and calibrated flows performed well. The flow adjustment by Random Forest performed satisfactorily, improving all evaluation metrics. The flow in the Paru river will decrease in the flood period and increase in the dry period, this behavior in the flow decreases the estimated hydroelectric power capacity in the planned UHEs. In the SSP5-8.5 scenario, the decrease is greater than 90 MW and in the SSP2-4.5 scenario, the reduction in power is also considerable, around 70 MW, and in the Curuá-Una hydroelectric plant, the installed power with four turbines will only reach the physical guarantee 5% of the time. However, as it is a conventional UHE, it will always be in operation, but producing 17 MW in 95% of the time, less energy than projected and below the physical guarantee.

Keywords: Runoff, CHIRPS, CMIP6, Google Earth Engine, Random Forest

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - CMIP DESDE SUA PRIMEIRA FASE (CMIP1) ATÉ A SUA QUINTA (CMIP6)	33
FIGURA 2 - MÉTODO DE COMPARAÇÃO FUZZY UTILIZANDO O MAPA DE DIFERENÇAS E UMA FUNÇÃO DE DECAIMENTO EXPONENCIAL	42
FIGURA 3 - REPRESENTAÇÃO DE UMA UHE CONVENCIONAL.....	45
FIGURA 4 – REPRESENTAÇÃO DE UHE REVERSÍVEL	46
FIGURA 5 – UHE (JIRAU) A FIO D’ÁGUA INSTALADA NO RIO MADEIRA	47
FIGURA 6 - REPRESENTAÇÃO DE TURBINA PELTON	48
FIGURA 7 - TURBINA FRANCIS EXPLODIDAS APRESENTANDO OS COMPONENTES	48
FIGURA 8 - TURBINA KAPLAN PARA A USINA HIDRELÉTRICA LILLA EDET, SUÉCIA, 1925. (A) FOTO DO IMPULSOR DA TURBINA; (B) SEÇÃO TRANSVERSAL DA TURBINA E DO GERADOR	49
FIGURA 9 - REPRESENTAÇÃO ESQUEMÁTICA DE UMA TURBINA BULBO.....	50
FIGURA 10 – RESERVATÓRIO DE BALBINA COM A COPA DAS ÁRVORES PRÓXIMA À SUPERFÍCIE DO LAGO COM SEUS TRONCOS SUBMERSOS	54
FIGURA 11 – ANTIGO PROJETO DA UHE DE BELO MONTE	55
FIGURA 12 - PROJETO MODIFICADO PARA REDUZIR A ÁREA DO RESERVATÓRIO.....	55
FIGURA 13 - LOCAIS ONDE SERÃO IMPLANTADAS SOLEIRAS EM BELO MONTE	56
FIGURA 14 - MODELOS DE DÉFICIT E PERDA CONSTANTE.....	62
FIGURA 15 – REPRESENTAÇÃO CONCEITUAL DO MODELO SMA	63
FIGURA 16 - RESPOSTA IMPULSIONAL A UM PULSO DE PRECIPITAÇÃO – HIDROGRAMA UNITÁRIO	64
FIGURA 17 - HIDROGRAMA UNITÁRIO ADIMENSIONAL DO SCS	66
FIGURA 18 - REPRESENTAÇÃO DO MODELO RANDOM FOREST.....	71
FIGURA 19 - ÁREA DE ESTUDO COM AS SUB-BACIAS DA AMAZÔNIA.....	72
FIGURA 20 - MODELO CRIADO NO DINAMICA EGO PARA A CALIBRAÇÃO DO MODELO DE SIMULAÇÃO DE MUDANÇAS LULC NA AMAZÔNIA	77

FIGURA 21 - MAPA DOS BIOMAS BRASILEIROS COM AS 13 REGIÕES HIDROGRÁFICAS DA BACIA DO AMAZONAS E TOCANTINS-ARAGUAIA, AS TRÊS BACIAS HIDROGRÁFICAS EM QUE FOI APLICADA A MODELAGEM HIDROLÓGICA E OS APROVEITAMENTOS HIDROELÉTRICOS PLANEJADOS E EM OPERAÇÃO	85
FIGURA 22 - MODELO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS GERADO NO HEC-HMS PARA SIMULAR A VAZÃO	86
FIGURA 23 - FLUXOGRAMA METODOLÓGICO APLICADO NO ESTUDO	92
FIGURA 24 - MAPAS LULC DOS ANOS 2009, 2014 E 2019 DA AMAZÔNIA.	93
FIGURA 25 - MUDANÇAS LULC NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO NEGRO, DE 2009 A 2019, COM UM ZOOM NA ÁREA PARA CAPTAR VISUALMENTE AS TRANSIÇÕES, DANDO DESTAQUE (EM VERMELHO) PARA A TRANSIÇÃO DE FLORESTA PARA CAMPOS	94
FIGURA 26 - MUDANÇAS LULC NA BACIA HIDROGRÁFICA DO BAIXO TOCANTINS DE 2009 A 2019	95
FIGURA 27 - SUB-BACIA HIDROGRÁFICA DO ALTO TOCANTINS E AS TRÊS JANELAS AMOSTRAIS PARA OS ANOS DE 2009, 2014 E 2019	96
FIGURA 28 - LULC DE 2009 DA SUB-BACIA ARAGUAIA E TRÊS JANELAS AMOSTRAIS APRESENTANDO A EXPANSÃO DA AGRICULTURA DE 2009 A 2019.....	97
FIGURA 29 - GRÁFICO DA SIMILARIDADE MÍNIMA EM FUNÇÃO DA RESOLUÇÃO ESPACIAL EM METROS PARA A CALIBRAÇÃO DO MODELO LULC.....	99
FIGURA 30 - COMPARAÇÃO ENTRE O LULC DE 2019 REAL (A) E SIMULADO (B)	100
FIGURA 31 - GRÁFICO DE SIMILARIDADE MÍNIMA EM FUNÇÃO DA RESOLUÇÃO ESPACIAL PARA A VALIDAÇÃO DO MODELO LULC	102
FIGURA 32 - MAPAS LULC PROJETADOS DE 2019 A 2049 EM JANELA TEMPORAL DE 5 ANOS NA VOLTA GRANDE DO RIO XINGU, LOCAL DO RESERVATÓRIO DA HIDRELÉTRICA DE BELO MONTE.	104
FIGURA 33 - GRÁFICOS DO CN PARA OS ANOS 2019 E 2049 EM RELAÇÃO AO TAMANHO DA ÁREA PARA AS SUB-BACIAS HIDROGRÁFICAS QUE MENOS APRESENTARAM ALTERAÇÕES NAS PROJEÇÕES FUTURAS	106

FIGURA 34 - GRÁFICOS DO CN PARA OS ANOS 2019 E 2049 EM RELAÇÃO AO TAMANHO DA ÁREA PARA AS SUB-BACIAS HIDROGRÁFICAS QUE MAIS APRESENTARAM ALTERAÇÕES NAS PROJEÇÕES FUTURAS	107
FIGURA 35 - DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DO CN EM CÉLULAS DE 30 METROS DE 2049 PARA CONDIÇÃO DE ESCOAMENTO ANTERCEDENTE ARCII PARA AMAZÔNIA E 12 JANELAS AMOSTRAIS DE 6 SUB-BACIAS	108
FIGURA 36 - CICLO ANUAL DA PRECIPITAÇÃO DERIVADAS DO CHIRPS E MIROC5 PARA O RCPs 4.5 E 8.5 E O RMSE PARA AS 13 SUB-BACIAS DA AMAZÔNIA	112
FIGURA 37 - ESCOAMENTO SUPERFICIAL ANUAL POR SUB-BACIAS HIDROGRÁFICAS DE 2009 A 2021	115
FIGURA 38 - ESCOAMENTO SUPERFICIAL FUTURO POR MÊS PARA O ANO DE 2030 COM RCP 4.5	116
FIGURA 39 - ESCOAMENTO SUPERFICIAL FUTURO POR MÊS PARA O ANO DE 2050 EM RCP 4.5	117
FIGURA 40 - ESCOAMENTO SUPERFICIAL FUTURO POR MÊS PARA O ANO DE 2030 EM RCP 8.5	118
FIGURA 41 - ESCOAMENTO SUPERFICIAL FUTURO POR MÊS PARA O ANO DE 2050 EM RCP 8.5	119
FIGURA 42 - CICLO ANUAL DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL PARA AS 13 SUB-BACIAS HIDROGRÁFICAS EM JANELAS DE TEMPO DECENAIAS PARA RCP 4.5 E O LIMAR DE ESTRESSE HÍDRICO.....	120
FIGURA 43 - CICLO ANUAL DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL PARA AS 13 SUB-BACIAS HIDROGRÁFICAS EM JANELAS DE TEMPO DECENAIAS PARA RCP 8.5 E O LIMAR DE ESTRESSE HÍDRICO.....	121
FIGURA 44 - ÍNDICE PADRONIZADO DE RUNOFF (COLUNAS AZUL E PRETA) CALCULADOS COM O CHIRPS (A, B, C), COM O MIROC5 RCP 4.5 (D,E,F) E COM O MIRO5 RCP 8.5 (G,H,I), ÍNDICE NIÑO OCEÂNICO (LINHAS PONTILHADAS AZUL E VERMELHA) COM FAIXAS SOMBREADAS DEGRADÊ VERDE COM AS INTENSIDADE E OSCILAÇÃO DO ATLÂNTICO NORTE (LINHA PRETA) PARA AS BACIAS HIDROGRÁFICAS DO ARAGUAIA, ALTO TOCANTINS E BAIXO TOCANTINS	123
FIGURA 45 - ÍNDICE PADRONIZADO DE RUNOFF (COLUNAS AZUL E PRETA) CALCULADOS COM O CHIRPS (A, B, C), COM O MIROC5 RCP 4.5 (D,E,F) E COM O MIRO5 RCP 8.5 (G,H,I),	

ÍNDICE NIÑO OCEÂNICO (LINHAS PONTILHADAS AZUL E VERMELHA) COM FAIXAS SOMBREADAS DEGRADÊ VERDE COM AS INTENSIDADE E OSCILAÇÃO DO ATLÂNTICO NORTE (LINHA PRETA) PARA AS BACIAS HIDROGRÁFICAS DO SOLIMÕES, NEGRO E TROMBETAS.	125
FIGURA 46 - ÍNDICE PADRONIZADO DE RUNOFF (COLUNAS AZUL E PRETA) CALCULADOS COM O CHIRPS (A, B, C), COM O MIROC5 RCP 4.5 (D,E,F) E COM O MIRO5 RCP 8.5 (G,H,I), ÍNDICE NIÑO OCEÂNICO (LINHAS PONTILHADAS AZUL E VERMELHA) COM FAIXAS SOMBREADAS DEGRADÊ VERDE COM AS INTENSIDADE E OSCILAÇÃO DO ATLÂNTICO NORTE (LINHA PRETA) PARA AS BACIAS HIDROGRÁFICAS DO MADEIRA, TAPAJÓS E XINGU	127
FIGURA 47 - CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO NA BACIA DO CURUÁ-UNA	128
FIGURA 48 – COMPARAÇÃO DA VAZÃO SIMULADA PELO CESM2 COM A VAZÃO OBSERVADA (A), CORREÇÃO DA VAZÃO SIMULADA (B) E CURVA DE PERMANÊNCIA COM AS VAZÕES OBSERVADAS, SIMULADAS E SIMULADAS CORRIGIDA (C).....	129
FIGURA 49 - COMPARAÇÃO DA VAZÃO SIMULADA PELO MRI-ESM2 COM A VAZÃO OBSERVADA (A), CORREÇÃO DA VAZÃO SIMULADA (B) E CURVA DE PERMANÊNCIA COM AS VAZÕES OBSERVADAS, SIMULADAS E SIMULADA CORRIGIDA (C)	130
FIGURA 50 - COMPARAÇÃO DA VAZÃO SIMULADA PELO MIROC6 COM A VAZÃO OBSERVADA (A), CORREÇÃO DA VAZÃO SIMULADA (B) E CURVA DE PERMANÊNCIA COM AS VAZÕES OBSERVADAS, SIMULADAS E SIMULADA CORRIGIDA (C)	130
FIGURA 51 – CURVA DE PERMANÊNCIA DE VAZÕES PROJETADAS ATÉ 2050 FORÇADAS PELOS TRÊS MODELOS GCMs E DOIS CENÁRIOS SSPs E CURVA DE PERMANÊNCIA OBSERVADA	131
FIGURA 52 - PROJEÇÕES DE VAZÃO AFLUENTE MENSAL DE LONGO PRAZO DE 2015 A 2050 NO RESERVATÓRIO DA UHE CURUÁ-UNA	132
FIGURA 53- PROJEÇÕES DE POTÊNCIA MENSAL DE LONGO PRAZO DE 2015 A 2050 NO RESERVATÓRIO DA UHE CURUÁ-UNA UTILIZANDO TRÊS TURBINAS	133
FIGURA 54 - PROJEÇÕES DE POTÊNCIA MENSAL DE LONGO PRAZO DE 2015 A 2050 NO RESERVATÓRIO DA UHE CURUÁ-UNA UTILIZANDO QUATRO TURBINAS.....	133
FIGURA 55 – PERÍODO DE TREINO E TESTE DO MODELO RF (A) PARA PREVER A VAZÃO TURBINADAS SIMULADA DE 2015 ATÉ 2050 (B)	134

FIGURA 56 – CURVAS DE PERMANÊNCIA DE POTÊNCIA DA UHE CURUÁ-UNA PARA OS RCP 4.5 E RCP 8.5 E OS TRÊS MODELOS GCMS.....	135
FIGURA 57 - CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO NA BACIA DO RIO PARU.	136
FIGURA 58 - COMPARAÇÃO DA VAZÃO SIMULADA PELOS TRÊS MODELOS COM A VAZÃO OBSERVADA (A- CESM2 J15, B- CESM2 R4, C- MRI-ESM2 J15, D- MRI-ESM2 R4 , E- MIROC6 J15, F- MIROC6 R4), CORREÇÃO DA VAZÃO SIMULADA À DIREITA COM OS SEUS RESPECTIVOS MODELOS E EMBAIXO DE CADA FIGURA A CURVA DE PERMANÊNCIA COM AS VAZÕES OBSERVADAS, SIMULADAS E SIMULADA CORRIGIDA.....	137
FIGURA 59 - PROJEÇÕES DE VAZÃO MENSAL DE LONGO PRAZO DE 2015 A 2050 NA J15, RIO PARU.	138
FIGURA 60 - PROJEÇÕES DE VAZÃO MENSAL DE LONGO PRAZO DE 2015 A 2050 NO R4, UHE BACURI.	138
FIGURA 61 - CURVA DE PERMANÊNCIA DE VAZÕES OBSERVADAS E PROJETADAS ATÉ 2050 FORÇADAS PELOS TRÊS MODELOS GCMS PARA A BACIA HIDROGRÁFICA RIO PARU (SUB-BACIA W12)	139
FIGURA 62 - CURVA DE PERMANÊNCIA DE POTÊNCIA PARA OS DOIS CENÁRIOS E TRÊS MODELOS GCMS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PARU (SUB-BACIA W12) PARA UHE BACURI. .	141
FIGURA 63 - CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO PARA A BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MAICURU	142
FIGURA 64 - COMPARAÇÃO DA VAZÃO SIMULADA COM A VAZÃO OBSERVADA, CORREÇÃO DA VAZÃO SIMULADA E CURVAS DE PERMANÊNCIA OBSERVADA, SIMULADA E SIMULADA CORRIGIDA PARA OS TRÊS MODELOS: (A) CESM, (B) MRI-ESM E (C) MIROC6	143
FIGURA 65 - CURVA DE PERMANÊNCIA DE VAZÕES OBSERVADAS E PROJETADAS ATÉ 2050 FORÇADAS PELOS TRÊS MODELOS GCMS APLICADOS À BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MAICURU	144
FIGURA 66 - PROJEÇÕES DE VAZÃO MENSAL DE LONGO PRAZO DE 2015 A 2050 DO RIO MAICURU	145
FIGURA 67 - CURVA DE PERMANÊNCIA DE POTÊNCIA DISPONÍVEL DO RIO MAICURU PARA A UHE MOCOTÓ PARA OS DOIS CENÁRIOS E TRÊS MODELOS GCMS.....	146

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - INTERPRETAÇÃO PARA A NÍVEL DE CONCORDÂNCIA KAPPA	41
TABELA 2 – CLASSIFICAÇÃO DAS CONDIÇÕES ANTECEDENTES DE UMIDADE (AMC).....	60
TABELA 3 – CLASSIFICAÇÃO DE USO E COBERTURA DA TERRA SEGUNDO MAPBIOMAS COLEÇÃO 5	75
TABELA 4 – VALORES DE CN PARA A RELAÇÃO DE CLASSES LULC COM OS GRUPOS HIDROLÓGICOS DE SOLO.	79
TABELA 5. NÍVEIS DE DESEMPENHO ESTRATIFICADOS PARA QUALIFICAR UM MODELO.....	82
TABELA 6. LIMIAR DE ESCOAMENTO SUPERFICIAL MENSAL POR SUB BACIAS HIDROGRÁFICAS.	83
TABELA 7- PARÂMETROS QUE SÃO UTILIZADOS PARA CALIBRAR O MODELO SMA	88
TABELA 8 - VALORES DE ARMAZENAMENTO MÁXIMO EM FUNÇÃO DO USO E OCUPAÇÃO DA TERRA.....	88
TABELA 9 - VALORES DE ARMAZENAMENTO MÁXIMO NA SUPERFÍCIE DO SOLO	89
TABELA 10 – PARÂMETROS PASSADOS PARA O MODELO DE AJUSTE DE VAZÃO RF UTILIZANDO A BIBLIOTECA PYTHON SCIKIT-LEARN.....	90
TABELA 11 – ÁREAS EM KM ² DOS LULC DE 2009, 2014 E 2019 DA AMAZÔNIA.....	98
TABELA 12 – COMPARAÇÃO ENTRE O MAPA REAL E SIMULADO DE LULC DA AMAZÔNIA	101
TABELA 13 – COEFICIENTE KAPPA POR SUB-BACIA HIDROGRÁFICA E POR CLASSE DE USO E COBERTURA DA TERRA ENTRE O MAPA REAL E SIMULADO DE 2019	103
TABELA 14. VALORES DE AJUSTE DA PRECIPITAÇÃO DO MIROC5 EM COMPARAÇÃO AO CHIRPS.	111
TABELA 15. VALIDAÇÃO DO ESCOAMENTO SUPERFICIAL SIMULADO COM MODELO DO SCS-CN.	113
TABELA 16 - RESULTADO DAS MÉTRICAS APLICADAS PARA CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO NA BACIA DO RIO CURUÁ-UNA.....	128
TABELA 17 - RESULTADOS DO MODELO RF PARA O AJUSTE DE VAZÕES SIMULADAS.....	131
TABELA 18 - VALORES RESULTANTES DAS MÉTRICAS UTILIZADAS NA CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO.....	136
TABELA 19 - AUMENTO NA VAZÃO DE REFERÊNCIA Q _{95%} DE TRÊS MODELOS GCMS E DOIS CENÁRIOS NO RIO PARU.....	139
TABELA 20 - REDUÇÕES NA POTÊNCIA MÁXIMA ESTIMADA PARA UHE DE BACURI NO RIO PARU PARA TRÊS GCMS E DOIS CENÁRIOS SSPs	140
TABELA 21- MÉTRICAS DE CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO NA BACIA MAICURU	142
TABELA 22 - AUMENTO NA VAZÃO DE REFERÊNCIA Q _{95%} DE TRÊS MODELOS GCMS E DOIS CENÁRIOS NO RIO MAICURU	144

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ANA	Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
AR5 5°	Relatório do IPCC
AR6	6° Relatório do IPCC
BEM	Balanco Energético Nacional
CA	Modelos Autômato Celular
CHIRPS	Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station
CMIP3	Coupled Model Intercomparison Project Phase 3
CMIP5	Coupled Model Intercomparison Project Phase 4
CMIP6	Coupled Model Intercomparison Project Phase 5
CN	Números de Curvas
DNIT	Departamento Nacional de Infraestrutura de Transporte
GA	Algoritmos Genéticos
GCMs	General Circulation Models
GEE	Google Earth Engine
GEE	Gases do Efeito Estufa
GHS	Grupos Hidrológicos de Solo
HEC-HMS	Hydrologic Engineering Center - Hydrologic Modeling System
HU	Hidrograma Unitário
IA	Inteligência Artificial
INPE	Instituto nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
ISIMIP	Inter-Sectoral Impact Model Intercomparison Project
LULC	Land Use Land Cover
MDE	Modelo Digital de Elevação
MIROC5	Model for Interdisciplinary Research on Climate Version 5
MIROC6	Model for Interdisciplinary Research on Climate Version 6
ML	Machine learning
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NetCDF	Network Common Data Format
NEX-GDDP	NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration

NSE	Nash-Sutcliffe
ODS	Objetivos do Desenvolvimento Sustentável
OIE	Oferta Interna de Energia
OMM	Organização Mundial de Meteorologia
ONU	Organização das Nações Unidas
PBIAS	Viés Percentual
PNUMA	Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente
RCPs	Representative Concentration Pathways
RCPs	Vias de Concentração Representativas
RF	Random Forest
RIMA	Relatório de Impacto Ambiental
RMSE	Raiz quadrada do erro-médio
RN	Redes Neurais
SAR	Relatório de Avaliação Especial
SIN	Sistema Interligados Nacional
SMA	Modelos de Contabilidade e Umidade do solo
SNIRH	Sistema Nacional de Informação de Recursos Hídricos
SRES	Special Report on Emissions Scenarios
SRES	Special Report Emission Scenarios
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
SSPs	Caminhos Socioeconômicos Compartilhados
SVM	Máquinas de Vetores de Suporte
UHE	Usinas Hidrelétricas

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	INOVAÇÃO E RELEVÂNCIA	25
1.2	IMPACTO NA SOCIEDADE.....	25
1.3	MOTIVAÇÃO	26
1.4	HIPÓTESE	26
1.5	OBJETIVO	27
1.5.1	Geral.....	27
1.5.2	Específicos.....	27
2	REFERENCIAL TEÓRICO	28
2.1	MUDANÇAS CLIMÁTICAS	28
2.1.1	O dióxido de carbono e seus efeitos no clima	28
2.1.2	Primeiro Modelo Climático.....	30
2.1.2.1	<i>O Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas – IPCC</i>	<i>31</i>
2.1.2.2	<i>Relatórios de Avaliação – AR</i>	<i>31</i>
2.1.2.3	<i>O Couplend Model Intercomparison Project – CMIP.....</i>	<i>32</i>
2.1.3	Os Cenários de Simulações de Modelos Climáticos	34
2.2	MODELOS DE MUDANÇAS NO USO E COBERTURA DA TERRA – LULC....	37
2.2.1	Modelos Baseados em Equações.....	38
2.2.2	Modelos de Aprendizado de Máquinas e Estatísticos	38
2.2.3	Modelos Autômato Celular – CA	38
2.2.4	Software de modelagem de mudanças LULC	39
2.2.5	Calibração e validação de modelos LULC	40
2.2.5.1	<i>Coeficiente de concordância Kappa</i>	<i>41</i>
2.2.5.2	<i>Índice de Similaridade Fuzzy por decaimento exponencial</i>	<i>41</i>
2.3	MATRIZ ENERGÉTICA	43
2.3.1	Energia Hidroelétrica	43

2.3.2	Usinas Hidroelétricas (UHE).....	44
2.3.3	Tipos de usinas quanto à capacidade geradora de energia	44
2.3.4	Tipos de Hidrelétricas.....	45
2.3.5	Turbinas	47
2.3.6	Impactos das mudanças climáticas nas hidrelétricas.....	50
2.3.7	Impactos ambientais causados por hidroelétricas	51
2.3.7.1	UHE de Tucuruí.....	52
2.3.7.2	UHE de Balbina.....	53
2.3.7.3	UHE de Belo Monte	54
2.3.7.4	UHE de Curuá-Una	57
2.4	MODELOS CHUVA-VAZÃO	57
2.4.1	Modelos de Perdas.....	57
2.4.2	Método SCS-CN	58
2.4.2.1	Determinação do CN.....	59
2.4.2.2	Condição de umidade antecedente (AMC)	60
2.4.3	Modelo de Perda inicial e constante	60
2.4.4	Modelos de Déficit e Perdas Constantes.....	61
2.4.5	Modelos de Contabilidade e Umidade do solo (SMA).....	62
2.4.6	Método do Hidrograma Unitário (HU).....	64
2.4.6.1	Método do hidrograma unitário adimensional do SCS.	65
2.4.6.2	Método do hidrograma unitário de perda de déficit Snyder	66
2.4.6.3	Programa de modelagem hidrológica HEC-HMS	67
2.5	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA)	69
2.5.1	Machine learning (ML).....	69
2.5.2	Random Forest (RF).....	70
3	MATERIAL E MÉTODOS	72

3.1	ÁREA DE ESTUDO.....	72
3.2	A MODELAGEM	73
3.2.1	Modelo de CN dinâmico.....	74
3.2.2	Preparação dos dados	74
3.2.3	Modelos de mudanças no uso e cobertura da terra (LULC)	76
3.2.4	Cálculo do CN	78
3.2.5	Escoamento superficial direto – runoff.....	79
3.2.5.1	Dados	79
3.2.5.2	Métricas de avaliação	81
3.2.6	Modelo de escoamento direto SCS-CN	82
3.2.6.1	Limiar de estresse hídrico e Índice de escoamento Padronizado (SRI)	83
3.2.7	Modelo chuva-vazão	84
3.2.7.1	Calibração e validação.....	86
3.2.7.2	Dados utilizados	87
3.2.8	Correção de viés nas vazões	90
3.2.9	Estimativa de Potencial hidroelétrico	91
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	93
4.1	MUDANÇAS LULC NA AMAZÔNIA	93
4.1.1	Calibração e validação do modelo LULC	98
4.2	PROJEÇÕES FUTURAS DE LULC E CN	104
4.2.1	INCERTEZA NA DETERMINAÇÃO DO CN E DO MODELO LULC	109
4.3	MODELAGEM HIDROLÓGICA – SCS-CN NO GOOGLE EARTH ENGINE ...	110
4.3.1	Precipitação	110
4.3.2	Escoamento superficial	113
4.4	MODELO CHUVA-VAZÃO – MODELO SMA UTILIZADO NA PLATAFORMA DE MODELAGEM HIDROLÓGICA HEC-HMS.....	128
4.4.1	Bacia hidrográfica do rio Curuá-Una.....	128

4.4.1.1	<i>Vazões futuras</i>	131
4.4.2	Bacia hidrográfica do Rio Paru	135
4.4.2.1	<i>Vazões futuras</i>	137
4.4.3	Bacia do rio Maicuru	141
4.4.3.1	<i>Vazão futura</i>	144
5	CONCLUSÃO	147
6	REFERÊNCIAS	151
7	APÊNDICE A – PRIMEIRO ARTIGO PUBLICADO NA SCIENCE OF THE TOTAL ENVIRONMENT	166

1 INTRODUÇÃO

A transformação da terra afeta o solo, a água e a atmosfera, que influenciam diretamente nos problemas ambientais globais (Abdulkareem *et al.*, 2019). Estas mudanças, ocasionadas pela dinâmica de uso e cobertura da terra, a longo prazo, alteram a variabilidade hidrológica das bacias hidrográficas (Nejadhashemi *et al.*, 2010). A hidrologia de uma bacia é influenciada por suas características, tais como: propriedades do solo, topografia e área de drenagem. Embora, a geologia, a topologia e os tipos de bacias hidrográficas permaneçam os mesmos, muitas atividades antrópicas causam mudanças na cobertura da terra. A transformação de floresta em pastagem, áreas agrícolas, estradas e infraestrutura urbana fazem o volume escoado aumentar (Abdulkareem *et al.*, 2018; Butt *et al.*, 2015; Farinosi *et al.*, 2019; Maeda *et al.*, 2009). A dinâmica do uso e cobertura da terra na Amazônia afeta o clima local e regional: localmente a substituição de áreas verdes por grandes centros urbanos ocasionam a formação de ilhas de calor; e regionalmente, a transição de floresta para pastagem e/ou para agricultura intensiva pode ocasionar redução na taxa evapotranspiração, tendo como consequência a diminuição de umidade do ar, alterando dessa forma o regime de chuva na região, que pode levar a secas ou inundações. Segundo Marengo *et al.* (2018), a floresta desempenha uma função importante na manutenção das chuvas locais e regionais, contribuindo para o ciclo hidrológico por meio da reciclagem e transporte de umidade dentro e fora da região.

O uso dos recursos naturais sem o devido gerenciamento traz consigo inúmeras consequências, que afeta todo o meio ambiente, como o uso de recursos florestais, seja para a construção civil ou para uso energético, sua fonte diminui a cada ano. O recurso hídrico, bem essencial à vida, sem a gestão correta do uso e cobertura da terra pode vir a se exaurir. Estudos apresentam que os desmatamentos influenciam negativamente eventos de precipitação (Jiang *et al.*, 2021; Wunderling *et al.*, 2022); na Amazônia, os desmatamentos causam reduções na precipitação durante a estação de transição (Smith *et al.*, 2023), além de elevar a temperatura (Das; Angadi, 2020; Santos *et al.* 2023), que por sua vez influencia na evapotranspiração (Reygadas *et al.*, 2023), reduzindo a disponibilidade de água, como a seca de 2021 no rio Araguaia. O estudo de Leite-Filho *et al.* (2021), demonstra a perda de receita na agricultura e pecuária em função da redução da precipitação devido ao desmatamento na Amazônia. Além disso, muitos estudos indicam o prolongamento da estação de seca (Lázaro *et al.*, 2020; Marengo *et al.*, 2022), atraso da estação chuvosa (Commar, Abrahão e Costa, 2023), redução de chuva na estação chuvosa (Michels-Brito *et al.*, 2021a). Além das mudanças na superfície

da terra, que influenciam o clima local e regional, há a mudança climática, que intensifica os eventos extremos de seca e cheias (Bai et al. 2019; Chanapathi; Thatikonda, 2020; Marengo et al. 2018; Zhan; Shang, 2023). Por outro lado, a sociedade precisa se adaptar a todo esse contexto, pois ambos os eventos causam incontáveis perdas, algumas impossíveis de mensurar, como a perda de vida. Contudo, só a adaptação não resolve a crise climática, sem o esforço conjunto de todas as nações do globo em reduzir as emissões de gases de efeitos estufa (GEE). Porém, a redução de emissão de GEE só é possível com uso de energias renováveis ou nuclear. Para Zhang; Shang (2023), a energia hidroelétrica pode reduzir as emissões de GEE. O desenvolvimento da energia hidroelétrica não só melhora a disponibilidade energética, mas contribui para os objetivos do desenvolvimento sustentável (ODS) no domínio de energia (Zhang et al., 2018). Em termo de energia elétrica, o Brasil em 2020 tinha 60,7% de participação hidrelétrica na geração de energia, contudo, em 2021 a geração por essa matriz energética passa a ser de 53,4%, em virtude de escassez de precipitação (EPE, 2022) e falta de planejamento. Nesse sentido, Cuartas et al. (2022) analisaram as secas hidrológicas que impactaram a geração de energia hidrelétrica por meio de indicadores de seca, e concluíram que eventos intensos e severos têm sido frequentes na última década (2010-2021). Kolling Neto et al. (2023), utilizando vazões produzidas por modelos hidrológicos de escala continental e global, avaliaram as previsões de vazões de médias semanais de médio prazo para 147 usinas hidrelétrica do Sistema Interligados Nacional (SIN) comparando com as previsões locais e regionais emitidas por instituições que operam o SIN.

Portanto, estudos hidrológicos são importantes para adquirir conhecimentos necessários às soluções e/ou adequação diante da crise climática. Sendo assim, visando a adaptação da sociedade aos eventos extremos, a disponibilidade hídrica às usinas hidrelétricas (UHEs) implantadas e as planejadas, modelou-se: o uso e cobertura da terra até 2050 por meio do DINAMICA EGO; o parâmetro hidrológico Números de Curvas (CN) em grade de 30 metros; o escoamento superficial mensal forçado por vários modelos GCMs do CMIP5; com o modelo hidrológico de contabilidade de umidade no solo, disponível no HEC-HMS, forçado por 3 modelos GCMs do CMIP6 a vazão diária até 2050, com ajuste de viés destas a partir de aprendizado de máquina, implantado em linguagem Python.

1.1 INOVAÇÃO E RELEVÂNCIA

Nesta tese, fez-se uso da modelagem de mudanças dinâmicas de uso e cobertura da terra (LULC) para desenvolver o parâmetro hidrológico CN em grade de 30 m para a Amazônia de 2009 até 2050. Desse modo, o CN capta a alteração espacial e temporal até o meio do século. Também, tem-se como inovação a implementação de uma ferramenta de alerta e gestão desenvolvida na plataforma Google Earth Engine, que pode ser utilizada pelos municípios e estados inseridos nas bacias hidrográficas do Amazonas e do Araguaia-Tocantins. Sendo possível, com o uso da ferramenta, visualizar as regiões mais suscetíveis a eventos extremos na Amazônia. Além disso, foi utilizado modelo hidrológico forçado por três modelos GCMs do CMIP6, para dois cenários (SSP2-4.5 e SSP5-8.5), visando avaliar a disponibilidade de vazão e o potencial hidroelétrico para uma UHE implantada e outra planejada para a Amazônia.

A modelagem de mudanças LULC para o futuro é de grande relevância para se estabelecer políticas públicas de preservação da Floresta Amazônica, uma vez que esta desempenha um papel fundamental na regulação climática. Toda mudança LULC influencia a dinâmica hidrológica, sendo assim, é relevante estabelecer um CN em grade de 30 m para a Amazônia, pois, permite a modelagem hidrológica de pequena a grande escala de bacias hidrográficas.

1.2 IMPACTO NA SOCIEDADE

O entendimento, de como a dinâmica das mudanças LULC interagem com as mudanças climáticas, contribui à adaptabilidade da sociedade à crise climática. O CN variável no espaço e no tempo propicia à determinação de vazão de projeto baseados em série de precipitação de modelos climáticos. Para as obras de engenharias hídricas e hidráulicas é imprescindível levar em consideração as mudanças climáticas, pois essas obras, em geral: visam melhorias sociais, como as obras de drenagem urbana e de abastecimento de água; desenvolvimento econômico, como as UHEs.

O modelo de escoamento direto para a Amazônia apresenta as áreas mais suscetíveis a eventos extremos. Sabendo-se com antecedências dos lugares mais afetados, pode-se tomar medidas visando a mitigação dos impactos. Impactos causados por inundações são verdadeiras tragédias, causando perdas materiais e de vidas; quando é causado por secas atinge muitos setores da economia, como a agricultura e a pecuária, que consequentemente, fazem os

produtores elevarem os preços, restringindo o acesso da população de baixa renda aos produtos mais básicos de alimentação e a água.

A determinação de vazões futuras tem grande impacto na sociedade, pois a gestão de recursos hídricos é imprescindível à vida. A projeção de vazão futura de um rio, seja para geração de energia hidroelétrica ou para o abastecimento, contribui com a segurança hídrica, tornando o acesso à água disponível a todos, seja para o uso consultivo ou não consultivo.

1.3 MOTIVAÇÃO

As mudanças climáticas e o uso e cobertura da terra alteram o regime de precipitação pluviométricas, deste modo, ocorrem eventos extremos de cheias e secas, que afetam toda a sociedade. Diminuir as emissões de gases de efeito estufa é um esforço global para amenizar os impactos causados pelas mudanças climáticas, e como parte da solução, deve ocorrer a troca de matrizes de energia não renovável por energia renovável. Sendo assim, a energia hidroelétrica contribui para redução dos GEE, contudo, as hidrelétricas são dependentes do regime hidrológicos das bacias hidrográficas. Assim os estudos hidrológicos de previsão de vazão de médio e longo prazo são um suporte a operação das hidrelétricas instaladas e para os futuros projetos, principalmente na Amazônia, que tem um grande potencial hidroelétrico a ser explorado, porém, requerem planejamento e responsabilidade socioambiental. Esses motivos encorajam a definição da presente tese.

1.4 HIPÓTESES

As mudanças climáticas juntamente com as mudanças LULC alteram a variabilidade hidrológica nas bacias hidrográficas. As vazões futuras serão suficientes para gerar energia à fio d'água nas hidrelétricas instaladas na Amazônia? E os locais que tiveram vazões inventariadas para instalações de novas UHEs continuam válidos ou precisam ser revistos, a partir de uma nova concepção?

1.5 OBJETIVO

1.5.1 Geral

Avaliar os impactos das mudanças climáticas associados às mudanças de uso e cobertura da terra nas vazões e no potencial hidroelétricos a partir de modelagem hidrológica na Amazônia.

1.5.2 Específicos

- Projetar mudanças do uso e cobertura da terra de 2009 a 2049 em intervalos de 5 anos;
- Produzir CN com resolução espacial de 30 metros para Amazônia de 2009 a 2049 em janela temporal de 5 anos;
- Gerar o runoff na Amazônia e identificar as áreas sujeitas a eventos extremos de seca e cheia até 2050;
- Gerar um aplicativo (app) com a ferramenta Google Earth Engine;
- Calibrar, validar e simular vazões para o presente a partir de dados de chuva do CHIRPS;
- Simular vazões para cenários futuros a partir de dados de chuva dos Modelos de Circulação Geral (GCM) do CMIP6.
- Ajustar as vazões com aprendizado de máquina para reduzir o viés, tornando-as mais realistas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 MUDANÇAS CLIMÁTICAS

2.1.1 O dióxido de carbono e seus efeitos no clima

A partir de que o homem mudou o seu modo de produção, na primeira Revolução Industrial (1760), o nível de dióxido de carbono (CO_2), que era em torno de 290 parte por milhão (ppm) começou a subir, a temperatura global média era de $13,6^\circ \text{C}$, também teve aumento. Portanto, o uso de carvão como matriz energética e mais tarde o uso do petróleo como as aberturas dos poços no Golfo Pérsico contribuíram para o aumento de CO_2 na atmosfera. Além disso, o desenvolvimento da agricultura e melhores condições sanitárias provocaram o crescimento da população mundial que demanda o consumo de mais recursos naturais. O efeito estufa tem sua descoberta feita por Josef Fourier (1824) a partir de um balanço da quantidade de energia que a Terra recebe do sol e a emitida de volta ao espaço, desse modo ele determinou que a Terra devesse ter a temperatura mais baixa do que a que tem. Esse fato, ele atribuiu a atmosfera que deveria reter o calor para manter a temperatura (Fleming, 1999).

Tyndall (1859), a partir de experimentos de laboratório “meticulosamente” planejado, observou que alguns gases bloqueavam a radiação infravermelha, principalmente o CO_2 e o vapor d’água, com isso ele sugeriu que a mudança na concentração dos gases poderia causar mudanças climáticas. Arrhenius (1896) foi o primeiro a estabelecer uma relação quantitativa entre as alterações na concentração de CO_2 e o clima. O modelo de Arrhenius investigou a quantificação de CO_2 atmosférico que teria que variar para provocar essas mudanças em climas mais quente e mais frios para explicar as eras glaciais. Sendo assim, concluiu que dobrar ou reduzir pela metade o CO_2 atmosférico aqueceria, ou resfriaria a Terra em $5\text{-}6^\circ \text{C}$ (Anderson et al., 2016).

Callendar (1958) propôs um valor base de CO_2 para o ano de 1900 de 290 ppm e analisando dados de estações de medições em vários locais da Terra entre 1866 e 1956, desde 1900 ele observou uma tendência crescente de aumento de CO_2 , que ele achou semelhante em quantidade à adição da combustão de combustíveis. Um dado interessante de CO_2 encontrado por Callendar, foi para Belém do Pará, que em média para o ano de 1886 era 328 ppm, este valor elevado foi atribuído a rápida degradação dos detritos fluviais das selvas, nos estuários e pântanos (Callendar, 1958). A fim de estabelecer formalmente a ligação física entre o aquecimento e o CO_2 , Callendar procurou aplicar sua experiência em física para calcular o

balanço de calor da Terra a partir dos primeiros princípios. Ele começou a construir um conjunto de equações semelhante ao de Arrhenius, novamente baseado em um estado de equilíbrio, mas com melhorias (Anderson et al., 2016). Ao contrário de Arrhenius, o modelo de Callendar dividia a atmosfera em camadas, representando assim sua estrutura vertical em relação à temperatura, vapor de água e CO₂. O feedback do vapor de água foi novamente o único representado. Assim como Arrhenius, Callendar fez cálculos para diferentes níveis de CO₂ na atmosfera, dos quais destilou os resultados em um único gráfico. Com base nos resultados, Callendar sugeriu que cerca de metade do aquecimento de 1880 a 1935 foi devido a mudanças no CO₂. Além disso, ele calculou o aumento da temperatura até o final do século XX, embora o valor resultante de 0,16 °C fosse consideravelmente baixo, dado que o aquecimento real era de cerca de 0,6 °C (Anderson et al., 2016).

A Segunda Guerra Mundial (1939-1945), tem sua estratégia militar impulsionada em controlar os campos de petróleo. Além disso, o escritório Naval dos Estados Unidos das Américas fez financiamentos generosos em vários campos da ciência, dos quais parte seria para entender as mudanças climáticas com objetivo de modificar o clima e utilizar como arma de guerra.

Keeling, faz uma grande contribuição ao medir com precisão (0,1 ppm) e de forma contínua o CO₂ atmosférico. No primeiro ano (1958) de medição com o analisador de gás infravermelho houve uma parada no mês de junho devido a falhas de energia, mas entre março e maio os valores de CO₂ tinham subido 3 ppm. Quando a operação foi retomada em julho os valores tinham diminuídos para 3 ppm e continuou a descer, quando ocorreu outra falha de energia em setembro e outubro, assim os dados foram perdidos. Porém, em 1959 os dados foram mensurados durante o ano todo, que levou Keeling a observar a mesma tendência do ano anterior, com o pico ocorrendo em maio, pouco antes das plantas do hemisfério norte ganharem folhas. O CO₂ teve o mínimo em setembro, no final da estação de crescimento. Assim, ele concluiu que a natureza estava retirando CO₂ do ar para o crescimento no verão e devolvendo-o a cada inverno seguinte (Harris, 2010; Keeling et al. 1989).

2.1.2 Primeiro Modelo Climático

Budyko desenvolveu um modelo climático de balanço de energia, baseado na refletividade da radiação solar na superfície da Terra (modelo Energia-Albedo) (Budyko, 1969). W. Sellers também desenvolvia, de modo independente, um modelo semelhante ao de Budyko, o que levou os modelos desse tipo serem denominado Budyko-Sellers. Budyko organizou um simpósio de climatologia, no qual fez palestra sobre os resultados de seu modelo, que mais tarde transformou em um livreto de 46 páginas com tudo que havia dito no simpósio, delineando e fundamentando a ideia de que o aquecimento global e suas principais consequências eram inevitáveis. Além disso, ele concluiu que embora fosse muito cedo para tomar medidas de adaptação climática por falta de dados, a humanidade teria no máximo de 10 a 20 anos para desenvolver medidas (Anisimov, 2020). Anisimov (2020) ressalta a precisão com que Budyko antecipou o futuro, pois, 20 anos depois (1991) foi lançado o Primeiro Relatório de Avaliação do Painel Intergovernamental Sobre Mudanças Climáticas (IPCC).

Com o avanço computacional novas técnicas de solução numérica surgiram, desse modo, foi possível encontrar estabilidade numérica para modelos de circulação geral, como os baseados nas equações primitivas de estado, que incluem as equações das leis do movimento de Newton, a equação do estado hidrodinâmico, a conservação de massa e a equação da energia termodinâmica (Bjerknes, 1910), já que estas equações não tinham soluções de forma fechada. Um exemplo de antes do avanço computacional, foi o método desenvolvido por Richardson de previsão numérica baseado nas equações de Bjerknes, usando uma grade de diferenças finitas, que não foi bem-sucedida devido a erro de entradas e aos métodos de soluções numéricas que não eram sofisticados o suficiente para trazer a estabilidade a cada cálculo (Edwards, 2011).

Contudo, os primeiros modelos de Previsão Numérica de Tempo (PNT) computadorizada seguiram o exemplo de Richardson no emprego de grades cartesianas e métodos de diferenças finitas, computando massa vertical e horizontal e transferências de energia entre as caixas de grade em um intervalo de tempo, estes modelos impuseram suposições simplificadoras para reduzir as demandas de cálculos dos modelos, e todos eram regionais em escalas (Edwards, 2011).

O rápido sucesso de previsão de tempo numérica computadorizada levou, quase imediatamente, a esforços para modelar a circulação global em períodos mais longos, ou seja, para modelar o componente atmosférico do clima. Os GCMs usaram as mesmas técnicas dos

primeiros modelos, mas os estenderam para a escala hemisférica ou global e usaram equações primitivas completas e não simplificadas para calcular o movimento atmosférico. Os GCMs podem ser usados para simular o tempo ou o clima. Quando usado para estudos climáticos, alguma resolução e complexidade são sacrificadas para permitir execuções de modelo mais longas (20 a 100 anos ou mais). As estatísticas climáticas (ventos médios, temperatura, precipitação etc.) são então calculadas para toda a corrida (Edwards, 2011).

Todos os GCMs consistem em um 'núcleo dinâmico', que simula o movimento do fluido em grande escala usando as equações primitivas, e um 'modelo físico', que simula outros processos físicos climatologicamente significativos, como transferência radiativa, formação de nuvens e convecção. Na atmosfera real, esses processos geralmente ocorrem em escalas muito menores do que as grades do modelo, chegando até o nível molecular. A física do modelo também inclui fricção entre as superfícies terrestres ou oceânicas e o ar, transferências de calor entre o oceano e a atmosfera, efeitos de aerossóis particulados e muitos outros processos (Edwards, 2011).

2.1.2.1 O Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas – IPCC

O termo mudanças climáticas foi criado e aceito em 1998 pela comunidade científica, pela Organização Meteorológica Mundial (OMM), pelo Programa Das Nações Unidas Para Meio Ambiente (PNUMA) e endossado na Assembleia Geral da ONU. O IPCC tem a função fornecer uma avaliação objetiva e cientificamente embasada do conhecimento existente sobre as mudanças climáticas. Sendo assim, o IPCC reúne e sintetiza pesquisas científicas sobre mudanças climáticas. Estas informações são repassadas em forma de relatórios, sendo referências importantes para governos, e formuladores de políticas, cientistas e outros interessados na compreensão das mudanças climáticas.

2.1.2.2 Relatórios de Avaliação – AR

O primeiro relatório do IPCC foi lançado em 1990, sendo um marco importante no campo das mudanças climáticas. Neste relatório foram reunidos e sintetizados os conhecimentos científicos disponíveis sobre as causas e impactos das mudanças climáticas. O Segundo Relatório de Avaliação (SAR) (1995) forneceu material importante para os governos utilizarem na preparação para a adoção do Protocolo de Quioto em 1997. O Terceiro Relatório de Avaliação (2001) concentrou a atenção nos impactos das mudanças climáticas e a necessidade de adaptação. O Quarto Relatório de Avaliação (AR4) (2007) lançou as bases para

um acordo pós-Quito, com foco em limitar o aquecimento a 2°C. O Quinto Relatório de Avaliação (AR5) foi finalizado entre 2013 e 2014. Ele forneceu a contribuição científica para o Acordo de Paris. O IPCC encontra-se atualmente no seu Sexto Ciclo de Avaliação onde irá preparar três Relatórios Especiais, um Relatório de Metodologia e o Sexto Relatório de Avaliação. O primeiro desses Relatórios Especiais, Aquecimento Global de 1,5°C (SR15), foi solicitado pelos governos mundiais no âmbito do Acordo de Paris. Em maio de 2019, o IPCC finalizou o refinamento 2019 uma atualização das Diretrizes do IPCC de 2006 sobre Inventários Nacionais de Gases de Efeito Estufa. O Relatório Especial sobre Mudanças Climáticas e Terra foi gerado em agosto de 2019 e o Relatório Especial sobre o Oceano e Criosfera em um Clima de Mudanças em setembro de 2019. O Sexto Relatório de Avaliação (AR6) foi finalizado em março de 2023 (<https://www.ipcc.ch/about/history/>).

2.1.2.3 O Couplend Model Intercomparison Project – CMIP

O CMIP (Coupled Model Intercomparison Project) desempenha um papel fundamental nas pesquisas das mudanças climáticas, pois ele avalia os GCMs utilizados para simular o sistema global. Por envolver várias instituições de pesquisa e modelagem climática, seu objetivo principal consiste em fornecer base de dados consistente e padronizada de simulações climáticas realizadas por diferentes modelos, o que permite uma análise comparativa e a avaliação dos modelos em relação às observações e entre si (<https://wcrp-cmip.org/cmip-overview/>). O projeto CMIP realiza várias fases (Figura 1), chamadas de fases de modelagem, que ocorrem em intervalos regulares. Durante cada fase, os centros de modelagem participantes executam seus modelos climáticos acoplados com base em cenários de emissão específicos, como os cenários de emissão do IPCC (<https://wcrp-cmip.org/cmip-overview/>).

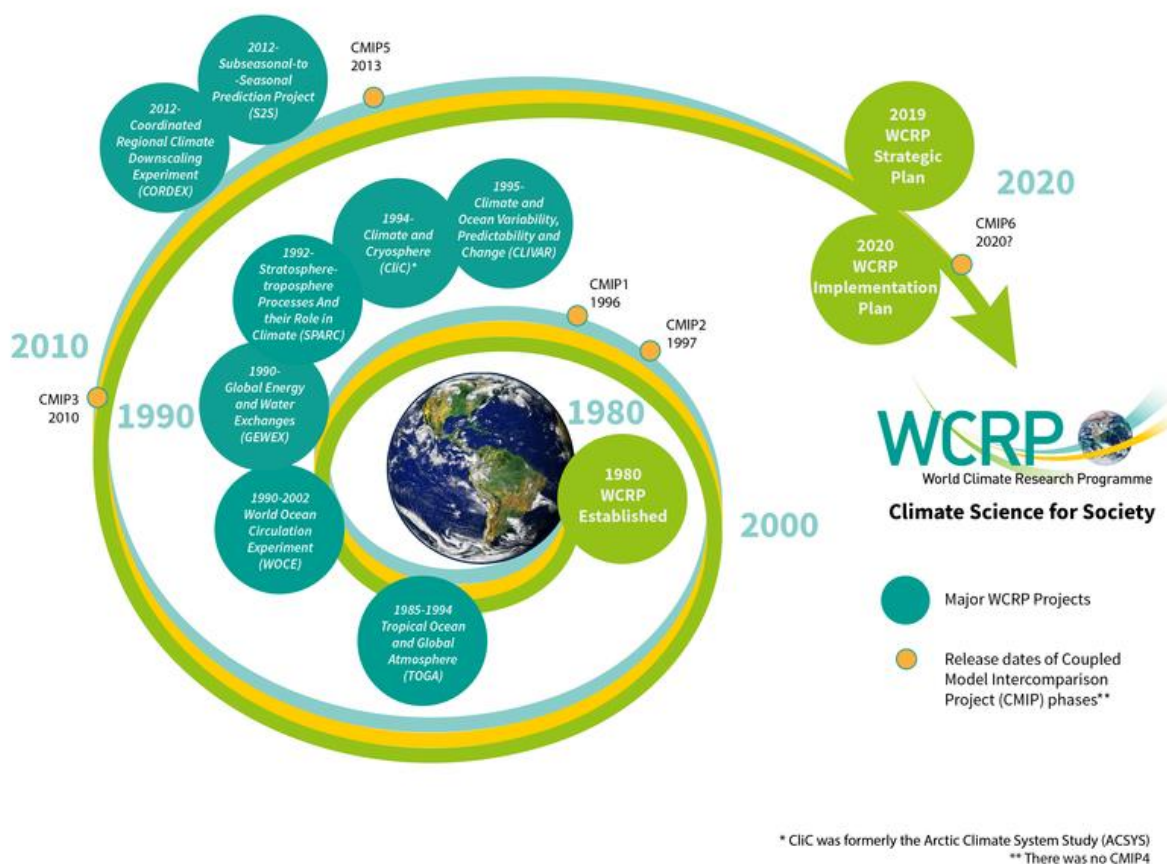


Figura 1 - CMIP desde sua primeira fase (CMIP1) até a sua quinta (CMIP6)

Fonte: <https://www.wcrp-climate.org/about-wcrp/about-history>.

A primeira fase (CMIP1) ocorreu entre 1995 e 1999 com a premissa de melhorar a compreensão do clima global e seus processos por meio da comparação de modelos climáticos; a segunda fase do CMIP ocorreu entre 1999 e 2004, em que foram realizadas simulações abrangentes e aprimoradas de modelos climáticos, comparando as respostas desses modelos a diferentes forçantes climáticas; a terceira fase (CMIP 3) ocorreu entre 2004 e 2008, baseando-se nas simulações dessa fase que foi produzido o AR4; para alinhar com as realizações dos relatórios de avaliações do IPCC, a quarta fase foi chamada de CMIP 5 por fornecer simulações para o AR5; a quinta fase (CMIP 6) ocorreu entre 2016 e 2020, fase esta desenvolvida para fornecer simulações para o AR6 (<https://wcrp-cmip.org/cmip-overview/>).

Os resultados dessas simulações são compartilhados e compilados em um banco de dados central para análise. Os resultados do CMIP são amplamente utilizados na comunidade científica para entender as mudanças climáticas, examinar a variabilidade climática, avaliar os

impactos das emissões de gases de efeito estufa e informar políticas relacionadas ao clima. Esses dados também são usados no desenvolvimento dos relatórios de avaliação do IPCC, fornecendo uma base científica sólida para as conclusões e recomendações apresentadas nos relatórios.

2.1.3 Os Cenários de Simulações de Modelos Climáticos

Os modelos climáticos do CMIP1 foram forçados com concentrações de gases de efeito estufa (GEE) específicas, que não foram baseadas em trajetórias realistas de emissão futura. Sendo estas selecionadas para representar um estado de equilíbrio aproximado as condições observadas no período pré-industrial. Por outro lado, o CMIP2 e CMIP3 foram simulados por cenários específicos desenvolvidos pelo IPCC para representar diferentes trajetórias de emissões de gases de efeito estufa e outras forçantes climáticas, esses cenários foram denominados de Special Report on Emissions Scenarios (SRES).

Os cenários SRES foram desenvolvidos pelo IPCC para representar diferentes trajetórias de emissões de gases de efeito estufa e outros forçantes climáticos ao longo do tempo. Eles foram criados para fornecer uma gama de possíveis futuros climáticos e socioeconômicos com base em diferentes pressupostos de desenvolvimento humano, tecnologia, população e políticas. Os cenários SRES foram classificados em quatro famílias principais: A1, rápido crescimento econômico com taxas de emissão aumentando com o pico por volta de 2050 e depois decresce rapidamente; A2, é o cenário de desenvolvimento econômico desigual, com aumento contínuo de taxa de emissão de gases de efeito estufa, sem colaboração global para mitigação das mudanças climáticas; B1, o desenvolvimento está pautado na sustentabilidade, que fazem com que a taxa de emissão baixe gradualmente resultando em um mundo com baixa emissões de GEE; e B2, apresenta um desenvolvimento econômico regionalizado com destaque para a sustentabilidade local e na conservação de recursos, seria um cenário de emissão entre o A1 e B1.

Para o CMIP5, os cenários não foram desenvolvidos pelo IPCC, ao invés disso, o IPCC catalisou o desenvolvimento de novos cenários pela comunidade científica, com a intenção de que os cenários e as pesquisas sustentassem o AR5. Desse modo, foram selecionadas quatro vias de concentrações representativas (RCPs), sendo nomeados conforme os níveis alvos de forçamento radioativos até 2100, os quatro RCPs selecionados foram considerados representativos da literatura e incluíram um cenário de mitigação levando a um nível de

forçamento muito baixo (RCP2.6), dois cenários de estabilização média (RCP4.5/RCP6) e um cenário de emissão de linha de base muito alto (RCP8.5). O RCP2.6 é um cenário de mitigação que representa um futuro de baixas emissões; RCP4.5 e RCP6.0 são cenários intermediários que representam um futuro de moderadas emissões; RCP8.5 representa um futuro com altas emissões de GEE, em que as políticas de mitigação são inexistentes (Van Vuuren et al., 2011).

As simulações do CMIP6 foram baseadas em cenários de Caminhos Socioeconômicos Compartilhados (Shared Socioeconomic Pathways – SSPs) em conjunto com os cenários RCPs. Os SSPs se desenvolvem em torno de 5 trajetórias:

SSP1 - Sustentabilidade – Seguindo o caminho verde (baixos desafios para mitigação e adaptação) O mundo muda gradualmente, mas de forma generalizada, em direção a um caminho mais sustentável, enfatizando um desenvolvimento mais inclusivo que respeita os limites ambientais percebidos. A gestão dos bens comuns globais melhora lentamente, os investimentos em educação e saúde aceleram a transição demográfica e a ênfase no crescimento econômico muda para uma ênfase mais ampla no bem-estar humano. Impulsionada por um compromisso cada vez maior de atingir as metas de desenvolvimento, a desigualdade é reduzida tanto entre os países quanto dentro deles. O consumo é orientado para baixo crescimento material e menor intensidade de recursos e energia (Riahi *et al.*, 2017).

SSP2 – caminho intermediário (desafios médios para mitigação e adaptação): O mundo segue um caminho no qual as tendências sociais, econômicas e tecnológicas não mudam acentuadamente dos padrões históricos. O desenvolvimento e o crescimento da renda ocorrem de forma desigual, com alguns países fazendo um progresso relativamente bom, enquanto outros ficam aquém das expectativas. Instituições globais e nacionais trabalham para alcançar metas de desenvolvimento sustentável, mas fazem um progresso lento. Os sistemas ambientais sofrem degradação, embora haja algumas melhorias e, em geral, a intensidade do uso de recursos e energia diminua. O crescimento da população global é moderado e se estabiliza na segunda metade do século. A desigualdade de renda persiste ou melhora apenas lentamente e os desafios para reduzir a vulnerabilidade às mudanças sociais e ambientais permanecem (Riahi *et al.*, 2017).

SSP3 – desigualdade regional (Grandes desafios para mitigação e adaptação): um nacionalismo ressurgente, preocupações com competitividade e segurança e conflitos regionais levam os países a se concentrar cada vez mais em questões domésticas ou, no máximo,

regionais. As políticas mudam ao longo do tempo para se tornarem cada vez mais orientadas para questões de segurança nacional e regional. Os países se concentram em alcançar metas de energia e segurança alimentar dentro de suas próprias regiões em detrimento de um desenvolvimento de base mais ampla. Os investimentos em educação e desenvolvimento tecnológico diminuem. O desenvolvimento econômico é lento, o consumo é intensivo em materiais e as desigualdades persistem ou pioram com o tempo. O crescimento populacional é baixo nos países industrializados e alto nos países em desenvolvimento. Uma baixa prioridade internacional para lidar com as preocupações ambientais leva a uma forte degradação ambiental em algumas regiões (Riahi *et al.*, 2017).

SSP4 - desigualdade – Uma Estrada Dividida (Baixos desafios para mitigação, altos desafios para adaptação): investimentos altamente desiguais em capital humano, combinados com disparidades crescentes em oportunidades econômicas e poder político, levam a crescentes desigualdades e estratificação tanto entre países quanto dentro deles. Com o tempo, aumenta o fosso entre uma sociedade conectada internacionalmente, que contribui para setores intensivos em conhecimento e capital da economia global e uma coleção fragmentada de sociedades de baixa renda e baixa escolaridade que trabalham em uma economia de baixa tecnologia e trabalho intensivo. A coesão social degrada e os conflitos e inquietações tornam-se cada vez mais comuns. O desenvolvimento tecnológico é alto na economia e nos setores de alta tecnologia. O setor de energia conectado globalmente se diversifica, com investimentos em combustíveis intensivos em carbono, como carvão e petróleo não convencional, mas também em fontes de energia de baixo carbono (Riahi *et al.*, 2017).

SSP5 – Desenvolvimento movido a combustíveis fósseis (altos desafios para mitigação, baixos desafios para adaptação): este mundo coloca cada vez mais fé em mercados competitivos, inovação e sociedades participativas para produzir rápido progresso tecnológico e desenvolvimento do capital humano como o caminho para o desenvolvimento sustentável. Os mercados globais estão cada vez mais integrados. Há também fortes investimentos em saúde, educação e instituições para aumentar o capital humano e social. Ao mesmo tempo, o impulso para o desenvolvimento econômico e social é associado à exploração de abundantes recursos de combustíveis fósseis e à adoção de estilos de vida intensivos em recursos e energia em todo o mundo. Todos esses fatores levam ao rápido crescimento da economia global, enquanto a população global atinge picos e diminuições no século XXI. Os problemas ambientais locais,

como a poluição do ar, são gerenciados com sucesso. Há fé na capacidade de gerir eficazmente os sistemas sociais e ecológicos (Riahi *et al.*, 2017).

Assim os cenários para a simulação utilizados no CMIP6 são as combinações dos SSPs e RCPs resultando em:

SSP1-2.6: Este cenário corresponde ao RCP2.6. O SSP1-2.6 representa um futuro com redução significativa das emissões, resultando em baixos níveis de concentração de gases de efeito estufa na atmosfera. É considerado um cenário de mitigação.

SSP2-4.5: Este cenário corresponde ao RCP4.5. O SSP2-4.5 representa um futuro em que as emissões continuam a aumentar, mas posteriormente são estabilizadas. As concentrações de gases de efeito estufa aumentam até meados do século XXI e depois diminuem gradualmente.

SSP3-7.0: Este cenário corresponde ao RCP6.0. O SSP3-7.0 representa um futuro com emissões de gases de efeito estufa relativamente altas ao longo do século XXI, com uma concentração atmosférica de gases de efeito estufa mais elevada do que no RCP4.5.

SSP5-8.5: Este cenário corresponde ao RCP8.5. O SSP5-8.5 representa um futuro com altas emissões de gases de efeito estufa, resultando em uma rápida e contínua concentração desses gases na atmosfera. É considerado um cenário de alto aquecimento.

2.2 MODELOS DE MUDANÇAS NO USO E COBERTURA DA TERRA – LULC

A mudança no uso e cobertura da terra (LULC, do inglês: Land Use and Land Cover) não deve ser confundida com as mudanças no uso e cobertura do solo (LCUC), embora ambos os termos façam parte dos estudos de dinâmica das paisagens. LULC, refere-se as mudanças que ocorrem na superfície da terra em termo de uso e cobertura da terra ao longo do tempo, sendo assim, os estudos se concentram no uso da terra ligada as atividades antrópicas (agricultura, mineração, pecuária, entre outras) e como cobertura da terra (floresta, pastagem, corpos d'água, entre outras) são alteradas em função destas atividades. O termo mudança no uso e cobertura do Solo (LCUC, do inglês: Land Cover and Land Use) dá ênfase às mudanças de cobertura e uso do solo, ou seja, como as mudanças das atividades humanas alteram a física e a química do solo. Existem muitos modelos de mudanças do uso e cobertura da terra (LULC),

alguns são baseados em equações matemáticas e estatísticas; aprendizado de máquina e autômato celular. Porém, as maiorias das modelagens LULC usam modelos híbridos.

2.2.1 Modelos Baseados em Equações

Para Parker et al. (2003), apesar de todos os modelos, de certa forma, terem base matemáticas, os modelos matemáticos integram uma categoria que se baseia em equações que buscam solução estáticas ou de equilíbrio. Dentro dessa categoria, existem os modelos Baseados na teoria econômica. De acordo com Irwin; Geoghegan, (2001), a modelagem do processo estrutural econômico para modelar as mudanças LULC tem seus benefícios: 1) modela o comportamento humano diretamente, em vez do resultado desse comportamento, explicita o processo dinâmico espacial e temporal; 2) trata da questão de endogeneidade, que pode ser modelada usando um sistema de equações simultâneas. Parker et al. (2003) ressaltam que a desvantagem do modelo é encontrar uma solução numérica ou analítica para o sistema de equações, pois limita o nível de complexidade que podem ser inseridos no modelo. Um exemplo de aplicação desse modelo foi utilizado por Stéphenne; Lambin, 2001) para projetar mudanças na cobertura da terra nos países Sudanos-Sahelianos na África.

2.2.2 Modelos de Aprendizado de Máquinas e Estatísticos

De acordo com Ren et al. (2019), esses métodos concentram-se amplamente nas projeções de padrões e abordam relações espaciais e temporais entre as mudanças LULC e as características dos locais onde são mais prováveis de ocorrer em função de variáveis espaciais. Muitos estudos foram feitos utilizando métodos estatísticos tradicionais e técnicas de aprendizado de máquina, incluindo redes neurais – RN (Qiang e Lam, 2015), algoritmos genéticos – GA (Karimi *et al.*, 2021; Mas *et al.*, 2014b; Soares-Filho, Rodrigues e Follador, 2013b); e máquinas de vetores de suporte – SVM (Fragou *et al.*, 2020).

2.2.3 Modelos Autômato Celular – CA

Os modelos de mudanças espacial mais comumente utilizados são os baseados em Autômato Celular (CA), que de acordo com (Soares-Filho *et al.*, 2002) consistem em uma matriz regular n-dimensional de células que interagem com as células vizinhas, seguindo regras

de transições. Geralmente esses modelos são integrados com outras técnicas (cadeia de Markov, Peso de Evidências, Rede Neurais e Regressão Logística) para definir regras de transição (Abdullahi, 2019; Abdullahi e Pradhan, 2018; Almeida, De *et al.*, 2005; Mas *et al.*, 2014a; Silva *et al.*, 2020).

Conforme Xing *et al.*, (2020) e White *et al.*, (2000), os modelos baseados em CA precisam de cinco componentes — espaço celular, estado da célula, vizinhança, etapas de tempo, e regra de transição. O espaço pode ser uma grade de células discretas, no qual cada célula mantém um estado inicial de um conjunto finito predefinido de estados e evolui ao longo de intervalos discretos de tempo. Os vizinhos de uma célula são definidos como um conjunto de células com base na proximidade. Assim, dentro desse espaço são aplicadas regras de transições para capturar a dependência espacial das interações locais entre as células, desse modo, a regra é aplicada em tempo discreto regular para calcular o novo estado da célula, baseado no seu estado anterior e nas células vizinhas.

Devido à facilidade de emprego com ferramenta de sistema de informação geográfica – SIG, os modelos CA são bastante utilizados para simular a dinâmica da paisagem. Desse modo, foram criados softwares, extensões e plugins que utilizam CA em conjunto com outras técnicas para a simulação das mudanças LULC.

2.2.4 Software de modelagem de mudanças LULC

Embora existam muitos softwares, alguns de licença livre e outros não, a seguir, são comentados os mais utilizados em modelagem LULC:

- O IDRISE Terreset, antes conhecido como IDRISI Selva, é um software que utiliza um conjunto de aplicações com foco no monitoramento e modelagem do sistema terrestre para o desenvolvimento sustentável. Dentro desse conjunto é incluído o Land Change Modeler (LCM), que é utilizado para analisar a mudança da cobertura do solo, modelando empiricamente sua relação com as variáveis explicativas e projetando mudanças futuras. As transições são modeladas usando uma rede neural perceptron multicamadas (MLP), regressão logística ou uma ferramenta de aprendizado de máquina baseada em instância ponderada por similaridade (SimWeight) (Eastman, 2016). O LCM pode ser utilizado combinando MLP com a técnica de modelagem de análise de cadeia de Markov para modelar as transições e projetar as mudanças futuras (Gupta; Sharma, 2020). A Clark Labs também criou uma extensão LCM para ArcGis.

- MOLUSCE é um plugin em linguagem python criado para modelar as mudanças LULC, este plugin só pode ser utilizado no QGIS Las Palmas 2.14, que utiliza quatro tipos de modelos (MLP, regressão logística, análise hierárquica ponderada e pesos de evidências) associados à cadeia de Markov.

- O LuccME é construído como uma extensão do TerraME, ambiente de modelagem dinâmica espacialmente explícita. O TerraME possui funções que facilitam o desenvolvimento de modelos em diferentes escalas e paradigmas, suportando o desenvolvimento e combinação de diferentes tipos de modelos, incluindo autômatos, celulares, modelagem baseada em agentes e modelos de redes. O TerraME possui uma interface com a biblioteca de geoprocessamento TerraLib, que permite acesso a bancos de dados espaciais. LuccME, TerraME e TerraLib são produtos tecnológicos desenvolvidos pelo INPE e seus parceiros (<http://lucme.ccst.inpe.br/proposta-conceitual/>).

- DINAMICA EGO é mais que um software, é uma plataforma livre e não comercial de modelagem ambiental, que possibilita a criação de modelos espaciais estáticos simples até os dinâmicos mais complexos, que podem ter múltiplas transições, retornos dinâmicos, abordagem de múltiplas regiões e escalas, processo de decisão em bifurcações e junção de condutas de execução, e uma série de algoritmos espaciais complexos para a análise e simulação de fenômenos espaços-temporais (Soares-Filho et al., 2009). O DINAMICA envolve simulação estocástica de múltiplas etapas de tempo com probabilidades de transições espacial calculadas dentro de uma vizinhança cartográfica (Soares-Filho *et al.*, 2002). Essa plataforma de modelagem ambiental está disponível gratuitamente no site da Universidade Federal de Minas Gerais (www.csr.ufmg.br/dinamica).

2.2.5 Calibração e validação de modelos LULC

Na modelagem de modelos LULC, existem algumas técnicas para a calibração e validação. Sendo a Matriz de confusão, acurácia global, área sob a curva ROC, coeficiente Kappa e índice de Similaridade Fuzzy com decaimento exponencial os mais utilizados. Porém, foram analisados os dois últimos, pois, o índice Kappa é uma extensão da matriz de confusão em conjunto com a acurácia global, e o índice de similaridade é utilizado nos modelos do DINAMICA-EGO. A área sob a curva ROC é utilizada para modelos probabilísticos, entretanto não é o caso do modelo utilizado nesta tese.

2.2.5.1 Coeficiente de concordância Kappa

O coeficiente Kappa (Cohen, 1960) considera a proporção de concordância entre as classes reais e as previsões feitas pelo modelo. Esse coeficiente pode ser estimado facilmente a partir da matriz de confusão ou erro que é amplamente utilizada na avaliação da precisão da classificação (Foody, 2020). Assim, o Kappa pode ser calculado, utilizando a Equação 1.

$$\hat{k} = \frac{\hat{p}_0 - \hat{p}_e}{1 - \hat{p}_e} \quad 1$$

Sendo \hat{P}_0 a probabilidade de acertos. Em um modelo LULC, é o pixel do mapa simulado que coincide com o pixel do mapa observado. Na matriz de confusão é o somatório de todos os valores da diagonal divididos pelo total da amostra. O \hat{P}_e é somatório de probabilidade ao acaso, ou seja, é utilizada a regra da probabilidade de dois eventos independentes, que ocupam o mesmo espaço amostral e ocorrerem simultaneamente ($P(A \cap B) = P(A) \times P(B)$). O \hat{P}_e na matriz de confusão é a soma da coluna de uma classe qualquer dividida pelo número da amostra, multiplicada pelo somatório da linha da classe utilizada na coluna e dividida pelo número de amostra.

A interpretação para o nível de concordância, em geral, segue o que foi determinado por Landis; Koch (1977), conforme a Tabela 1.

Tabela 1 - Interpretação para a nível de concordância Kappa

Valor de Kappa	Interpretação
Menor que zero	insignificante
Entre 0 e 0,2	fraca
Entre 0,21 e 0,4	razoável
Entre 0,41 e 0,6	moderada
Entre 0,61 e 0,8	forte
Entre 0,81 e 1	quase perfeita

2.2.5.2 Índice de Similaridade Fuzzy por decaimento exponencial

A verificação de similaridade Fuzzy foi criada por Hagen (2003). O índice estabelece a similaridade entre dois mapas por meio de janelas de vizinhança de tamanhos diferentes pixels (1x1, 3x3, ...11x11, ...), pois mesmo que a classe do mapa simulado não seja coincidente pixel a pixel com o mapa real, o modelo ainda pode apresentar padrões espaciais similares. A janela de busca passa pelos dois mapas na mesma região, utilizando a classe central, caso sejam

coincidentes, é atribuído o valor 1 (100% semelhante), se não forem coincidentes é atribuído um valor, conforme a Equação 2.

$$similaridade = 2^{-d/2} \quad (2)$$

Sendo d a distância medida entre o centroide de dois pixels quando se utiliza o decaimento exponencial.

Os valores de métricas de similaridade obtidos para todas as janelas são ponderados pela média aritmética para todo o mapa, e a comparação é bidirecional. Este método foi implementado no DINAMICA EGO (Soares-Filho *et al.*, 2009) com modificações, em que a similaridade é calculada, utilizando a diferença entre o mapa real T_1 e o mapa simulado T_2 , resultando em um mapa D1, e a diferença do mapa real T_2 com o mapa simulado T_2 , resultando em um mapa D2, conforme é apresentado na Figura 2.

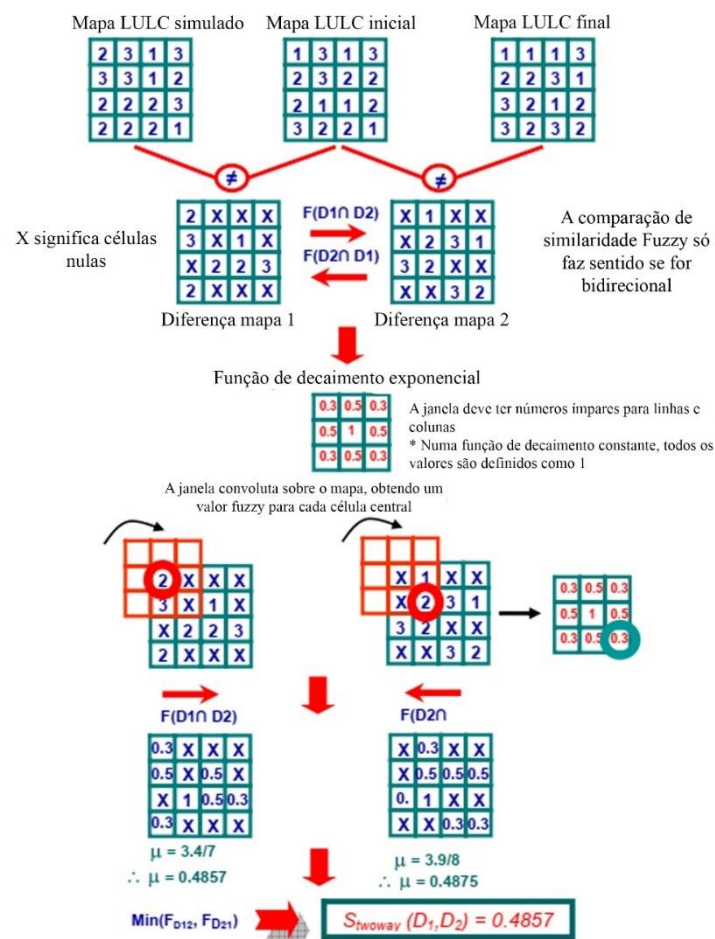


Figura 2 - Método de comparação fuzzy utilizando o mapa de diferenças e uma função de decaimento exponencial

Fonte: adaptado de Soares-Filho *et al.* (2009)

Os valores de Similaridade Fuzzy em mapas LULC recebem uma matriz de transição fixa que define a alteração, portanto, só é preciso avaliar a aptidão do modelo em relação à localização das alterações (Soares-Filho *et al.*, 2009). Sendo a resolução do pixel da imagem em metros e a janela de busca, sendo a metade do tamanho do pixel. Assim, pode-se gerar um gráfico de similaridade, conforme a resolução espacial da janela. Valores acima de 0,5 sugerem alta similaridade (Nascimento *et al.*, 2019; Soares-Filho *et al.*, 2002).

2.3 MATRIZ ENERGÉTICA

A matriz energética brasileira é composta por diversas fontes de energia, tanto energia renovável como não renovável. Conforme o relatório síntese do Balanço Energético Nacional – BEN, as fontes de energias renováveis em 2020 tinham uma participação na Oferta Interna de Energia (OIE) de 48,4%, sendo a biomassa da cana a de maior percentual (19,1%), seguida pela energia hidráulica (12,6%), lenha e carvão vegetal (8,9%) e outras fontes renováveis (7,7%). Em relação a 2019, a oferta interna de energia renováveis em 2020 teve uma variação positiva de 2,5%. Mas, esse incremento é devido à biomassa da cana (4%), à ¹lixívia e outras fontes renováveis (7%); a energia de fonte hidráulica teve um decréscimo (0,4%) (EPE, 2021).

As fontes de energia não renováveis são responsáveis por 51,6% da oferta interna de energia (OIE), sendo o petróleo e derivados responsáveis por 33%, o gás natural por 11,8%, carvão mineral por 4,9%, urânio por 1,3% e outras fontes não renováveis por 0,6%. Ao contrário das fontes renováveis, houve decréscimo de 6,2% na OIE deste tipo de fonte de energia.

2.3.1 Energia Hidroelétrica

A energia hidráulica é a que tem a maior participação na matriz elétrica brasileira, de acordo com (EPE, 2021), a fonte hidráulica em 2020 contribuiu com 65,2% de toda energia elétrica do Brasil. Portanto, há uma grande dependência do Brasil pela energia hidroelétrica, contudo, a crise energética no setor é eminente devido a fatores climáticos e de gestão.

Existe plano de expansão no setor, principalmente para a região Amazônica, onde se pretende construir novas unidades de usinas hidrelétricas (UHE). Porém, a Amazônia é uma região ambientalmente sensível, e para minimizar os impactos, as usinas provavelmente serão construídas a fio d'água. Em estudo recente, Almeida et al. (2021) alertaram que os estudos

¹ Resíduo líquido proveniente do digestor após o processo de cozimento da madeira para a extração de celulose, sendo utilizado como combustível em usina de cogeração da própria indústria de celulose.

para avaliar o potencial de geração de energia não devem se basear na vazão histórica, caso isso ocorra, a geração de energia hidrelétrica e a viabilidade econômica podem ser seriamente comprometidas pelas mudanças nas condições climáticas até metade do século. De acordo com Siqueira; Dos Santos (2021), embora a energia de fonte hidrelétrica seja considerada uma ferramenta de desenvolvimento econômico e com vantagem ambiental, não se pode desprezar os seus impactos.

2.3.2 Usinas Hidroelétricas (UHE)

As usinas hidroelétricas (UHE) geram eletricidade utilizando a lei de conservação de energia, em que a energia cinética, resultante do movimento de massa das águas, é convertida em energia elétrica ao passa por uma turbina hidráulica (Raja Singh et al., 2014; Shahgholian, 2020). As HUE são compostas por reservatório de armazenamento, túnel de captação, conduto forçado e turbina hidrelétrica, casa de força. A barragem no rio forma um reservatório para regular o fluxo da água, direcionado por um conduto forçado para movimentar as pás das turbinas que por sua vez estão conectadas ao gerador elétrico. Em geral, a produção de energia e dada pela Equação 3 (Elbatran *et al.*, 2015; Qiu *et al.*, 2023).

$$P = \eta \rho g Q H \quad (3)$$

Em que P é a potência mecânica produzida no eixo da turbina (watts), η é o rendimento hidráulico da turbina, ρ é a massa específica da água (kg/m^3), g é a aceleração devido à gravidade (m/s^2), Q é a vazão turbinada (m^3/s) e H é a altura manométrica efetiva da água tomada entre o nível de água superior do reservatório e o conduto forçado (m).

2.3.3 Tipos de usinas quanto à capacidade geradora de energia

Segundo a Agência Nacional de Energia Elétrica – (ANEEL, 2017), o potencial hidrelétrico em operação, para os três tipos (Centrais Geradoras Hidrelétrica – CGH, Pequenas Centrais Hidrelétrica – PCH e Usina Hidrelétrica – UHE), é de 106,7 GW, sendo 101,17 GW para UHE; 4,976 GW para PCH; e 0,554 GW para CGH. Porém, conforme a Eletrobrás (2016), o potencial inventariado é de 247,997 GW, ou seja, é somente utilizado 43,02 % deste potencial. A maior potência em operação por parte das UHE é evidente, pois a ANEEL classifica os tipos de geração de energia hidrelétrica consoante a sua potência. Portanto, a classificação segue o seguinte critério: CGH, quando a potência instalada é de até 1MW; PCH, quando a potência é entre 1 MW e 30 MW; e UHE, quando a potência instalada é acima de 30 MW.

2.3.4 Tipos de Hidrelétricas

As usinas hidrelétricas, com base na quantidade de armazenamento de água, são classificadas como usinas de reservatório, usinas de armazenamento bombeado e usinas a fio d'água:

– Usinas de reservatório: a maioria dos projetos hidrelétricos baseados em reservatórios são conhecidos como “hidrelétricas convencionais” ou “barragens”, onde uma barragem é construída ao longo de um rio (muitas vezes de concreto, terra e enrocamento) e impede todo o fluxo de água a jusante, exceto por meio de turbinas, vertedouro e canal de fuga. Atrás da barragem há um reservatório de armazenamento de água, lago ou lagoa, geralmente conhecido como represamento.

Para acionar as turbinas e geradores dentro da casa de força, a água deve passar por uma comporta com coletor de lixo (tela que capta sólidos) e entrar no conduto forçado (Figura 3). Além disso, pode fornecer energia de "pico", liberando temporariamente enormes quantidades de água para satisfazer as necessidades de pico de energia enquanto esgota o reservatório (Abdikadir et al., 2023).

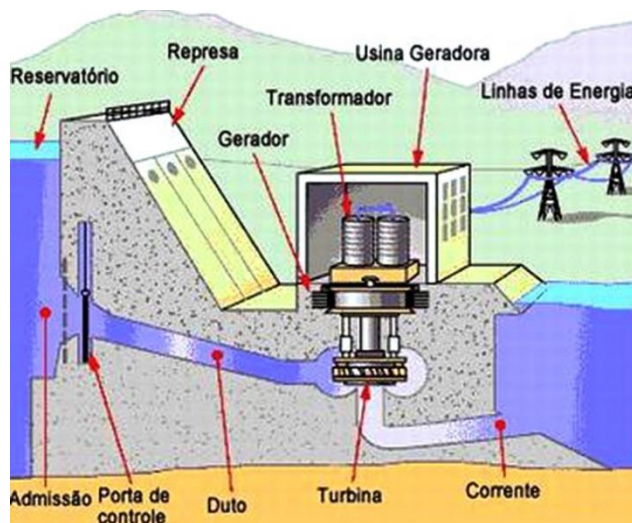


Figura 3 - Representação de uma UHE convencional

Fonte: HowsStuffworks (2001)

- Usina Hidroelétrica reversível: são geralmente sistemas de grande escala que utilizam a energia potencial gravitacional disponível da água armazenada em um reservatório superior para gerar eletricidade. A água é liberada por uma turbina durante os períodos de alta demanda e coletada em um reservatório inferior (Hayes *et al.*, 2016). Quando há excesso de energia

elétrica na rede nos períodos de baixa demanda, a energia excedente é usada para bombear água do reservatório inferior para o superior (Figura 4). A construção de centrais hidroelétricas reversíveis envolve tipicamente reservatórios artificiais, apenas exequíveis em ilhas com condições orográficas e climáticas adequadas. As eficiências de ida e volta e a maior capacidade de armazenamento dessas usinas são características importantes para a relevância de seu aproveitamento em aplicações de armazenamento de energia em larga escala (Beires *et al.*, 2018).

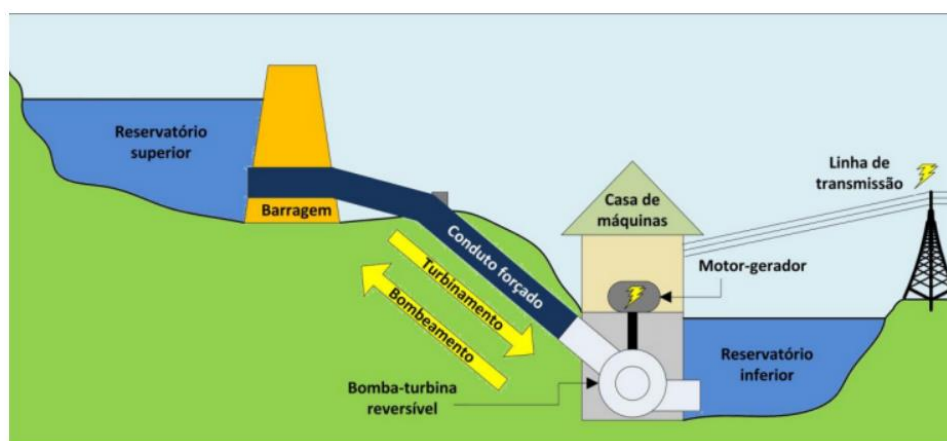


Figura 4 – Representação de UHE reversível

Fonte: Canales et al. (2015)

– Usina a fio d’água: esta difere das UHE convencionais por não armazenar água, sendo totalmente dependente do fluxo do rio. Contudo, ainda há o barramento do rio e alagamento de áreas, porém não com a mesma proporção de uma usina convencional.

Na Amazônia existem três UHE a fio d’água, duas no rio Madeira (UHE de Jirau e Santo Antônio) e uma no rio Xingu (UHE de Belo Monte). A UHE de Jirau (Figura 5) tem 50 turbinas tipos bulbos com capacidade instalada de 3750 MW, é a segunda maior HUE a fio d’água do país em capacidade de geração de energia, ficando atrás da UHE de Belo Monte (11233,1 MW).



Figura 5 – UHE (Jirau) a fio d'água instalada no rio Madeira

2.3.5 Turbinas

As turbinas são partes essenciais das UHEs, pois são elas que convertem a energia cinética das águas em energia mecânica e acionam o gerador para gerar energia elétrica. Porém, cada projeto de UHE exige um tipo de turbina, que pode ser classificada de acordo com a direção do fluxo do fluido e circulação e a altura à entrada da turbina. Assim, tem-se as turbinas de reação e de impulso. As turbinas de reação (por exemplo, Kaplan, Francis) são utilizadas em local não montanhoso, com alturas manométricas baixas e vazões elevadas, com exceção das Francis que por vezes são utilizadas em projetos com alturas manométricas elevadas e vazões baixas. As turbinas de impulso (Pelton, Turgo ou Cross-flow), são utilizadas para projetos de altura média a elevada e vazão reduzida (Židonis et al., 2015).

Embora existam vários tipos de turbinas hidráulicas, as mais utilizadas são:

– Pelton (Figura 6): esta forma de turbina tem uma roda contendo uma série de pás ou conchas divididas em torno de sua borda. Um jato de água de alta pressão é direcionado tangencialmente à roda, atingindo cada pá individualmente. O controle da vazão turbinada é feito por meio de uma agulha móvel disposta no interior de cada injetor e acionada por mecanismo hidráulico (Okot, 2013)

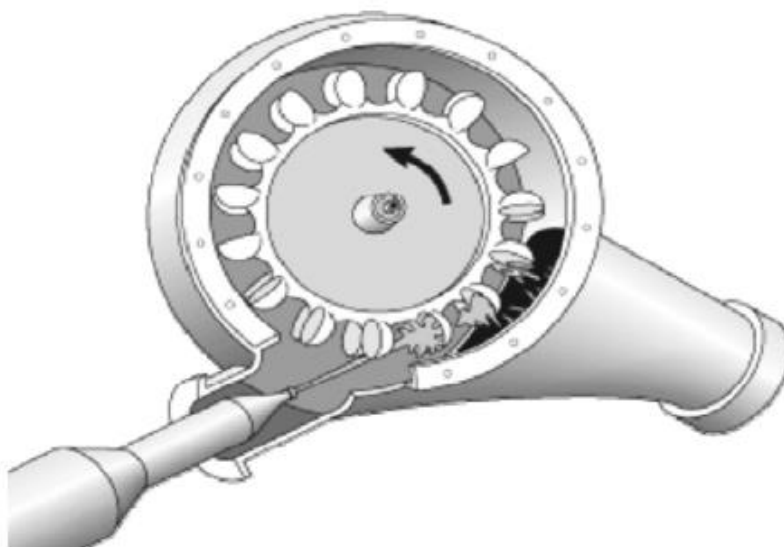


Figura 6 - Representação de Turbina Pelton

Fonte: Okot (2013)

– Francis (Figura 7): Esta turbina tem geralmente um rotor de caudal radial ou misto radial/axial, mais frequentemente montado numa caixa em espiral com pás-guia internas ajustáveis. A água flui radialmente para o interior do rotor e emerge axialmente, fazendo-o girar. Para além do rotor, os outros componentes principais incluem as comportas e o tubo de sucção (Okot, 2013).

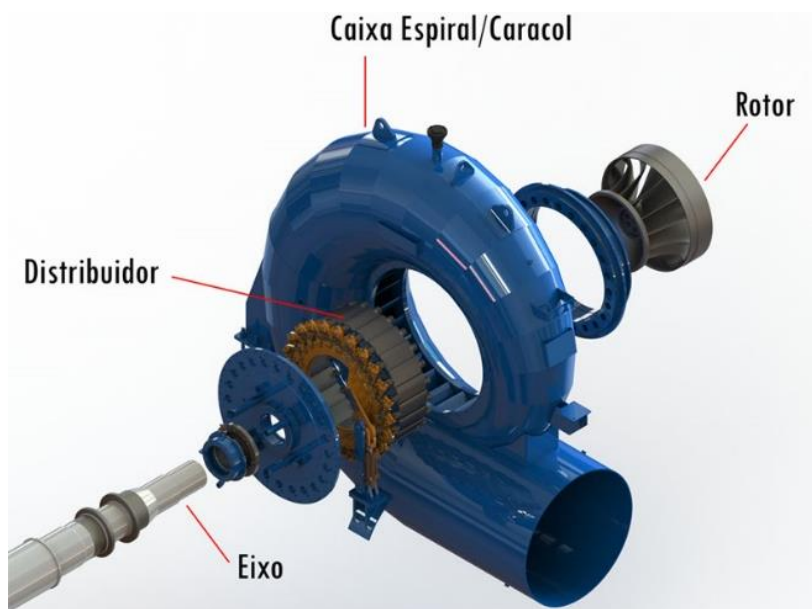


Figura 7 - Turbina Francis explodidas apresentando os componentes

Fonte: <https://www.hidroenergia.com.br/blog/tipos-turbinas-hidraulicas/>

– Kaplan (Figura 8): a turbina pode atingir uma alta velocidade mesmo em uma ampla gama de vazões variáveis e com excelente eficiência. Desta forma, o potencial de aproveitamento hidrelétrico economicamente aproveitável se expande significativamente para córregos com baixa queda e vazão variável (Polák, 2021).

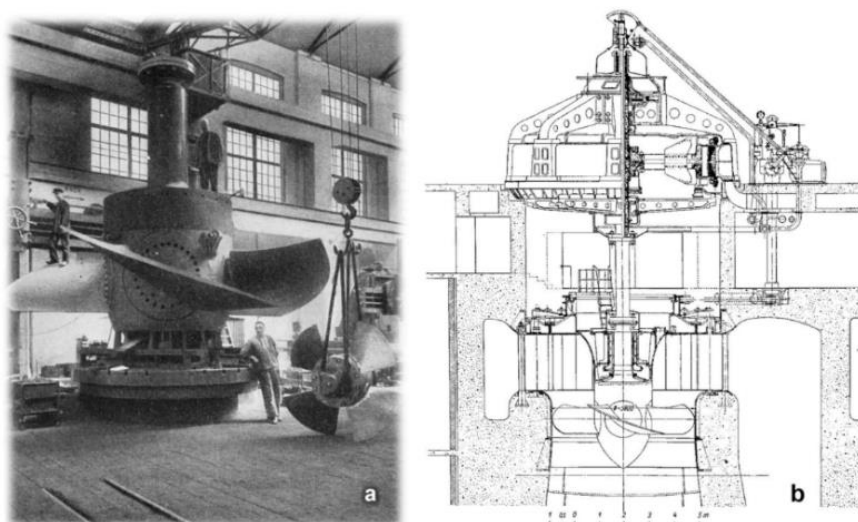


Figura 8 - Turbina Kaplan para a usina hidrelétrica Lilla Edet, Suécia, 1925. (a) Foto do impulsor da turbina; (b) Seção transversal da turbina e do gerador

Fonte: Polák (2021)

– Turbinas Bulbos: o primeiro uso de turbinas do tipo bulbo deu-se na França para geração de energia na usina maremotriz de La Rance (Waters; Aggidis, 2016). Possuem similaridade com turbinas Kaplan, porém seu uso é para quedas abaixo de 20 m, de modo que o gerador hidráulico, encontra-se envolvido por um bulbo por onde a água flui ao redor antes de chegar às pás das turbinas (Figura 9).

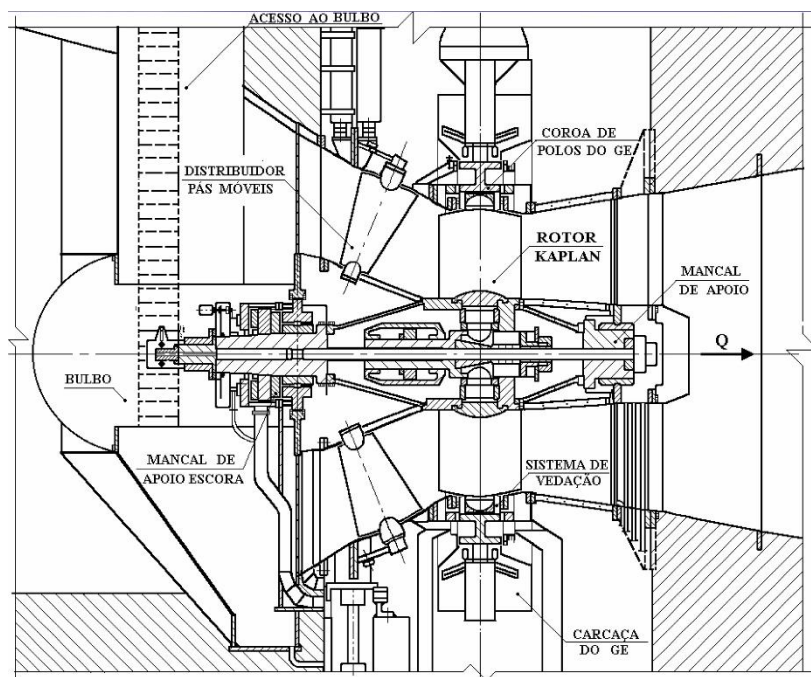


Figura 9 - Representação esquemática de uma turbina bulbo

Fonte: <http://ftp.demec.ufpr.br/disciplinas/TM251> (2008)

2.3.6 Impactos das mudanças climáticas nas hidrelétricas

São muitos os estudos que avaliam os impactos das mudanças climáticas na geração de energia (Fortes et al., 2022; Hamududu; Killingtveit, 2012; Hasan; Wyseure, 2018; Russo et al., 2022). Alguns verificaram que a redução de precipitação devido às mudanças climáticas tem implicação direta na diminuição da vazão, que consequentemente reduz a oferta de energia, pois muitos reservatórios não conseguirão armazenar água até o nível máximo (Kopytkovskiy et al., 2015). Contudo, a redução sazonal de precipitação e a consequente redução de oferta de energia pode ser compensada com outras fontes renováveis (de preferência) ou não renováveis. Mas quando são eventos de secas extremas, tem-se uma crise energética, com racionamento de energia, preços de energia mais elevados e consequentemente mais emissões de GEE, devido ao uso intenso de combustíveis fósseis, pois, nem todas as fontes de energia renováveis são o suficiente para atender a demanda.

O Brasil em 2021 passou por uma crise energética devido a eventos de secas severas. Na região Sudeste do país os rios ficaram com as vazões reduzidas, os reservatórios das UHEs ficaram com os níveis muito baixos, tendo como consequência redução na geração de energia hidrelétrica, uma tendência que teve início na seca de 2014 e 2015 (Hunt *et al.*, 2022). O país já passou por outras crises, como as de 1924, 1944, 1955, 1964, 1986, 2001 e 2014, em que as

causas, em geral, estão associadas às condições climáticas e ao mal gerenciamento (Hunt *et al.*, 2022).

Uma vantagem para o setor hidroelétrico brasileiro é a variabilidade climática, enquanto em algumas regiões estão no período de estiagem, outras estão no período úmido. Desse modo, a redução na geração de energia na região em estiagem é compensada pela região com maior geração, sendo esse gerenciamento feito pelo SIN (criado 1998), contudo, nas crises de 2001-2002 em que todas as regiões passaram por um período de seca, com exceção da região Sul; e de 2014-2015 em que ocorreu seca nas regiões Sudeste, Nordeste, Sul e Norte, não foi possível fazer esta compensação energética. Portanto, são necessário investimentos no setor e uma diversificação da matriz energética, porém, devido à mudança climática há muitas incertezas no setor energético. No geral, há uma concordância de que a produção de energia hidrelétrica será reduzida até o final do século 21. Sendo este cenário nada satisfatório, pois desencadeará uma série de problemas, como a escassez de energia nos setores industriais de tecnologias, fornecimentos agrícolas, bens e serviços, saúde e muitos outros (Serrão *et al.*, 2023).

2.3.7 Impactos ambientais causados por hidroelétricas

As UHEs são as fontes de energias renováveis que têm maior capacidade de geração de energia com baixa emissão de GEE, contudo, são agentes motores de muitos impactos socioambientais, sejam eles positivos ou negativos. Portanto, devem ser observadas todas as etapas de implantação de tais projetos. Atualmente, a regulamentação ambiental é vista por muitos como um limitador para aumentar a oferta de energia. Porém, no Brasil existe um histórico de muito impactos negativos, principalmente na Amazônia, onde existem grande potencial hidroelétrico não explorado, mas com muitos planos de exploração.

De modo geral, os “megas” projetos atraem mão de obras de todos os lugares do país, nem todos são absolvidos, porém, ficam aguardando vagas de emprego na esperança de serem contratados. Com isso, gastam tudo que têm e ficam expostos às mazelas sociais (drogas, violência, prostituição, doenças, entre tantas). Esse impacto social leva os centros urbanos próximos aos empreendimentos a um aumento populacional fora do normal, sendo estes sem planejamento, que leva a infraestrutura das cidades, que na Amazônia é quase sempre precária ao colapso total. Assim, a cidade sofre expansão urbana, de forma desordenada; locais que eram floresta dão espaços às moradias precárias nas periferias das cidades. Essas áreas de ocupação não têm saneamento, acesso à água, energia, educação e saúde. Assim, o problema deixa de ser

só social e passa a ser socioambiental, pois, por falta de água, poços são cavados, esgoto é lançado a céu aberto, contaminando o lençol freático, resíduos sólidos são descartados formando verdadeiros lixões que atraem todos os tipos de vetores de doenças. A população local fica vulnerável, pois muda sua rotina, ficam expostas à violência e às doenças, e ainda correm o risco de não conseguirem atendimentos, visto que, a capacidade de atendimento é menor do que a demanda. Sendo assim, este tópico visa levantar alguns impactos específicos que ocorreram com algumas UHEs instaladas na Amazônia, que poderiam ser evitados caso a legislação fosse vista como um norteador de projetos hidrelétricos e não um limitador.

2.3.7.1 UHE de Tucuruí

A hidrelétrica de Tucuruí foi construída sem o Estudo de Impactos ambiental e o Relatório de Impacto ambiental (EIA/RIMA) (Fearnside, 1999), desse modo a área inundada pelo reservatório foi maior do que a área planejada, inundando grande parte da floresta, sem o devido manejo e supressão da floresta, com o tempo a floresta submersa foi morrendo, decompondo-se e liberando CO₂ e metano (CH₄) para a atmosfera. Lembra-se que uma tonelada de CH₄ tem uma carga poluidora 25 vezes maior do que o CO₂ (Fearnside, 2008).

No entorno do Lago de Tucuruí, ocorreu o desmatamento devido à expansão da soja e da pecuária e outras atividades da população rural presente na área (Chen et al., 2015). Além da perda de floresta, Tucuruí, assim como é o caso de outras barragens, destruiu ecossistemas aquáticos (Fearnside, 2019). Outro impacto causado pelo empreendimento foi sobre as terras indígenas, em que três áreas indígenas (Parakanã, Pucurui e Montanha) foram inundadas, levando ao reassentamento das tribos. Além disso, outras quatro áreas (Mãe Maria, Trocará, Krikati e Cana Brava) foram cortadas pela linha de transmissão (Fearnside, 1999). A Terra Indígena Trocará, onde vivem os índios Asurini do Tocantins sofreu os efeitos da poluição da água e da perda de recursos pesqueiros que afetam todos os residentes a jusante de Tucuruí (Fearnside, 2019).

Fearnside (1999) apresenta a compensação ambiental paga as tribos em dinheiros, as que estavam nos planos de compensação, pois nem todas receberam tais compensação. Contudo, esses pagamentos não compensam em nada, pois não tem a mesma equivalência das terras perdidas e, à época, os índios não tinham nenhuma experiência com dinheiro.

2.3.7.2 UHE de Balbina

Foi construída para fornecer energia a Manaus, capital do estado do Amazonas, uma cidade em expansão com mais de 2,2 milhões de habitantes. Impulsionada por sua zona franca em expansão e setores associados, Manaus consome hoje até 1.800 MW. A usina hidrelétrica está localizada 150 km diretamente a nordeste da cidade de Manaus e foi implantada no trecho médio do rio Uatumã nas cataratas de Balbina (Schöngart *et al.*, 2021). Trata-se do pior exemplo de hidrelétrica, pois é uma tragédia que causou grandes impactos socioambientais para Amazônia, porém com capacidade de geração de energia (250 MW, e produção de energia média anual de 112 MW) 32 vezes menor do que Tucuruí (8370 MW), mesmo com áreas inundadas equivalentes.

Muitos dos impactos descritos na UHE de Tucuruí, foram repetidos na UHE de Balbina. Porém, a UHE foi construída em um local de planície (Fearnside, 1989), tendo como consequência uma grande área inundada (2360 km²), fragmentando 312,9 km² de floresta primária em 3546 ilhas (Palmeirim, Peres e Rosas, 2014), isolando espécies de vertebrados nas mesmas. As taxas de extinção de várias espécies em pequenas ilhas foram indubitavelmente aceleradas pela degradação estrutural e composicional das assembleias arbóreas (Benchimol; Peres, 2015). Estes autores, estimaram que aproximadamente houve uma extinção de 70% da população de vertebrados de médio e pequenos porte na área ocupada pelo reservatório, e apenas 25 ilhas de 3546 retêm 4/5 de um completo total de espécies.

Como na UHE de Tucuruí, a barragem do rio afetou as espécies aquáticas, extinguindo a pesca comercial. No reservatório de Balbina (Figura 10) os bagres, que são espécies que vivem no fundo da água, morreram devido aumento da acidez, da produção de metano e redução do teor de oxigênio (O₂), restando o Tucunaré que vive na superfície da água (Fearnside, 2019). Contudo, há a possibilidade de estarem contaminado com mercúrio (Hg). Os afluentes do rio Amazonas carregam muito Hg em sua forma natural, que não é nocivo à saúde, porém, em lago igual ao de Balbina sofre o processo de metilação e se transforma no composto orgânico Metilmercúrio (MeHg), que causa problemas neurológicos. Conforme Kasper *et al.* (2014), os peixes e o planctos à jusante da barragem apresentaram maiores teor de MeHg do que os de montantes, devido a liberação de água com alto nível de MeHg que passa pelas turbinas e pelo vertedouro da usina. Portanto, a UHE de Balbina deixou uma lição trágica que não deve ser repetida, pois se transformou em uma usina de produção de CH₄ e de CO₂ (Fearnside, 2008).



Figura 10 – Reservatório de Balbina com a copa das árvores próxima à superfície do lago com seus troncos submersos

Fonte: Fearnside (1989)

2.3.7.3 UHE de Belo Monte

Diferente das UHE Balbina e Tucuruí, em que os EIAs não eram obrigatórios, Belo Monte teve EIA. Contudo, a avaliação de impactos de barragem pouco avançou, pois, muitos dos impactos ambientais foram deixados de lado ou subestimados, como é o caso da produção de CH_4 , que só foi estimado na superfície do lago, sendo esquecidas duas rotas de emissão de CH_4 , que é a água que passa pela turbina e a que passa pelo vertedouro (Fearnside, 2011). Sendo que essa água é retirada de uma profundidade suficiente para ser isolada da camada de água da superfície, contendo alta concentração de CH_4 dissolvido (Fearnside, 2011).

O projeto original de UHE de Belo Monte inundaria uma área de 1225 km² (Figura 11), contudo, durante a etapa de licença prévia houve uma redução de área inundada para 516 km² (Figura 12). Contudo, reduziu a vazão do trecho da Volta Grande do Xingu, causando impacto na ictiofauna, nas comunidades ribeirinhas e nas aldeias indígenas, população que viviam da pesca. Os pescadores tradicionais afetados pela usina hidrelétrica foram excluídos como população afetada no processo administrativo de licenciamento ambiental da UHE Belo Monte, embora milhares de pescadores vivam e utilizem as áreas mais diretamente afetadas pela hidrelétrica (Carvalho *et al.*, 2020).

Reservatório do Estudo Anterior (anos 80 e 90)

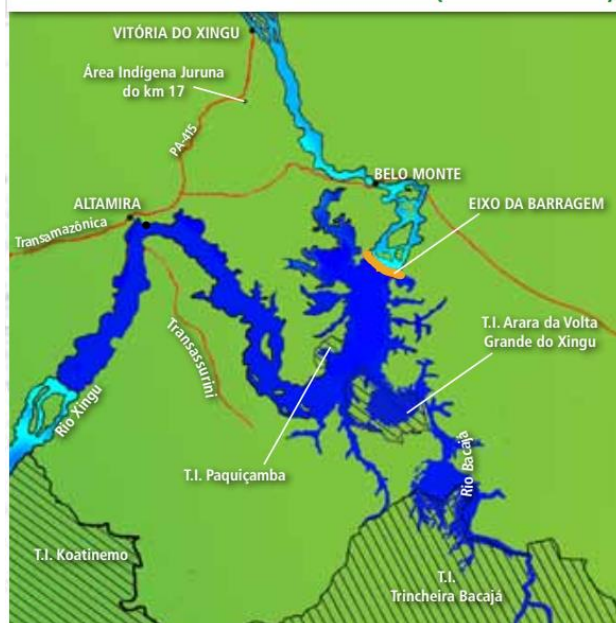


Figura 11 – Antigo projeto da UHE de Belo Monte

Fonte: Rima de Belo Monte.

Reservatório Atual

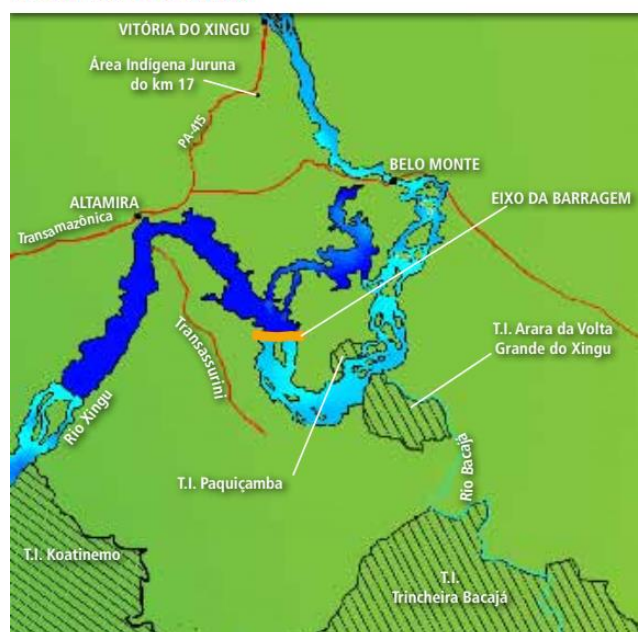


Figura 12 - Projeto modificado para reduzir a área do reservatório

Fonte: RIMA de Belo Monte (BRASIL, 2009)

Conforme Ribeiro; Morato (2020), entre os impactos mais graves identificados desde o início do processo de implementação de Belo Monte estão os despejos forçados devido a

inundações e secas de parte do rio; aumento de doenças transmissíveis; ameaça à segurança alimentar e à moradia adequada; ameaça ao acesso à água; problemas relacionados à explosão populacional causada pela migração para uma área sem infraestrutura adequada; aumento da pressão sobre os recursos naturais; invasão de terras indígenas e perda de meios de subsistência tradicionais.

Atualmente, a licença de operação está sendo revista para a renovação, contudo, muitas das condicionantes não foram atendidas, e algumas medidas de mitigações não são soluções adequadas, tais como o hidrograma de consenso. Esse esquema visa deixar passar uma vazão mínima necessária pela Volta Grande e garantir a sustentabilidade socioambiental da região. Mas, para os técnicos do Instituto Brasileiro de Meio Ambiente e dos Recursos Renováveis, esta não é mitigação adequada, uma vez, que locais com espécies da fauna e da flora correm sérios risco de extinção, além de ameaçar a permanências dos povos indígenas e ribeirinhos na região (Pezzuti et al., 2018). Outra medida de mitigação são as soleiras, que segundo a empresa Norte Energia, seriam para criar uma zona de inundação, contudo, especula-se que seriam para evitar a fuga de água do canal de derivação. A Figura 13 apresenta o esquema de soleiras que devem ser implantadas se a licença de operação for renovada.



Figura 13 - Locais onde serão implantadas soleiras em Belo Monte

Fonte: <https://sumauma.com/a-hora-e-agora-lula-tera-que-decidir-sobre-belo-monte/>

2.3.7.4 UHE de Curuá-Una

A hidrelétrica de Curuá-Una começou a operar em 1977, sendo a primeira UHE instalada na Amazônia, durante o governo militar, portanto, não houve estudos de impactos ambientais e nem compensação às comunidades afetadas. O projeto visava a instalação de quatro turbinas feita por etapas para ter 40 MW de potência instaladas, contudo, a quarta turbina só foi instalada em agosto de 2022. A vegetação não foi manejada, tornando a UHE uma geradora de gases de efeito estufa, contribuindo para redução das espécies aquáticas impactando a economia da pesca negativamente. Além disso não conseguiu suprir a necessidade energética da região de Santarém (Fearnside, 2004).

2.4 MODELOS CHUVA-VAZÃO

Os modelos hidrológicos são muitos utilizados em bacias hidrográficas, nas quais não existe rede de medição de variáveis hidrológicas. Contudo, existem vários modelos chuva-vazão. A ênfase foi dada a modelos conceituais baseados no balanço hídrico. Esses modelos, geralmente, são um conjunto de equações que representam os processos físicos de uma bacia hidrográfica, integradas à equação de balanço hídrico (Equação 4).

$$Q_e = P_r - P_t \quad (4)$$

Sendo Q_e , o excesso de precipitação, também chamada de precipitação efetiva; P_r , o evento de precipitação na bacia hidrográfica; e P_t , todas as perdas que ocorrem na bacia.

Porém, para as perdas representada na Equação 4, são computados vários processos físicos: evapotranspiração, interceptação e infiltração. Sendo assim, muitos desses processos são mensurados ou derivados de equações empíricas. Basicamente os modelos chuva-vazão precisam de um modelo de perda e um modelo de transformação, geralmente hidrogramas.

2.4.1 Modelos de Perdas

Os modelos de perdas representam toda a água precipitada que não é transformada em vazão. Sendo assim, eles podem ser modelos de eventos ou modelos contínuos. Os modelos de

eventos computam as perdas de um único evento de precipitação, geralmente utilizados para determinar eventos de inundação ou para determinar vazão de projeto. Os modelos contínuos são utilizados para representar uma série de eventos de precipitação, que podem ser toda a série histórica disponível, sendo estes utilizados para projetos que precisem de vazões contínuas ou verificar a sazonalidade de vazões, ou a frequência.

2.4.2 Método SCS-CN

O escoamento é uma das variáveis que pode ser determinada a partir de modelos chuva-vazão. O modelo mais utilizado para determinar o escoamento superficial é o que utiliza o método de número de curvas, criado pelo U.S. Department of Agriculture Soil Conservation Service (USDA), o modelo é conhecido pela sigla SCS-CN (SCS, 1965). O modelo conceitualmente assume que parte da chuva precipitada em uma determinada bacia hidrográfica será interceptada pela cobertura da terra, parte se infiltra; e o restante se transforma em escoamento superficial. Para Verma et al. (2021), este modelo, tornou-se muito popular devido à simplicidade e flexibilidade; ser climatologicamente consistente para qualquer local, ter várias aplicações em hidrologia, requerendo apenas o parâmetro CN. Assim, foram desenvolvidas duas equações (Equações 5 e 6), que expressam matematicamente o conceito do modelo, maiores detalhes em: (Boughton, 1989; USDA-SCS, 1972; Hawkins et al., 2009; Walega et al., 2020).

$$Q = \begin{cases} \frac{(P-Ia)^2}{(P-Ia+S)}, & \text{para } P > Ia \\ 0, & \text{para } P \leq Ia \end{cases} \quad (5)$$

$$Ia = \lambda S \quad (6)$$

Em que: Q é o escoamento superficial direto (mm); P é a precipitação acumulada do evento (mm); S é a retenção máxima potencial (mm); e λ é o coeficiente de abstração inicial (adimensional).

O parâmetro S é definido conforme a Equação 7.

$$S = \left(\frac{25400}{CN} - 254 \right) \quad (7)$$

Quando $CN = 100$, conduz a $S = 0$, ou seja, qualquer evento de precipitação se transforma em escoamento. $CN = 0$ representa $S = \infty$, para uma bacia hidrográfica infinitamente abstrata.

2.4.2.1 Determinação do CN

O parâmetro CN é determinado a partir das características hidrológicas do solo e do uso e cobertura da terra. Os valores desse parâmetro variam de 0 a 100, combinados em tabela conforme o grupo hidrológico do solo (A, B, C, D) e o uso e cobertura da terra. Embora os dados de solo estejam disponíveis, segundo Genovez et al. (2005), torna-se difícil na prática classificar uma unidade de solo que se enquadra com as suas principais características num dos grupos hidrológicos. As características pedológicas do solo do país de origem do método são diferentes das características de solo de outros lugares do mundo, pensando nisso, Sartori et al. (2005) agruparam os tipos de solos brasileiros conforme os grupos hidrológicos de solo. Contudo, existem nomenclaturas de solo em mais de um grupo hidrológico, o que pode causar confusão a um leigo no momento de definir o grupo hidrológico de solo, sendo preciso verificar toda a característica pedológica, que é um trabalho minucioso de especialista em solo. Além disso, sua aplicação em regiões muito úmidas ou muito secas, como o Nordeste, o Pantanal e a Amazônia, deve ser cautelosa (Genovez *et al.*, 2005).

O uso do CN foi facilitado em associação a ferramentas SIG e com a disponibilidade de dados de uso e cobertura da terra e de tipos de solo de vários países, que possibilitaram a criação de conjunto de dados global de CN em grade (Hong; Adler, 2008; Jaafar et al., 2019; Ross et al., 2018; Zeng et al., 2017). Os dados de CN dos trabalhos de Jaafar et al. (2019), bem como o de Ross et al. (2018), têm resolução de 250 m e estão disponíveis publicamente. No Brasil, o Sistema Nacional de Informação Sobre Recursos Hídricos – SNIRH disponibiliza um produto CN de 1 km x 1 km, denominado de BHO_CN_2018, produzido com dados de uso e cobertura da terra de 2014. Contudo, ocorrem mudanças no uso e cobertura da terra, impondo mudanças no tempo e no espaço para o CN.

2.4.2.2 Condição de umidade antecedente (AMC)

A umidade do solo que antecede ao evento de precipitação determina o uso do CN, pois a AMC governa a abstração inicial e a infiltração (Kumar *et al.*, 2021). O SCS reconhece três níveis de AMC (Tabela 2).

Tabela 2 – Classificação das Condições Antecedentes de Umidade (AMC)

Classe AMC	Características do solo	Precipitação Antecedente Total de 5 Dias (mm)	
		Temporada Dormente	Estação de crescimento
AMC-I	Os solos estão secos a ponto de não murchar	<13 mm	<36 mm
AMC-II	Condição intermediária	13-28 mm	36-53 mm
AMC-III	Chuvas fortes ou leves e baixas temperaturas ocorreram nos últimos 5 dias; solos saturados	> 28 mm	> 53 mm

Fonte: (USDA-SCS, 1972).

Entretanto, o NRCS desencoraja o uso da Tabela 2 e modifica a terminologia AMC, mudando o conceito devido à AMC ser dependente do local e tipos de clima, assim a terminologia passa para condição antecedente de escoamento (ARC) (Hawkins *et al.*, 2009). Existem algumas equações que convertem o CN-AMCII para CN-AMCI e CN-AMCIII, como as de Sobhani (1976): Equações 8 e 9.

$$CNI = \frac{CNII}{(2,334 - 0,01334CNII)} \quad (8)$$

$$CNIII = \frac{CNII}{(0,4036 + 0,0059CNII)} \quad (9)$$

2.4.3 Modelo de Perda inicial e constante

No modelo de perda Inicial e constante são consideradas duas perdas; a inicial, que é abstração inicial (Ia), que representa a interceptação e armazenamento nas depressões da superfície e a perda constante, que se inicia quando a condição da perda inicial é superada (Zhang *et al.*, 2023). Desse modo, só ocorre o escoamento superficial ou excesso de precipitação (Pe_t) com as seguintes condições (Equação 10).

$$Pe_t = \left\{ \begin{array}{lll} 0 & \text{if} & \sum P_i > I_a \\ P_t - f_c & \text{if} & \sum P_i > I_a \quad e \quad P_t > f_c \\ 0 & \text{if} & \sum P_i > I_a \quad e \quad P_t < f_c \end{array} \right\} \quad (10)$$

Em que f_c representa todas as perdas, ou seja, o evento de precipitação (P_t) tem que superar todas as perdas, a inicial e a constante, para ocorrer o escoamento superficial.

2.4.4 Modelos de Déficit e Perdas Constantes

Este modelo utiliza uma camada hipotética de solo para explicar as mudanças no teor de umidade. Semelhante ao modelo de perdas inicial e constante, a precipitação primeiramente supera o déficit de umidade na camada do solo e a partir disso a taxa de infiltração é definida pela taxa constante. O déficit representa a quantidade de água necessária que leva à saturação da camada do solo, que pode ser definida com a capacidade de armazenamento de água no solo até a sua saturação. A percolação ocorre quando o déficit é zero, nesse caso a percolação de água no fundo da camada de solo é perdida no sistema, porém, ao utilizar um modelo de reservatório linear a percolação, torna-se vazão de base.

Pode-se acoplar ao modelo de Déficit e Perda Constante a um modelo de dossel. O modelo de dossel representa a retirada de água do solo pelas raízes das plantas. Também, é possível utilizar um modelo de superfície, que representa a água retida nas depressões do solo. O armazenamento de água na superfície pode infiltrar ou evaporar. Para mensurar a taxa de evapotranspiração, pode-se incluir um modelo de evapotranspiração. Toda essa integração de modelos, torna o modelo de Déficit e Perda Constante contínuo (Figura 14).

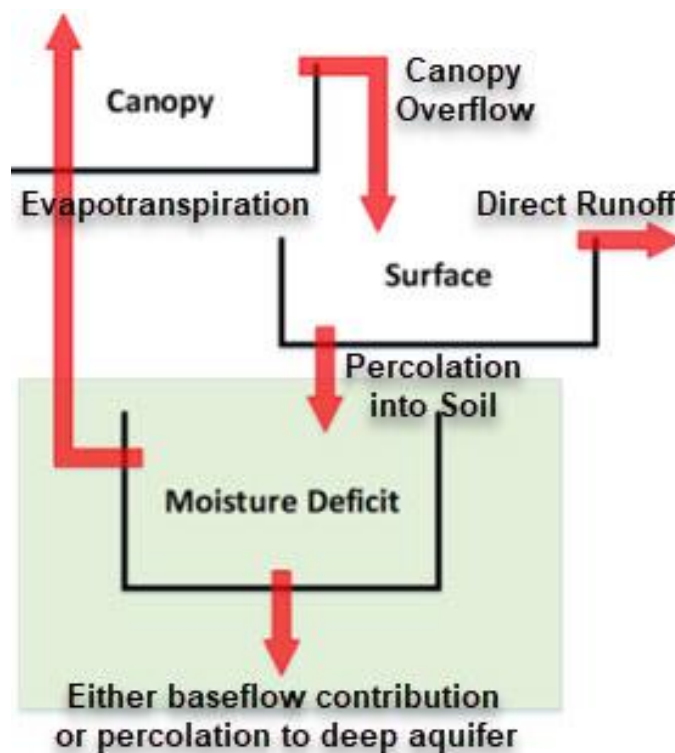


Figura 14 - Modelos de déficit e perda constante

Fonte: Documentação HEC-HMS

2.4.5 Modelos de Contabilidade e Umidade do solo (SMA)

O SMA simula o movimento da água através da vegetação e interceptação da superfície, o perfil do solo e duas camadas de águas subterrâneas. O método de perda SMA também calcula uma saída de escoamento superficial e fluxo de águas subterrâneas e perdas devido a ET e percolação profunda, da área à qual é aplicado (Bennett; Peters, 2000). O SMA representa a camada do solo como se fossem vários reservatórios em série para simular o volume de água em cada componente terrestre do ciclo hidrológico (Figura 15).

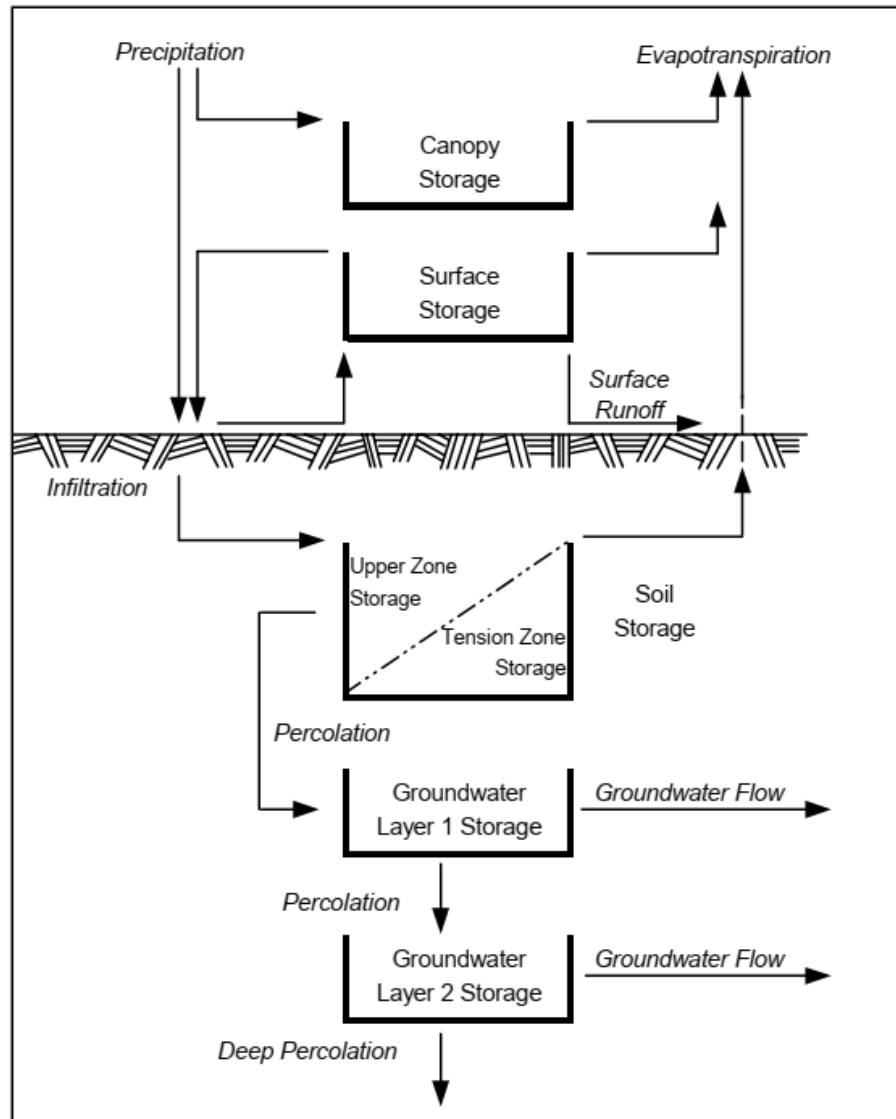


Figura 15 – representação conceitual do modelo SMA

Fonte: Bennett; Peters(2000)

O modelo de perda precisa ser utilizado em conjunto com um modelo de dossel e modelo de armazenamento de superfície. O modelo de dossel representa o armazenamento do volume de água de chuva pela vegetação (interceptação), sendo que está água é retirada pela evapotranspiração, assim, o modelo de dossel precisa de um modelo de evapotranspiração. Por sua vez, o modelo de superfície representa o armazenamento de água em depressões rasas, que pode infiltrar, evaporar e se transformar em escoamento superficial quando é superado o volume de armazenamento de água (Bennett; Peters, 2000; Prakasam et al., 2023; Sahu, et al., 2023).

O modelo de perda propriamente dito, é representado por uma camada de solo em que a água é armazenada nos primeiros centímetros e duas camadas de água subterrâneas, que

representa a taxa de fluxo variável (Bennett; Peters, 2004). De acordo com Bennet e Peters (2004), a camada de solo é dividida em zona superior e zona de tensão, sendo que a primeira representa a água que fica retida nos poros do solo, que perde água por evapotranspiração ou percolação e a segunda é definida como a área que perde água somente por evapotranspiração, em que a água está ligada à partícula do solo. As diferentes camadas de armazenamento no modelo SMA incluem armazenamento de interceptação de dossel, armazenamento de interceptação de superfície, armazenamento de perfil de solo e armazenamento de águas subterrâneas (Sahu et al., 2023).

2.4.6 Método do Hidrograma Unitário (HU)

O método do hidrograma unitário (HU) foi introduzido por Sherman (1932), como forma de representar a transformação da chuva em vazão. Devido à simplicidade e aplicabilidade é utilizado globalmente até os dias atuais. Se a bacia hidrográfica for considerada um sistema linear e invariante no tempo, o hidrograma unitário é a resposta impulsional a uma chuva efetiva de 1 mm (Figura 16), com intensidade constante ao longo de sua duração, e uniformemente distribuída por toda a área de drenagem.

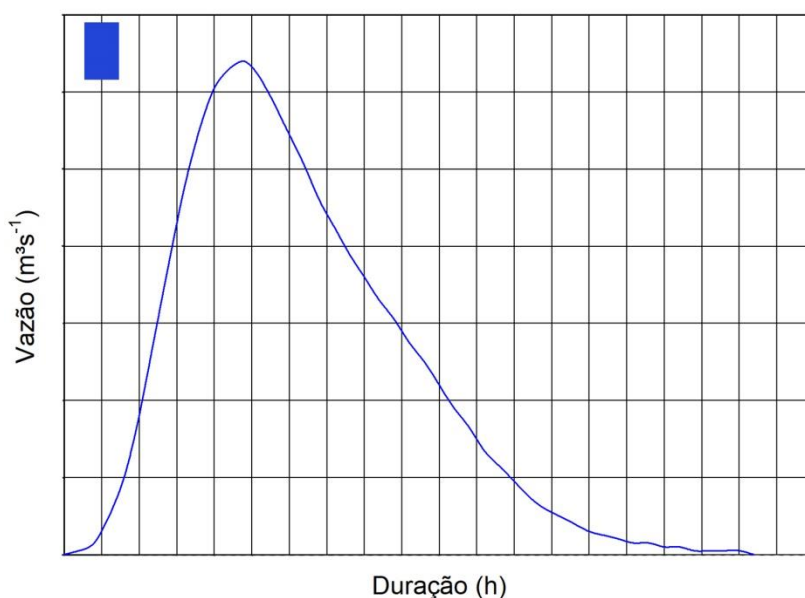


Figura 16 - Resposta Impulsional a um pulso de precipitação – hidrograma unitário

Sendo a bacia hidrográfica considerada como um sistema linear e invariante no tempo, pode-se aplicar os princípios da proporcionalidade e superposição. O princípio da proporcionalidade diz que o hidrograma resultante de uma chuva efetiva com dada duração é

proporcional a intensidade dessa chuva, sendo assim, uma chuva efetiva de intensidade duas vezes maior gera um hidrograma de maior volume do que uma chuva efetiva de intensidade menor e mesma duração.

Portanto, é possível calcular a resposta da bacia hidrográfica a eventos de chuvas diferentes, pois a resposta é uma soma das respostas individuais (superposição). Se o sistema é linear e invariante (bacia hidrográfica), então, a Convolução (Equação 11) é a operação matemática que soma vários impulsos de entrada (chuva efetiva) e tem como saída uma resposta impulsional, que transforma chuva em vazão (hidrograma).

$$Q(t) = \int_0^t P(t - \tau)h(\tau) d\tau \quad (11)$$

A Equação 9 é a forma contínua da convolução, mas na hidrologia a forma utilizada é a discreta (Equação 12) devido à chuva ser discretizada no tempo.

$$Q_t = \sum_{i=j}^t P_i h_{t-i+1}, \text{ para } \begin{cases} t \leq n, j = 1 \\ t > n, j = t - n + 1 \end{cases} \quad (12)$$

Sendo n o número de ordenadas do hidrograma unitário.

2.4.6.1 Método do hidrograma unitário adimensional do SCS.

O HU do SCS é um hidrograma unitário parametrizado desenvolvido pelo SCS. Este hidrograma estabelece uma relação entre o pico do HU (q_p) e o tempo de pico (T_p), conforme a Equação 13.

$$q_p = C \frac{A}{T_p} \quad (13)$$

Em que, A é a área de drenagem da bacia hidrográfica; C é uma constante de conversão, para o SI, sendo igual a 2,08. O T_p está relacionado à duração da unidade de excesso de precipitação como:

$$T_p = \frac{\Delta t}{2} + t_{lag} \quad (14)$$

Em que Δt é duração da precipitação efetiva unitária; t_{lag} é a defasagem da bacia, definida como a diferença de tempo entre o centro de massa da chuva efetiva e o pico do HU. Vale observar, que quando a chuva é discretizada, o passo de tempo (Δt) tem que ser menos que 29% do t_{lag} . O t_{lag} do UH do SCS pode ser estimado por calibração, quando há dados de vazões. Nas bacias, para as quais não há dados disponíveis, o SCS sugere que o t_{lag} seja relacionado ao tempo de concentração (T_c) da bacia, como:

$$t_{lag} = 0,6T_c \quad (15)$$

O tempo de concentração de uma bacia pode ser calculado por várias equações empíricas, sendo a de Kirpich (Kirpich, 1940) e a equação do NRCS (USDA-NRCS, 2010) as mais utilizadas, apresentadas nas Equações 16 e 17, respectivamente. Existe um conjunto de equação na literatura (Grimaldi et al., 2012; McCuene et al, 1984), discussões conceituais (Beven, 2020) e comparações de métodos manuais e automáticos para encontrar o tempo de concentração de uma bacia hidrográfica (Fang *et al.*, 2008).

$$T_c = 0,0078L^{0,77}S^{-0,385} \quad (16)$$

$$T_c = 0,0526 \left[\left(\frac{1000}{CN} \right) - 9 \right]^{0,7} L^{0,8} S^{-0,5} \quad (17)$$

Em que: L é o comprimento do rio; S é a declividade; CN é o número de curva.

A Figura 17 apresenta o hidrograma unitários do SCS com todos os parâmetros.

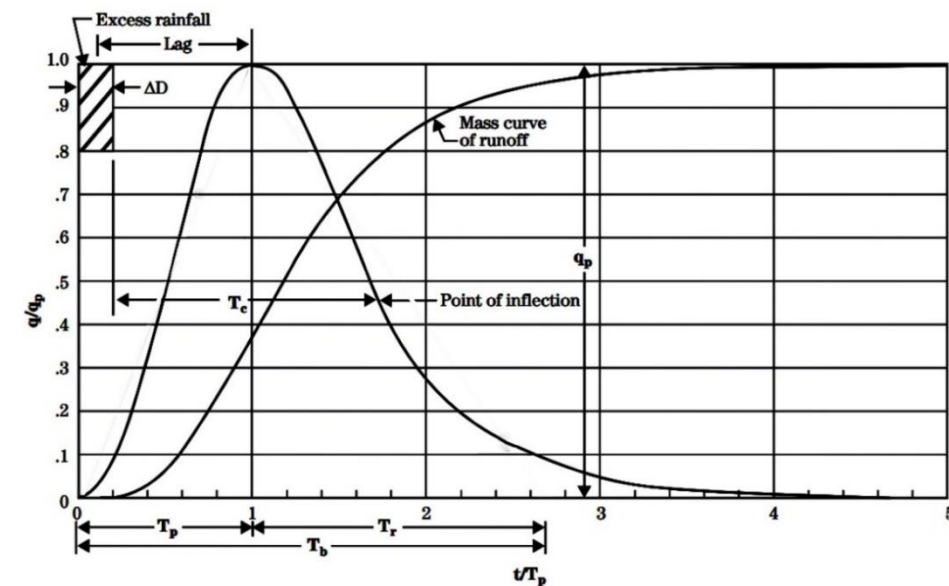


Figura 17 - Hidrograma unitário adimensional do SCS

Fonte: adaptado de (USDA-SCS, 1972)

2.4.6.2 Método do hidrograma unitário de perda de déficit Snyder

Foi originalmente desenvolvido para calcular o pico de fluxo como uma unidade de precipitação. Adicionalmente, métodos empíricos foram desenvolvidos para estimar a base de tempo do hidrograma e a largura a 50% do pico de fluxo (Halwatura; Najim, 2013). O método

consiste em determinar o tempo de pico (t_{p1}) e o tempo de duração da precipitação (t_{r1}), sendo esses dois termos calculados pelas Equações 18 e 19, respectivamente.

$$t_{p1} = C_t(LL_{cg})^{0,3} \quad (18)$$

Em que: L = comprimento do rio principal (km); L_{cg} = a distância da seção principal do rio ao ponto do rio mais próximo do centro de gravidade da bacia (km); C_t = coeficiente que varia entre 1,35 e 1,65.

$$t_{r1} = \frac{t_{p1}}{5,5} \text{ (horas)} \quad (19)$$

Quando o t_{r1} é corrigido para t_r , t_p é corrigido por:

$$t_p = t_{p1} + (t_r - t_{r1})/4 \quad (20)$$

A vazão de pico para uma precipitação de duração t_r e volume unitário é:

$$q_p = 2,75C_pA/t_p \text{ (m}^3\text{s}^{-1}\text{)} \quad (21)$$

Em que: A = área de drenagem, em km²; C_p = coeficiente que varia entre 0,56 e 0,69.

O tempo base do HU é estimado por:

$$t_b = 3 + \frac{t_p}{8} \text{ (dias)} \quad (22)$$

Com base nos três pontos (t_p , q_p e t_b) é possível esboçar o HU mantendo o volume unitário. Para facilitar o trabalho, a USACE desenvolveu equações empíricas entre larguras de HU a 50% e 75% de Q_p (Equações 23 e 24).

$$W_{75} = 3,352/08 \quad (23)$$

$$W_{50} = 5,87/q_p^{1,08} \quad (24)$$

2.4.6.3 Programa de modelagem hidrológica HEC-HMS

O Hydrologic Engineering Center Hydrologic Modeling System (HEC-HMS) é um software desenvolvido pelo US Army Corps of Engineers (USACE), sendo amplamente utilizado em estudos hidrológicos. Halwatura; Najim (2013) utilizaram o modelo na bacia do rio Attanagalu Oya (Sri Lanka) para gerar fluxo de longo prazo para o rio principal (Oya) e seu afluentes; Gumindoga et al. (2017) simularam o escoamento superficial na bacia do alto Manyame (Zimbábue), Ndeketya; Dundu, (2021) avaliaram a capacidade de armazenamento

de água de chuva de uma bacia semiárida. Revell et al. (2021) fizeram uso do HEC-HMS, utilizando um modelo de perda inicial e constante para explicar a influência da cobertura de floresta plantada e pastagem na redução de pico de vazão em Warwickshire, Reino Unido. Fanta e Tadesse, (2022) utilizaram o HEC-HMS fazendo uso do modelo do Serviço de Conservação do Solo – Número de Curva (SCS-CN) para simular a vazão da bacia hidrográfica Gogeb na Etiópia, com objetivo de entender o escoamento e o manejo na bacia.

Halwatura e Najim (2013) utilizaram HEC-HMS para simular o escoamento em bacia hidrográfica tropical no Sri-Lanka, utilizando o modelo do SCS-CN e o modelo de perda inicial e constante com dois modelos de transformação, método de hidrograma unitário de Clark e o método de hidrograma unitário de Snyder. Singh et al. (2022) utilizaram HEC-HMS acoplado o HEC-RAS para reconstruir eventos de inundações com intuito de mitigar eventos extremos futuros, na bacia do rio Periyar, sul da Índia; muitos estudos que fizeram uso do HEC-HMS foram direcionados para determinar a vazão de pico (Khélifa et al., 2022; Natarajan; Radhakrishnan, 2019; Walega et al., 2020). Outros estudos verificaram a influência da mudança LULC no pico de vazão e no escoamento superficial utilizando o modelo de perda do SCS-CN (Hu; Shrestha, 2020; Koneti et al., 2018; Sanyal et al., 2014).

Neste sentido, Cabral et al. (2017), utilizaram a previsão de precipitação gerada pelo modelo atmosférico RASM 6 forçado pelo modelo global ECHAM 4.5 como entrada no modelo hidrológico de contabilidade de umidade do solo (SMA) para simular a vazão afluente do reservatório de Oros, no estado do Ceará. Cho et al. (2023) utilizaram modelo de simulação de paisagem integrado aos modelos de simulação hidrológica HEC-HMS e Soil and Water Assessment Tool (SWAT) para gestão do sistema de abastecimento de água da região metropolitana de São Paulo.

O HEC-HMS discretiza a bacia hidrográfica em sub-bacias interligadas por canais. Os modelos no HEC-HMS são compostos por quatro componentes principais: o modelo da bacia, o modelo meteorológico, as especificações de controle, e os dados das séries temporais (US Army Corps of Engineers, 2018). Um total de nove diferentes métodos de perda é fornecido no HEC-HMS e alguns desses métodos são projetados principalmente para simular eventos, enquanto outros são destinados à simulação contínua (Halwatura; Najim, 2013).

2.5 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL (IA)

A Inteligência Artificial (IA), refere-se a tornar as máquinas tão inteligentes quanto o cérebro humano. Em Ciência da Computação, IA significa o estudo de “agentes inteligentes”: qualquer dispositivo que perceba seu ambiente e tome ações que maximizem sua probabilidade de atingir seus objetivos com sucesso (Shinde; Shah, 2018).

2.5.1 Machine learning (ML)

O aprendizado de máquina faz uma abordagem de aprender com exemplos, de modo automatizado. Situando-se na interseção da ciência da computação e da estatística e no centro da inteligência artificial e da ciência de dados (Horvitz; Mulligan, 2015). Na IA, o aprendizado de máquina surge como o método preferido para o desenvolvimento de softwares práticos para a visão computacional, reconhecimento de fala e controle de robôs (Horvitz; Mulligan, 2015).

É autoaprendizagem baseada em algoritmos que significam que o sistema aprende com sua experiência. Por exemplo, o tipo de dados usados como entrada para o sistema aprender o padrão e responder seu aprendizado na saída (Sharma et al., 2021). Ele usa um algoritmo de aprendizado estatístico que aprende e melhora automaticamente sem ajuda humana, por outro lado, em um sistema de aprendizado profundo, ele aprende com sua experiência, mas com um grande banco de dados ou grandes informações fornecidas na entrada (Sharma et al., 2021).

O aprendizado de máquina costuma ser classificado em 3 categorias, aprendizado supervisionado, aprendizado não supervisionado e aprendizado de reforço:

- O Aprendizado Supervisionado usa um algoritmo que requer ajuda externa. Os dados de entrada no algoritmo são divididos em treino e teste, em que o algoritmo durante o treino capta os padrões dos dados para implementar nos dados de teste (Kotsiantis et al., 2007; Sharma et al., 2021);

- O aprendizado não supervisionado é um algoritmo de aprendizado de máquina que aprende algumas características das informações de entrada. Depois de fornecer um novo banco de dados, ele utiliza as características aprendidas anteriormente para a identificação da classe de dados (Sharma et al., 2021);

- Aprendizagem por reforço é a aprendizagem de um mapeamento de situações para ações de modo a maximizar uma recompensa escalar ou sinal de reforço. O aprendiz não é

informado sobre qual ação tomar, como na maioria das formas de aprendizado de máquina, mas deve descobrir quais ações geram a maior recompensa ao experimentá-las. Nos casos mais interessantes e desafiadores, as ações podem afetar não apenas a recompensa imediata, mas também a próxima situação e, por meio dela, todas as recompensas subsequentes. Essas duas características - busca por tentativa e erro e recompensa atrasada - são as duas características distintivas mais importantes do aprendizado por reforço (Sutton, 1992).

2.5.2 Random Forest (RF)

Existem vários algoritmos de aprendizado de máquina supervisionado (Regressão Linear, Regressão Logística, Árvore de Decisão, Máquinas de Vetores, Rede Neurais Artificiais, Naive Bayes, entre outros). Contudo, o foco é o algoritmo regressor de Random Forest. De acordo com Breiman (2001), as florestas aleatórias são uma ferramenta eficaz na previsão. Devido à Lei dos Grandes Números (Erd, 1970), eles não “super” ajustam. Entretanto, ao injetar o tipo certo de aleatoriedade os torna classificadores e regressores precisos. Além disso, a estrutura em termos de força dos preditores individuais e suas correlações fornecem informações sobre a capacidade de previsão da floresta aleatória (Breiman, 2001).

O Random Forest é uma classificação substancial do bagging que cria uma grande coleção de árvores descorrelacionadas e, em seguida, calcula a média delas. Em muitos problemas, o desempenho do Random Forest é muito semelhante ao do boosting, e elas são mais simples de treinar e ajustar (Hastie et al., 2009). A ideia essencial do bagging é calcular a média de muitos modelos ruidosos, mas aproximadamente imparciais, reduzindo assim a variação. As árvores são candidatas ideais para o bagging, pois podem capturar interações complexas (Hastie et al., 2009). Assim, o algoritmo de Random Forest é desenvolvido, tendo como base a Equação 25 e a Figura 18 com os seguintes passos:

$$\hat{f}_{rf}^B(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x). \quad (25)$$

Para $b = 1$ a B :

- a) Extraia uma amostra bootstrap Z^* de tamanho N a partir dos dados de treinamento;

b) Desenvolva uma árvore de floresta aleatória T_b para os dados bootstrapped, repetindo recursivamente as seguintes etapas para cada nó terminal da árvore, até que o tamanho mínimo (n_{\min}) do nó seja atingido.

- I. Selecione m variáveis aleatoriamente das p variáveis.
- II. Escolha a melhor variável/ponto de divisão entre os m .
- III. Divida o nó em dois nós filhos.

Gere o conjunto de árvores $\{T_b\}_1^B$.

Para fazer uma previsão em um novo ponto x por regressão:

Cada árvore é construída a partir de uma amostra bootstrap extraída com substituição do conjunto de dados original, e as previsões de todas as árvores são finalmente agregadas por meio de votação por maioria (Boulesteix *et al.*, 2012). A Figura 18 apresenta a estrutura do algoritmo que é implementado na maioria dos softwares disponíveis.

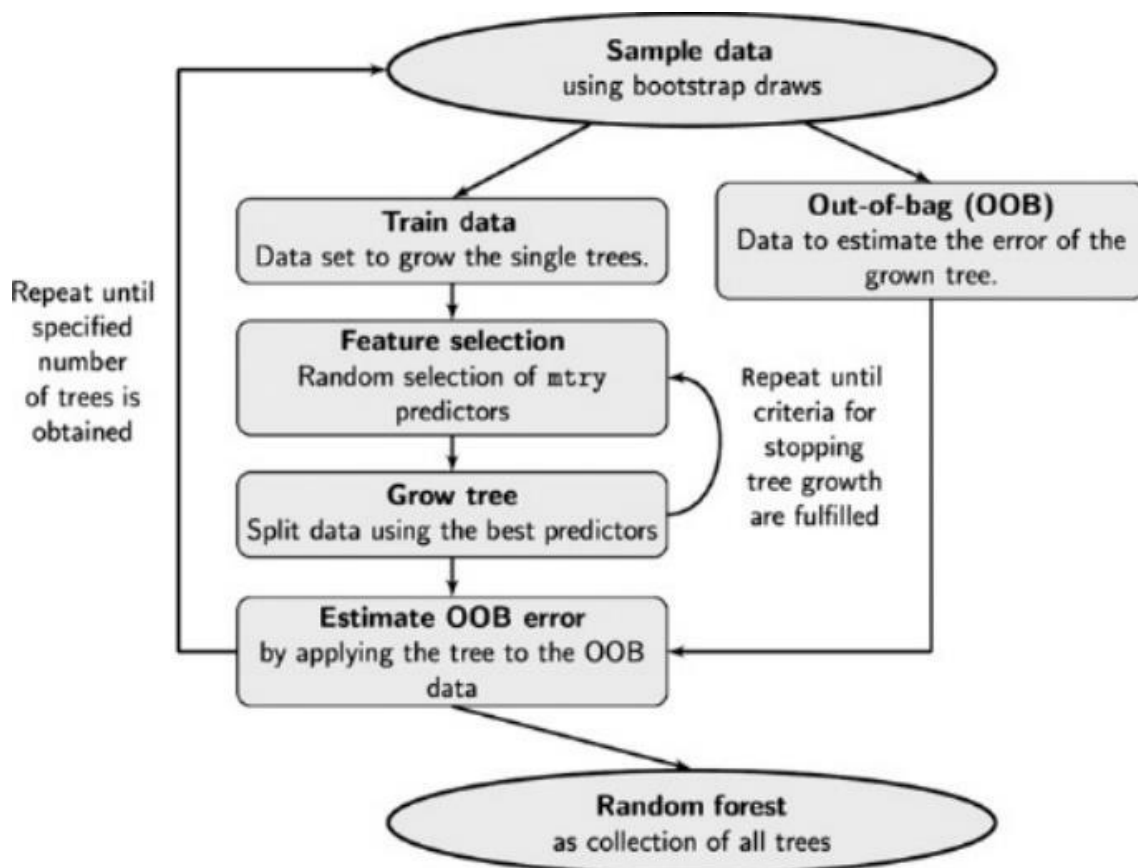


Figura 18 - Representação do modelo Random Forest

Fonte: (Boulesteix *et al.*, 2012)

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

A Amazônia (Figura 19) tem a mais densa rede hidrográfica do mundo, tendo como rios principais o Amazonas e seus tributários: rio Purus; rio Madeira; rio Negro; rio Trombetas; rio Tapajós, rio Xingu, rio Jari e rio Paru (Cruz, Blanco e Brasil Junior, 2020; Silva Cruz, da, Blanco e Oliveira Júnior, de, 2022).

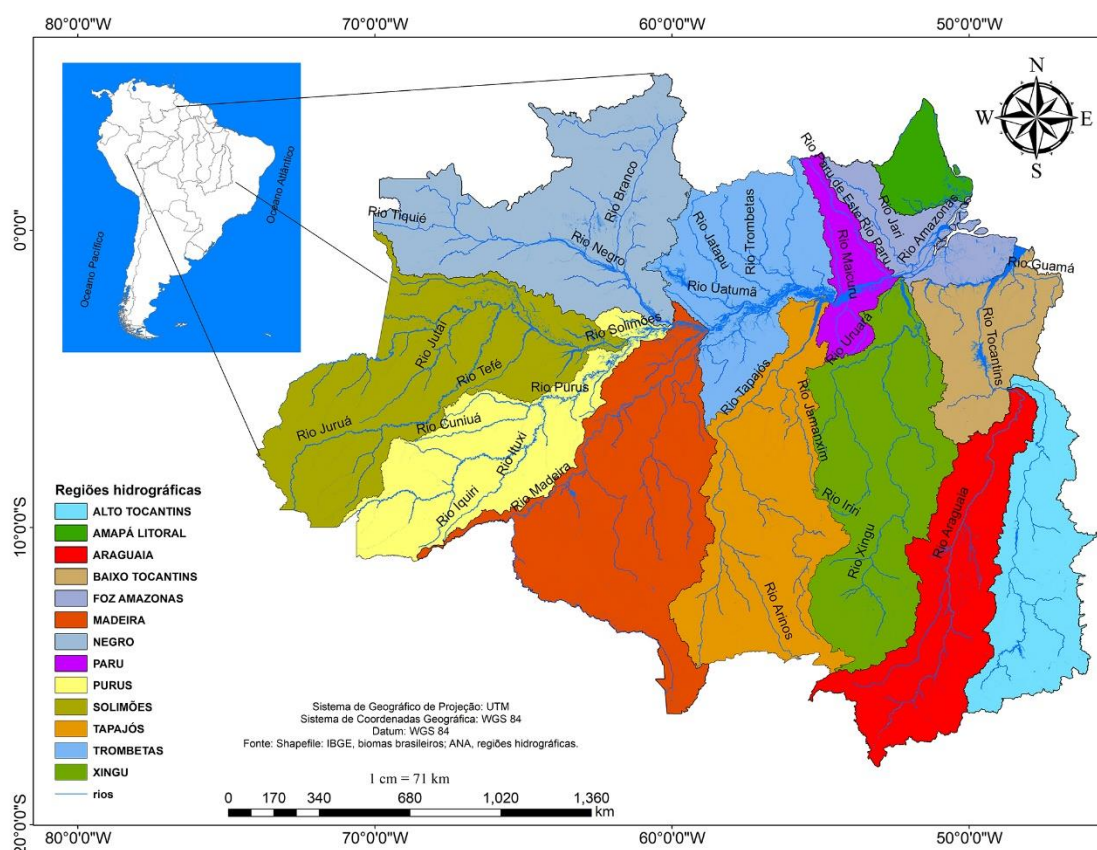


Figura 19 - Área de estudo com as sub-bacias da Amazônia

Na Região ocorre variação espacial e temporal na distribuição de chuva, com valor anual de 4.050 mm no extremo norte da bacia, 3.300 mm e 1.500 mm no noroeste e no norte da bacia do rio Negro, respectivamente; 1500 mm no sul da bacia do Tapajós (Santos Silva, Dos *et al.*, 2020). Além da chuva, também ocorre variação na evapotranspiração, com as maiores taxas (2.500 mm/ano) na região nordeste da bacia e menores taxas (variando entre 700 mm/ano e 1.900 mm/ano) nos locais onde ocorrem a supressão de área florestal (Paca *et al.*, 2019). A área é igual a 4.759.250 km² dividida em 13 sub-bacias de nível 1 (Figura 19). A Amazônia brasileira

é composta de duas unidades morfológicas, os escudos guianeses e brasileiros com declividades moderadas, e a planície amazônica com baixas declividades (De Paiva et al., 2013).

Os tipos de solos de maior predominância geográficas na Amazônia são os Latossolos e Argissolos (Falesi, 1972; Quesada *et al.*, 2011). Estes solos são pouco produtivos, no entanto, a vegetação é exuberante devido à ciclagem de nutrientes. A floresta Amazônica é do tipo latifoliada úmida perenifólia, que apresenta: matas de igapó, que estão sempre alagadas; matas de várzeas, que devido à distância para os rios, são divididas em várzea baixa e várzea alta, essas florestas suportam os alagamentos sazonais; e as matas de terra firme, que ocorrem nas regiões de níveis mais elevados, distante das áreas que alagam (Bredin *et al.*, 2020; Mori *et al.*, 2021). Além destas, há as florestas semiúmidas decíduas, que ocorrem na transição do bioma Amazônia para o Cerrado (Vourlitis *et al.*, 2008). Conforme a classificação de Köppen; Geiger, (1928), modificada para o Brasil por Alvares et al. (2013), os tipos de climas predominante na Amazônia são do tipo Equatorial úmido (Af), tropical de monções (Am), Tropical de savana com estação seca no inverno (Aw). Sendo assim, Amazônia é um complexo ecossistema com diferentes processos, que estão fortemente interligados, atuando na hidrologia, na ciclagem de carbono e como um estabilizador do clima local, regional e continental (Marengo *et al.*, 2018).

3.2 A MODELAGEM

Foi utilizado um modelo de mudanças LULC para projetar o CN de 2009 até 2049. O CN foi utilizado para simular o escoamento superficial por meio do modelo de escoamento direto do SCS-CN, que foi implementado na plataforma do Google Earth Engine utilizando dados de GCMs do CMIP5. As precipitações derivadas dos modelos de GCM do CMIP6 foram forçantes do modelo hidrológico de contabilidade de umidade do solo para simular as vazões futuras, que foram corrigidas por meio de aprendizado de máquina. Desse modo, o modelo será desenvolvido em várias etapas, sendo a primeira, a concepção de um modelo CN futuro, a segunda o uso do Google Earth Engine para gerar o runoff atual e futuro e a terceira o uso do HEC-HMS para transformar chuva em vazão.

3.2.1 Modelo de CN dinâmico

O desenvolvimento do modelo do CN dinâmico para a Amazônia foi baseado em modelos LULC espacialmente explícitos. Foram consideradas sete classes de uso e cobertura da terra e um cubo raster com quatro mapas estáticos (altimetria, declividade, distância dos rios e distâncias dos trechos rodoviários). Não foram usados mapas de distância de unidade de conservação (UC), de terras indígenas e nem território quilombolas, por entendermos que na Amazônia, mesmo com a governança presente, há desrespeito em relação às UCs. Esse desrespeito vem aumentando nos últimos anos, pois a política ambiental brasileira está na contramão do desenvolvimento sustentável, fazendo com que as UCs fiquem ameaçadas por atividades ilegais de exploração de seus recursos naturais. Portanto, foi utilizado o cenário “Business-as-Usual” (BAU) para a modelagem de LULC na Amazônia.

3.2.2 Preparação dos dados

Os dados necessários para este estudo são provenientes de várias fontes, portanto, foram reprojatados para um mesmo Sistema de Projeção Geográfica. Foi utilizada a Projeção Cônica Equivalente de Albers (Meridiano central: -54; Paralelo padrão 1: -2; Paralelo padrão 2: -22; Latitude de origem: -12), por ser a mais indicada para os cálculos de área (IBGE, 2016).

Os mapas de uso e cobertura da terra em resolução espacial 30 m x 30 m, foram adquiridos, do Projeto MapBiomas coleção 5 (<https://mapbiomas.org/>), com o uso da plataforma de computação em nuvens Google Earth Engine (GEE), mais informações em Souza et al. (2020). O modelo digital de elevação (MDE), derivado da Shuttle Radar Topography Mission (SRTM), foi utilizado para gerar o mapa de declividade, sendo baixado do site do Serviço Geológico dos Estados Unidos (<https://earthexplorer.usgs.gov>). Os dados de grupos hidrológicos de solo (GHS) utilizados são provenientes do produto Global Hydrologic Soil Groups (HYSOGs250m) (Ross *et al.*, 2018). Os dados vetoriais de estradas e rios utilizados, para gerar os mapas de distância Euclidiana, foram obtidos nas plataformas do DNIT (<http://servicos.dnit.gov.br/vgeo/>) e SNIRH (<https://www.snirh.gov.br/>), respectivamente.

Os mapas de uso e cobertura da terra produzidos pelo MapBiomas são classificados em 6 grandes classes (floresta, formação natural não floresta, agropecuária, área não vegetada, corpos d’água e não observado), por sua vez são subdivididas em subclasses (<https://mapbiomas.org/download>). Assim, a partir das subclasses existentes na Amazônia, os

mapas foram reclassificados em 7 classes (floresta, savana, campos, pastagem, agricultura, urbano e água) (Tabela 3). O critério utilizado para reclassificar foi a característica distinta ou similaridade e a existência do uso e cobertura da terra na tabela de CN, por exemplo, a formação savânica natural que se diferencia das demais subclasses da classe floresta, por ser uma vegetação espaçada, diferente das outras formações florestais que são densas; ou área de mineração agrupada à infraestrutura urbana por apresentar similaridade e ser uma área de uso menor frente a vasta área estudada. A floresta de Mangue é uma classe de vegetação especial, porém foi agrupada à classe floresta devida ao tamanho de sua área (em 2019: 7084,3 km²), que comparada ao tamanho da formação florestal (em 2019: 3284660,6 km²) é pequena. Além disso, não foram levados em consideração os impactos ambientais dos usos da terra na região.

Tabela 3 – Classificação de uso e cobertura da Terra segundo MapBiomias coleção 5

Classes de Uso e Cobertura*	Subclasses de Uso e Cobertura*	ID	Classes Reclassificadas*	ID
Floresta	Formação Florestal Natural	3	Floresta	1
	Formação Savânica Natural	4	Savana	2
	Mangue	5	Floresta	1
	Floresta Plantada	9	Floresta	1
Formação Natural não Florestal	Campo Alagado e Área Pantanosa	11	Campos	3
	Formação Campestre	12	Campos	3
	Apicum	32	Urbano	6
	Pastagem	15	Pastagem	4
Agropecuária	Agricultura	18	Agricultura	5
	Lavoura Temporária	19	Agricultura	5
	Soja	39	Agricultura	5
	Cana	20	Agricultura	5
	Outras Lavouras Temporárias	41	Agricultura	5
	Lavoura Perene	36	Agricultura	5
	Mosaico de Agricultura e Pastagem	21	Agricultura	5
Área não vegetada	Praia e Duna	23	Urbano	6
	Infraestrutura Urbana	24	Urbano	6
	Mineração	30	Urbano	6
	Outras Áreas Não Vegetadas	25	Urbano	6
Corpos d'água	Rio, Lago e Oceano	33	Água	7

*Primeira coluna é a classificação de primeiro nível, *segunda coluna é a classificação de nível 2 e *quarta coluna é a reclassificação baseadas na segunda coluna.

Fonte: Adaptado de MapBiomias (<https://mapbiomas.org/download>).

Após a reclassificação, os mapas LULC foram recortados de acordo com a divisão de bacias hidrográficas da área de estudo, com intuito de diminuir o tempo computacional de processamento. Utilizando o software ILWIS 3.8, foi feita a tabulação cruzada usando o ano de 2009 (t_0) como base para retirar as transições espúrias dos anos 2014 (t_1) e 2019 (t_2). A tabulação

cruzada auxilia na análise das transições entre as classes dos mapas t_0 e t_1 . Assim, as transições que não são possíveis de ocorrerem, dentro da janela de tempo utilizada, foram retiradas e mantidas as classes anteriores. Nesse caso, foi considerado que as classes urbano e água não transitariam para outra classe, porém as outras classes poderiam transitar para a classe água ou urbano e entre si. Desse modo, foi feita a correção nos mapas de 2014 e 2019. A janela temporal de cinco anos foi adotada por ser possível identificar as transições entre as classes de forma mais consolidada. Os anos 2009, 2014, 2019 foram escolhidos pelo fato da última atualização no MapBiomas ser para o ano de 2019.

3.2.3 Modelos de mudanças no uso e cobertura da terra (LULC)

O modelo LULC foi simulado no DINAMICA EGO. Essa plataforma de modelagem ambiental está disponível gratuitamente no site da Universidade Federal de Minas Gerais (www.csr.ufmg.br/dinamica). O Dinamica Ego é um modelo de simulação espacialmente explícito, que usa mapas de LULC obtidos a partir da classificação digital de imagens. Além disso, o modelo usa variáveis espaciais selecionadas, estruturadas em dois subconjuntos cartográficos de acordo com sua natureza dinâmica ou estática (Soares-Filho *et al.*, 2002).

No Dinamica Ego, as etapas de modelagem, calibração, simulação, validação e projeção, podem rodar em um único modelo ou cada etapa pode ser representada como um modelo separado, sendo necessárias 6 etapas para construir um modelo LULC no Dinamica Ego (Matriz de transição, Pesos de Evidências e correlação entre as variáveis e simulação, calibração, validação e projeção). A calibração foi feita em um único modelo (Figura 20), e os termos simulação e projeção, embora façam referência ao mesmo modelo, são utilizados para diferenciar o uso do modelo em etapas distintas. A matriz de transição histórica calcula a taxa líquida de mudança de uma classe de uso e cobertura da terra à outra em um determinado passo de tempo (Soares-Filho *et al.*, 2009). A matriz foi calculada em passos de tempo múltiplos, que indicou a taxa de mudança anual do estado i para j em uma janela temporal de 5 anos.

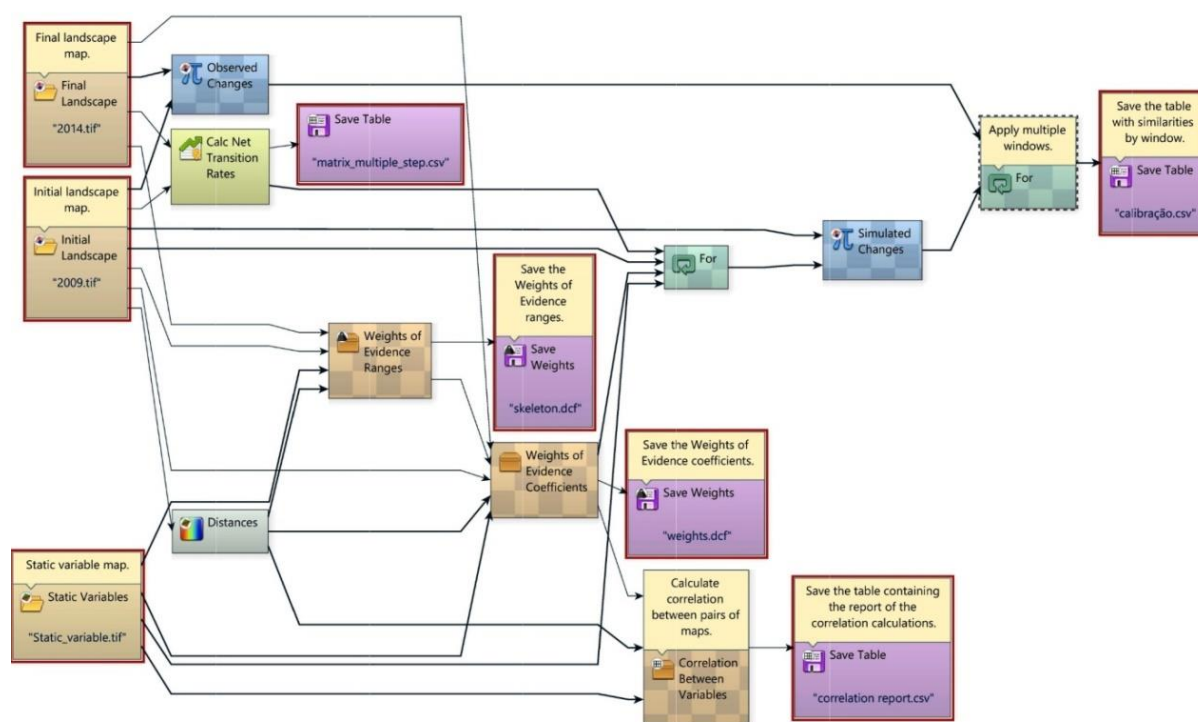


Figura 20 - Modelo criado no DINAMICA EGO para a calibração do modelo de simulação de mudanças LULC na Amazônia

Segundo Soares-Filho et al. (2009), quando a projeção futura de LULC é baseada em padrões de mudanças ocorridas no passado e não em simulação de cenários alternativos, o Dinâmica Ego utiliza uma abordagem de pesos de evidência, definindo assim, a probabilidade de transição de cada pixel. De acordo com Thompson et al. (2020), esse método é baseado em uma forma modificada do teorema de Bayes de probabilidade condicional; ele deriva pesos de forma que o efeito de cada variável espacial em uma transição LULC seja calculado independentemente. Assim, após o cálculo dos pesos de evidências, é feita uma verificação de ocorrência ou não de correlação entre as variáveis, no caso foi utilizada como métrica a Informação Conjunta de Incerteza e o teste de Cramer. Ambos os testes utilizam valores entre 0 e 1, de modo que quanto mais próximo o valor estiver de 1, maior será a associação entre a variável explicativa e as classes de transição (De Almeida et al., 2005; Silva et al., 2020). Os valores atribuídos como limites para determinar a independência entre as variáveis utilizadas são os inferiores a 0,5, conforme sugerido por (Bonham-Carter, 1994). Assim, variáveis que apresentarem correlação entre si devem ser retiradas do modelo ou associadas em uma terceira variável (Soares-Filho et al., 2002).

Além dos mapas de probabilidade de transições originados pelos pesos de evidência, o modelo para a simulação utiliza funções de transições. As funções dizem respeito as classes de uso e cobertura da terra, que foram formadas por expansão ou por contração (função Expander) e as formações de novas manchas de uso e cobertura (função Patcher) (Soares *et al.*, 2002). Deste modo, foi feita a simulação do ano 2014.

A validação do modelo no Dinamica Ego utiliza a similaridade média mínima, que é uma modificação do método de similaridade fuzzy, desenvolvido por (Hagen, 2003). Neste método, o processo de similaridade fuzzy, que leva em consideração a imprecisão de localização e categoria em uma vizinhança celular, é associado a uma função de decaimento exponencial. A imprecisão de localização é necessária para superar o problema de avaliar padrões especiais deslocados como diferentes (Veerbeek *et al.*, 2015) e a função de decaimento exponencial com distância para ponderar a distribuição do estado da célula ao redor de uma célula central (Soares-Filho *et al.*, 2009). Este método de validação utiliza a comparação bidirecional e compara somente as células que mudaram de estado. Neste estudo foi utilizada a Similaridade de Múltiplas Janelas, que utiliza uma função de decaimento constante dentro de janelas de tamanho variável (1 x 1, ...19 x 19...). Neste método é necessário somente avaliar a adequação do modelo em relação ao local de mudanças (Soares-Filho *et al.*, 2009) e valores acima de 0,5 sugerem alta similaridade (Nascimento *et al.*, 2019; Soares-Filho *et al.*, 2002). Assim, foram usados para a calibração os mapas de T1, T2 e T2 simulado; e para a validação os mapas T2, T3 e T3 simulado. Além do índice de similaridade, na validação também foi utilizado o índice Kappa, que compara os mapas pixel a pixel. Para esse índice, um valor igual a 1, indica concordância perfeita e valores próximo a 0, revelam que o modelo não possui concordância (Cohen, 1968).

3.2.4 Cálculo do CN

O CN foi produzido no software QGIS, versão 3.20.0 RC, utilizando a calculadora raster. Porém, antes, o HYSOGs250m foi reclassificado, considerando o solo com classificação dupla como solo não drenado (Jaafar *et al.*, 2019). Depois, foi recortado para a área de estudo e reamostrado para a resolução espacial de 30 m para coincidir com a resolução espacial dos mapas do MapBiomass e as projeções LULC. O cálculo lógico utilizou os valores de CN da Tabela 4, que foi baseada nos trabalhos de Hong; Adler (2008) e Jaafar *et al.* (2019), sendo esses

valores para condição de escoamento antecedente ARCII, que produz o CNII, como visto anteriormente.

Tabela 4 – Valores de CN para a relação de classes LULC com os grupos hidrológicos de solo.

LULC	Grupos Hidrológicos de Solo			
	A	B	C	D
Floresta	30	55	70	77
Savana	72	80	87	93
Campos	39	61	74	80
Pastagem	36	60	73	79
Agricultura	64	78	84	93
Área Urbana	80	85	90	95
Água	100	100	100	100

Fonte: Adaptada das tabelas utilizadas nos estudos de (Hong; Adler, 2008; Jaafar et al., 2019)

3.2.5 Escoamento superficial direto – runoff

3.2.5.1 Dados

Os dados utilizados no modelo de escoamento direto, foram as precipitações em grades do CHIRPS, as precipitações CMIP5 do modelo MIROC5 RCP 4.5 e RCP 8.5 e a Curva Número (CN) atual e futura. O TerraClimate foi utilizado para validar o escoamento superficial; a escolha desse produto foi devida a sua disponibilidade, por ser derivado de um conjunto de dados e modelo diferente do usado neste estudo, tornando a comparação totalmente independente.

CHIRPS - Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station

Os dados Climate Hazards Group InfraRed Precipitation With Station (CHIRPS), baseiam-se em uma abordagem anterior de técnicas de interpolação inteligente e estimativas de precipitação de alta resolução e longos períodos com base em observações infravermelhas de duração de nuvens frias (CCD) (Funk *et al.*, 2015). O conjunto de dados CHIRPS, CMORPH (CPC Morphing Technique) e TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) foram comparados com dados de estações pluviométricas na Amazônia. Nesse caso, o produto CHIRPS obteve o melhor desempenho nas estimativas de chuvas diárias e mensais (Moraes Cordeiro; Blanco, 2021). Da Motta Paca et al., (2020) ao analisarem as tendências de precipitações na bacia do rio Amazonas, atestaram a qualidade dos dados fornecidos pelo CHIRPS, afirmando que estes são adequados para a bacia do rio Amazonas. Para (Cavalcante

et al., 2020), a utilização de dados diários do CHIRPS em grade 0,05° fornece precipitações médias mensais semelhantes às obtidas com dados das estações pluviométricas situadas na Amazônia, mas os dados CHIRPS tendem a subestimar os valores para os meses mais chuvosos.

TerraClimate

O TerraClimate é um conjunto de dados climáticos de balanço hídrico mensal para superfícies terrestres globais. Os dados estão disponíveis para o período de 1958-2021, com resolução espacial de ~4 km, sendo desenvolvidos a partir de três conjunto de dados climáticos globais: Worldclim, Climate Research Unit (CRU) e Japanese 55-year Reanalysis (JRA-55) (ABATZOGLOU *et al.*, 2018). O provedor deste conjunto de dados é a University of California Merced, os dados estão disponíveis no site <https://www.climatologylab.org/>.

O escoamento superficial foi derivado de um modelo de balanço hídrico climático (WBM) de Thornthwaite-Mather, sendo modificado para a forma unidimensional. O WBM é um modelo de reservatório único aplicado consistentemente em superfícies terrestres globais, operando em um intervalo de tempo mensal e considerando a interação entre precipitação, evapotranspiração, bem como armazenamento de água no solo e na neve (Abatzoglou *et al.*, 2018).

Model for Interdisciplinary Research on Climate – MIROC5

O MIROC5 é um modelo de mudanças climáticas, que tem a resolução padrão T85 nos modelos de atmosfera e 1° nos modelos de oceano. O MIROC5 é derivado do MIROC 3.2, sendo assim, em comparação com a versão anterior, ocorreram algumas mudanças, que de acordo com Watanabe *et al.* (2010) melhoraram as características climatológicas, principalmente na precipitação, campos atmosféricos zonais médios, campos subsuperficiais oceânicos equatoriais e simulações de ENOS. Por apresentar estas melhorias, muitos estudos que tinham a Amazônia ou parte dela como área de estudo utilizaram o MIROC5, como exemplo, o estudo da influência das mudanças climáticas em curvas IDF (Intensidade, Duração e Frequência) (Costa *et al.*, 2020) e curvas de permanências de vazões, também em cenários de mudanças climáticas no médio rio Amazonas (Costa *et al.*, 2021).

Deste modelo foi utilizada a precipitação de dois cenários de emissões de gases de efeito estufa (RCPs 4.5 e 8.5), gerando, assim, o escoamento superficial. Estes dados de precipitação dos Modelos de Circulação Geral (GCM) foram reduzidos para o globo por meio de downscaling estatísticos (Thrasher *et al.*, 2012) pela Climate Analytics Group e NASA Ames Research Center usando o NASA Earth Exchange, disponibilizado pelo Center for Climate Simulation (NCCS) da NASA.

3.2.5.2 Métricas de avaliação

Para avaliar o ajuste da precipitação do modelo MIROC5 (2006 a 2021) em relação os dados do CHIRPS, considerados como dados observados de precipitação, foram utilizadas as métricas estatísticas RMSE e Kling-Gupta efficiency (KGE) e seus três componentes (KGE_r, KGE_α, KGE_β), que variam de $-\infty$ a 1, sendo 1 o valor excelente (Gupta *et al.*, 2009). Esses critérios de desempenho estão disponíveis na biblioteca Python Hydroeval (Hallouin, 2021). Não foi necessário fazer nenhuma correção na resolução espacial, pois ambos dados foram reduzidos a média da precipitação acumulada mensal da área de cada sub-bacia hidrográfica dentro da região de estudo. As Equações de 24 a 27 representam o KGE e sua três componentes.

$$kGE = 1 - \sqrt{(1-r) + (1-\alpha) + (1-\beta)} \quad (24)$$

$$KGE_r = 1 - \sqrt{(1-r)} \quad (25)$$

$$KGE_\alpha = 1 - \sqrt{(1-\alpha)} \quad (26)$$

$$KGE_\beta = 1 - \sqrt{(1-\beta)^2} \quad (27)$$

O parâmetro r representa a correlação de Pearson; α representa a variabilidade; e β representa o desvio de viés.

Embora ocorra divergência da comunidade científica sobre qual o melhor range de desempenho do KGE para determinar se um modelo é “bom” ou “ruim” (Knoben *et al.*, 2019), foram utilizados os níveis de desempenho determinado por (Mai *et al.*, 2022), conforme a Tabela 5.

Tabela 5. Níveis de desempenho estratificados para qualificar um modelo.

	Ruim	Médio	Bom	Excelente
KGEα	$(-\infty, 0.70)$	$(0.70, 0.80)$	$(0.80, 0.90)$	$(0.90, 1.0)$
KGEβ	$(-\infty, 0.70)$	$(0.70, 0.80)$	$(0.80, 0.90)$	$(0.90, 1.0)$
KGEr	$(-\infty, 0.70)$	$(0.70, 0.80)$	$(0.80, 0.90)$	$(0.90, 1.0)$
KGE	$(-\infty, 0.48)$	$(0.48, 0.65)$	$(0.65, 0.83)$	$(0.83, 1.0)$

Fonte: Mai *et al.* (2022).

3.2.6 Modelo de escoamento direto SCS-CN

O modelo utilizado para determinar o escoamento direto na Amazônia é do SCS-CN, embora, existam variações do modelo SCS-CN (Ajmal et al., 2015; Mishra et al., 2006; Verma et al., 2021; Walega; Salata, 2019) a opção pelo modelo apresentado, foi devida à incorporação das características hidrológicas do solo e do uso e cobertura da terra no parâmetro CN. Assim, foi possível observar a influência das mudanças LULC no escoamento superficial das bacias hidrográficas. Além disso, o modelo do SCS-CN já está consolidado na literatura, por ser utilizado em diversas regiões do mundo (Amutha; Porchelvan, 2009, 2022; Nageswara Rao, 2020; Pal; Chakraborty, 2019; Sartori et al., 2005). O modelo foi aplicado na Amazônia por meio da plataforma Google Earth Engine. Nesse caso, o conjunto de dados raster de CN30 foram importados para o Google Earth Engine como ativos. Esses ativos foram utilizados como uma coleção de imagens no script do editor de código da plataforma em conjunto com os dados em grades de precipitação do CHIRPS e MIROC5, que fazem parte da coleção de imagens do Google Earth Engine para gerar o escoamento superficial mensal de 2009 a 2050. O escoamento forçado pela precipitação do CHIRPS (2009 - 2021) foi comparado com o escoamento do TerraClimate utilizando o KGE e suas componentes. O escoamento superficial do TerraClimate foi utilizado porque nenhuma forçante climática que compõe o modelo de balanço hídrico foi utilizada no modelo do SCS-CN, garantindo assim, a independência de correlação entre os modelos.

3.2.6.1 Limiar de estresse hídrico e Índice de Runoff Padronizado (SRI)

O escoamento no SCS-CN depende da precipitação e do valor de CN, variável no tempo e no espaço. Deste modo, foi determinado um CN médio ponderado por sub-bacia e a precipitação de 100 mm/mês (Almagro et al., 2020; Sombroek, 2001; Warren; Sombroek, 1967), para estabelecer um limiar de estresse hídrico em função do escoamento. Assim, qualquer valor de escoamento superficial mensal (Tabela 6) inferior a esse limiar será considerado estresse hídrico.

Tabela 6. Limiar de escoamento superficial mensal por sub bacias hidrográficas.

Sub bacia	CN	Limiar (mm/mês)
Araguaia	80.6	51.7
Alto Tocantins	82.9	56.5
Baixo Tocantins	77.7	46.1
Amapá Litoral	77.4	45.5
Foz Amazonas	77.2	45.1
Madeira	76.5	43.9
Negro	76.3	43.4
Paru	77.4	45.6
Solimões	75.4	41.9
Tapajós	75.3	41.8
Purus	78	46.7
Trombetas	77.3	45.4
Xingu	77.1	45.0

Além do limiar de escoamento para estabelecer o estresse hídrico, foi utilizado o Índice de escoamento padronizado (SRI). Este índice é baseado no mesmo conceito do Índice de Precipitação Padronizado (SPI) de McKee, Doesken e Kleist, 1993, conforme descrito em Shukla e Wood (2008). Estes autores ponderam que os índices baseados no clima, como o SPI, descrevem as anomalias climáticas isoladas do seu contexto hidrológico. Já, os índices hidrológicos, como o SRI, descrevem diretamente os efeitos das anomalias climáticas nas condições hidrológicas atuais, governadas pelos processos físicos da superfície terrestre. Para o cálculo do SRI, foi utilizado o escoamento mensal derivado do modelo de escoamento direto do SCS-CN acumulado em 3 meses, mesmo período utilizado para determinar a ocorrência de El Niño e La Niña.

Para determinar a intensidade da seca, utilizou-se a mesma classificação adotada pela Administração Nacional Oceânica e Atmosférica dos Estados Unidos (NOAA) para determinação de seca hidrológica, e para a determinação da intensidade de cheia, fez-se uso da

mesma classificação com valores assimétricos, com exceção da classificação de $-0,5 \geq \text{SRI} < -0,8$, que designa as áreas que apresentam condições "anormalmente secas" que podem preceder uma seca ou que prenunciam impactos persistentes após um evento de seca (Junqueira *et al.*, 2022), pois vamos considerar que as cheias nesse intervalo são normais na Amazônia, conforme apresenta Tabela 7.

Tabela 7 – Classificação de intensidade de seca e cheia de acordo com NOAA

Classificação	Seca	Cheia
Anormalmente seca	$-0,5 \geq \text{SRI} < -0,8$	
Seca moderada /cheia moderada	$-0,8 \geq \text{SRI} < -1,3$	$0,8 \geq 1,3$
Seca severa /cheia severa	$-1,3 \geq \text{SRI} < -1,6$	$-1,3 \geq \text{SRI} < -1,6$
Seca extrema / cheia extrema	$-1,6 \geq \text{SRI} < -2,0$	$-1,6 \geq \text{SRI} < -2,0$
Seca excepcional / Cheia excepcional	$-2,0 \geq \text{SRI}$	$-2,0 \geq \text{SRI}$

Sendo o El Niño Oscilação Sul (ENOS), um dos fenômenos climáticos que influencia as secas e as cheias extremas na Amazonia, foi utilizado o Índice Niño Oceânico (ONI), disponibilizado pela NOAA/Centros Nacional de Previsão Climática (disponível em: https://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_v5.php), para verificar se o SRI capturou as secas e cheias extremas na Amazônia em anos de El Niño e La Niña. Além do ONI, foi utilizada a Oscilação do Atlântico Norte (NAO), que é o modo principal de variabilidade da pressão ao nível do mar no norte do oceano Atlântico. A fase do NAO é determinada por um índice que representa a média contínua de 4 anos da diferença normalizada na pressão superficial sobre o centro subtropical de alta pressão ($35^\circ \text{N} - 55^\circ \text{N}$, $20^\circ \text{W} - 20^\circ \text{E}$) e baixa pressão subpolar centro ($60^\circ \text{N} - 80^\circ \text{N}$, $20^\circ \text{W} - 20^\circ \text{E}$) no Atlântico. O gradiente de pressão DJF (dezembro, janeiro e fevereiro) com desvio padrão maior que um é identificado como anos NAO positivos e menos de um desvio padrão são listados como anos NAO negativos (Jahfer, Vinayachandran e Nanjundiah, 2017).

3.2.7 Modelo chuva-vazão

O modelo chuva-vazão, proveniente da plataforma HEC-HMS versão 4.11, foi aplicado em três bacias hidrográficas da Amazônia, sendo elas: bacia do rio Paru, com seis projetos de UHEs planejados, das quais, quatro fazem parte de um sistema de aproveitamento hidroelétrico

em cascata; bacia do rio Maicuru, com dois projetos planejados; e bacia do rio Curuá-Una, na qual está implantada e em operação a UHE de Curuá-Una (Figura 21).

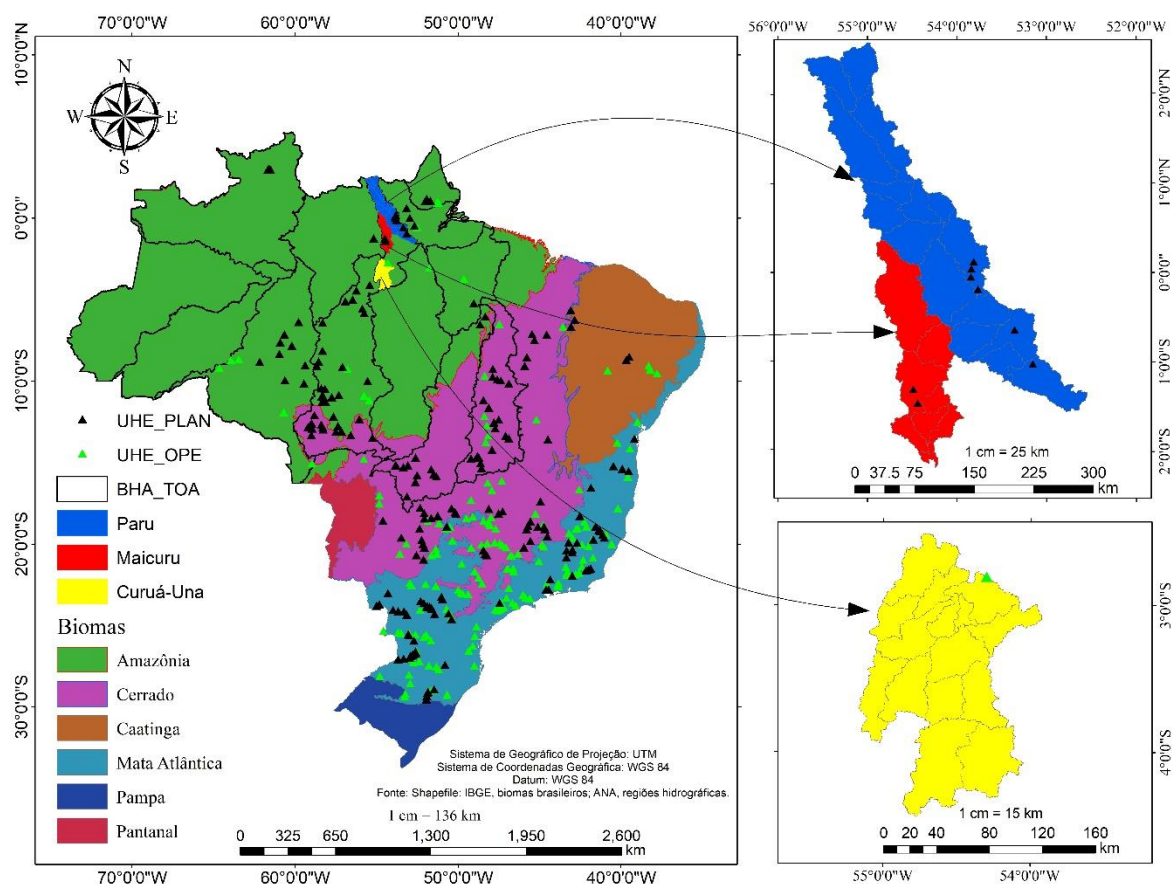


Figura 21 - Mapa dos biomas brasileiros com as 13 regiões hidrográficas da bacia do Amazonas e Tocantins-Araguaia, as três bacias hidrográficas em que foi aplicada a modelagem hidrológica e os aproveitamentos hidroelétricos planejados e em operação

A versão 4.11 do HEC-HMS vem acoplada à ferramenta GIS, sendo possível delinear a bacia hidrográfica e a rede de drenagem, extrair as informações necessárias à modelagem hidrológica (comprimento do rio, declividade do rio, declividade da bacia e área da bacia). A Figura 22 apresenta a interface gráfica dos modelos de bacia produzidos, a partir do DEM utilizando a ferramenta GIS do HEC-HMS, para simular as vazões. Nesse caso, foi utilizado o modelo de perda contabilidade de umidade no solo, o modelo de evapotranspiração de Harmon, modelo de dossel e de superfície para extrair a parcela de chuva que não é convertida em escoamento. Para transformar a precipitação efetiva em vazão, foi utilizado o modelo de hidrograma unitário de Snyder, este modelo requer time lag, que foi calculado pela Equação 15. Além disso, foi utilizado o modelo de escoamento de base de recessão e de roteamento de rio

Muskingum (modelo de propagação de vazão), este último não foi utilizado na bacia do Curuá-Una, pois o reservatório tomou praticamente toda a calha do rio Curuá-Una e seus afluentes.

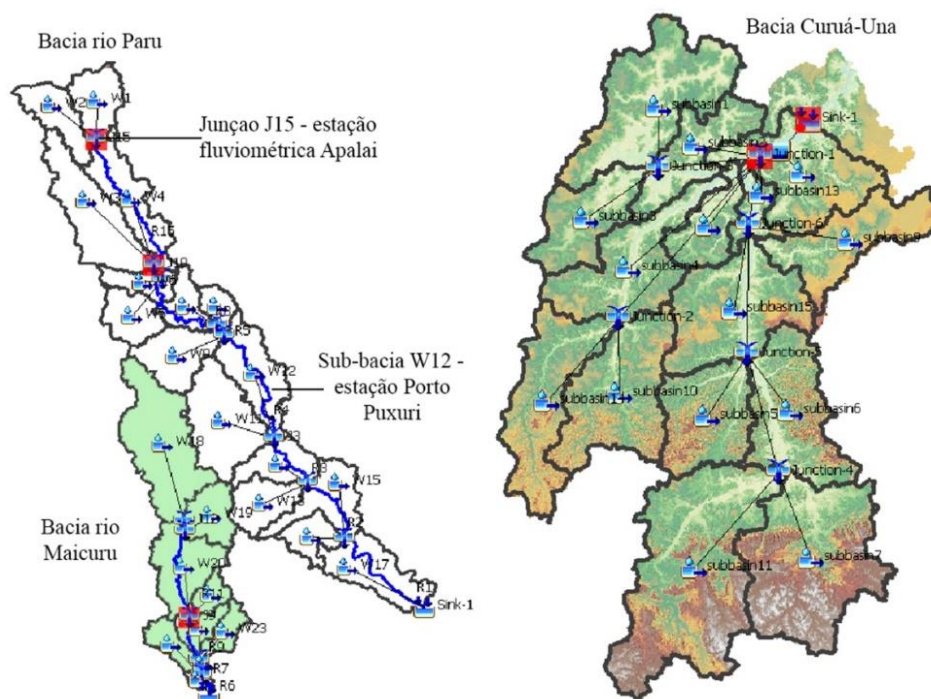


Figura 22 - Modelo de bacias hidrográficas gerado no HEC-HMS para simular a vazão

3.2.7.1 Calibração e validação

Na Amazônia as medições de vazões para levantamento de potencial hidroelétrico são feitas por um período e depois são desativadas, esse é o caso das estações (Apalai, cod.: 18280000 e Porto Puxuri, cod.: 182950000), que ficam no rio Paru. Sendo assim, foram utilizados três anos de vazões diárias para calibrar (2009 e 2011) e três anos para validar (2012 a 2014). A estação fluviométrica Apalai tem dados de vazão desde 1980 a 2012 e Porto Puxuri desde 2011 a 2021, por esse motivo o modelo hidrológico do rio Paru foi calibrado com os dados da estação Apalai e validado com dados da estação Porto Puxuri que fica a jusante. Para a bacia do Maicuru foi utilizada a estação fluviométrica Arapari (cod.:18200000) e para a bacia do Curuá-Una foi utilizado dados do sistema de acompanhamento de reservatório (SAR), disponível no site: <https://www.ana.gov.br/sar0/MedicaoSin?>.

Para a calibração e validação do modelo, foram utilizadas as métricas de desempenhos utilizadas no HEC-HMS:

– Erro médio quadrático – RMSE (Equação 28): descreve a diferença entre a simulação de modelos e as observações nas unidades das variáveis (Conversa *et al.*, 2015). Os ajustes perfeitos são indicados com os seus valores próximos de zero. Contudo, valores menores do que a metade do desvio padrão dos valores observados, podem ser considerados baixos (Moriasi *et al.*, 2007);

– Coeficiente de ajuste – R^2 (Equação 29): avalia a capacidade do modelo em explicar a variabilidade dos dados observados.

– Nash e Sutcliffe – NSE (Equação 30): o Coeficiente de eficiência compara a variabilidade dos dados observados com a variabilidade dos dados simulados pelo modelo.

– Porcentagem de viés – PBIAS (Equação 31): o valor ideal é 0,0, com valores de baixa magnitude indicando boa simulação do modelo (Conversa *et al.*, 2015). Os valores positivos apresentam subestimação do modelo e os negativos indicam viés de superestimação (Gupta *et al.*, 1999). Quando se compara modelos que simulam vazões, valores de PBIAS: menores do que ± 10 , são considerados muito bons; entre ± 10 e ± 15 , bons; entre ± 15 e ± 25 , satisfatórios; e maior que ± 25 , ruins (Moriasi *et al.* 2007).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (Q_o - Q_s)^2} \quad (28)$$

$$NSE = 1 - \sum_i^n (Q_s - Q_o)^2 / \sum_i^n (Q_o - \bar{Q}_o)^2 \quad (29)$$

$$R^2 = 1 - \sum_i^n (Q_o - Q_s)^2 / \sum_i^n (Q_o - \bar{Q}_o)^2 \quad (30)$$

$$PBIAS = \sum_i^N (Q_o - Q_s) \cdot \frac{100}{\sum_i^N Q_o} \quad (31)$$

Sendo Q_s e Q_o valores de vazão simulados e observados, respectivamente. \bar{Q}_o representa o valor médio da vazão observada.

3.2.7.2 Dados utilizados

Além do DEM e do parâmetro CN, são necessárias as séries de precipitações e vazões. As vazões foram baixadas do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH) e as precipitações utilizadas foram extraídas do CHIRPS. Na bacia em que existe o reservatório da UHE do Curuá-Una os dados de cota-área e cota-volume e vazão de afluência

foram obtidos do Sistema de Acompanhamento de Reservatório (SAR), disponível em: <https://www.ana.gov.br/sar0/>.

Dos 13 parâmetros do modelo SMA (Tabela 8), 3 foram provenientes do HYSOGs250m (taxa máxima de infiltração, armazenamento máximo de água no solo e armazenamento máximo na zona de tensão), os 10 restantes foram calibrados até encontrar o melhor ajuste do modelo.

Tabela 8- Parâmetros que são utilizados para calibrar o modelo SMA

Parâmetros	unidades
Initial Soil Storage	%
Initial Groundwater 1 Storage	%
Initial Groundwater 2 Storage	%
Max Infiltration	mm/h
Impervious	%
Soil Storage	mm
Tension Storage	mm
Soil Percolation	mm/h
GW1 Storage	mm
GW1 Percolation	mm/h
GW1 Coefficient	h
GW2 Storage	mm
GW2 Percolation	mm/h

O raster com capacidade máxima de armazenamento de água para o modelo de dossel foram produzidas a partir do LULC da Amazônia, utilizando a tabela de classificação do produto GlobCover 2009 land cover, (http://due.esrin.esa.int/page_globcover.php), sendo adaptada para as classes de uso e cobertura local, conforme Tabela 9.

Tabela 9 - Valores de armazenamento máximo em função do uso e ocupação da terra

Classes LULC	LULC (Amazônia)	Max armazen. (mm)
Vegetação Herbácea	Savana, pastagem, Campos	2
Terra cultivada	Agricultura	2
Área urbana	Área Urbana	0.5
Corpos d'água	Água	0
Floresta mista	Floresta	3

O raster de armazenamento de água na superfície do solo foi produzido a partir da declividade do terreno, utilizando a Tabela 10.

Tabela 10 - Valores de armazenamento máximo na superfície do solo

Descrição	Declividade (%)	Armazenamento superfície (mm)
Área impermeabilizada	--	3,18-6,35
Terrenos planos e sulcados	0-5	50,8
Encostas moderadas a suaves	5-30	6,35-12,70
Encostas íngremes e suaves	>30	1,02

Os dados de temperatura, usados no modelo de evapotranspiração de Hamon para a calibração e validação, são provenientes de (Xavier et al., 2016). Para estimar as vazões futuras, foram utilizados os dados de precipitação e temperatura dos GCMs do CMIP6 do NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections – NEX-GDDP. Thrasher et al. (2022), ressalta-se que esta base de dados já está em escala reduzida (27, 83 km). Os modelos escolhidos foram o MIROC6, CESM2 e MRI-ESM2, destes modelos foram utilizados dois cenários, o ssp2-4.5 e o ssp5-8.5.

As principais mudanças do MIROC5 para o MIROC6 foram efetuadas principalmente no componente atmosférico, que inclui a implementação de uma parametrização de processos convectivos rasos, o topo do modelo mais alto e a resolução vertical na estratosfera (Tatebe *et al.*, 2019). Nos componentes da superfície oceânica e terrestre também foram atualizados em termos do sistema de coordenadas de grade horizontal e maior resolução vertical no primeiro, bem como parametrizações para distribuição de neve em escala de subgrade e áreas úmidas devido à água de degelo neste último. No geral, a climatologia do modelo e a variabilidade climática interna do MIROC6, que são avaliadas em comparação com as observações, são mais bem simuladas do que no MIROC5 (Tatebe *et al.*, 2019).

O CESM2 foi desenvolvido principalmente para estudos de variabilidade e mudança climática e foi posteriormente adaptado para previsões decadais, sazonais e subsazonais, com o objetivo do sistema de eventualmente fornecer previsões contínuas do sistema terrestre de semanas a décadas (Richter *et al.*, 2022). O CESM2 é um modelo acoplado à comunidade de código aberto que consiste em modelos de oceano, atmosfera (ambos low-top e high-top com química abrangente), terra, mar-gelo, terra-gelo, rio e ondas que trocam estados e fluxos via um acoplador (Danabasoglu *et al.*, 2020).

MRI-ESM2.0 consiste em quatro modelos de componentes principais; um modelo atmosférico de circulação geral com processos terrestres, um modelo de circulação geral

oceano-mar-gelo e modelos químicos de aerossóis e atmosféricos (Yukimoto *et al.*, 2019). O MRI-ESM2.0 exibe reprodução realista tanto no clima médio quanto na variabilidade interanual. Por exemplo, El Niño Oscilação Sul simulado (ENOS) no MRI-ESM2.0, tornou-se mais próximo do ENOS observado. MRI-ESM2.0 reproduz razoavelmente as mudanças globais de temperatura do ar na superfície nas últimas décadas, embora a mudança interdecadal na tendência seja superestimada em comparação com as observações (Yukimoto *et al.*, 2019).

3.2.8 Correção de viés nas vazões

As vazões simuladas no HEC-HMS e as observadas foram usadas como entrada para desenvolver o modelo de ajuste nas vazões futuras. O ajuste foi elaborado através do algoritmo Random Forest no Python a partir da biblioteca Scikit-learn (Pedregosa *et al.*, 2011). Nesta biblioteca há o módulo que divide os dados em treino e teste, bastando passar o valor percentual dos dados que serão utilizados no treino e um valor que embaralha as amostras antes da divisão.

O modelo é criado passando os parâmetros de quantidade de árvores (n_estimators), a função utilizada para medir a qualidade da divisão (criterion), o parâmetro que controla a aleatoriedade do bootstrap das amostras usadas no desenvolvimento das árvores (random_state), a profundidade máxima da árvore (max_depth) e o número mínimo de amostras necessárias para estar em um nó folha (min_samples_leaf). A Tabela 11 apresenta os parâmetros utilizados para o ajuste de vazão de cada modelo GCM.

Tabela 11 – Parâmetros passados para o modelo de ajuste de vazão RF utilizando a biblioteca Python Scikit-learn

	CESM2	MRI-ESM2	MIROC6
Parâmetros treino e teste			
test size	0,3	0,3	0,3
random state	42	6	5
Parâmetros RF			
n_estimators	30	30	40
max_depth	18	18	18
random_state	20	20	6
criterion	squared error	squared error	squared error
min_samples_leaf	1	1	3

3.2.9 Estimativa de Potencial hidroelétrico

Para projetar o potencial da UHE de Curuá-Uma, foi utilizada a vazão afluyente média mensal simulada no modelo hidrológico de Perda Contabilidade de Umidade no Solo, os dados técnicos utilizados foram os encontrados no cálculo de montante de garantia física (EPE, 2021). A Equação 32 foi utilizada para determinar o potencial médio mensal (Lucas *et al.*, 2022).

$$P_m = \Delta h \times Q_m \times g \times \rho \times EF \times CAE \times 10^{-6} \quad (32)$$

Sendo P_m o potencial médio mensal (MW); Δh é a altura da queda bruta (m); Q_m é vazão média mensal; g é a aceleração da gravidade (m/s^2); ρ é a massa específica da água; EF é o fator de eficiência associado às turbinas; e o CAE é um fator de calibração adicional. Este último é dado pela relação entre a produção média anual mencionada no projeto (4.419 MW) e o potencial de geração não calibrado, considerando a vazão média anual observada no período de treinamento de 1981 – 2010.

A equação acima é bastante utilizada para determinar o potencial de geração de energia em UHE a fio d'água, pois a vazão média mensal tem que ser ajustada, ou seja, subtraída a vazão ecológica. Portanto, para uma análise mais realista da potência elétrica em uma UHE convencional, as quais são reguladas conforme o nível do reservatório e da vazão afluyente, optou-se em simular a vazão turbinada usando um modelo de RF, pois está é realmente a vazão que gera energia. Nas bacias dos rios Paru e Maicuru (Figura 22) foi determinado o potencial máximo e mínimo, considerando como vazões máximas utilizáveis as médias anuais de longo período multiplicado por 1,43 e as mínimas, considerando a vazão de referência $Q_{95\%}$ (Almeida *et al.*, 2021).

A Figura 23 apresenta o fluxograma das metodologias utilizadas no estudo. Este apresenta a fase para produzir o CN futuro, utilizando projeção de LULC através de modelos dinâmicos. O CN foi utilizado para gerar runoff mensal até 2050 através da plataforma Google Earth Engine. O CN e a projeção LULC também foram utilizados no HEC-HMS para simular vazões futuras. Estas vazões foram ajustadas com o modelo de RF e em seguida foram estimadas as potências hidroelétricas geradas e a disponível.

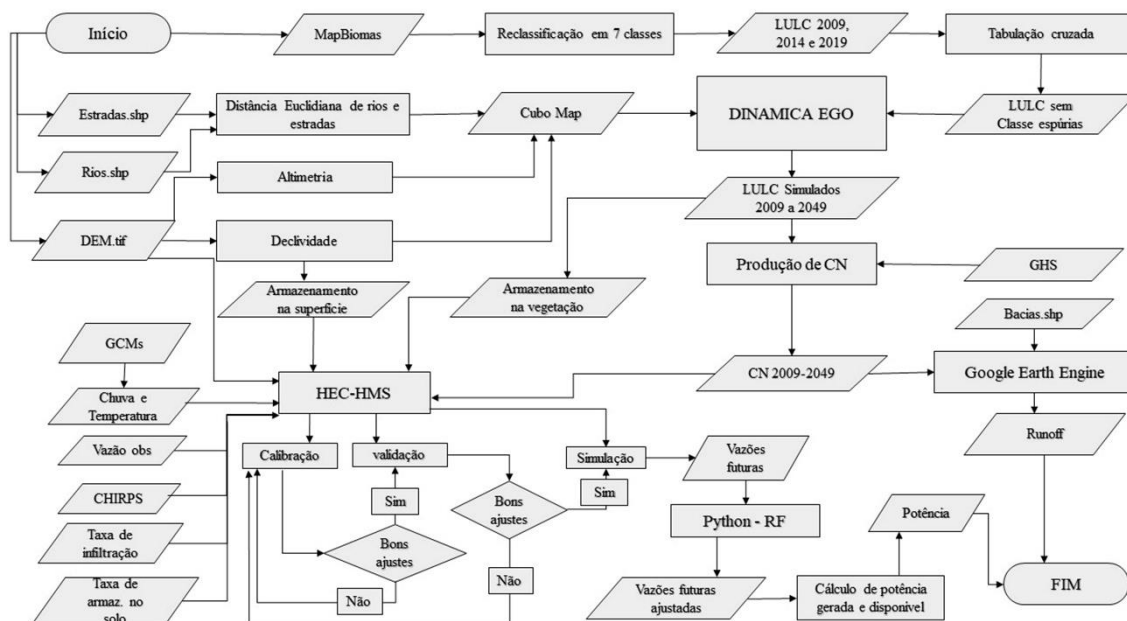


Figura 23 - Fluxograma metodológico aplicado no estudo

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 MUDANÇAS LULC NA AMAZÔNIA

A Figura 24 apresenta o LULC para os anos 2009, 2014 e 2019. As maiores mudanças na cobertura da terra ocorreram nas bacias hidrográficas do rio Xingu, Tapajós, e Madeira, que ficam à margem direita do rio Amazonas, principalmente na região denominada de Arco do Desmatamento.

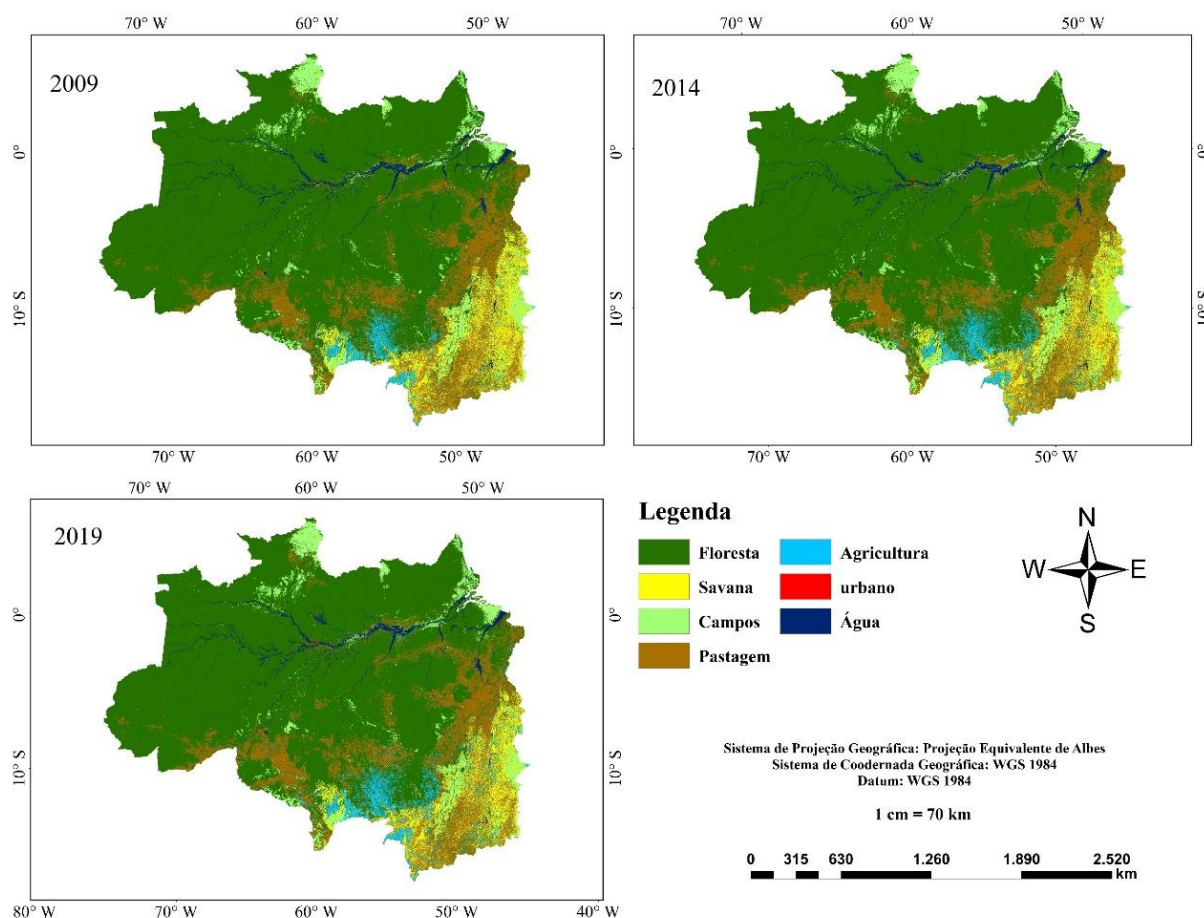


Figura 24 - Mapas LULC dos anos 2009, 2014 e 2019 da Amazônia.

Na bacia do rio Negro ocorrem processos diferentes de transição, por exemplo, a mudança de floresta para campos (Figura 25), que ocorre a partir de queimadas em florestas de várzea baixa, principalmente, em período de estiagens extremas. Fato agravante, diz respeito à baixa resiliência desse tipo de vegetação em relação às queimadas. E nesse caso, as mudanças tornam-se permanentes (Flores; Holmgren 2021). Outra transição que se intensificou entre 2014 e 2019, foi a de floresta para pastagem, principalmente na confluência do rio Branco com o rio Negro.

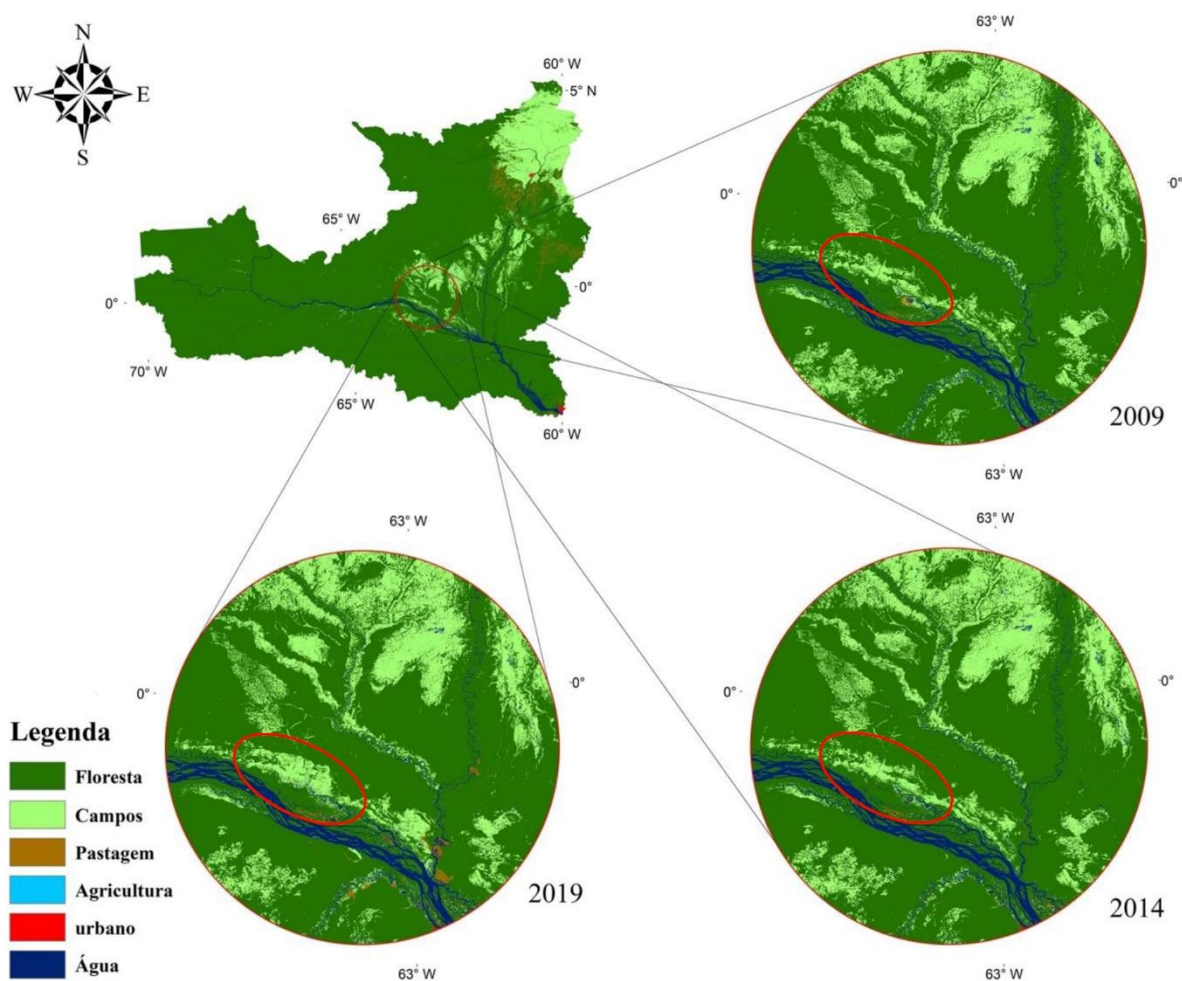


Figura 25 - Mudanças LULC na bacia hidrográfica do rio Negro, de 2009 a 2019, com um zoom na área para captar visualmente as transições, dando destaque (em vermelho) para a transição de floresta para campos

A Figura 26 apresenta as mudanças LULC na sub-bacia hidrográfica baixo Tocantins, a qual possui ainda cobertura florestal, mas os resultados apresentados mostram que em 2019 a área de floresta diminuiu dando lugar a pastagem. Sendo que a transição de floresta para pastagem, embora ocorra por toda a bacia, é mais evidente na região oeste da bacia. Já agricultura, que era praticamente inexistente em 2009, em 2014 inicia as primeiras formações de manchas na região sudeste, e em 2019 apresenta expansão, tornando-se ainda mais consolidada.

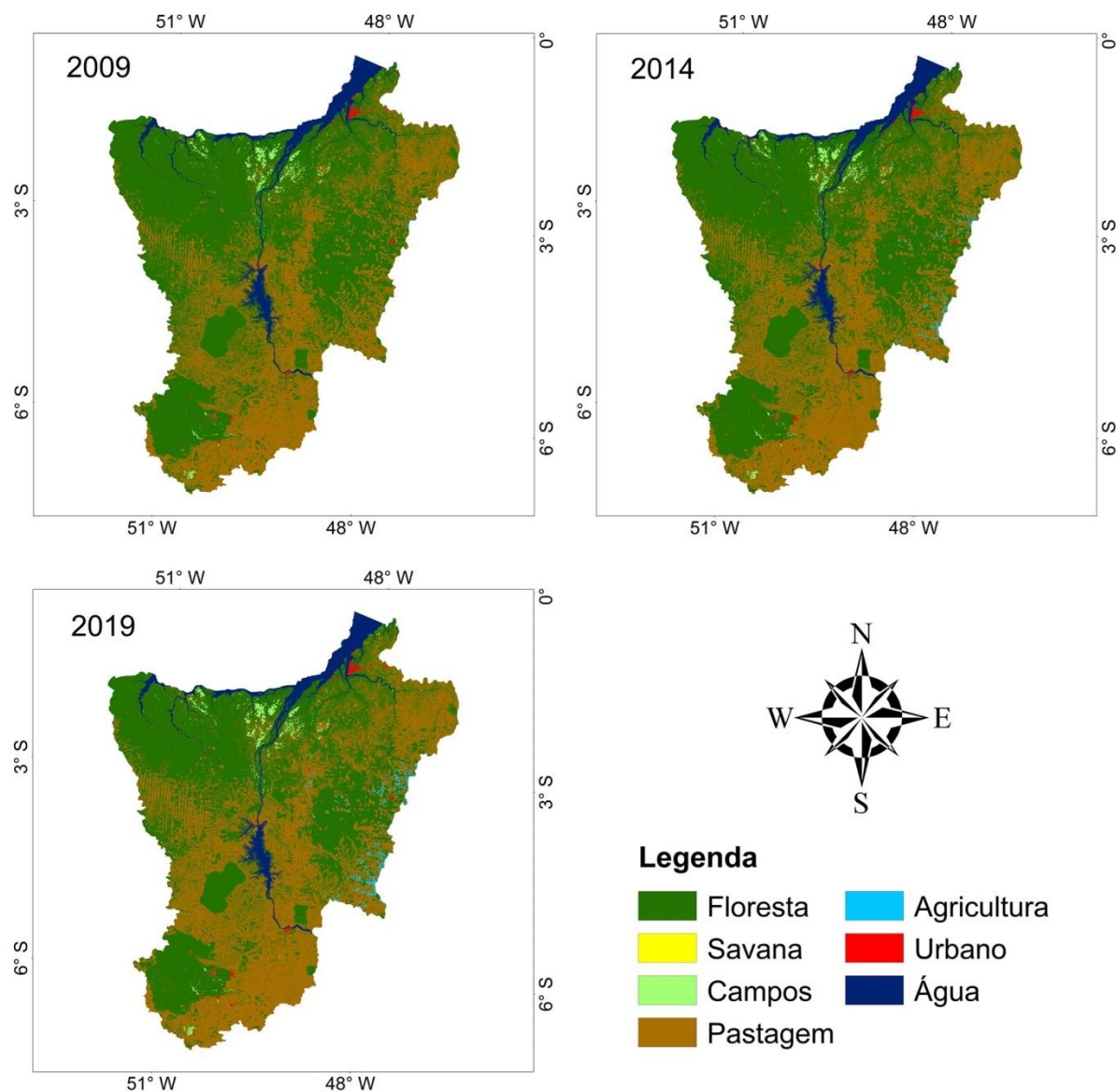


Figura 26 - Mudanças LULC na bacia hidrográfica do baixo Tocantins de 2009 a 2019

Na sub-bacia do alto Tocantins, existe bastante área de savana, que é vegetação típica do bioma Cerrado. No entanto, esse tipo de vegetação vem dando lugar a pastagem e agricultura e algumas transições para campos. A Figura 27 apresenta o mapa LULC de 2009 da bacia hidrográfica do alto Tocantins e três janelas amostrais apresentando as mudanças LULC para os anos de 2009, 2014 e 2019.

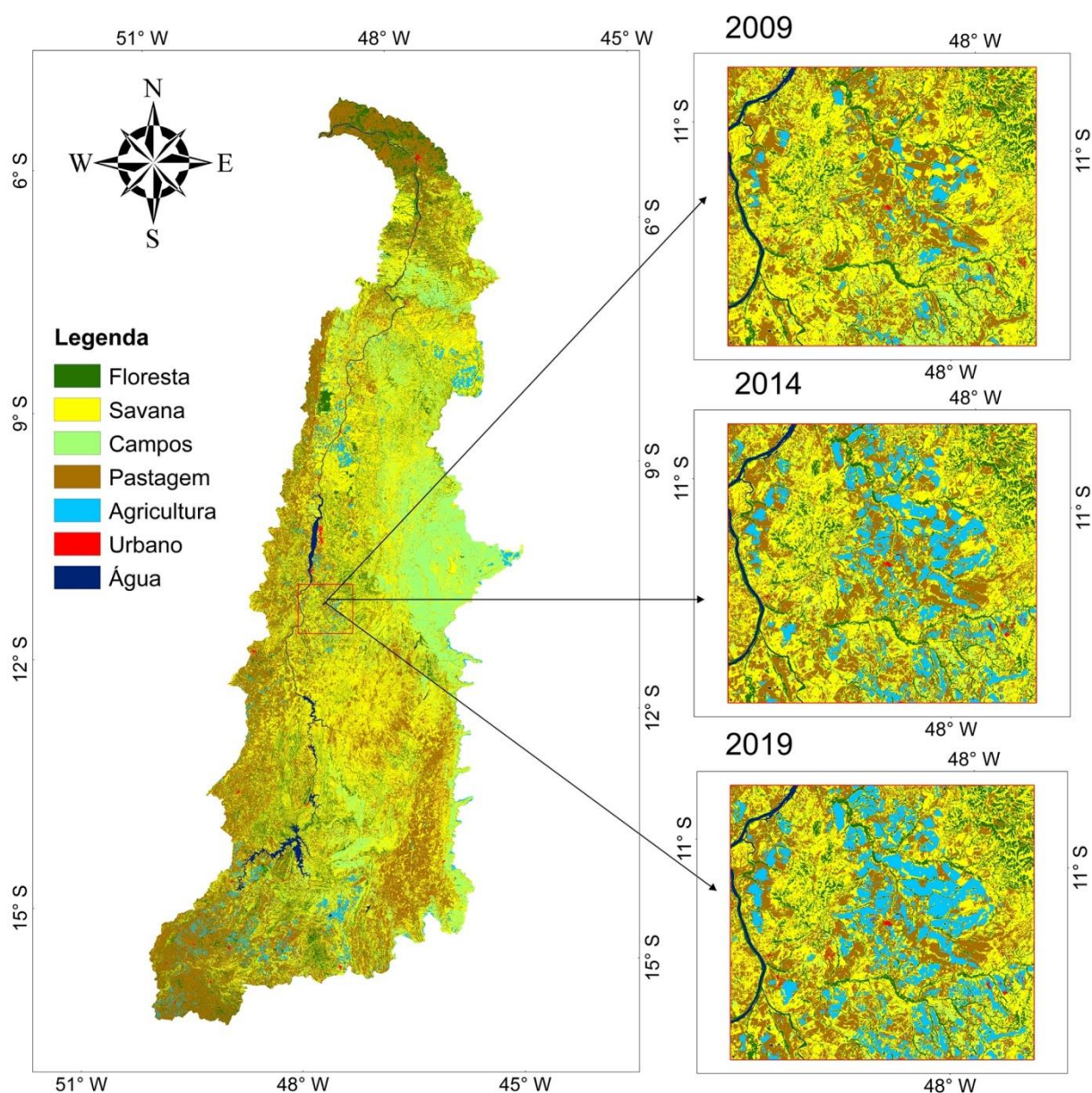


Figura 27 - Sub-bacia hidrográfica do alto Tocantins e as três janelas amostrais para os anos de 2009, 2014 e 2019

Na sub-bacia Araguaia existe alguns fragmentos de floresta e avanço da agricultura e de pastagem para área de campos e savana, também existem áreas de pastagem convertidas em agricultura e vice-versa (Figura 28).

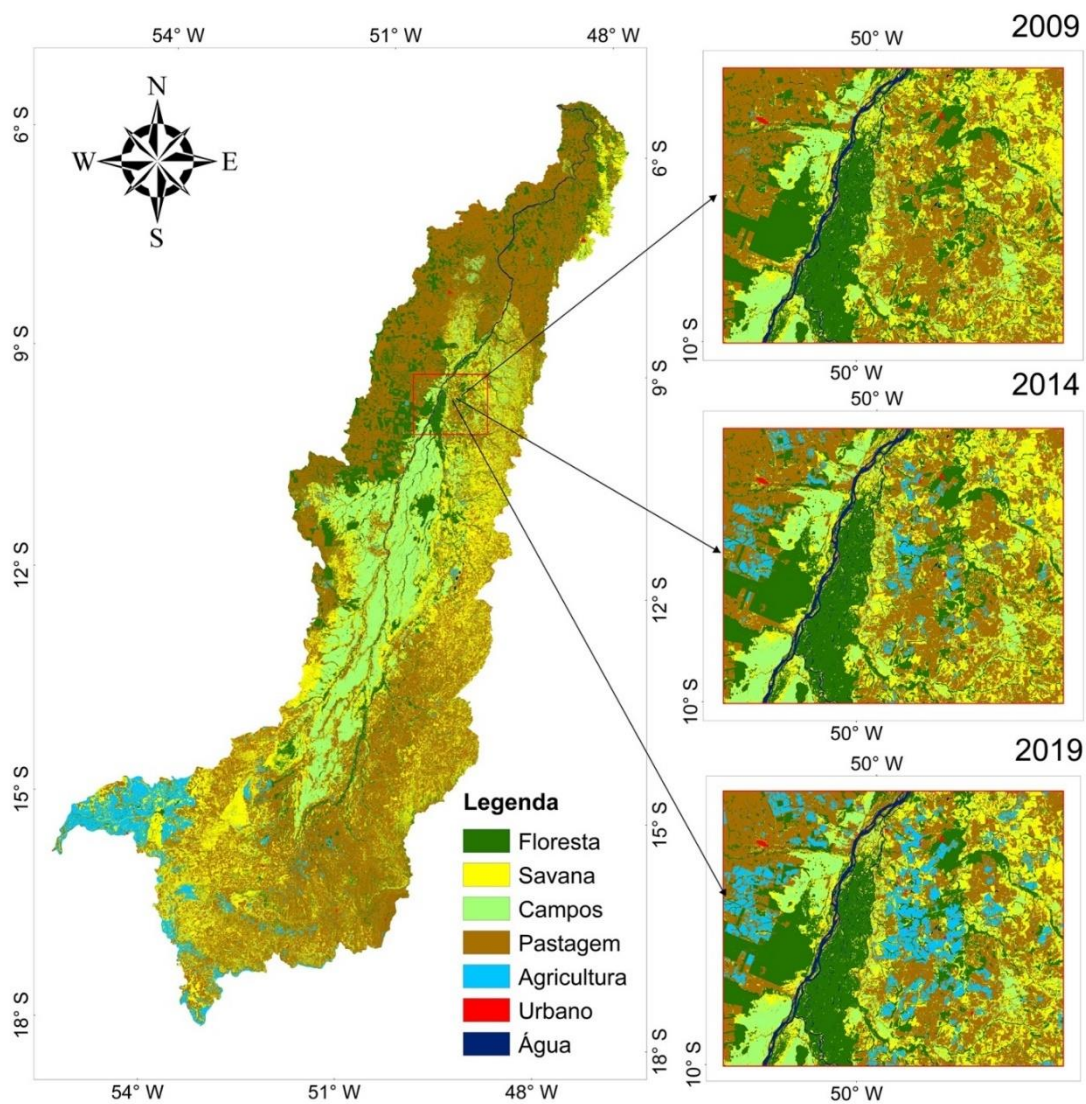


Figura 28 - LULC de 2009 da sub-bacia Araguaia e três janelas amostrais apresentando a expansão da agricultura de 2009 a 2019

Na Tabela 12 são apresentados o aumento e a perda de área das classes de uso e cobertura da terra na Amazônia, tendo como referência o ano de 2009. Os valores negativos representam as perdas e os positivos os ganhos.

Tabela 12 – Áreas em km² dos LULC de 2009, 2014 e 2019 da Amazônia.

Classes	2009		2014		2019		Δ 2009-2014		Δ 2014-2019		Δ 2009-2019	
	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%	km ²	%
Floresta	3442335	72,3	3376286	70,9	3315353	69,7	-66049	-1,9	-60933	-1,8	-126982	-3,7
Savana	273151	5,7	267028	5,6	253385	5,3	-6123	-2,2	-13643	-5,1	-19766	-7,2
Campos	228330	4,8	234248	4,9	235149	4,9	5918	2,6	901	0,4	6819	3,0
Pastagem	629278	13,2	656564	13,8	704419	14,8	27286	4,3	47855	7,3	75141	11,9
Agricultura	79584	1,7	112261	2,4	135752	2,9	32677	41,1	23491	20,9	56168	70,6
urbano	4480	0,1	5721	0,1	7141	0,2	1241	27,7	1420	24,8	2661	59,4
Água	102092	2,1	107146	2,3	108054	2,3	5054	5,0	908	0,8	5962	5,8

As mudanças na cobertura e uso da terra apresentam diminuição da cobertura florestal de 66.049 km² e 60.933 km² para os períodos 2009 – 2014 e 2014 - 2019, respectivamente, acumulando um total de 126.982 km². A savana no período 2009-2014 teve perda de área 6.123 km², e no período 2014 - 2019 ocorreu perda de 13.643 km², acumulando uma perda de 19.766 km². Por outro lado, a pastagem, agricultura, campos, infraestrutura urbana e corpos d'água tiveram expansão de suas áreas. No período de 2009-2019 a expansão da pastagem é de 75.141 km² (11,9%), a agricultura 56.168 km² (70,6%), os campos 6.619 km² (3%), os corpos d'água 5.962 (5,8%) e a infraestrutura urbana 2.661 km² (59,4%). Souza-Filho et al. (2018) analisaram as mudanças na cobertura da terra na bacia hidrográfica do rio Itacaiúnas de 1984 a 2017 e detectaram que a transição de floresta para pastagem é a responsável pela mudança na cobertura da terra. Souza et al. (2020) analisaram 33 anos (1985 a 2017) de mudanças LULC no Brasil e demonstraram que a área de pastagem aumentou em 46% e a agricultura em 172%.

4.1.1 Calibração e validação do modelo LULC

Segundo Soares-Filho et al. (2009), os modelos LULC só precisam ser avaliados em termo de adequação espacial em relação à localização das mudanças. Assim, considerando-se que a resolução espacial é de 30 metros e o raio da pesquisa da janela é metade da resolução, a calibração do modelo teve adequação espacial acima de 0,5 de similaridade mínima em resolução de 255 metros (janela 17x17 pixel), conforme é apresentado na Figura 29. Assim, os valores de calibração dos modelos ficaram todos no limite considerado satisfatório, com exceção da sub-bacia do rio Tapajós, que apresentou similaridade de 40% em resolução espacial

de 285 metros (janela 19 x 19 pixel), mas ainda assim, a calibração foi considerada satisfatória devido ao tamanho da resolução espacial.

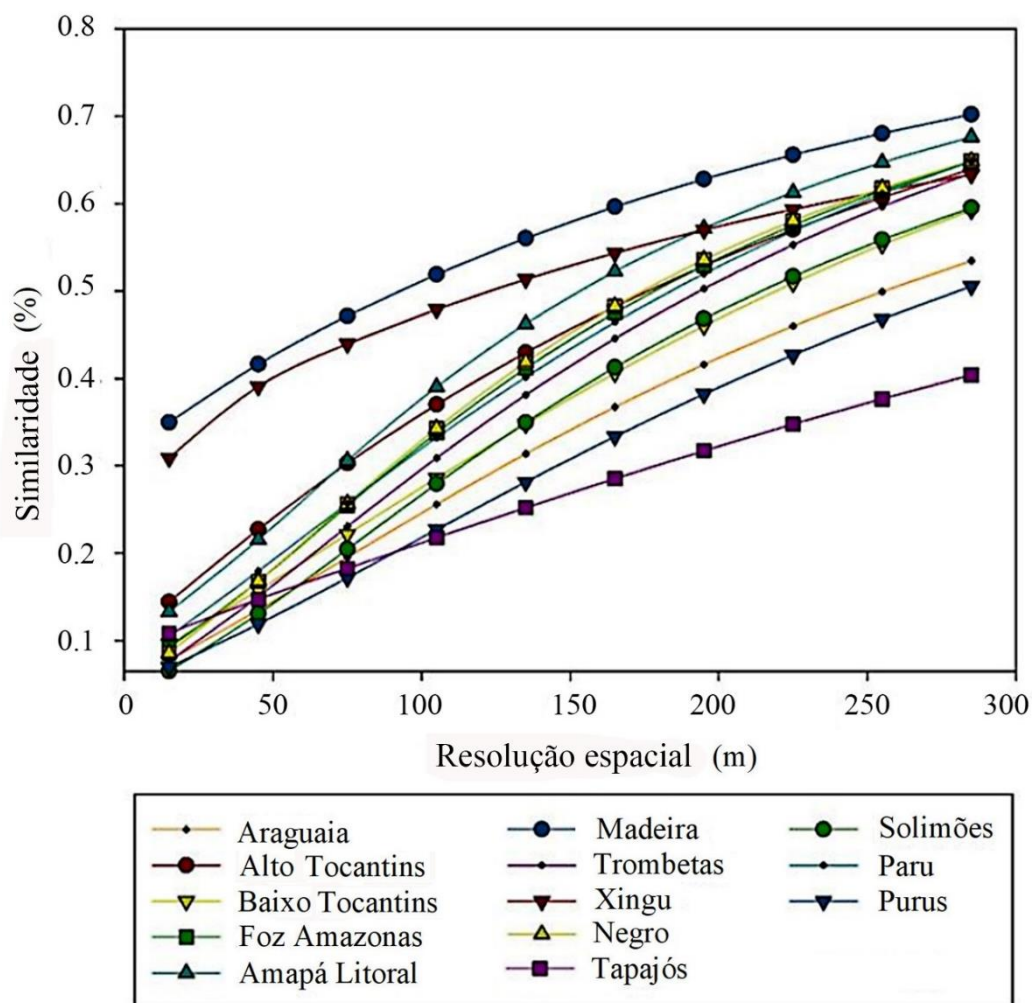
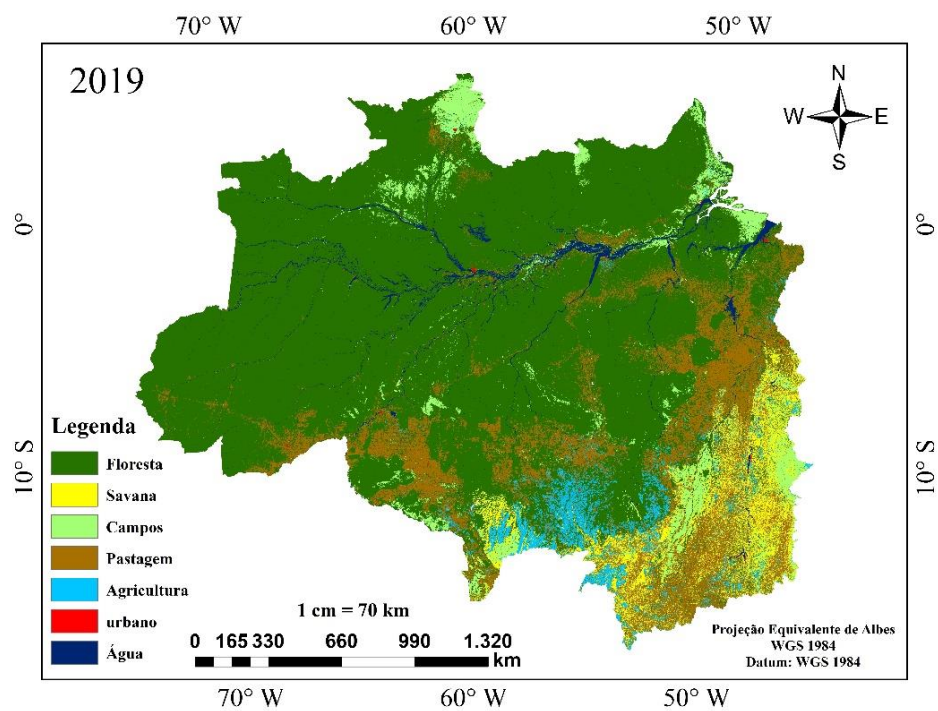
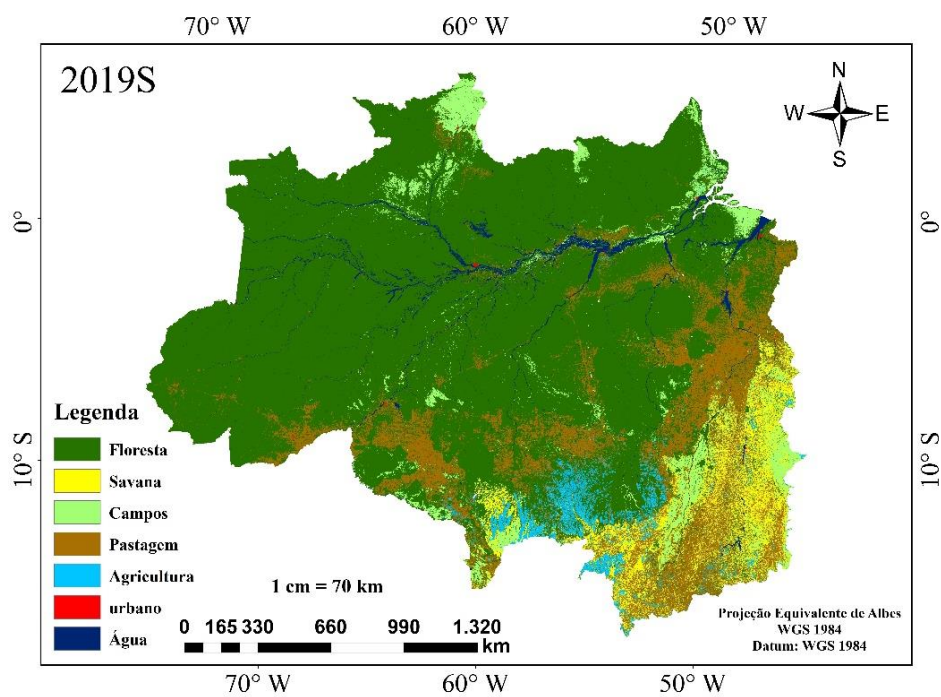


Figura 29 - Gráfico da similaridade mínima em função da resolução espacial em metros para a calibração do modelo LULC

Os modelos conseguiram simular a dinâmica LULC, replicando os padrões de mudanças que ocorrem na Amazônia, conforme é demonstrado nos resultados de validação do modelo e na comparação visual entre o mapa real e o simulado (Figura 30).



(a)



(b)

Figura 30 - Comparação entre o LULC de 2019 real (a) e simulado (b)

Analisando-se a Figura 30, observa-se que a diferença entre os mapas LULC é imperceptível, porém, quantitativamente existem erros (Tabela 13).

Tabela 13 – Comparação entre o mapa real e simulado de LULC da Amazônia

Classe	2019 real (km ²)	2019 Simulado (km ²)	Erro %
Floresta	3315353	3381701	2
Savana	253385	269864	7
Campos	235149	233711	1
Pastagem	704419	625571	11
Agricultura	135725	108880	20
Urbano	7141	5335	25
Água	108054	107191	1
Erro absoluto médio Percentual (MAPE)			9

A classe pastagem, agricultura e urbano foram as que apresentaram os maiores erros percentuais, porém, no geral, a validação foi considerada satisfatória, por apresentar um MAPE igual a 9%. Paiva et al. (2020) apresentaram mapa LULC real e simulado com 4 classes (vegetação, pastagem, água e urbano), visualmente os mapas são parecidos, porém, a classe urbano, objeto de estudo, apresentou erro de 5%.

A validação do modelo LULC apresentou valores entre 36% e 76% de similaridade mínima em resolução espacial de 255 m. As sub-bacias dos rios Xingu, Tapajós, Madeira, Trombetas e Solimões apresentaram, respectivamente, as menores similaridades, 36%, 39%, 41%, 46%, 47% (Figura 31).

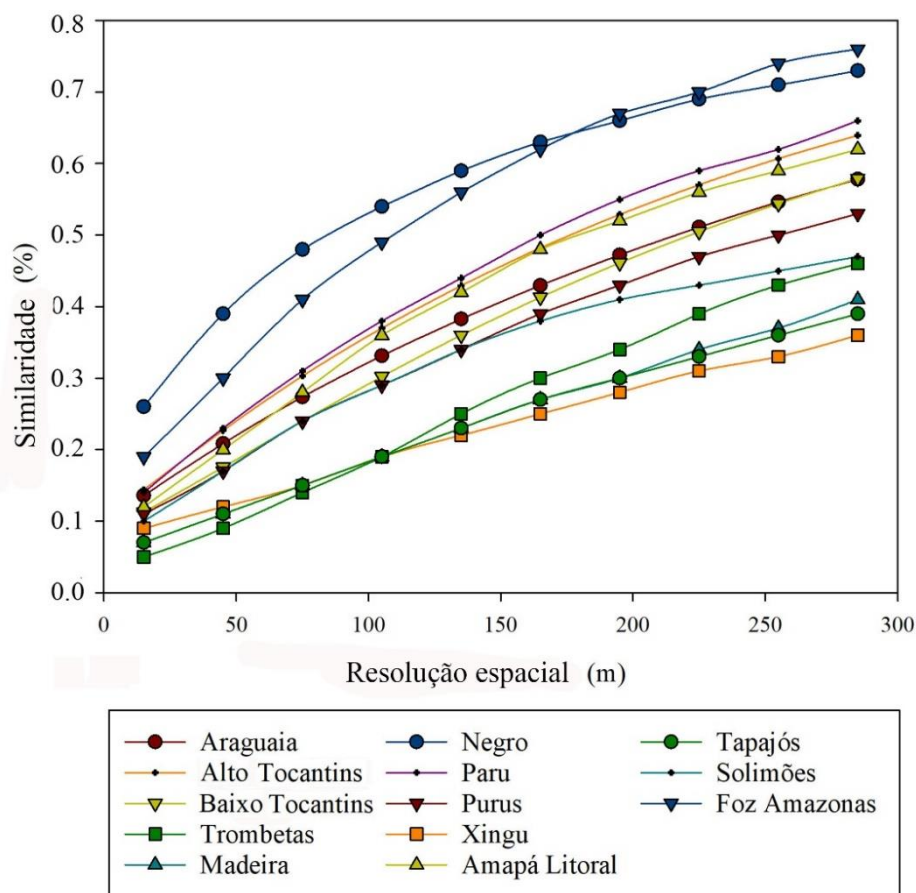


Figura 31 - Gráfico de similaridade mínima em função da resolução espacial para a validação do modelo LULC

A diferença entre os valores de calibração e validação ocorre em um período em que a taxa de desmatamento na Amazônia alcança patamares maiores que o período 2009-2014 (Soares-Filho et al., 2013) e modelos LULC baseados em taxas de transições históricas, são dependentes desse período. Portanto, são compreensíveis as diferenças entre os valores de calibração e validação quando ocorrem mudanças para mais ou para menos na taxa de transição no período de validação. Se a taxa é maior no período de calibração e menor no período de validação, os valores de similaridade na validação tendem a serem maiores e vice-versa. A validação do modelo dinâmico proposto por Silva et al., (2020) para analisar a relação de acessibilidade, uso da terra e gentrificação foi considerada satisfatória com valores de índice de similaridade mínimo entre 0,30 e 0,37 para um tamanho de janela 11 x 11 pixel, em resolução espacial de 550 m. Gaveau et al., (2021) utilizaram modelo com similaridade de 39% para prever a perda de área florestal em 2036 na Nova Guiné, Indonésia. Os coeficientes Kappa global (Tabela 14) ficaram entre 0,83 e 0,9, demonstrando que o LULC simulado de 2019 tem ótima concordância com o LULC real.

Tabela 14 – Coeficiente Kappa por sub-bacia hidrográfica e por classe de uso e cobertura da terra entre o mapa real e simulado de 2019

Sub-bacia	Coeficiente Kappa por classe							Kappa
hidrográfica	Floresta	Savana	Campos	Pastagem	Agricultura	Urbano	Água	global
Amapá								
Litoral	0,77	*	0,93	0,74	0,29	0,88	0,93	0,83
Foz do								
Amazonas	0,89	0,85	0,93	0,94	0,80	0,96	0,95	0,90
Paru	0,72	*	0,93	0,87	0,77	0,97	0,98	0,81
Trombetas	0,85	*	0,94	0,86	0,85	0,90	0,98	0,90
Negro	0,97	*	0,93	0,53	0,08	0,90	0,93	0,90
Solimões	0,77	*	0,40	0,69	*	0,93	0,88	0,80
Purus	0,75	*	0,84	0,85	0,10	0,94	0,96	0,81
Madeira	0,89	0,85	0,93	0,94	0,80	0,96	0,95	0,90
Tapajós	0,88	0,90	0,91	0,79	0,89	0,83	1,00	0,86
Xingu	0,89	0,87	0,81	0,79	0,86	0,60	0,87	0,85
Araguaia	0,85	0,76	0,89	0,78	0,78	0,86	0,98	0,80
Alto								
Tocantins	0,85	0,76	0,89	0,72	0,68	0,83	0,98	0,78
Baixo								
Tocantins	0,74	0,14	0,96	0,91	0,39	0,93	0,99	0,83

* A bacia hidrográfica não apresenta a cobertura ou uso da terra.

Os valores Kappa por classe apresentam fraca concordância para a classe de uso agricultura nas sub-bacias do Amapá Litoral ($K = 0,29$), Negro ($K = 0,08$) e Purus ($K = 0,1$) e para a classe de cobertura campos na sub-bacia do Solimões ($K = 0,4$). Nas outras sub-bacias todas as classes apresentam ótima concordância. A fraca concordância apresentada para agricultura é devida às pequenas áreas desta classe nas sub-bacias, podendo ser agricultura temporária, que gerou pequenas taxas de transição, não sendo o modelo capaz de simular com fidelidade esse tipo de processo. O mesmo ocorrendo para a classe campos na sub-bacia do Solimões, pois esse tipo de cobertura é pequeno nessa sub-bacia. A modelagem dinâmica LULC feita por Silva et al. (2020) para bacia do rio Tapero do semiárido do Nordeste brasileiro apresentou coeficiente Kappa de 0,61, considerando que o modelo de simulação LULC produzido foi satisfatório, o mesmo ocorrendo com Shastri et al. (2019), em simulação de crescimento urbano, que obteve coeficiente Kappa de 0,83.

4.2 PROJEÇÕES FUTURAS DE LULC E CN

A Figura 32 apresenta mapa LULC projetado para o ano de 2049 e uma janela amostral temporal (2019 a 2049) na volta grande do rio Xingu, local do reservatório da hidrelétrica de Belo Monte. No centro da figura está localizado o LULC de 2049 e ao redor deste, a janela amostral de cada ano projetado para a região do baixo rio Xingu, com exceção do ano de 2019, que é a amostra real.

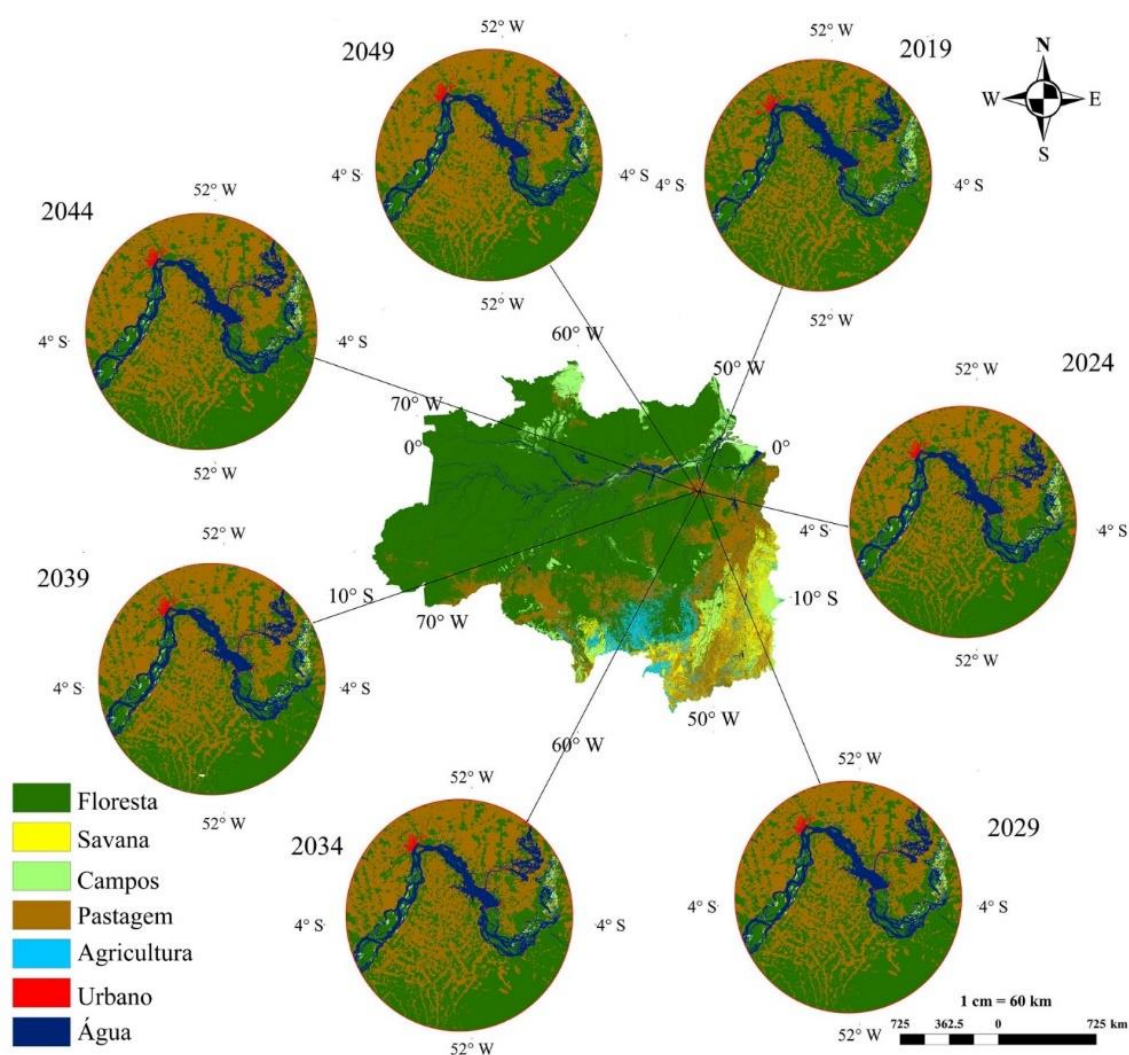


Figura 32 - Mapas LULC projetados de 2019 a 2049 em janela temporal de 5 anos na volta grande do rio Xingu, local do reservatório da hidrelétrica de Belo Monte.

Analisando-se a Figura 32, é evidente o avanço da pastagem sobre a cobertura florestal e campos no decorrer do tempo na volta grande do rio Xingu. Fato verificado também por Chen

et al. (2015) ao observarem a degradação de florestas no entorno da barragem da hidrelétrica de Tucuruí em função de atividades antrópicas.

Embora sejam utilizadas sete classes de uso e cobertura da terra, o LULC projetado para 2049 tem similaridade, ao comparar o remanescente florestal, com o cenário de governança predito por Soares-Filho et al. (2006) para o desmatamento na Amazônia até 2050. considerando o ano base (2009), a Amazônia terá, até o ano de 2049, redução de cobertura florestal (141.839 km²) e de savana (9.486 km²) em função do aumento de campos (13.425 km²), pastagem (58.917 km²), agricultura (64.461 km²), urbano (2.286 km²) e água (12.237 km²).

Diante dessa dinâmica de mudança, o CN, que é dependente do uso e da cobertura da terra, também sofrerá alterações, apresentando em 2019 valores variando entre 55 e 95, com média de 77,02. Esses valores são próximos aos do GCN250 para a bacia Amazônica, com média de CN = 75,6 (Jaafar *et al.*, 2019). Porém, em uma análise pontual existem algumas discrepâncias nos valores, pois o LULC de 2015 utilizado para gerar o GCN250, classifica algumas áreas na Amazônia como floresta decídua de folha fina em solo do tipo C (CN = 77) e solo tipo D (CN = 83). No LULC utilizado neste estudo, as mesmas áreas foram classificadas como savana (CN = 87) e área de floresta (CN = 77), respectivamente. Entretanto, essas incertezas na cobertura da terra no produto gerado pelo Projeto de Soil Coverage of the Climate Change Initiative (CCI-LC) da European Space Agency (ESA) foram levadas em consideração por Jaafar et al. (2019) e trazidos para o GCN250. O LULC utilizado no presente trabalho para gerar o CN capta melhor a cobertura e o uso da terra na Amazônia por ser derivado de um produto de resolução espacial de 30 m, diferente da resolução de 250 m utilizada para gerar o GCN250, assim é natural essas incongruências entre os valores de CN.

No CN gerado para 2049 a média é de 77,14, tratando-se de uma pequena alteração. Contudo, analisar o CN, dessa forma, levaria a erro grosseiro, pois as mudanças no LULC concentram-se na região sul das sub-bacias analisadas. Nessa região existe o uso intensivo da terra para pastagem e agricultura, além desta estar inserida em dois biomas (Amazônico e Cerrado). As sub-bacias Purus, Trombetas, Paru, Negro, Foz do Amazonas, Solimões e Amapá Litoral por estarem mais protegidas em função da distância de estradas (Das Neves et al., 2021), apresentaram poucas mudanças no CN entre 2019 e 2049 (Figura 33).

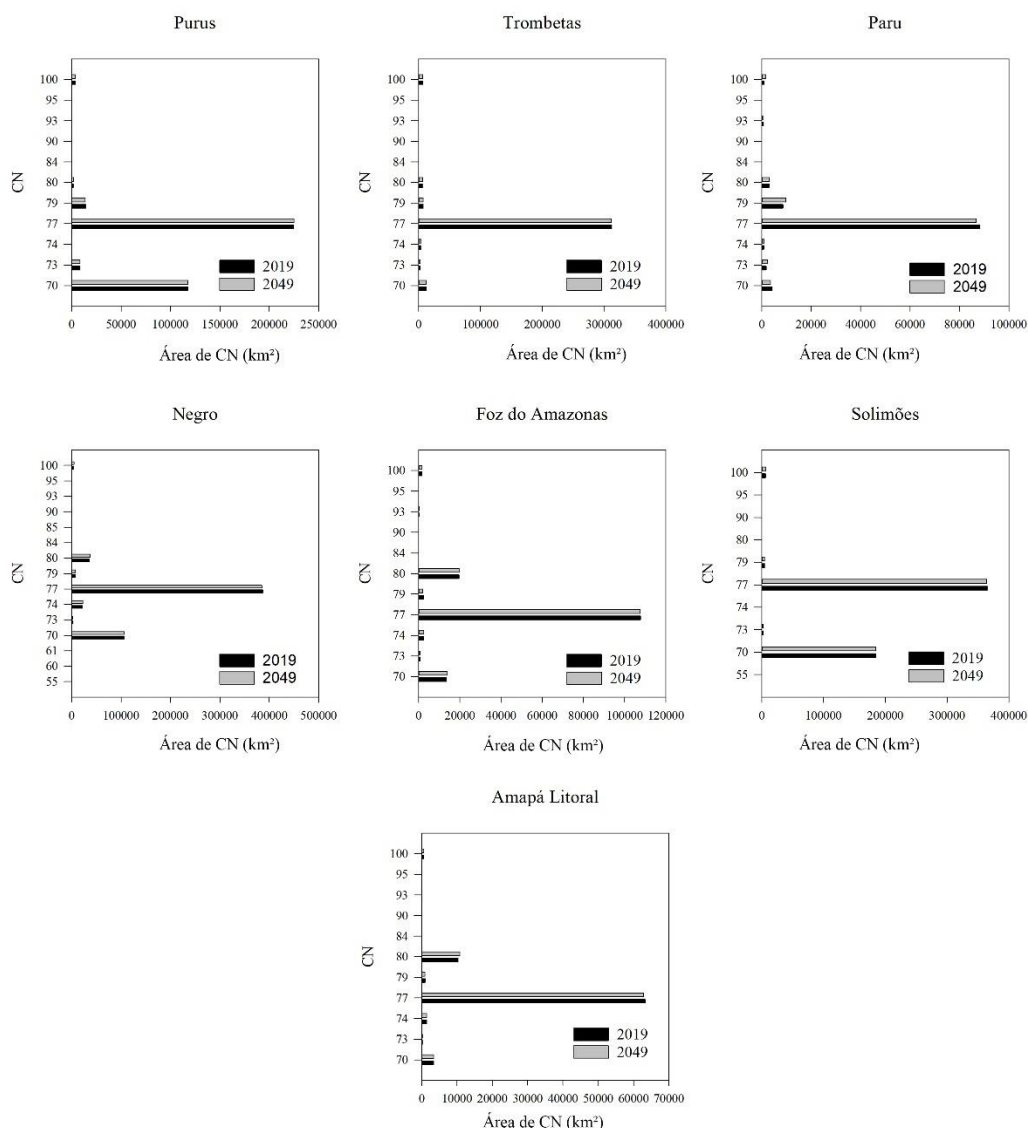


Figura 33 - Gráficos do CN para os anos 2019 e 2049 em relação ao tamanho da área para as sub-bacias hidrográficas que menos apresentaram alterações nas projeções futuras

A Figura 34 apresenta o CN em 2019 e 2049 com suas respectivas áreas para as bacias hidrográficas dos rios Tapajós, Xingu, Madeira, Araguaia, alto e baixo Tocantins, estas são as bacias onde o CN apresentou as maiores mudanças. A bacia hidrográfica do alto Tocantins em 2019 apresenta grandes áreas com valores de CN = 87, 93 e 79, e em 2049 áreas com estes CN, irão se expandir para 3.624 km², 3.104 km² e 787 km², respectivamente, ou seja, áreas com CN menores passarão a ter maiores CN. Na bacia do rio Araguaia os CN = 93 e 87 terão os maiores aumentos de área, 741 km² e 3.775 km², na devida ordem. A bacia do baixo Tocantins apresentará uma diminuição de 7.548 km² em área de CN = 77 e aumento de 7.892 km² de área

de CN = 79. A bacia do rio Tapajós terá diminuição na área de CN = 70 na ordem de 1.423 km² e aumento de 2.318 km² no CN = 73. Na bacia do rio Xingu, o CN = 79 aumentará sua área em 3.106 km², CN = 84 em 5.371 km² e CN = 93 em 4.022 Km². A bacia do rio Madeira terá aumento de 1.246 km² no CN = 79 e 1.112 km² no CN = 80.

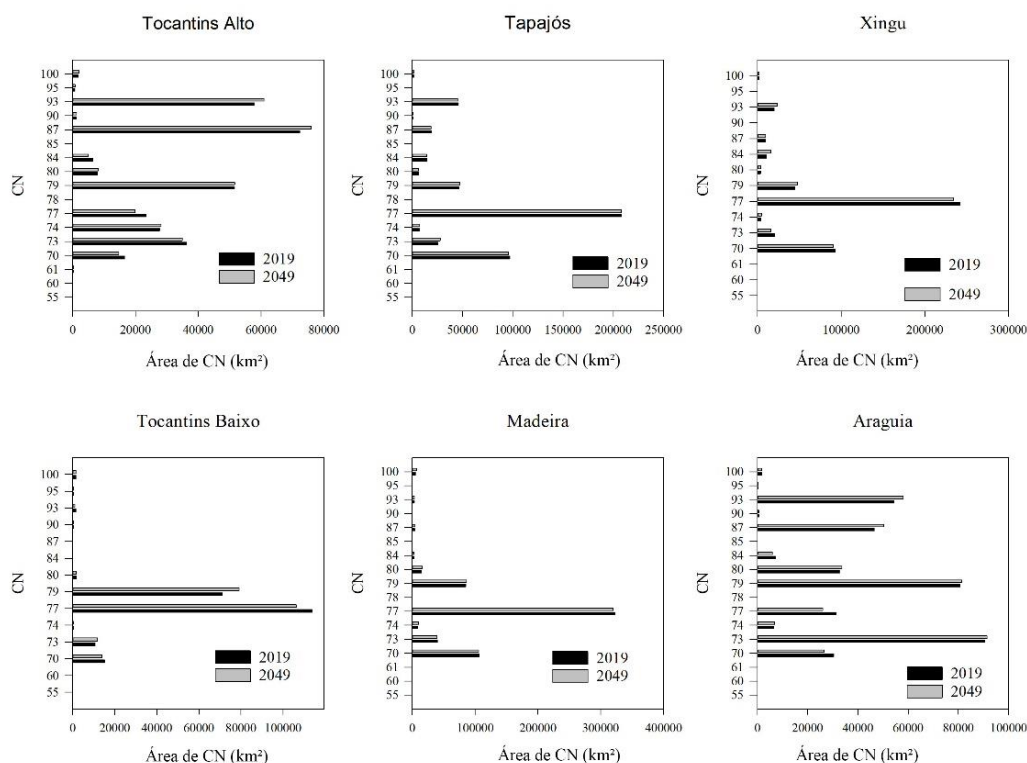


Figura 34 - Gráficos do CN para os anos 2019 e 2049 em relação ao tamanho da área para as sub-bacias hidrográficas que mais apresentaram alterações nas projeções futuras

Os aumentos dos valores de CN são ocasionados pelas transições de cobertura da terra de um estado que armazena água da chuva para outro com menor capacidade de armazenamento. Abdulkareem et al. (2018) identificaram mudanças de CN ao longo do tempo em uma bacia tropical devido à supressão de floresta. Deshmukh et al. (2013) concluíram que existem aumento gradual de CN com o decorrer dos anos, principalmente com a conversão de florestas em terras agrícolas, assim estimaram um CN futuro baseado em regressão linear.

A Figura 35 apresenta a distribuição de CN na Amazônia para o Ano de 2049 em resolução espacial de 30 m em 6 locais de onde foram retiradas 12 janelas amostrais com tamanho igual 10.000 km² (6 para o ano de 2019 e 6 para 2049).

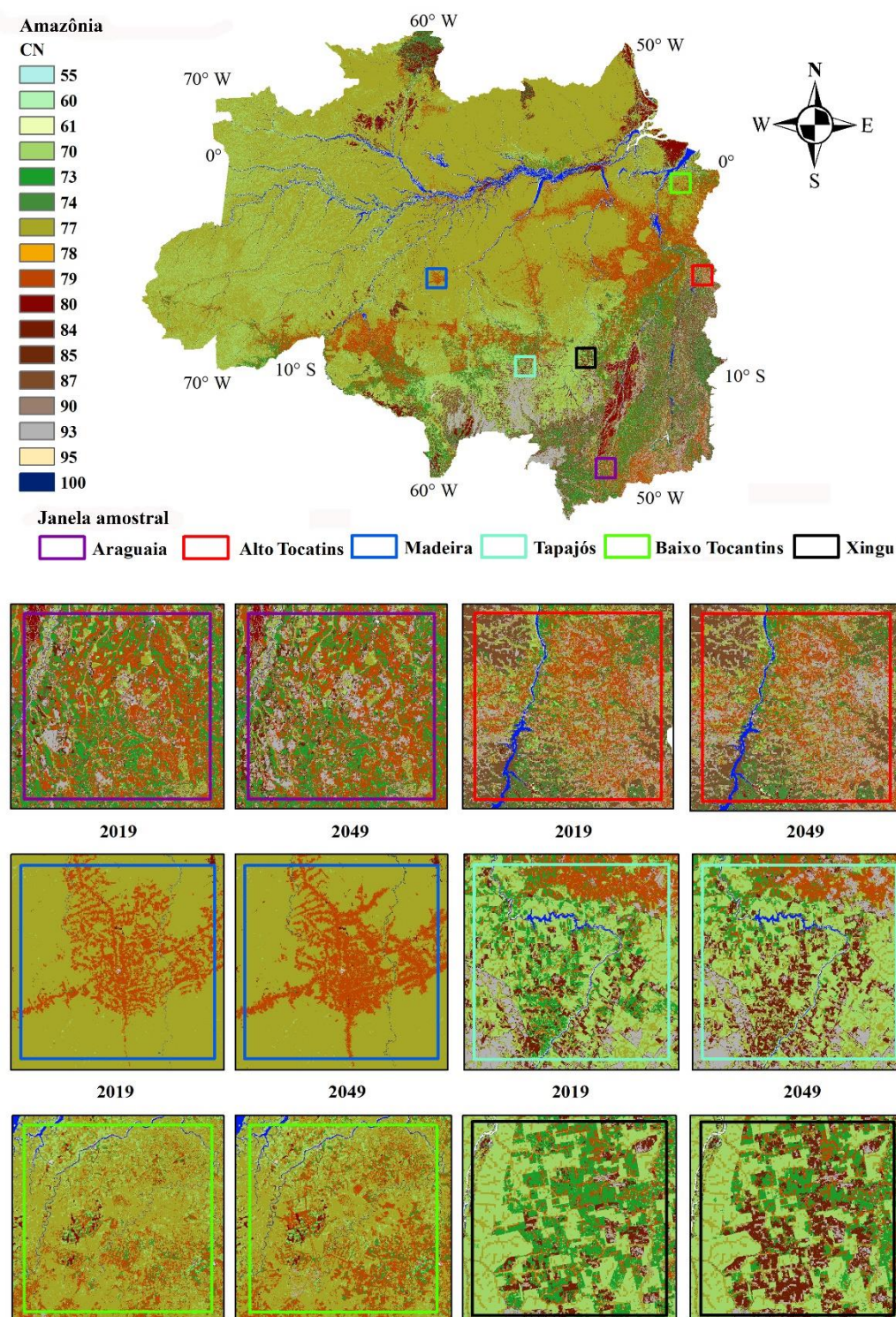


Figura 35 - Distribuição espacial do CN em células de 30 metros de 2049 para condição de escoamento antecedente ARCII para Amazônia e 12 janelas amostrais de 6 sub-bacias

Os maiores valores de CN estão nas regiões sul e leste da Amazônia, onde se encontra o arco do desflorestamento e as maiores mudanças de uso e ocupação da terra, i.e., conversão floresta/pasto e agricultura. O CN de valor 55, que é o menor encontrado, tem maior área na

bacia do rio Negro (240 km²), bacia do rio Solimões (29 km²) e na bacia do rio Tapajós (4 km²), nas demais bacias é menor que 1 km² para o ano de 2019. A captação de CN com área menor do que 1 km² é possível devido à resolução de 30 m utilizada para projetar o LULC futuros e o CN.

Na janela amostral da sub-bacia Araguaia, o CN = 79, que existe em 2019, será substituído por CN = 93 em 2049. O mesmo ocorre na sub-bacia do alto Tocantins, porém com as manchas de expansão de CN = 93 aparecendo com maior intensidade. Na sub-bacia do baixo Tocantins, as janelas amostrais apresentam o CN = 77, sendo substituído por CN = 79. Na sub-bacia do rio Madeira as áreas de CN = 77, que estão no entorno de área de CN = 79, serão substituídas por estas. A janela amostral de 2049 apresenta um adensamento do CN = 79 quando comparada a janela de 2019. Nas janelas amostrais da sub-bacia do rio Tapajós, o CN = 73 dará lugar ao CN = 84, porém é possível observar a mudança de CN = 79, sendo substituído por CN = 93. Este mesmo padrão de mudança é apresentado na janela amostral da sub-bacia do rio Xingu, com maior intensidade.

4.2.1 INCERTEZA NA DETERMINAÇÃO DO CN E DO MODELO LULC

Os valores de CN agregarão as mesmas incertezas do grupo hidrológico de solo do produto Global Hydrologic Soil Groups (HYSOGs250m), que foi explanada por Ross et al. (2018); as incertezas da classificação de uso e cobertura da terra do produto MapBiomass (Souza *et al.*, 2020), dos valores de CN tabelados; e por fim as incertezas dos modelos de projeções LULC por conta das transições entre as classes limitadas a uma janela temporal de 5 anos, pois podem ocorrer transições entre classes que não foram captadas nesta janela temporal, nesse sentido, as transições de pastagem ou agriculturas abandonadas para floresta não serão captadas, pois o tempo para a recuperação florestal dentro de um estágio sucessão ecológica são maiores de 10 anos (Da Silva et al., 2023) para ser uma considerado um floresta secundária jovem. Outra incerteza do modelo, foi no período de calibração, em que a política ambiental estabelecida pelo governo brasileiro visava a diminuição do desmatamento, na medida que a política ambiental muda de forma extrema, incentivando o desmatamento, o modelo não consegue prever a mudança de forma realista, pois, foi baseado em dados históricos e não em possível cenários futuros. A projeção LULC da Amazônia em conjunto com CN foi publicado na revista “Science

of the Total Environment” com o título: “Modeling of land use and land cover change dynamics for future projection of the Amazon number curve” (Apêndice A).

4.3 MODELAGEM HIDROLÓGICA – SCS-CN NO GOOGLE EARTH ENGINE

Primeiramente são apresentados os resultados de ajuste de precipitação do modelo MIROC5 aos dados observados (CHIRPS) de 2009 a 2021. Posteriormente é apresentada a validação do escoamento superficial gerado pelo modelo SCS-CN na plataforma Google Earth Engine. E por fim, os resultados do escoamento superficial futuro, seguindo as precipitações simuladas pelo modelo MIROC5. Ainda, são apresentadas todas as discussões pertinentes.

4.3.1 Precipitação

Na Tabela 15 são apresentados os valores de ajuste do modelo MIROC5 aos dados observados, tanto para o RCP 4.5 como para o RCP 8.5. Para as bacias hidrográficas analisadas, a única que não apresentou o melhor ajuste de KGE foi a bacia do rio Negro. Contudo, isso não implica que o modelo não está simulando bem a precipitação da bacia, pois dos três parâmetros que compõem o KGE, somente o r , que está relacionado ao ajuste de correlação, teve valor abaixo de 0,6 (0,55 para o RCP 4.5 e 0,49 para RCP 8.5). Os parâmetros α e β , que estão relacionados com a variabilidade e o viés, respectivamente, tiveram bons ajustes, levando o modelo a um nível de ajuste médio.

Para o RCP 4.5 das 13 bacias hidrográficas estudadas, 9 subestimaram a precipitação e 4 superestimaram (Araguaia, Alto Tocantins, Amapá Litoral e Negro) e para o RCP 8.5 duas superestimaram (Araguaia e Alto Tocantins). Contudo, o viés (β) de todas as bacias ficaram próximos da unidade. Porém, o que chamou a atenção, foi a precipitação de algumas bacias hidrográficas, sendo bem representadas pelo cenário mais pessimista (RCP 8.5), por exemplo, as bacias dos rios Araguaia, Baixo Tocantins, Alto Tocantins, em que os vieses são menores.

Tabela 15. Valores de métrica de avaliação da precipitação do MIROC5 em comparação ao CHIRPS.

	RCP 4.5							RCP 8.5						
	KGE	KGE _r	KGE _α	KGE _β	r	α	β	KGE	KGE _r	KGE _α	KGE _β	r	α	β
Araguaia	0,77	0,84	0,86	0,9	0,84	1,14	1,1	0,74	0,8	0,85	0,96	0,8	1,15	1,04
Alto Tocantins	0,76	0,79	0,9	0,94	0,79	1,1	1,06	0,7	0,75	0,84	0,98	0,75	1,16	1,02
Baixo Tocantins	0,79	0,83	0,93	0,9	0,83	0,93	0,9	0,77	0,79	0,97	0,91	0,79	0,97	0,91
Amapá Litoral	0,75	0,76	0,94	0,98	0,76	1,06	1,02	0,72	0,72	0,97	0,99	0,72	1,03	0,99
Foz Amazonas	0,78	0,8	0,91	0,96	0,8	1,09	0,96	0,72	0,75	0,9	0,96	0,75	1,1	0,96
Madeira	0,86	0,91	0,93	0,92	0,91	0,93	0,92	0,85	0,9	0,96	0,89	0,9	0,96	0,89
Negro	0,55	0,55	0,95	0,99	0,55	0,95	1,01	0,49	0,49	0,97	0,97	0,49	0,97	0,97
Paru	0,76	0,77	1	0,95	0,77	1	0,95	0,75	0,75	0,98	0,96	0,75	1,02	0,96
Solimões	0,78	0,78	0,96	0,96	0,78	0,96	0,96	0,76	0,78	0,98	0,92	0,78	0,98	0,92
Tapajós	0,89	0,91	0,94	0,97	0,91	0,94	0,97	0,87	0,9	0,96	0,93	0,9	0,96	0,93
Purus	0,85	0,86	0,97	0,98	0,86	0,97	0,98	0,84	0,85	1	0,96	0,85	1	0,96
Trombetas	0,66	0,72	0,89	0,85	0,72	0,89	0,85	0,66	0,71	0,91	0,83	0,71	0,91	0,83
Xingu	0,85	0,86	0,95	0,95	0,86	0,95	0,95	0,82	0,84	0,99	0,93	0,84	0,99	0,93
Média	0,77	0,79	0,93	0,94	0,79	0,99	0,97	0,74	0,77	0,94	0,93	0,77	1,01	0,94

Na Figura 36 é apresentada a média mensal diária para as 13 sub-bacias hidrográficas da área de estudo e o RMSE entre as precipitações do CHIRPS e MIROC5. No geral, o modelo representou de maneira satisfatória o ciclo anual de precipitação da região de estudo. Contudo, em termo de volume médio diário mensal precipitado, a bacia do rio Trombetas apresentou a maior diferença entre o observado e o simulado para ambos os RCPs, com o RMSE igual a 1,3 mm/dia (RCP 4.5) e 1,4 mm/dia (RCP 8.5). A bacia do Baixo Tocantins apresentou RMSE igual a 1,2 mm/dia, maior para RCP 4.5 do que para o RCP 8.5, que foi igual a 0,9 mm/dia. Porém, mesmo apresentando diferença, é justificável o uso da precipitação como forçante de modelos hidrológicos por estar nos intervalos das métricas de avaliação de modelos considerados bons.

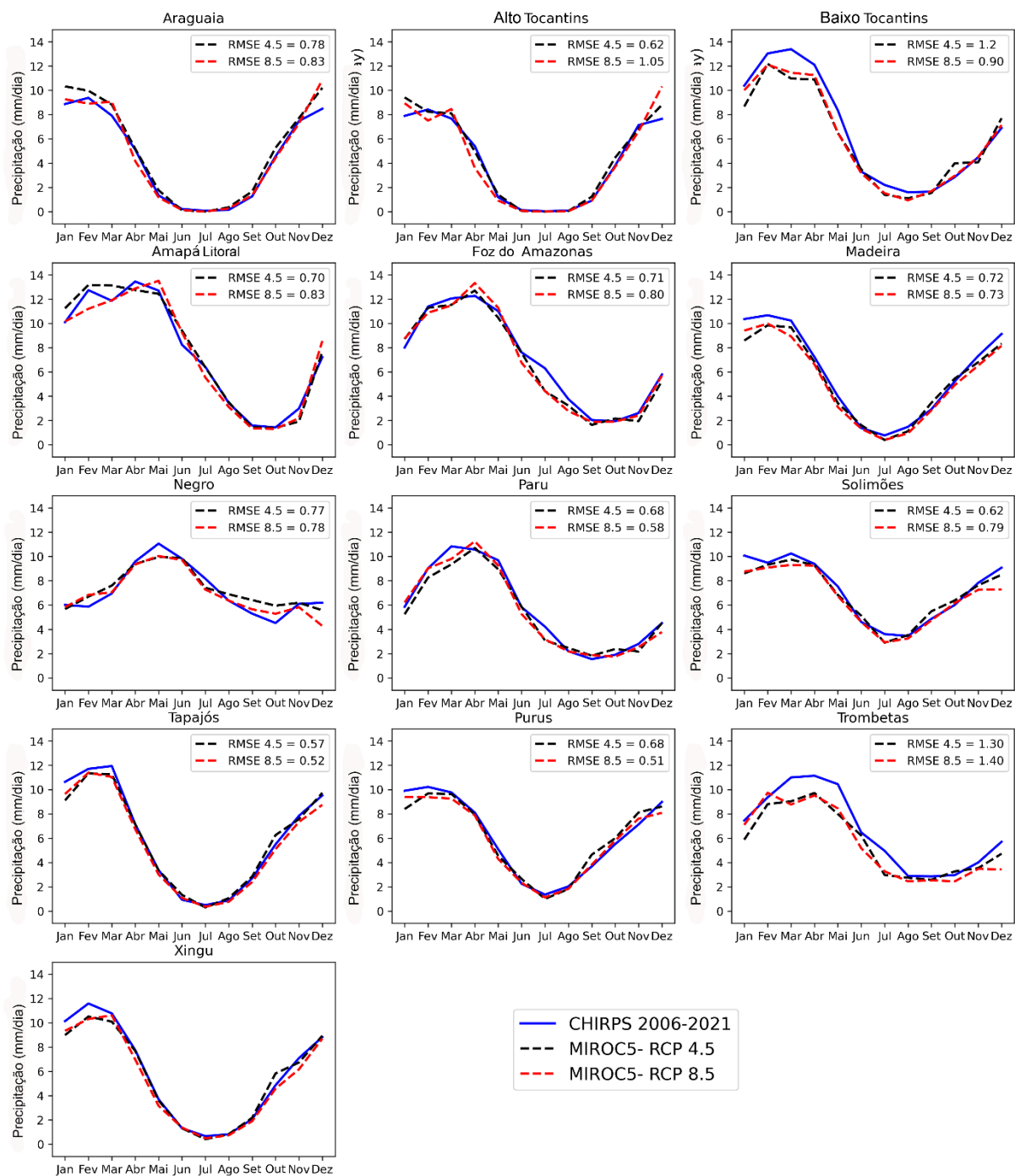


Figura 36 - Ciclo anual da precipitação derivadas do CHIRPS e MIROC5 para o RCPs 4.5 e 8.5 e o RMSE para as 13 sub-bacias da Amazônia

Estes resultados são semelhantes ao apresentado por Chou et al. (2014), no qual os valores de precipitação do MIROC5 são próximos aos valores de precipitação observados. Dereczynski et al. (2020) avaliaram as tendências de extremos climáticos sobre a América do Sul, utilizando o modelo regional ETA alinhado a três modelos globais (CanESM2-ES,

HadGEM2-ES e MIROC5). Sendo o ETA-MIROC5 o que apresentou os melhores resultados entre os três para os índices extremos de precipitação.

4.3.2 Escoamento superficial

A Tabela 16 apresenta a comparação entre o escoamento superficial mensal simulado e o derivado do Terra Climate por meio do KGE e suas componentes.

Tabela 16. Validação do escoamento superficial simulado com modelo do SCS-CN.

	KGE	KGE_r	KGE_α	KGE_β	r	α	β
Araguaia	0,24	0,82	0,81	0,29	0,82	1,19	1,71
Alto Tocantins	-0,3	0,83	0,53	-0,2	0,83	1,47	2,2
Baixo Tocantins	0,59	0,89	0,92	0,61	0,89	0,92	1,39
Amapá Litoral	0,65	0,8	0,91	0,73	0,8	0,91	1,27
Foz Amazonas	0,71	0,88	0,83	0,8	0,88	0,83	1,2
Madeira	0,69	0,89	0,89	0,74	0,89	0,89	1,26
Negro	0,72	0,88	0,79	0,87	0,88	0,79	1,13
Paru	0,54	0,82	1	0,58	0,82	1	1,42
Solimões	0,68	0,86	0,72	0,98	0,86	0,72	1,02
Tapajós	0,58	0,88	1	0,6	0,88	1	1,4
Purus	0,71	0,9	0,73	0,97	0,9	0,73	1,03
Trombetas	0,58	0,9	0,97	0,59	0,9	0,97	1,41
Xingu	0,44	0,86	0,93	0,46	0,86	1,07	1,54

No geral, o escoamento gerado pelo modelo SCS-CN consegue representar de forma satisfatória a variabilidade mensal e anual para a Amazonia, além de ter alta correlação, validando o escoamento simulado. Contudo, para as bacias dos rios Araguaia, Alto Tocantins e Xingu, os KGEs ficaram na classificação de modelos ruins. Entretanto, o modelo não pode ser descartado sem a análise das componentes do KGE (Knoben *et al.*, 2019), pois como pode ser observado, os KGEs das três sub-bacias não estão bons devido ao modelo simulado superestimar o escoamento. Isso é demonstrado pelo KGE_β e pelo parâmetro β das bacias (Tabela 15). Entretanto, o KGE_r e KGE_α, que representam a correlação e a variabilidade, na devida ordem, estão satisfatórios para a bacia do rio Araguaia. Já para a bacia do rio Xingu, os

escoamentos observado e simulado apresentam uma boa correlação, tendo um bom desempenho em relação à variabilidade. Por outro lado, na região do Alto Tocantins, houve uma boa correlação entre dados observados e simulados, porém com um desempenho ruim para a variabilidade, contribuindo para um KGE negativo. Segundo Knobén et al. (2019), um KGE de aproximadamente - 0,41 representa que os dados simulados se aproximam da média dos dados observados.

De acordo com Abatzoglou et al. (2018), a vegetação de referência utilizada no modelo de balanço hídrico foi assumida como constante, diferente da utilizada para derivar o parâmetro CN30, que é dinâmica, tanto espacial quanto temporalmente. Portanto, essa diferença pode ser a responsável pelo viés do escoamento simulado, pois estas bacias vêm passando por mudanças em sua cobertura devido à expansão da agricultura e pastagem (Maeda et al., 2009; Da Silva Cruz et al., 2022; Souza et al., 2020; Souza-Filho et al., 2018), que fazem com que nos meses mais chuvosos ocorram os maiores valores de escoamento em função da menor capacidade de retenção de água da bacia hidrográfica.

O escoamento superficial direto depende da capacidade de retenção da bacia e da intensidade da precipitação, que depende da interação terra-atmosfera. Nesse contexto, nos anos de 2010 e 2015-2016 ocorreram secas severas na Amazônia devido a eventos de El Niño (Jiménez-Muñoz et al., 2016; Marengo et al., 2011; Marengo; Espinoza, 2016). Em 2021, foram observadas cheias extremas induzidas pela célula de Hadley (Rao *et al.*, 2022). Para o período de 2009-2021 (Figura 37), esses dois sinais extremos foram captados pelo escoamento superficial simulado.

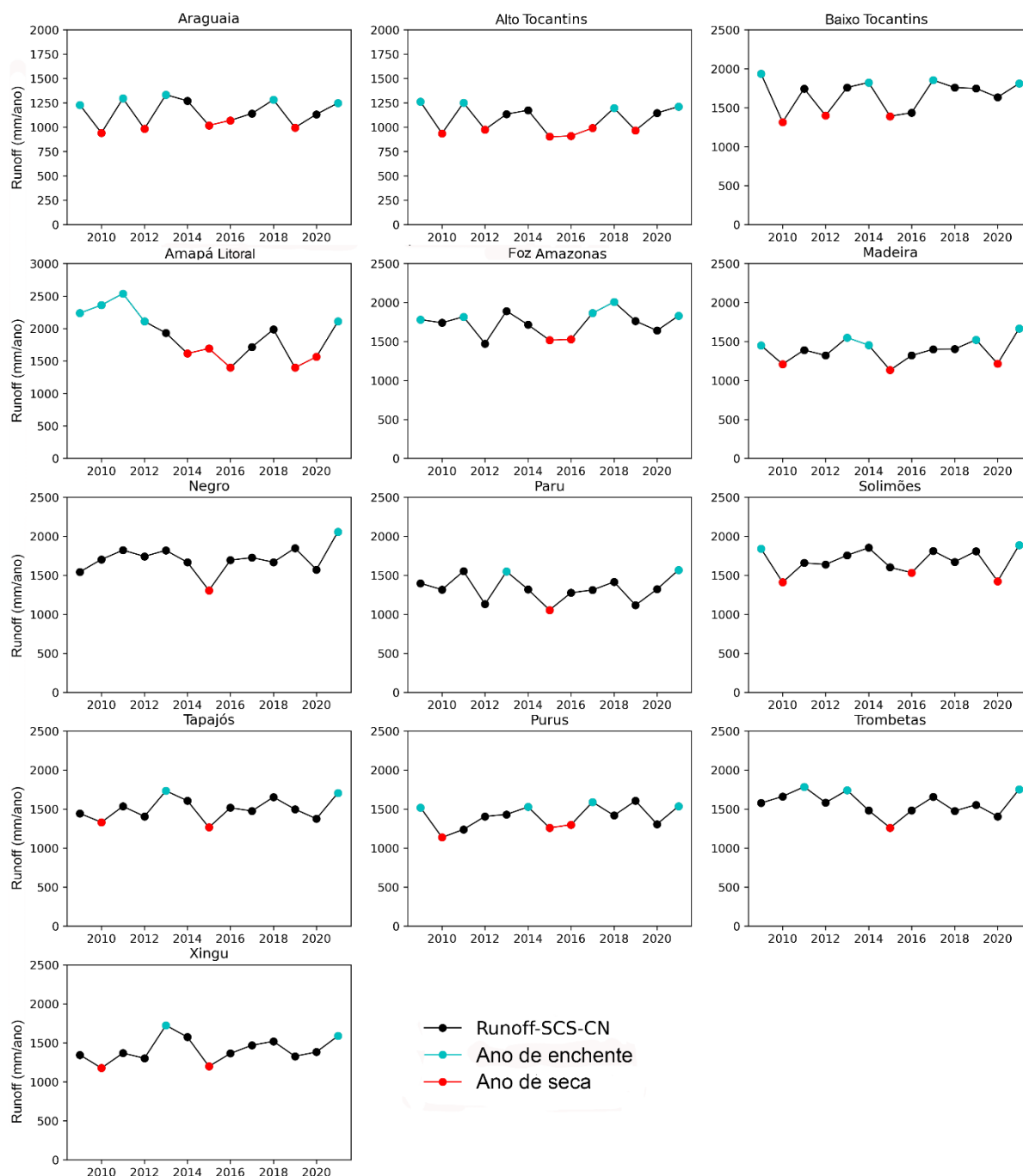


Figura 37 - Escoamento superficial anual por sub-bacias hidrográficas de 2009 a 2021

Pela dimensão da bacia amazônica, nem todas as sub-bacias tiveram secas ou cheias nos anos de eventos extremos. Contudo, algumas delas apresentaram cheias ou secas em anos diferentes, como a sub-bacia, Amapá Litoral, que apresentou cheia em 2010 (ano de seca extrema na Amazônia). A sub-bacia do rio Xingu que apresentou cheia em 2013 e a sub-bacia do Baixo Tocantins que apresentou cheia em 2013 e 2014. Os resultados demonstram que a seca de 2015-2016, se prolongou a 2017 na sub-bacia do Alto Tocantins e na sub-bacia do Amapá

Litoral, o início foi em 2014. A Figura 38 apresenta a projeção de escoamento superficial simulado com a precipitação do modelo MIROC5 RCP 4.5 para o ano de 2030.

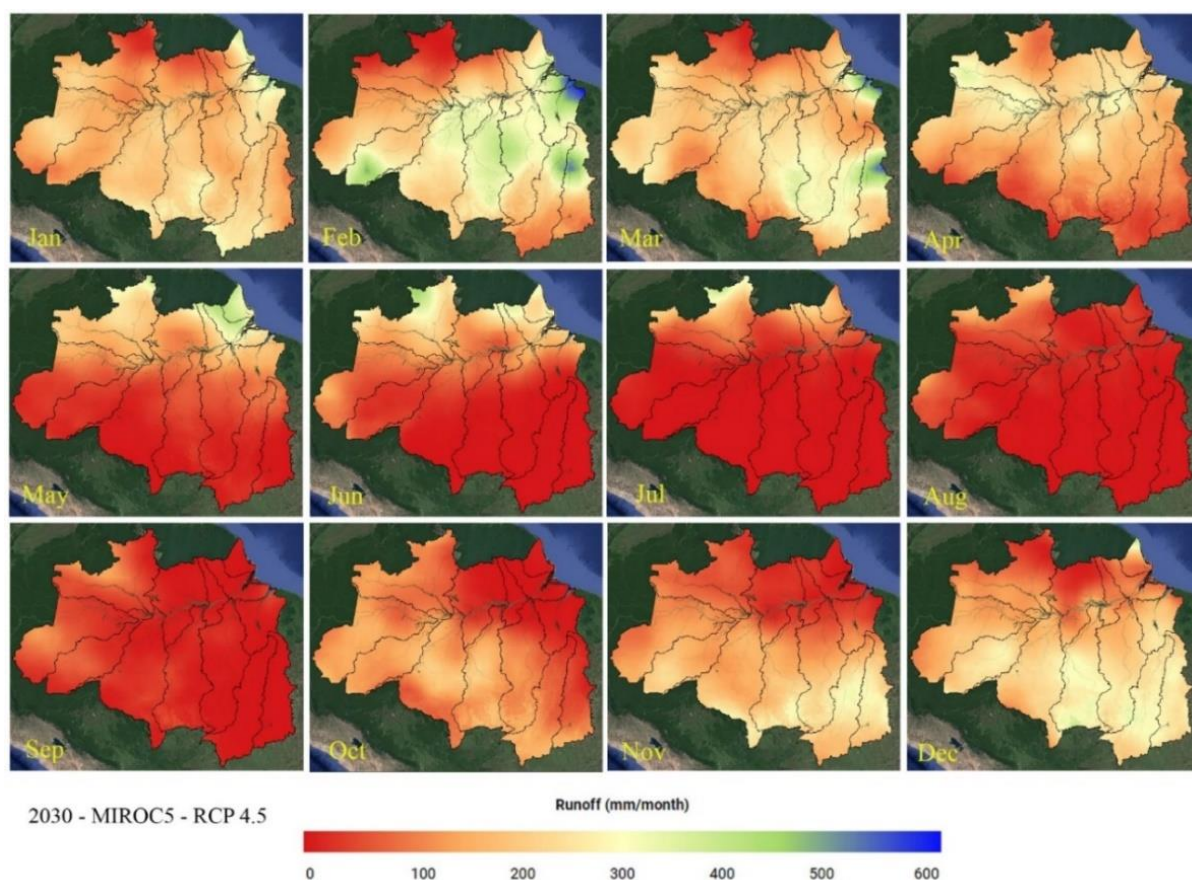


Figura 38 - Escoamento Superficial futuro por mês para o ano de 2030 com RCP 4.5

Nesse caso, para o período de maiores precipitações (janeiro, fevereiro e março), ocorrerão os maiores volumes de escoamento, principalmente em locais onde o CN30 aumenta ao longo do tempo, devido às mudanças LULC. Estes resultados corroboram com estudos anteriores (Abe *et al.*, 2018; D'Almeida *et al.*, 2007). Esses autores concluíram que haverá aumento de escoamento. Por outro lado, nos períodos de estiagem ocorrerá diminuição no volume escoado, principalmente nas sub-bacias hidrográficas que ficam à margem direita do rio Amazonas, concordando com estudos anteriores, que preconizaram secas extremas e perda de biomassa nessas regiões da Amazônia, bem como o prolongamento da estação seca (Limberger *et al.*, 2021; Longo *et al.*, 2018; Marengo *et al.*, 2018).

Para 2030 (Figura 38) a espacialização mensal do escoamento superficial apresenta período de seca de janeiro a março ao norte da sub-bacia do rio Negro e escoamento acima de 400 mm/mês para sul da sub-bacia do Purus, nordeste das sub-bacias Araguaia e Baixo

Tocantins e noroeste da sub-bacia Alto Tocantins. Contudo, para os meses de maio a setembro, escoamentos abaixo de 50 mm/mês, irão ocorrer por todas as sub-bacias ou parte delas, concordando com estudos anteriores, explicando que devido às mudanças climáticas ocorrerá redução de precipitação (Li et al., 2006; Marengo et al., 2017).

Para o ano de 2050 no mês de janeiro, a seca irá atingir uma área maior da sub-bacia do rio Negro e parte da sub-bacia do Solimões, contudo, diferente de 2030, o período de estiagem em setembro será menos intenso. Em compensação, no período chuvoso, o escoamento será superior a 500 mm/mês em muitos locais, principalmente no mês de março no sul das sub-bacias Solimões e por toda sub-bacia Amapá Litoral (Figura 39). Isso é devido ao RCP 4.5 prever uma estabilização nas emissões radiativa de gases de efeito estufa, que se inicia em meados do século XXI (Chou *et al.*, 2014).

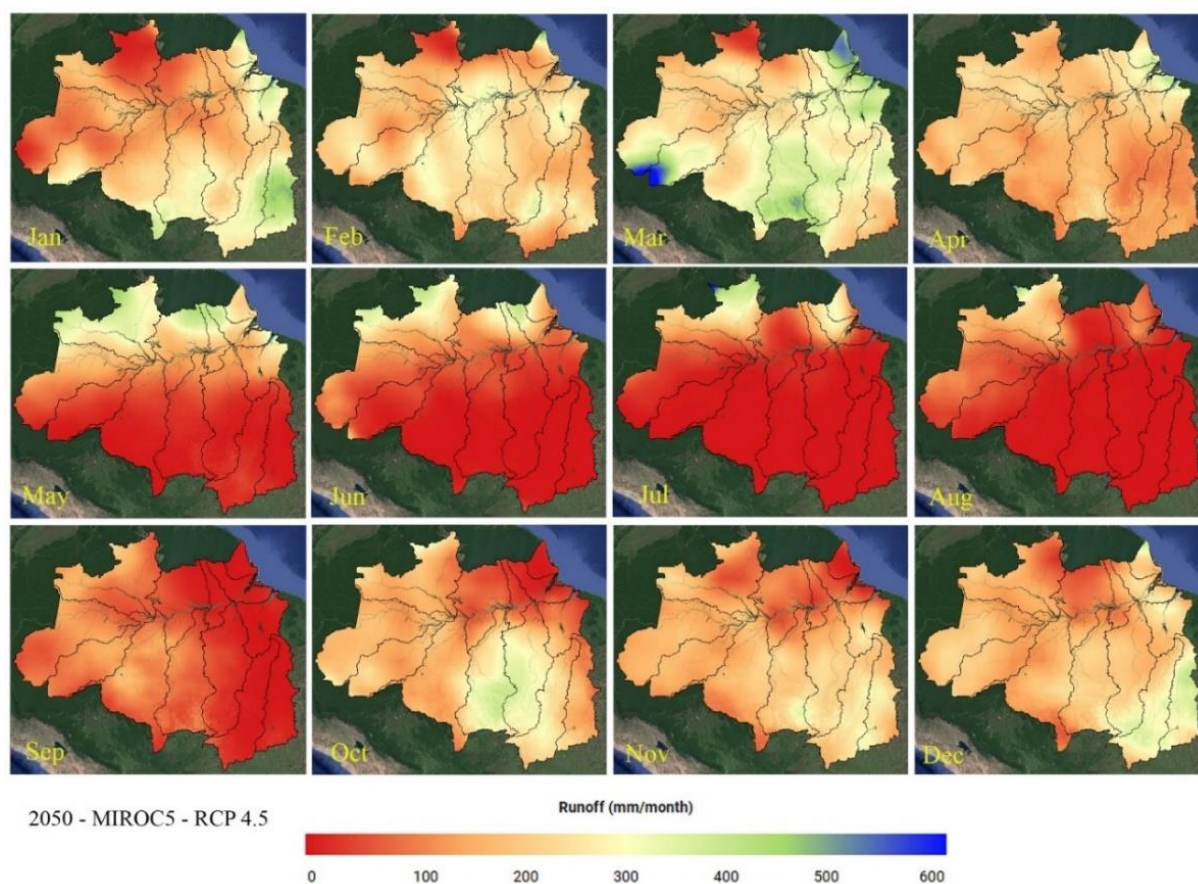


Figura 39 - Escoamento superficial futuro por mês para o ano de 2050 em RCP 4.5

Para o RCP 8.5, os eventos de seca e cheias serão mais intensos em 2030 e 2050 (Figuras 40 e 41), na sub-bacia do rio Araguaia, no bioma cerrado, ocorrerá maior volume de escoamento superficial. As consequências desses eventos são impactos na agropecuária com destruição de

plantações e de pastos, o arrasto de sedimentos para as calhas dos rios, fazendo com que ocorra a diminuição de profundidade (Espinoza *et al.*, 2022). Para o período de estiagem, a seca será outro problema, que afetará bacias hidrográficas inteiras, como a sub-bacia do rio Xingu, onde foi instalada a hidrelétrica de Belo Monte. Portanto, a consequência da seca extrema vai muito além do estresse hídrico para vegetação. Causa um efeito cascata, gerando uma crise energética, econômica e social. Brêda et al. (2020) apresentam em seu estudo que haverá uma diminuição na precipitação e escoamento na bacia do Tocantins, Sul da bacia Amazônica (Xingu, Tapajós, Madeira e Purus), para ambos os cenários, sendo que o RCP 8.5 é mais intenso do que o RCP 4.5. Porém, mensalmente existem oscilações de valores de escoamento superficial entre os cenários, ou seja, em alguns anos, um mês apresenta escoamento superficial menor no cenário RCP 4.5 do que no cenário RCP 8.5 e vice-versa. Um exemplo é o mês de setembro do ano 2030, Figuras 38 e 40, nas quais o sudoeste da Amazônia apresenta-se mais seco no cenário 4.5 do que no cenário 8.5.

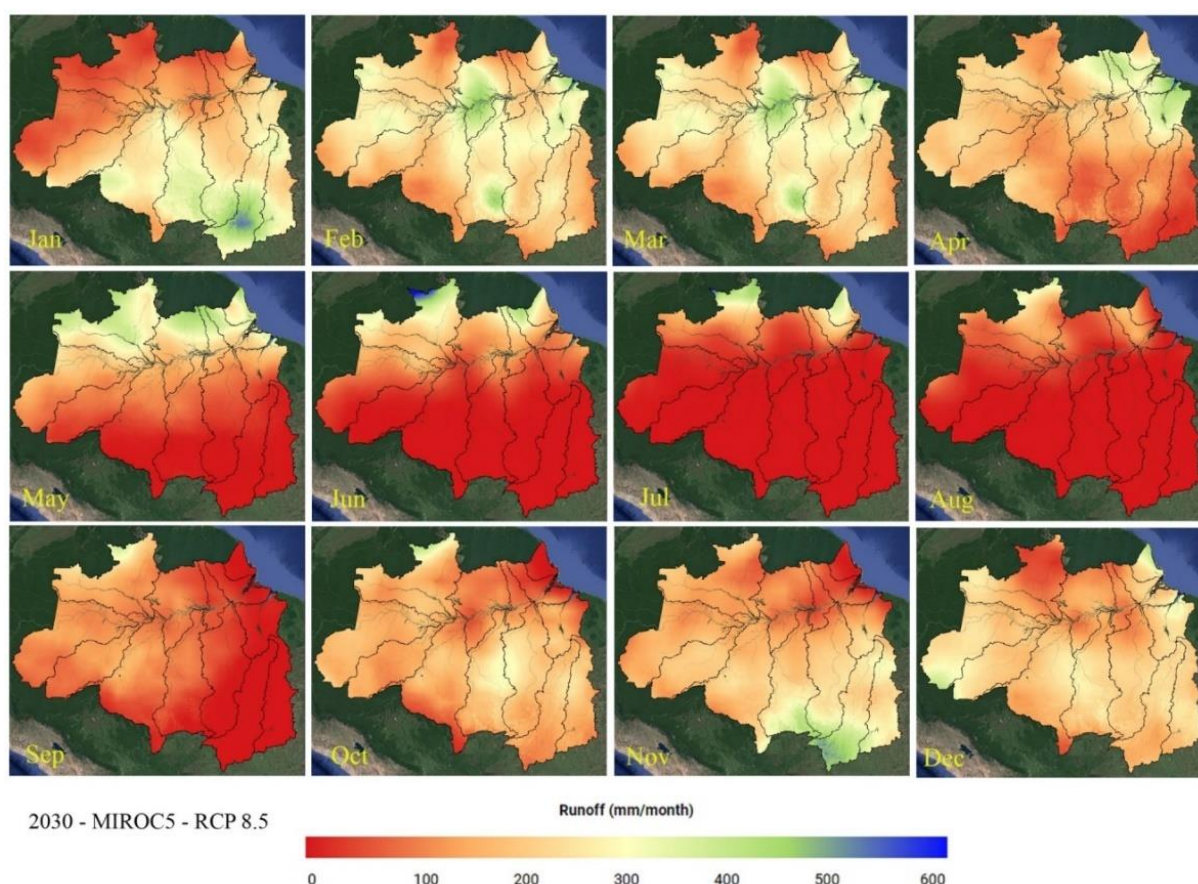


Figura 40 - Escoamento superficial futuro por mês para o ano de 2030 em RCP 8.5

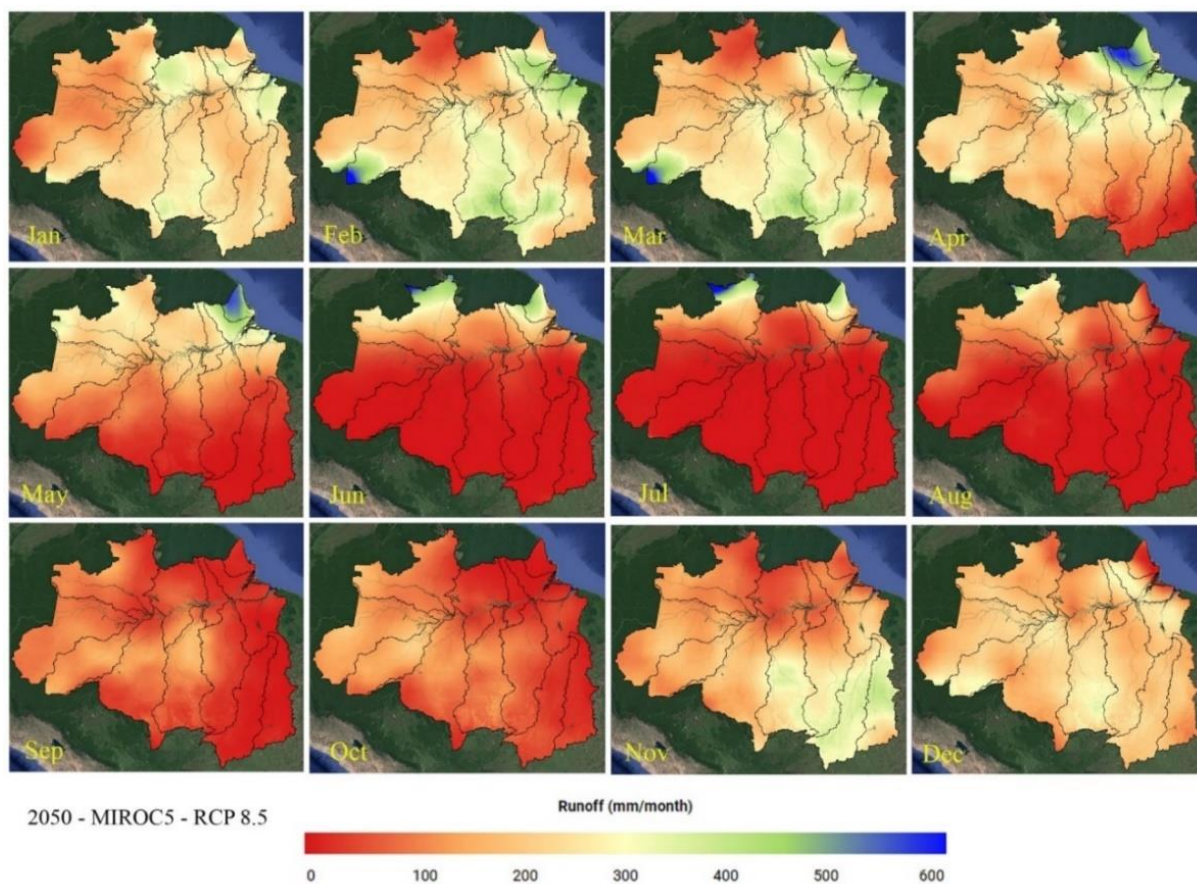


Figura 41 - Escoamento superficial futuro por mês para o ano de 2050 em RCP 8.5

As Figuras 42 e 43 apresentam o ciclo do escoamento para as 13 sub-bacias da Amazônia em janelas decenais para os cenários RCPs 4.5 e 8.5 e o limiar do estresse hídrico por bacia. No RCP 4.5 o escoamento superficial não ultrapassa o limiar de estresse hídrico apenas em duas sub-bacias, as do rio Negro e Solimões.

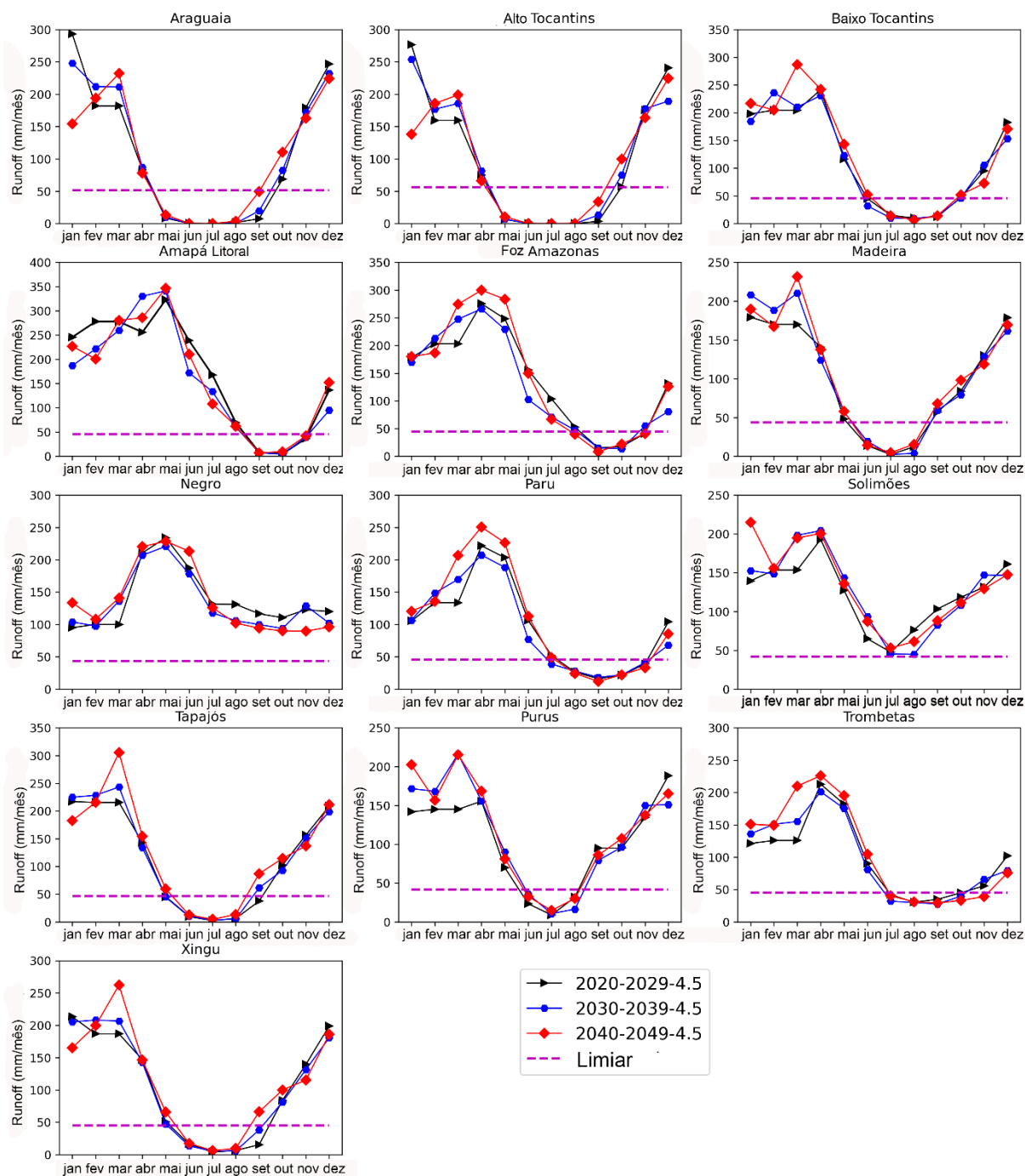


Figura 42 - Ciclo anual de escoamento superficial para as 13 sub-bacias hidrográficas em janelas de tempo decenais para RCP 4.5 e o limiar de estresse hídrico

Para o RCP 8.5, somente o rio Negro não ultrapassa o limiar. Porém, para RCP 8.5, devido à proximidade com o limiar, a sub-bacia do rio Solimões irá apresentar estresse hídrico em um mês dentro da janela temporal. Esses resultados apresentam como a Amazônia é uma região vulnerável às mudanças climáticas, concordando com o (IPCC, 2022).

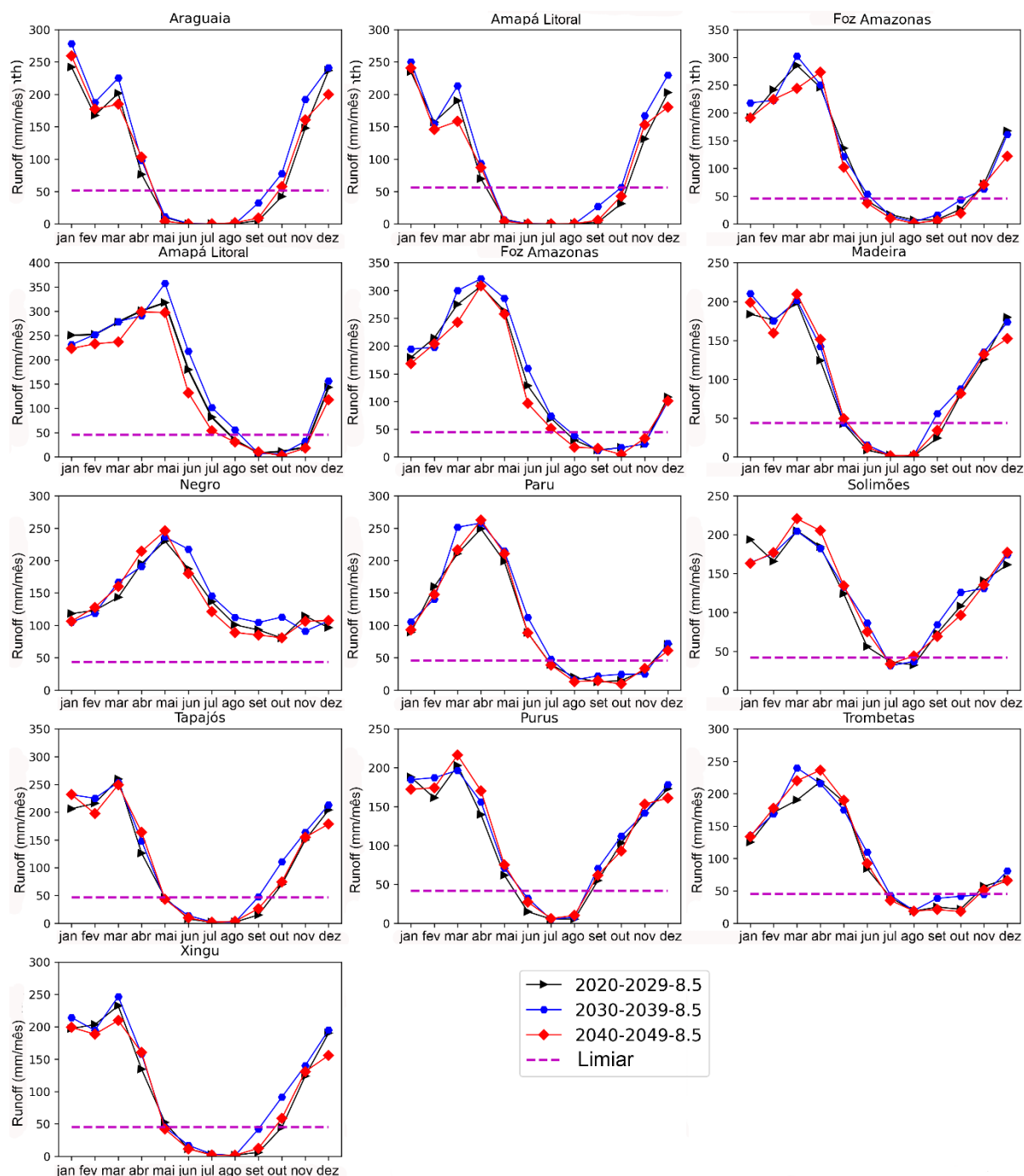


Figura 43 - Ciclo anual de escoamento superficial para as 13 sub-bacias hidrográficas em janelas de tempo decenais para RCP 8.5 e o limiar de estresse hídrico

Os resultados de escoamento superficial mensal para a Amazônia forçado pela precipitação do CHIRPS (2009 e atual) e MIROC5 até 2050 podem ser acessados por meio do aplicativo (app) criado no Google Earth Engine (disponível em: <https://josiascruz75.users.earthengine.app/view/runoff-amazon>). Neste app, também podem ser utilizados outros GCMs para gerar o escoamento superficial, além de visualizar a precipitação.

Os eventos extremos são recorrentes na Amazônia, muitos destes ocorrem em função dos fenômenos ENOS, porém a mudança climática antropogênica tem dado a sua parcela de contribuição. Sendo assim, o Índice de Escoamento Padronizado (SRI) é outra forma de identificar a ocorrência de seca ou de cheia demonstrando a intensidade e a duração destes eventos.

A Figura 44 apresenta os resultados do SRI derivado do escoamento superficial mensal calculado a partir da precipitação do CHIRPS e do modelo MIROC5 para os cenários RCP 4.5 e RCP 8.5; e ONI com suas faixas de intensidade, e a NAO para as bacias hidrográficas Araguaia, Alto-Tocantins e Baixo-Tocantins. Estas bacias têm naturalmente seus períodos de seca e cheia governados por sistemas climáticos atuantes. Nesse caso e de acordo com Correia Filho et al. (2022), o período de cheia tem início na primavera (setembro, outubro, novembro [SON]) com término no outono (março, abril, maio [MAM]), sendo nesse período que ocorre o sistema de monções da América do Sul (SMAS), trazendo mais precipitação para a região. Além disso, a SMAS atua na formação e na retroalimentação da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) (Correia Filho *et al.*, 2022). No inverno (junho, julho, agosto [JJA]) tem-se o período de seca com atuação do sistema de Altas da Bolívia, que inibe a formação de nuvens de chuva (Gan, Kousky e Ropelewski, 2004). Por outro lado, existem as teleconexões, como os ENOS e NAO, que influenciam para a ocorrência de secas e cheias extremas. Além disso, as secas sazonais podem tornar-se mais intensas devido às mudanças climáticas e ao LULC.

O SRI de 2009 a 2022 (Figura 44a e 44b) apresentam as secas e cheias na bacia do Araguaia e Alto-Tocantins, respectivamente. Nesse caso, observa-se que no ano de 2009 houve evento de cheia de curta duração, que se encerrou com o ONI de intensidade fraca ($0,5 > \text{ONI} < 0,9$), tornando-se de intensidade moderada ($0,9 > \text{ONI} < 1,5$). Contudo, esse evento de El Niño não causou seca na bacia, pelo contrário, influenciou na redução dos eventos de cheias, pois, assim que a intensidade diminuiu, em meados de 2010, ocorreram eventos de cheia de intensidade fraca com duração de quatro meses. De modo geral, os eventos ENOS, com exceção do super El Niño (2015-2016), influenciam nos eventos de secas e cheias como atenuadores quando ocorrem de forma oposta aos sistemas climáticos atuante na bacia e como intensificador quando converge. Para Gomes et al. (2022), os eventos ENOS exercem uma influência moderada na bacia do Araguaia e Alto Tocantins, tornando-se maior na bacia do baixo Araguaia.

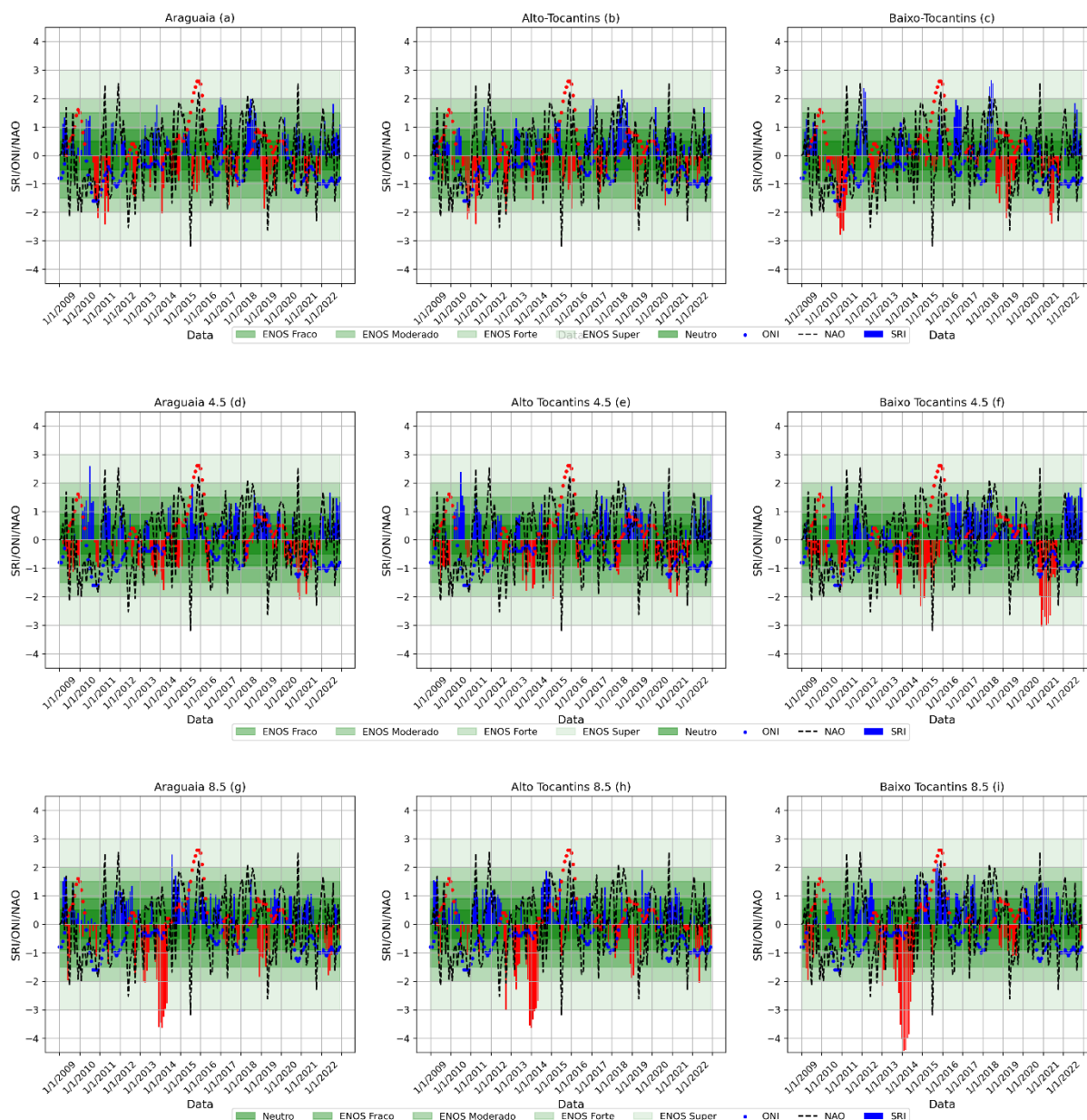


Figura 44 - Índice Padronizado de Runoff (colunas azul e preta) calculados com o CHIRPS (a, b, c), com o MIROC5 RCP 4.5 (d, e, f) e com o MIROC5 RCP 8.5 (g, h, i), Índice Niño Oceânico (linhas pontilhadas azul e vermelha) com faixas sombreadas degradê verde com as intensidade e Oscilação do Atlântico Norte (linha preta) para as bacias hidrográficas do Araguaia, Alto Tocantins e Baixo Tocantins

De acordo com Junqueira et al. (2020), no ano de 2017, a bacia do Alto Tocantins passou por evento de seca climatológica moderada no sul, este evento de seca refletiu na seca hidrológica (Figura 44) como um evento de seca fraca, contudo, aqui foi apresentada uma média de toda a área da bacia hidrográfica. Junqueira et al. (2020, 2022) ressaltam que a Oscilação do

Atlântico Norte (NAO) exerce influência forte nas precipitações. Pois, em sua fase positiva causa um aumento de magnitude dos ventos Alísios, que sopram do oceano para o continente, aumentando o transporte de umidade e consequentemente as precipitações. O NAO em sua fase negativa contribui para a diminuição de precipitação na bacia. Portanto, em 2010, com um La Niña moderado, NAO em sua fase negativa e o aumento de temperatura das águas do oceano Atlântico acima do normal, houve seca. Diferente do período 2015-2016, em que ocorreu o super El Niño e o NAO estava em sua fase positiva, contribuindo para que a seca não fosse severa para a bacia do Araguaia e do Alto Tocantins, bacias estas que estão inseridas no bioma Cerrado.

Embora a bacia hidrográfica do Baixo Tocantins esteja inserida no bioma Amazônia, em 2010 em período de La Niña, a mesma apresentou uma seca extrema. Segundo Marengo *et al.* (2011), a seca na Amazônia de 2010 foi a mais severa, sendo ocasionada pelo aquecimento acima do normal da água no norte do oceano Atlântico, este aumento de temperatura desloca a Zona de Convergência Tropical (ZCIT) para o hemisfério norte, tornando a Amazônia mais seca. Outro evento de seca na Amazônia ocorreu entre 2015 e 2016 devido ao super El Niño, contudo a bacia do Baixo Tocantins não apresentou evento de seca, pois a NAO estava em sua fase positiva (Figura 44-C). Sendo assim, no período estudado ocorreram três eventos de seca de intensidade moderada a forte, sendo o evento 2018-2019, o único que coincidiu com o El Niño no período estudado. Além, dos fatores climático e atmosférico, que influenciam na seca e na cheia, ocorre a transição de Floresta para Pastagem e/ou agricultura na bacia do Baixo Tocantins, que tem contribuído para a intensificação dos eventos de seca e de cheia. O SRI demonstrou que estes eventos têm sido recorrentes na bacia do Baixo Tocantins, principalmente, os eventos de cheia. Nesse caso, entre os anos de 2009 e 2022, ocorreram 7 eventos de cheia com as mais variadas intensidades e duração. Os resultados discutidos apresentaram os períodos de seca que ocorreram nos anos 2010-2011, 2012, 2014, 2015-2016, 2019, 2021 e cheias nos anos de 2009-2010, 2016-2017, 2018 e 2022. Sendo estes resultados consistentes com os períodos úmidos e secos apresentados por Correia Filho *et al.* (2021).

A Figura 45 apresenta os resultados do SRI derivado do escoamento superficial mensal calculado a partir da precipitação do CHIRPS e do modelo MIROC5 para os cenários RCP 4.5 e RCP 8.5, o Índice Niño Oceânico (ONI) com suas faixas de intensidade, e a oscilação do Atlântico Norte (NAO) para as bacias hidrográficas do Solimões, Negro e Trombetas.

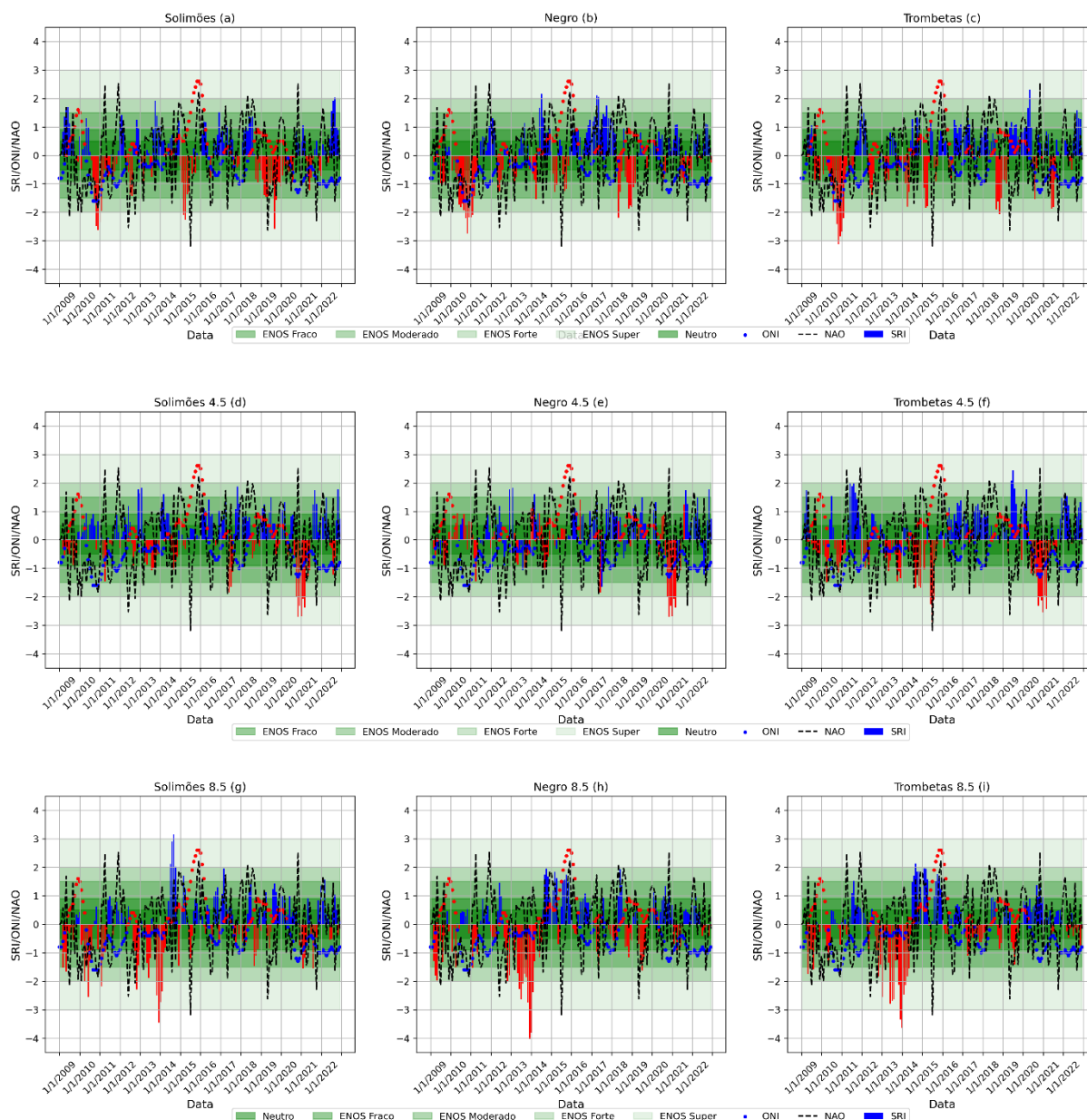


Figura 45 - Índice Padronizado de Runoff (colunas azul e preta) calculados com o CHIRPS (a, b, c), com o MIROC5 RCP 4.5 (d, e, f) e com o MIROC5 RCP 8.5 (g, h, i), Índice Niño Oceânico (linhas pontilhadas azul e vermelha) com faixas sombreadas degradê verde com as intensidade e Oscilação do Atlântico Norte (linha preta) para as bacias hidrográficas do Solimões, Negro e Trombetas

A seca de 2010, 2015-2016 foram amplamente estudas na Amazonia por Marengo et al. (2016). Nossos resultados de SRI estão condizentes com esses eventos, porém, estes não ocorreram de forma homogênea por toda a bacia Amazônica, como exemplo, na bacia do rio

Negro (Figura 45-b), a seca de 2010 teve maior duração do que na bacia hidrográfica do rio Solimões (Figura 45-a) e menos intensa do que na bacia do rio Trombetas (Figura 45-c).

Nas bacias do rio Madeira (Figura 56-a), Tapajós (Figura 56-b) e Xingu (Figura 56-c) os eventos de seca estão recorrentes, o SRI apresentou seca de 2017 a 2021, sendo interrompido em 2022, com eventos de cheia. Nossas análises são baseadas em uma média espacial dos SRI das bacias. Em uma análise mais pontual, é provável que as secas e cheias tenham sido bem mais intensas e duradoras em algumas partes da Amazônia, conforme os resultados de runoff simulados com o *app* desenvolvido na presente tese. Nesse caso, a Amazônia apresenta muitas regiões com valores de escoamento mensal próximo a 0 (zero).

Ao se comparar os eventos de seca e cheia derivados do escoamento superficial do CHIRPS com os calculados usando o Modelo MIROC5 para os cenários RCP 4.5 (Figura 44-d, 44-e, 44-f) e RCP 8.5 (Figura 44-g, 44-h, 44-i), não houve coincidência temporal, de intensidade e duração dos eventos. Porém, esses resultados acendem a luz de alerta para a Amazônia, pois foram observados mais eventos de secas e cheias ao utilizar os dados do CHIRPS do que para os cenários projetados. Estudos na bacia do Araguaia apresentam o uso e cobertura da terra como o principal agente motor dos eventos de seca e cheias (Gomes et al., 2022; Da Silva Cruz, Blanco e Oliveira Júnior 2022; Valadão et al., 2023).

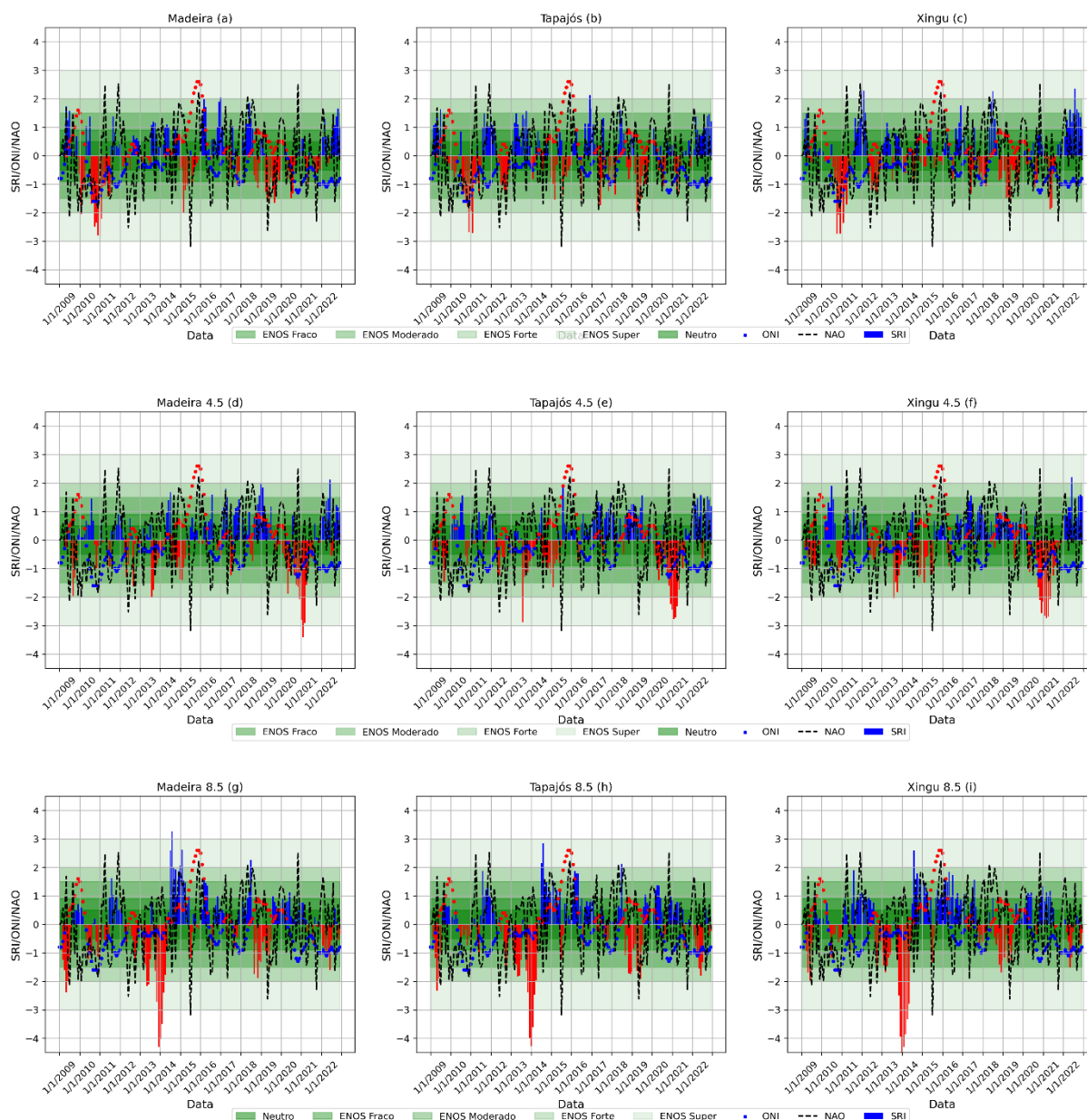


Figura 46 - Índice Padronizado de Runoff (colunas azul e preta) calculados com o CHIRPS (a, b, c), com o MIROC5 RCP 4.5 (d, e, f) e com o MIROC5 RCP 8.5 (g, h, i), Índice Niño Oceânico (linhas pontilhadas azul e vermelha) com faixas sombreadas degradê verde com as intensidade e Oscilação do Atlântico Norte (linha preta) para as bacias hidrográficas do Madeira, Tapajós e Xingu

4.4 MODELO CHUVA-VAZÃO – MODELO SMA UTILIZADO NA PLATAFORMA DE MODELAGEM HIDROLÓGICA HEC-HMS

4.4.1 Bacia hidrográfica do rio Curuá-Una

A Figura 47 apresenta o resultado da calibração e validação do modelo hidrológico de Contabilidade de Umidade no Solo desenvolvido na plataforma HEC-HMS para simular a vazão diária afluyente do reservatório da UHE Curuá-Una. Além do gráfico, as métricas de avaliação (Tabela 16) confirmam o bom desempenho do modelo.

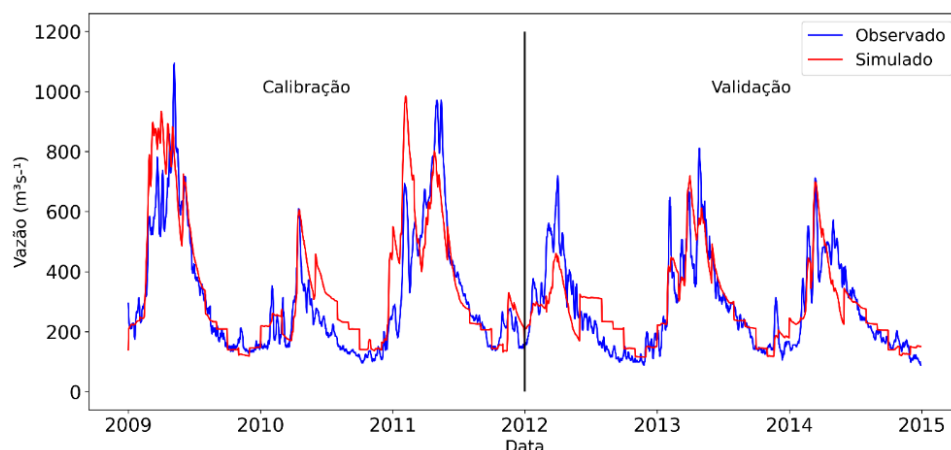


Figura 47 - Calibração e validação do modelo hidrológico na bacia do Curuá-Una

Tabela 17 - Resultado das métricas aplicadas para calibração e validação do modelo hidrológico na bacia do rio Curuá-Una

Métricas	Calibração	Validação
RMSE	0,5	0,5
NSE	0,7	0,7
PBIAS	-11,5 %	-0,25 %
R ²	0,76	0,71

O modelo hidrológico na validação teve desempenho semelhante à calibração, demonstrado ser um modelo estável, contudo, na calibração superestimou a vazão (Pbias = -11,5%), principalmente no segundo semestre do ano de 2010, sendo que neste ano a Amazônia passou por um período de seca severa (Marengo; Espinoza, 2015). A validação, também reproduz a superestimação da vazão, porém com menor viés (Pbias = -0,25%). De acordo com Moriasi et al. (2007) estes valores estão dentro do intervalo aceitável de precisão. Esses resultados de validação e calibração habilitam o modelo para simular a vazão utilizando a chuva dos modelos GCMs.

Embora, Monte Verde et al. (2022) apresentem que os modelos GCM utilizados represente bem as chuvas mensais sobre a Amazônia, diariamente essas precipitações estão bem distantes da realidade, mesmo utilizando modelos reduzidos, não é possível simular as vazões de forma realista. As Figuras 48, 49 e 50 apresentam o uso do modelo CESM2, MRI-ESM2 e MIROC6, respectivamente, com seus respectivos ajustes por meio do Random Forest. O CESM2, embora subestime a vazão no período histórico, é o que teve a maior aproximação com os valores observados, ao utilizar o RF, as vazões simuladas se aproximam do observado nos três modelos, conforme é demonstrado nas Figuras 48b, 49b, 50b e nas curvas de permanência (Figuras 48c, 49c e 50c).

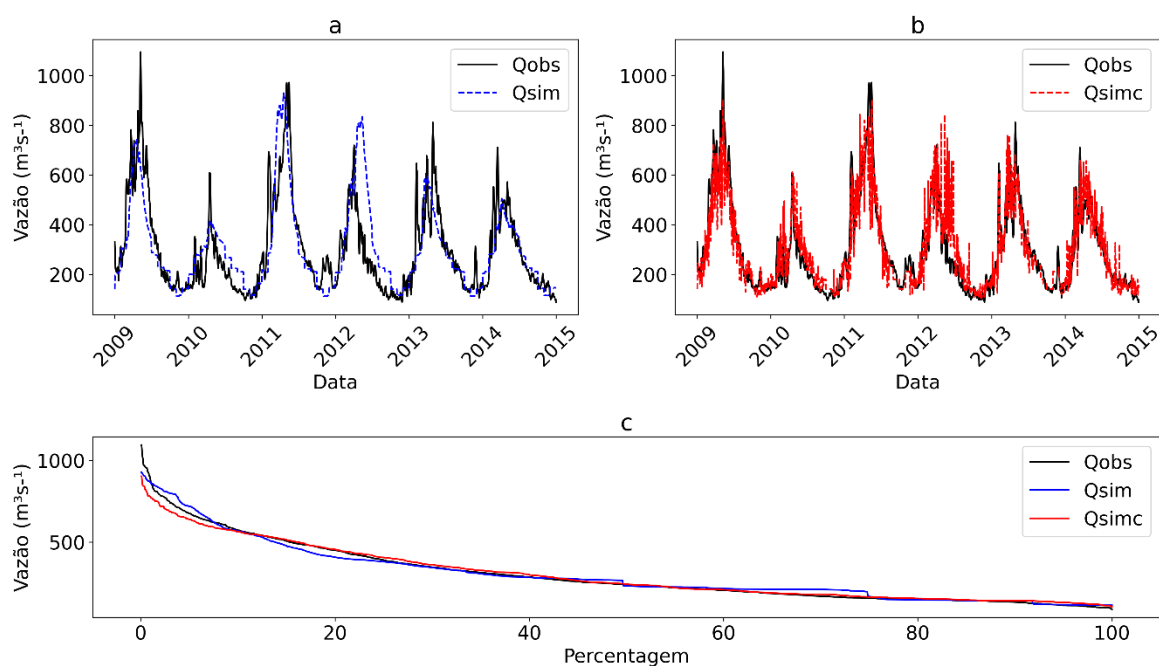


Figura 48 – Comparação da vazão simulada pelo CESM2 com a vazão observada (a), correção da vazão simulada (b) e curva de permanência com as vazões observadas, simuladas e simuladas corrigida (c)

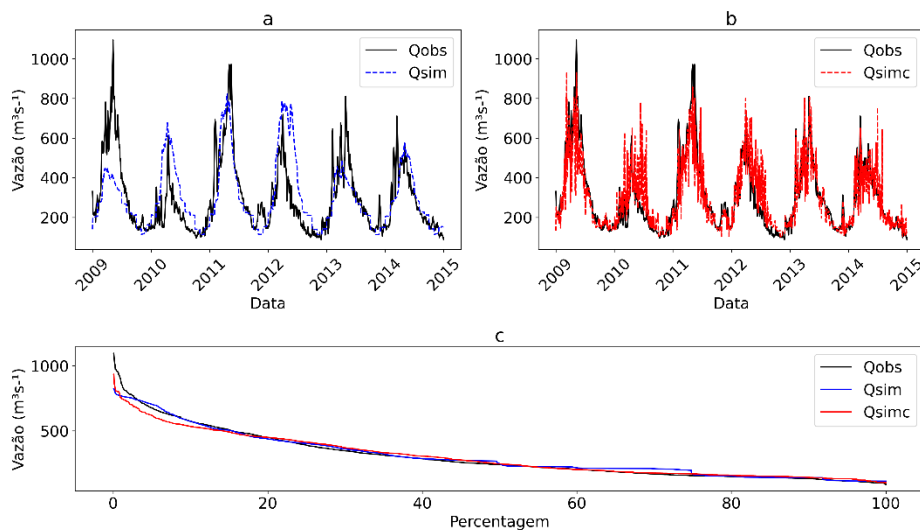


Figura 49 - Comparação da vazão simulada pelo MRI-ESM2 com a vazão observada (a), Correção da vazão simulada (b) e curva de permanência com as vazões observadas, simuladas e simulada corrigida (c)

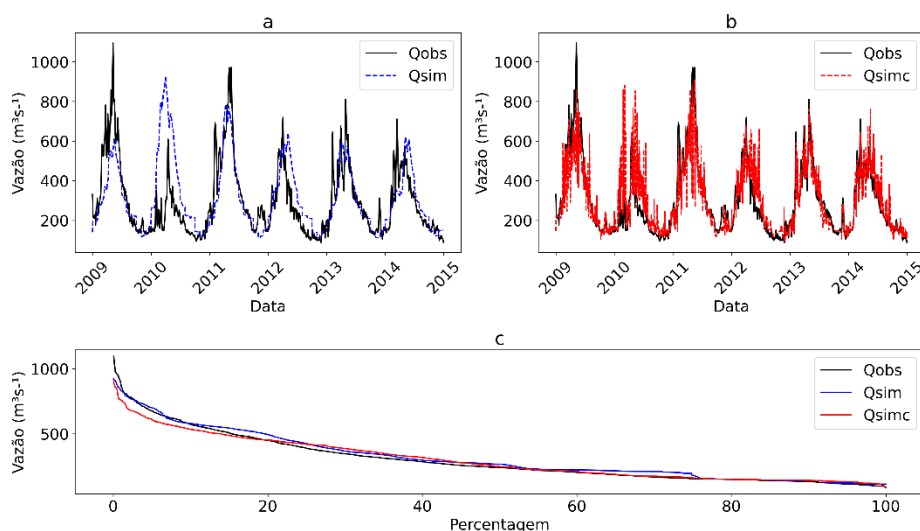


Figura 50 - Comparação da vazão simulada pelo MIROC6 com a vazão observada (a), Correção da vazão simulada (b) e curva de permanência com as vazões observadas, simuladas e simulada corrigida (c)

A Tabela 18 ressalta o desempenho do modelo de ajuste nas vazões simuladas, pois em todos os modelos utilizados a vazão diária foi bem ajustada aos dados observados. Shen et al. (2022) utilizaram modelo de RF para ajustar as vazões do modelo hidrológico PCR-GLOBWB em três sub-bacias do rio Reno, obtendo melhorias nas vazões, demonstradas pelas métricas de avaliação KGE (de 0,68 para 0,75, de 0,57 para 0,83 e de 0,71 para 0,85). Estes resultados são similares aos apresentados aqui, portanto, o ajuste nas vazões melhora a representatividade dos

modelos no período histórico em comparação com o observado, trazendo confiabilidade nas projeções futuras de vazão.

Tabela 18 - Resultados do modelo RF para o ajuste de vazões simuladas

Métricas	CESM2	CESM2-C*	MRI-ESM2	MRI-ESM2-C	MIROC6-S	MIROC6-C
R²	0,58	0,8	0,39	0,71	0,33	0,67
KGE	0,78	0,86	0,67	0,8	0,66	0,73
NSE	0,56	0,77	0,31	0,64	0,31	0,52

*O índice C significa vazão corrigida.

4.4.1.1 Vazões futuras

A Figura 51 apresenta as curvas de permanência das vazões observadas e simuladas afluentes da UHE Curuá-Una.

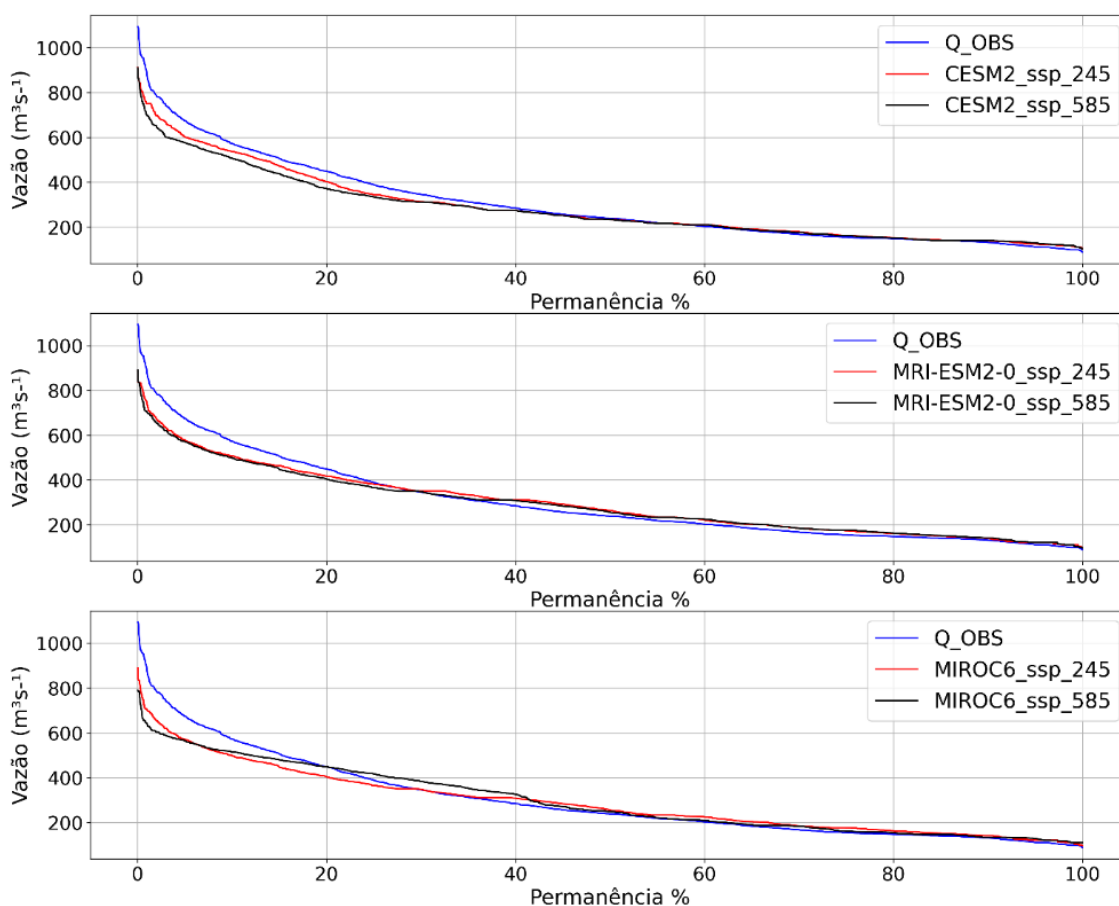


Figura 51 – Curva de permanência de vazões projetadas até 2050 forçadas pelos três modelos GCMs e dois cenários SSPs e curva de permanência observada

Analisando-se a Figura 52, para os três modelos GCMs, há uma redução nas maiores vazões para ambos os cenários SSPs e um aumento nas vazões de referências em relação ao período base. Contudo, o CESM2, modelo que teve melhor ajuste na calibração e validação,

apresentou reduções nas vazões no intervalo de 0,01% a 40% da permanência e um incremento nas vazões de referências, sendo que, no modelo MRI-ESM2 o intervalo de redução é menor (0,01% a 20%). Entretanto, ocorre incremento desde 40% de permanência até os 100%. Para o modelo MIROC6, ocorreram reduções no intervalo de 0,01% a 42%; e incrementos nas vazões de referências. Estas alterações nas vazões são totalmente influenciadas pelas mudanças climáticas, pois em termos de mudanças LULC a bacia ficará até 2050 praticamente sem alteração. Sendo assim, o parâmetro CN não teve alteração e nem o modelo de dossel, que também leva em consideração o uso e cobertura da terra.

As reduções nas maiores vazões apresentadas na curva de permanência ficam evidentes na Figura 53, em que são apresentadas as vazões médias mensais. Os meses de fevereiro, março, abril e maio, conforme os modelos, são os meses que irão apresentar reduções nas vazões. Reduções de vazões nos meses de maiores picos e acréscimos nos meses de estiagem foram apresentados por (Lucas *et al.*, 2022), em estudo feito na bacia do rio Xingu, utilizando Regressão de Componente para simular as vazões. Michels-Brito *et al.* (2021) apresentaram resultados de redução de vazão em todos os meses para a mesma bacia hidrográfica, porém para derivar as vazões utilizaram o modelo hidrológico MDH-INPE forçado pelas precipitações do Eta-MIROC5 e Eta-HADGEM2-ES. Costa *et al.* (2023) demonstraram reduções nas vazões de referências em duas pequenas bacias hidrográficas no arco do desmatamento utilizando a precipitação do Modelo ETA-MIROC5 para os RCP 4.5 e RCP 8.5 como forçante do modelo chuva-vazão desenvolvido por Blanco *et al.* (2007); Blanco *et al.* (2013).

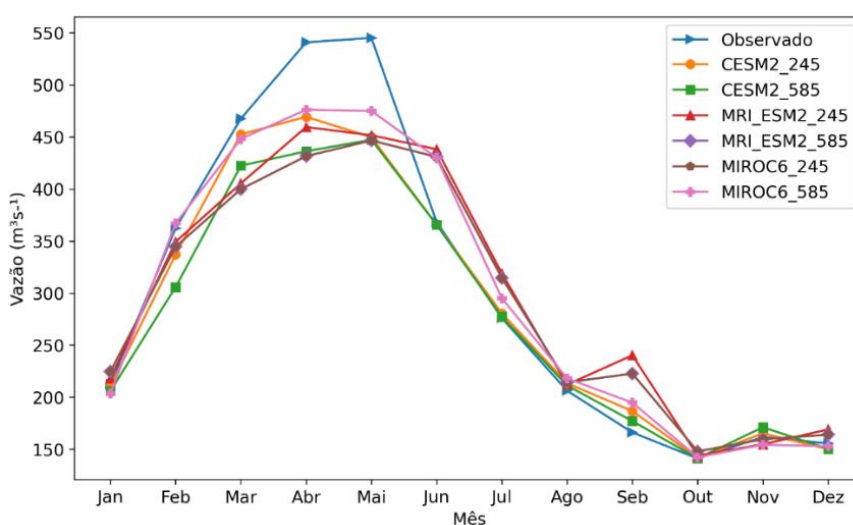


Figura 52 - Projeções de vazão afluente mensal de longo prazo de 2015 a 2050 no reservatório da UHE Curuá-Una

As Figuras 53 e 54 apresentam a potência gerada na UHE Curuá-Una, utilizando três turbinas com capacidade instalada de 30,3 MW e com quatro turbinas com capacidade instalada de 42,8 MW, respectivamente.

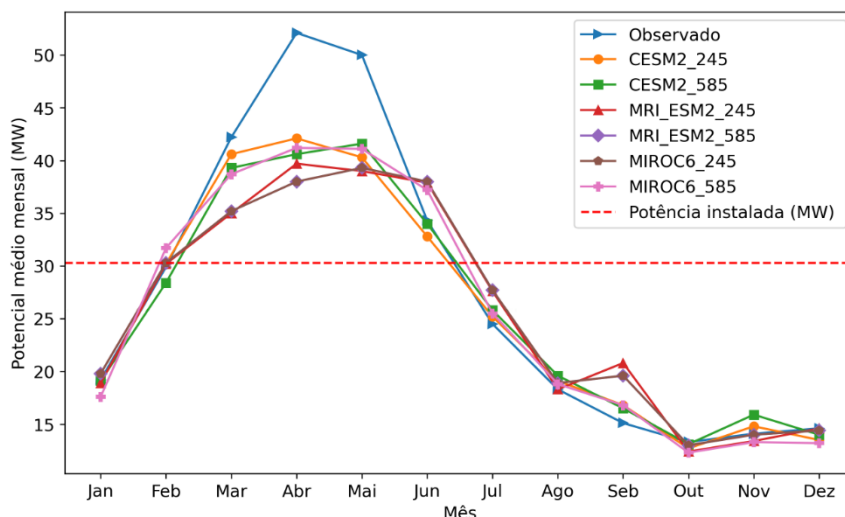


Figura 53- Projeções de Potência mensal de longo prazo de 2015 a 2050 no reservatório da UHE Curuá-Una utilizando três turbinas

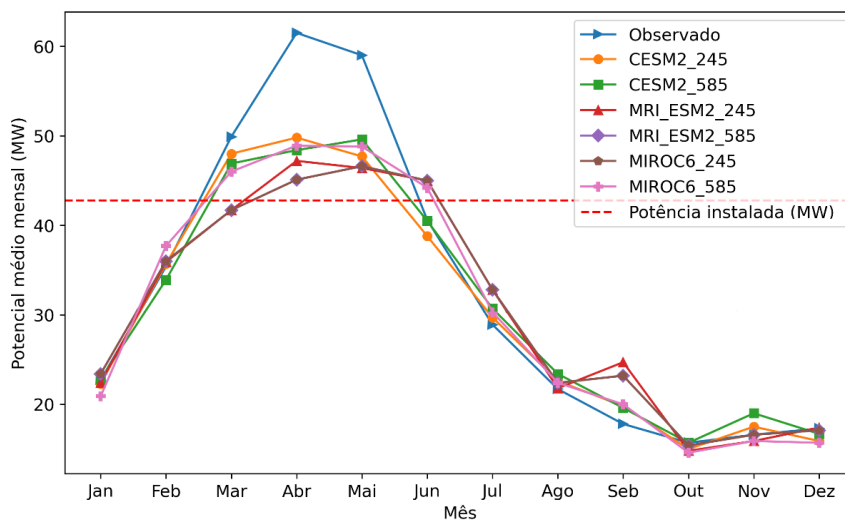


Figura 54 - Projeções de Potência mensal de longo prazo de 2015 a 2050 no reservatório da UHE Curuá-Una utilizando quatro turbinas

Nesse caso, as reduções nas vazões afluente dos meses de cheia da UHE de Curuá-Una não influenciam na geração de energia, pois, a potência média mensal gerada pelas turbinas supera a potência instalada da UHE, ou seja, a vazão que geraria essa energia excedente tem que ser vertida. Para os meses em que a capacidade de geração está abaixo da potência instalada, a vazão é controlada pelas comportas do reservatório e praticamente nenhuma vazão é vertida.

Está é uma análise simplista, pois a regulação da vazão que gera energia (vazão turbinada) depende, não somente da vazão afluente, mas do nível do reservatório e da vazão vertida no canal de fuga.

Para uma análise mais realista do potencial que poderá ser gerado em função das mudanças climáticas, foi feita uma projeção das vazões turbinadas por meio de RF, em que as vazões simuladas e os meses do ano foram utilizados como variáveis preditivas. A Figura 55 apresenta o ajuste da vazão turbinada predita em relação a observada (Figura 55a) e as vazões turbinadas projetadas até 2050 (Figura 55b). O modelo de aprendizado de máquina RF apresentou um bom desempenho ($R^2 = 0,89$), representando bem o comportamento das vazões turbinadas da UHE de Curuá-Una. Em 19 de agosto de 2022 foi instalada a quarta turbina, o que fez aumentar a vazão turbinada, mesmo sendo um curto período de dados diários, o modelo de predição conseguiu representar essa mudança de comportamento na vazão turbinada, fazendo com que esse comportamento fosse projetado nas vazões preditas.

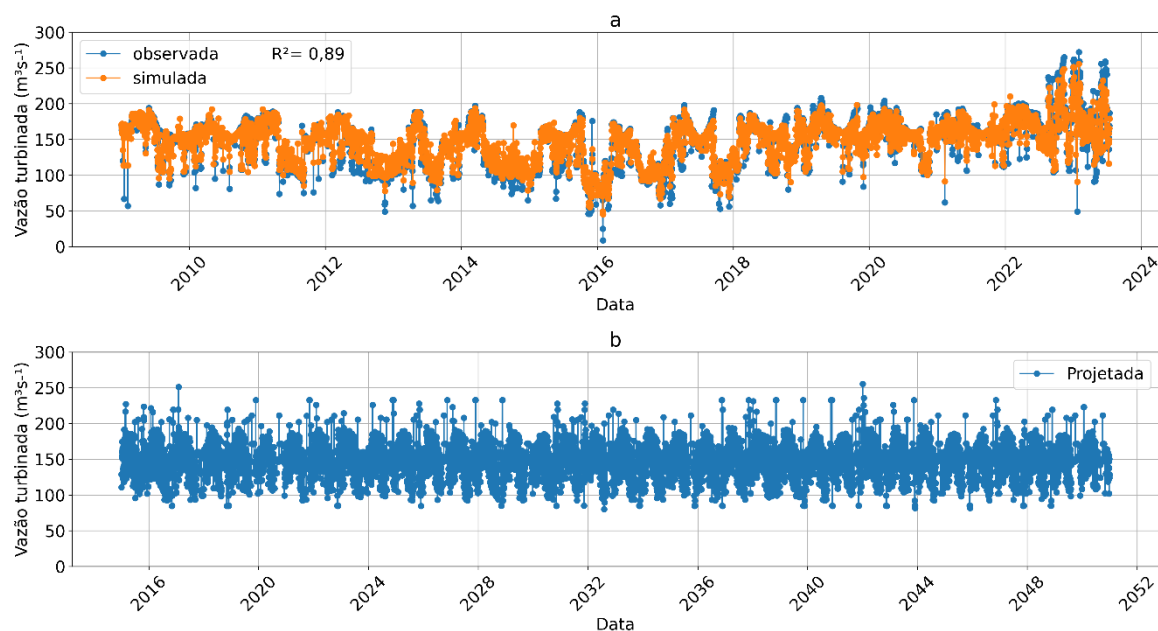


Figura 55 – Período de treino e teste do modelo RF (a) para prever a vazão turbinadas simulada de 2015 até 2050 (b)

A Figura 56 apresenta as curvas de permanência de potência geradas pelas vazões turbinadas para três modelos GCMs, em função de dois RCP 4.5 e RCP 8.5 para 4 turbinas. A potência gerada será praticamente a mesma para ambos os cenários e para os três modelos, por se tratar de uma vazão regulada por um reservatório. Conforme os resultados, a potência gerada em 95% será de 17 MW de potência firme, em 80% a capacidade de geração será de 21 MW.

Esses resultados indicam a necessidade de investimento e diversificação na matriz energética para aumentar a oferta de energia a fim de atender a demanda. A instalação da quarta turbina já estava proposta no projeto original, de fato aumenta a capacidade de geração de energia, mas somente no período de cheia, pois no período de estiagem o volume do reservatório irá diminuir proporcionalmente à vazão turbinada.

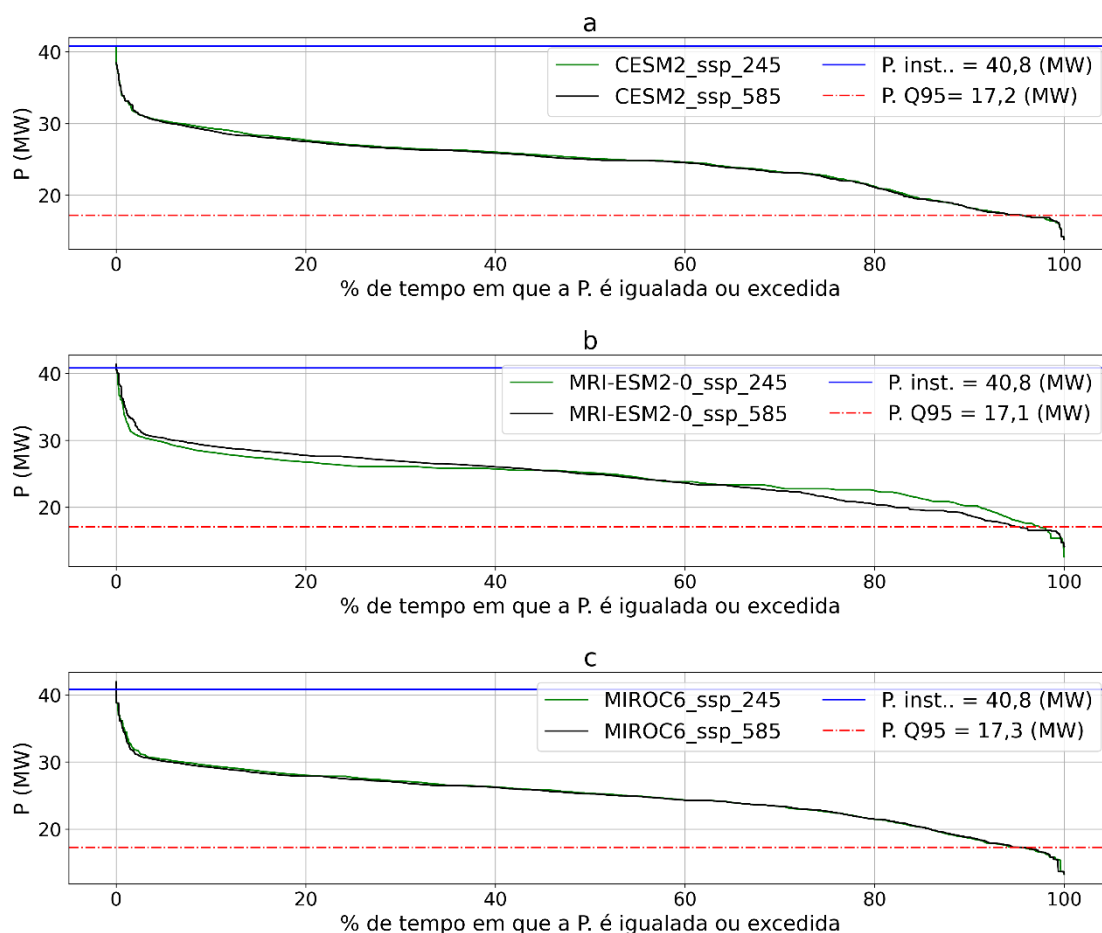


Figura 56 – Curvas de permanência de potência da UHE Curuá-Una para os RCP 4.5 e RCP 8.5 e os três modelos GCMs.

4.4.2 Bacia hidrográfica do Rio Paru

A Figura 57 apresenta a calibração e a validação do modelo hidrológico SMA utilizado no HEC-HMS na bacia do rio Paru. A calibração teve um bom ajuste, contudo, subestimou os picos de vazões e superestimou as vazões no período de estiagem, mas no geral apresentou um bom desempenho (Tabela 19).

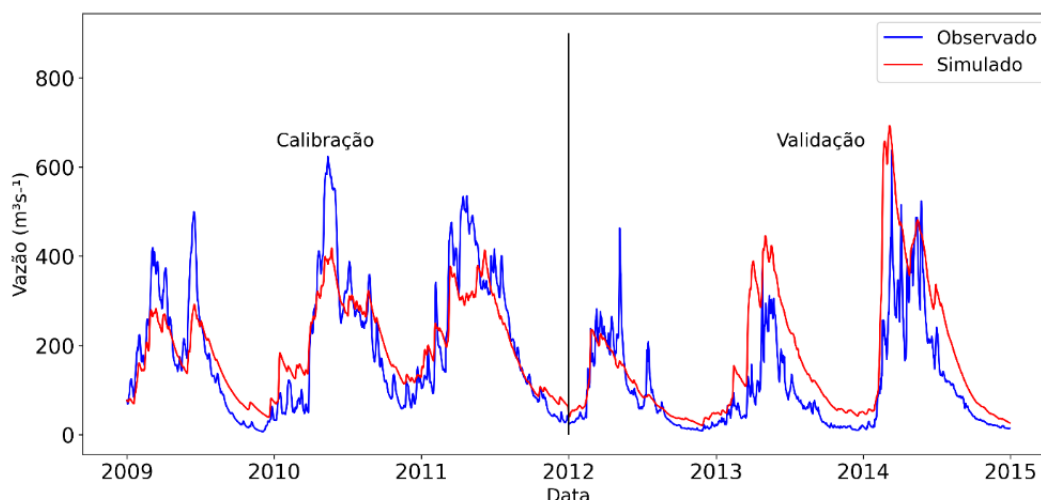


Figura 57 - Calibração e validação do modelo hidrológico na bacia do rio Paru

Tabela 19 - Valores resultantes das métricas utilizadas na calibração e validação do modelo hidrológico

Métricas	Calibração-J15	Validação-R4
RMSE	0,5	0,6
NSE	0,8	0,7
PBIAS	-2,2 %	-3,8 %
R ²	0,8	0,66

Para a validação, ainda que não sejam utilizadas as vazões observadas da mesma estação utilizada para a calibração, o modelo hidrológico, repetiu o bom desempenho apresentado na calibração, porém com um aumento na superestimação das vazões ($P_{bias} = -3,8\%$) e menor ajuste ($R^2 = 0,66$ e $NSE = 0,7$) em relação aos valores da calibração. A redução na validação já era esperada, pois muitos trabalhos que utilizaram o HEC-HMS apresentaram este comportamento (Fanta; Tadesse, 2022; Halwatura, D e Najim, 2013; Verma et al., 2022).

A Figura 58 apresenta as vazões simuladas com os três modelos GCMs e o resultados do ajuste com o Random Forest. A Figura 58a e 58b (CESM2), as Figuras 58c e 58d (MRI-ESM2), as Figuras 58e e 58f (MIROC6), sendo que as figuras do lado esquerdo representam as saídas de vazões da junção J15 e as do lado direito as saídas do trecho do rio Paru R4 que fica na sub-bacia W12. No Geral, para ambas as saídas, com as entradas de chuva dos GCMs, o modelo hidrológico subestimou os picos de vazões, porém, foi possível obter bom ajuste com a vazão corrigida. O CESM2 foi o que apresentou melhor desempenho, tanto que, apresentou o ajuste mais refinado (Figura 58a e 58b) em relação aos ajustes dos outros modelos.

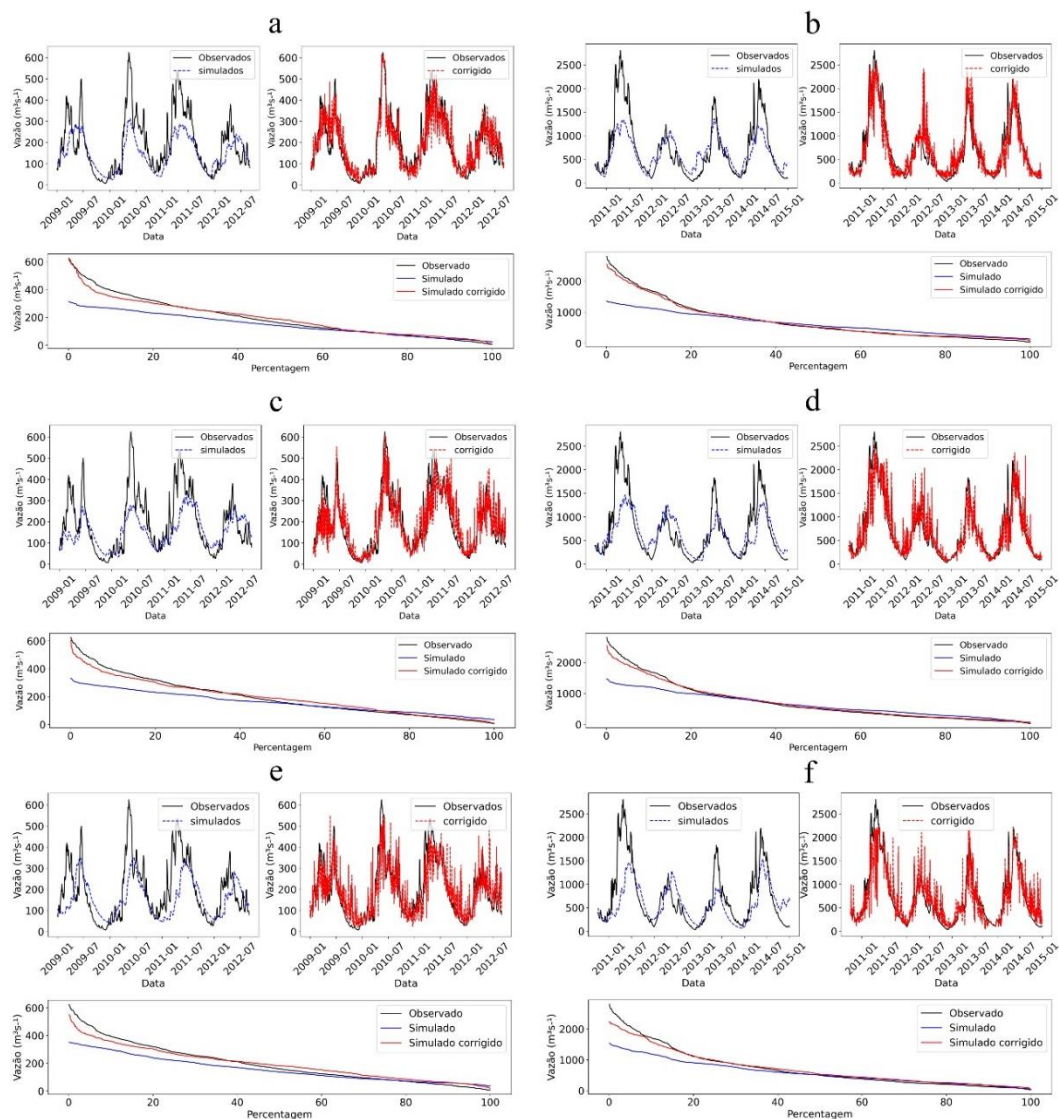


Figura 58 - Comparação da vazão simulada pelos três modelos com a vazão observada (a- CESM2 J15, b- CESM2 R4, c- MRI-ESM2 J15, d- MRI-ESM2 R4, e- MIROC6 J15, f- MIROC6 R4), Correção da vazão simulada à direita com os seus respectivos modelos e embaixo de cada figura a curva de permanência com as vazões observadas, simuladas e simulada corrigida

4.4.2.1 Vazões futuras

A Figura 59 apresenta as vazões médias mensais de longo período para junção J15. Todos os modelos utilizados, em comparação com as vazões observadas na bacia do rio Paru apresentaram redução para ambos os cenários SSPs no período de cheia. As vazões derivadas dos modelos CESM2-SSP2-4.5 e SSP5-8.5 foram as que apresentaram as menores reduções no período de cheia, porém, todos os modelos apresentaram atraso de um mês no pico de cheia e

acréscimo nos meses de seca. O atraso de 22 a 29 dias no mês de pico também foi observado no estudo feito por Arias et al. (2020) na bacia do rio Tapajós. Contudo, o CESM2-SSP2-4.5 e CESM2-SSP5-8.5 apresenta aumento de 7% e 11%, respectivamente, na vazão média anual do rio Paru (J15). Os demais modelos também apresentaram aumento, MRI-ESM2 (SSP2-4.5 = 6%, SSP5-8.5 = 2%) e MIROC6 (SSP2-4.5 = 19%, SSP5-8.5 = 16%).

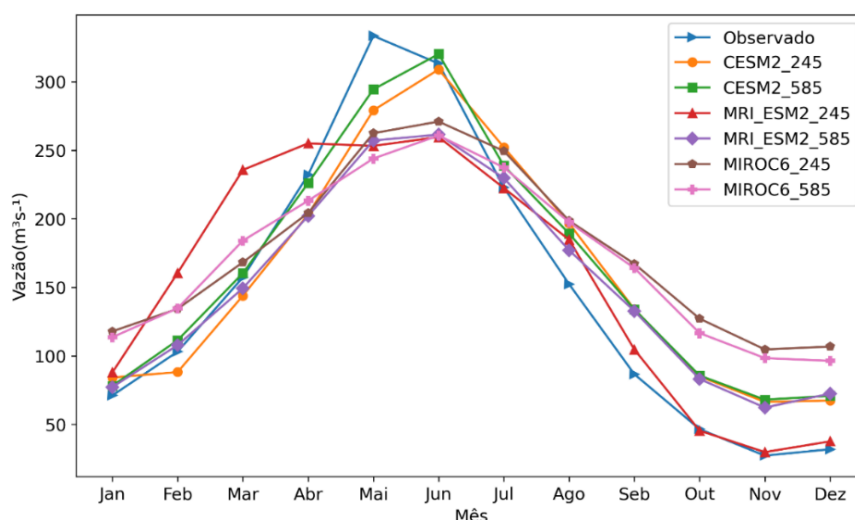


Figura 59 - Projeções de vazão mensal de longo prazo de 2015 a 2050 na J15, rio Paru.

A Figura 60 apresenta as vazões médias do rio Paru (R4) na sub-bacia W12. Nesta sub-bacia há previsão de instalação de um sistema de aproveitamento hidroelétrico em cascata, do qual fazem parte: UHE Samuã (104,18 MW), Touré (186,3 MW), Miriti (140, 5 MW) e Bacuri (225,7 MW).

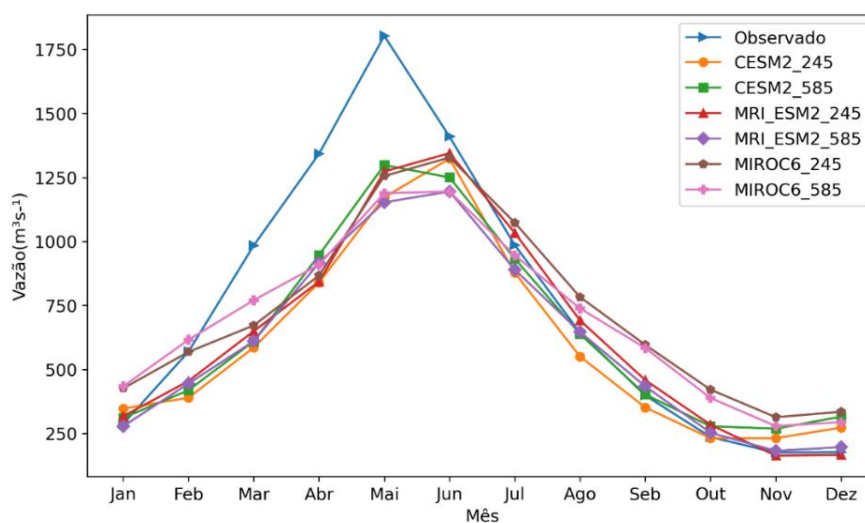


Figura 60 - Projeções de vazão mensal de longo prazo de 2015 a 2050 no R4, UHE Bacuri.

Nesta sub-bacia a média mensal de vazão tem redução bem acentuada de fevereiro a maio, fazendo que ocorra redução na média anual de vazão nos dois cenários e nos três modelos: CESM2 (SSP2-45 = -20% SSP5-8.5 = -15%), MRI-ESM2 (SSP2-45 = -4% SSP5-8.5 = -7%) e MIROC6 (SSP2-45 = -15% SSP5-8.5 = -20%). Esse comportamento nas vazões simuladas é devido os modelos do CMIP6 subestimarem a precipitação e atrasarem o período chuvoso no norte da Amazônia. Além disso, também subestimam a temperatura no inverno austral (Firpo *et al.*, 2022), ou seja, menos chuvas no período chuvoso (verão austral) e menos evapotranspiração no período de seca (inverno austral).

A redução nas maiores vazões e aumento nas menores são refletidos na curva de permanência (Figura 61). Sendo assim, a vazão de referência ($Q_{95\%}$) observada é igual a 77,71 m^3s^{-1} , e conforme com o previsto elas terão aumentos conforme cenário e modelo (Tabela 20).

Tabela 20 - Aumento na vazão de referência $Q_{95\%}$ de três modelos GCMs e dois cenários no rio Paru

Modelo GCM	Cenário SSP2-4.5 $Q_{95\%}$ (m^3s^{-1})	Cenário SSP5-8.5 $Q_{95\%}$ (m^3s^{-1})
CESM2	193,11	191,35
MRI-ESM2	86,78	87,2
MIROC6	130,4	115,8

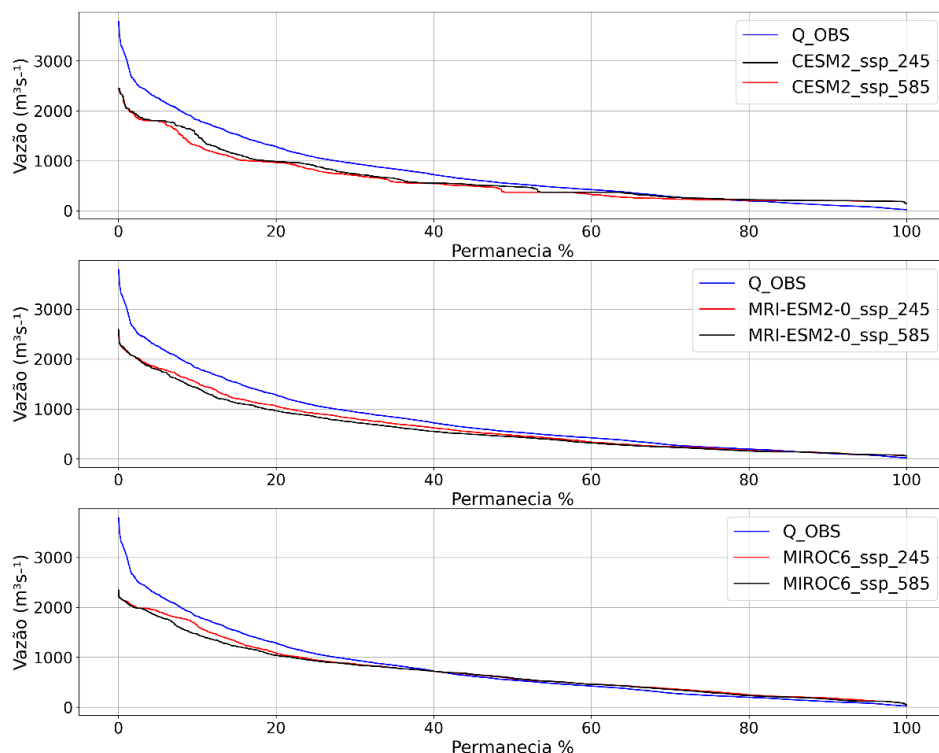


Figura 61 - Curva de permanência de vazões observadas e projetadas até 2050 forçadas pelos três modelos GCMs para a bacia hidrográfica rio Paru (sub-bacia W12)

Essas mudanças nas vazões influenciam a capacidade de geração de energia, que de acordo com a Figura 62 e a Tabela 21 o rio Paru terá sua capacidade máxima de potência reduzida em ambos os cenários, sendo o cenário SSP5-8.5 o que apresenta as maiores reduções.

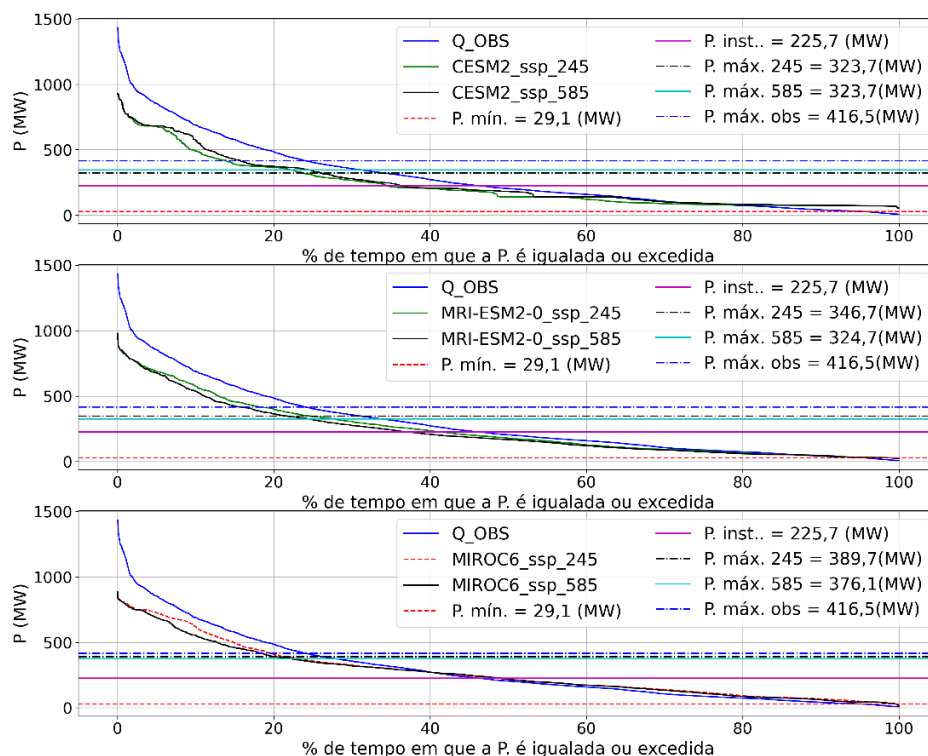


Tabela 21 - Reduções na Potência máxima estimada para UHE de Bacuri no rio Paru para Três GCMs e dois cenários SSPs

Modelo GCM	Cenário SSP2-4.5 Pot (MW)	Cenário SSP5-8.5 Pot (MW)
CESM2	-70	-92,8
MRI-ESM2	-70	-91,8
MIROC6	-26,8	-40,4

Obs.: o sinal negativo representa a potência reduzida.

A instalação da UHE de Bacuri, com a proposta de capacidade instalada de 225,7 MW, só conseguirá gerar essa potência por aproximadamente 35% do tempo, que em um ano representa aproximadamente 127 dias. Estes resultados são compatíveis ao encontrado na bacia do rio Tapajó, em que Arias et al. (2020) afirmam que a capacidade máxima de geração das hidrelétricas instaladas e inventariadas só seriam possíveis durante 97 dias em função das mudanças climáticas e mudanças LULC. Nesta análise de resultado, só foi considerado a

instalação da UHE de Bacuri, sem considerar a proposta da instalação de mais 3 UHEs à montante da UHE Bacuri, levando-a funcionar com vazões remanescentes e vertidas.

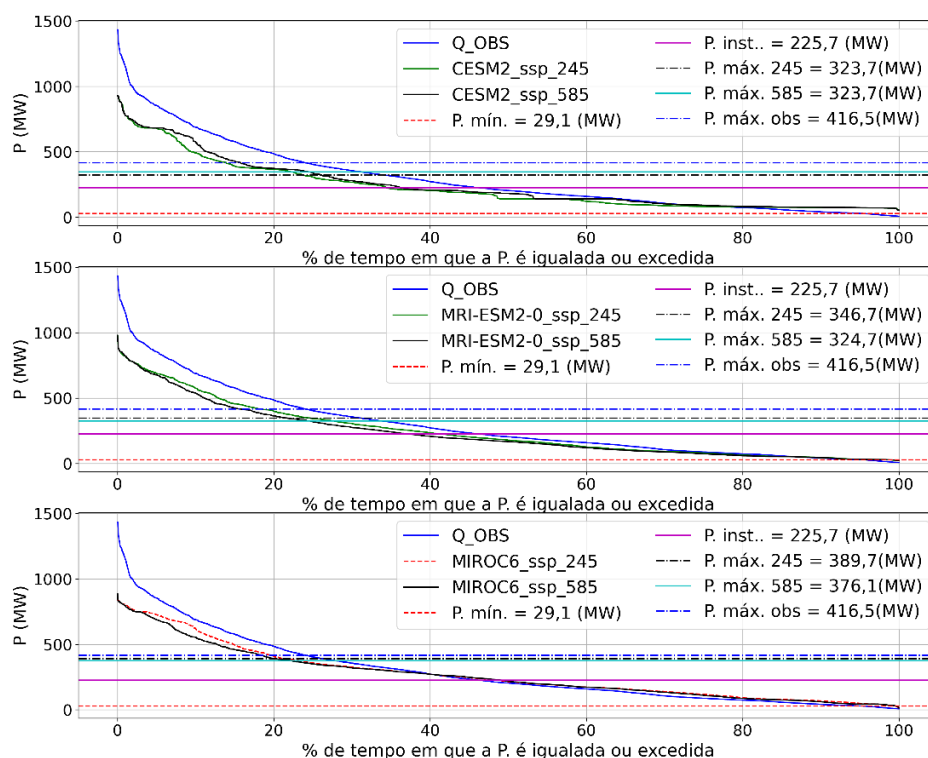


Figura 62 - Curva de permanência de potência para os dois cenários e três modelos GCMs na bacia hidrográfica do rio Paru (sub-bacia W12) para UHE Bacuri.

4.4.3 Bacia do rio Maicuru

Os resultados da calibração e validação do modelo hidrológico de Contabilidade de Umidade no Solo utilizado na plataforma HEC-HMS para a bacia do rio Maicuru são apresentados na Figura 63 e na Tabela 22. O ajuste das vazões simuladas tanto na calibração quanto na validação habilitam o uso do modelo hidrológico para simular as vazões futuras.

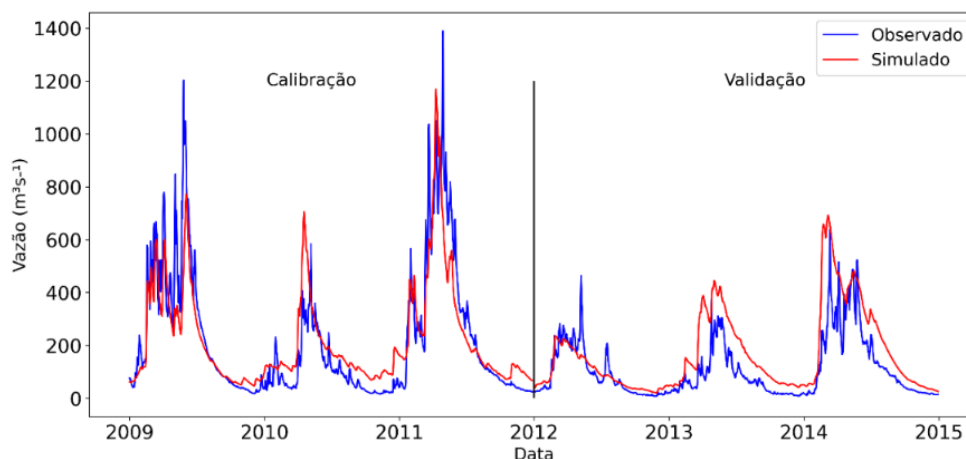


Figura 63 - Calibração e validação do modelo hidrológico para a bacia hidrográfica do rio Maicuru

Tabela 22- Métricas de calibração e validação do modelo hidrológico na bacia Maicuru

Métricas	Calibração	Validação
RMSE	0,5	0,6
NSE	0,78	0,64
PBIAS	-0,8%	-17,5 %
R ²	0,8	0,7

Como nas demais saídas de vazão do modelo hidrológico SMA, estas tiveram que ser ajustadas por meio do modelo RF (Figura 64). Sem o ajuste, as vazões simuladas foram subestimadas em todos os modelos, o que nos leva a supor que nesta parte da Amazônia os modelos GCMs subestimam as chuvas no período chuvoso com mais intensidade do que na cabeceira da bacia do rio Paru. Monteverde *et al.* (2022) explicam que apesar dos modelos estimarem elevada evapotranspiração, podem não estar produzindo humidade suficiente a partir do fluxo de convergência para simular a precipitação com precisão, resultando numa baixa precipitação quando comparada ao CHIRPS.

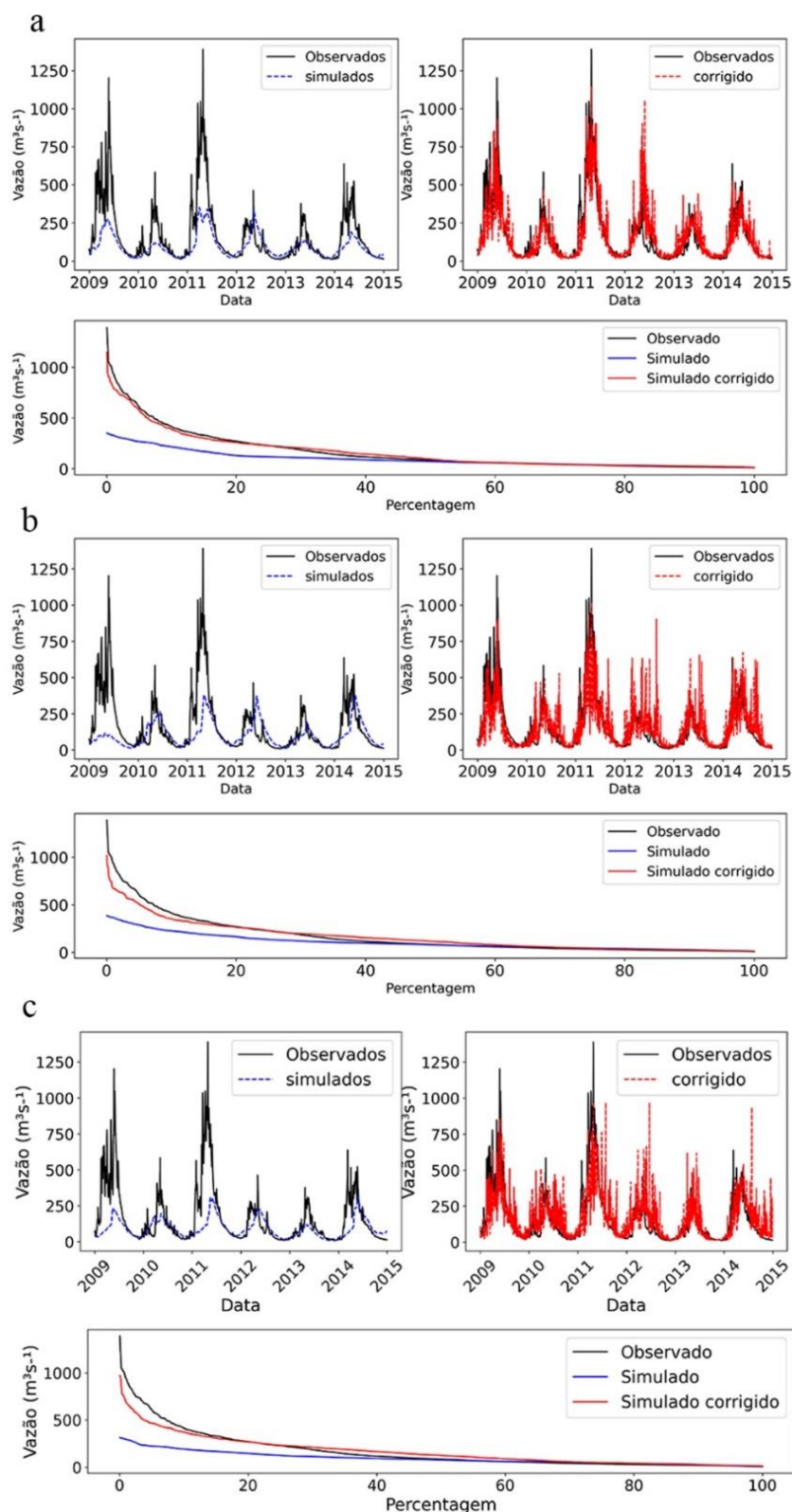


Figura 64 - Comparação da vazão simulada com a vazão observada, correção da vazão simulada e curvas de permanência observada, simulada e simulada corrigida para os três modelos: (a) CESM, (b) MRI-ESM e (c) MIROC6

4.4.3.1 Vazão futura

O bom ajuste das vazões simuladas é repassado para as vazões futuras, apresentando resultados mais confiáveis. Na Figura 65 é apresentada a curva de permanência das vazões futuras, semelhantes aos outros resultados. As vazões do rio Maicuru tem redução nas maiores vazões e aumento nas menores vazões. O maior aumento nas vazões de referência em relação a vazão observada ($Q_{95\%} = 18,15 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$) ocorre quando o modelo hidrológico SMA é forçado pela precipitação do modelo GCM CESM2 (Tabela 23).

Tabela 23 - Aumento na vazão de referência $Q_{95\%}$ de três modelos GCMs e dois cenários no rio Maicuru

Modelo GCM	Cenário SSP2-4.5 $Q_{95\%} \text{ (m}^3\text{s}^{-1}\text{)}$	Cenário SSP5-8.5 $Q_{95\%} \text{ (m}^3\text{s}^{-1}\text{)}$
CESM2	38,17	25,36
MRI-ESM2	20,6	20,34
MIROC6	19,1	18,13

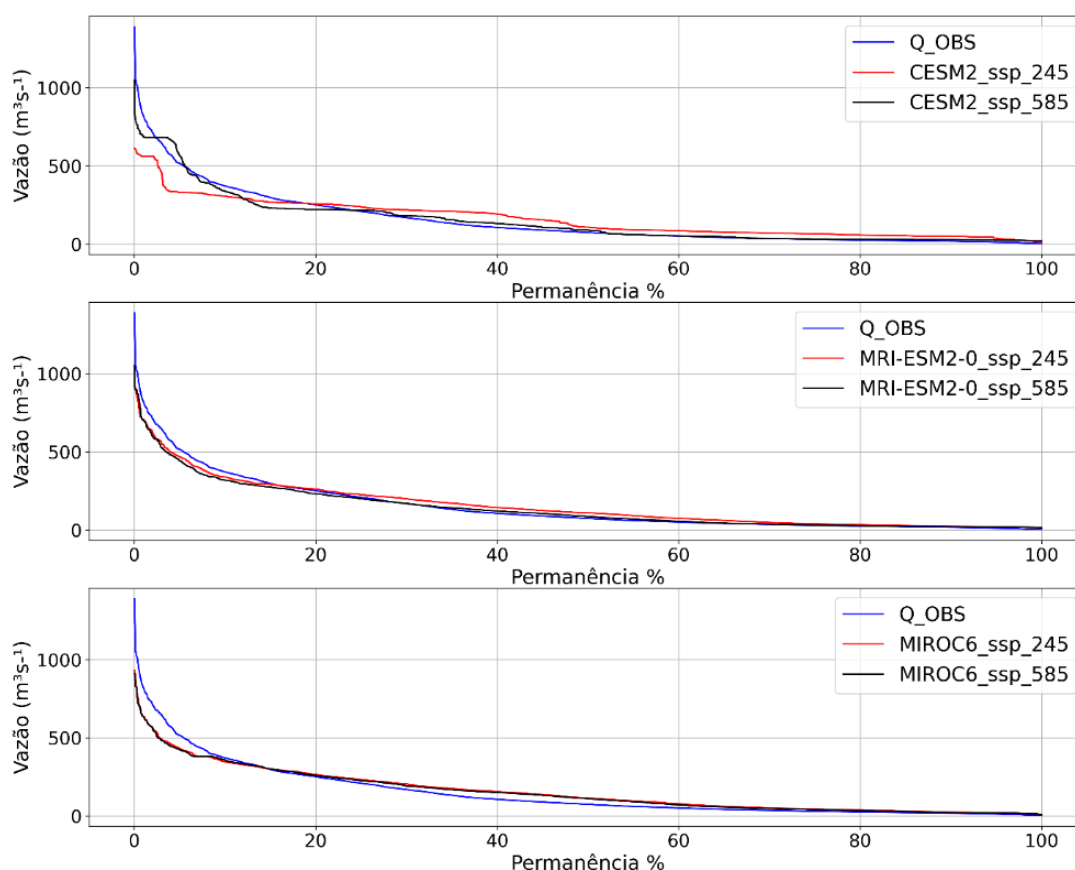


Figura 65 - Curva de permanência de vazões observadas e projetadas até 2050 forçadas pelos três modelos GCMs aplicados à bacia hidrográfica do rio Maicuru

A Figura 66 apresenta as vazões médias mensais dos três modelos GCMs e dos RCP 4.5 e RCP 8.5. Para o modelo CESM2, no cenário SSP2-4.5, as vazões são reduzidas a partir do mês de fevereiro até o mês de maio, tendo o seu pico de cheia no mês de junho, ou seja, um mês depois em comparação às vazões observadas. No cenário SSP5-8.5 o pico de vazão ocorre no mesmo mês que no observado e suas reduções são menos intensas do que a do cenário SSP2-4.5. Para o modelo MIROC6, o comportamento do hidrograma mensal é semelhante para os dois cenários, com redução nas vazões nos meses de março, abril e maio. O MRI-ESM2 SSP2-4.5 apresentou redução nas vazões dos meses de abril e maio; e o MRI-ESM2 SSP5-8.5 teve redução nos meses de março, abril e maio. Contudo, o modelo que apresentou o comportamento mais realista foi o CESM2, pois teve o melhor ajuste por meio do modelo RF.

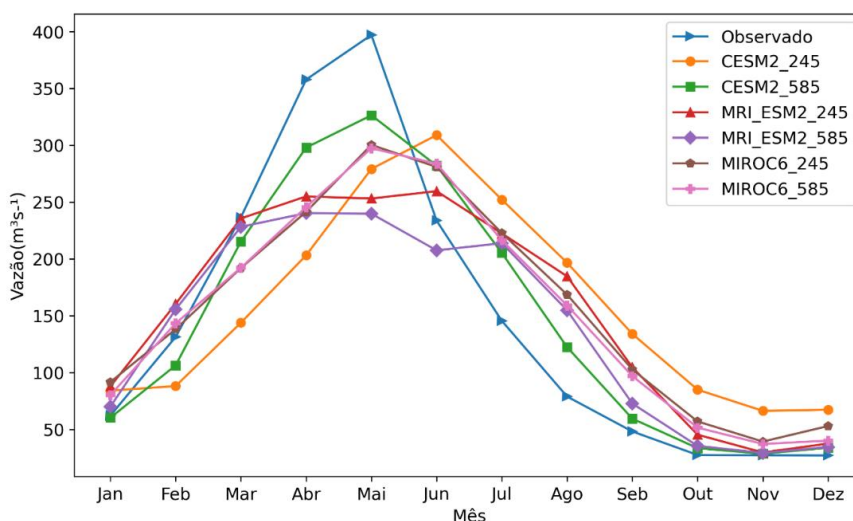


Figura 66 - Projeções de vazão mensal de longo prazo de 2015 a 2050 do rio Maicuru

As mudanças nas vazões do rio Maicuru refletem nas potências máximas disponíveis. Neste rio há previsão de serem instaladas duas UHEs, a Jutuarana com potência estimada de 66 MW e a Mocotó com potência estimada de 95 MW. A Figura 67 apresenta a curva de permanência de potência do rio Maicuru em função da queda d'água bruta da UHE Mocotó sem considerar a UHE Jutuarana, que está planejada para ser instalada à montante.

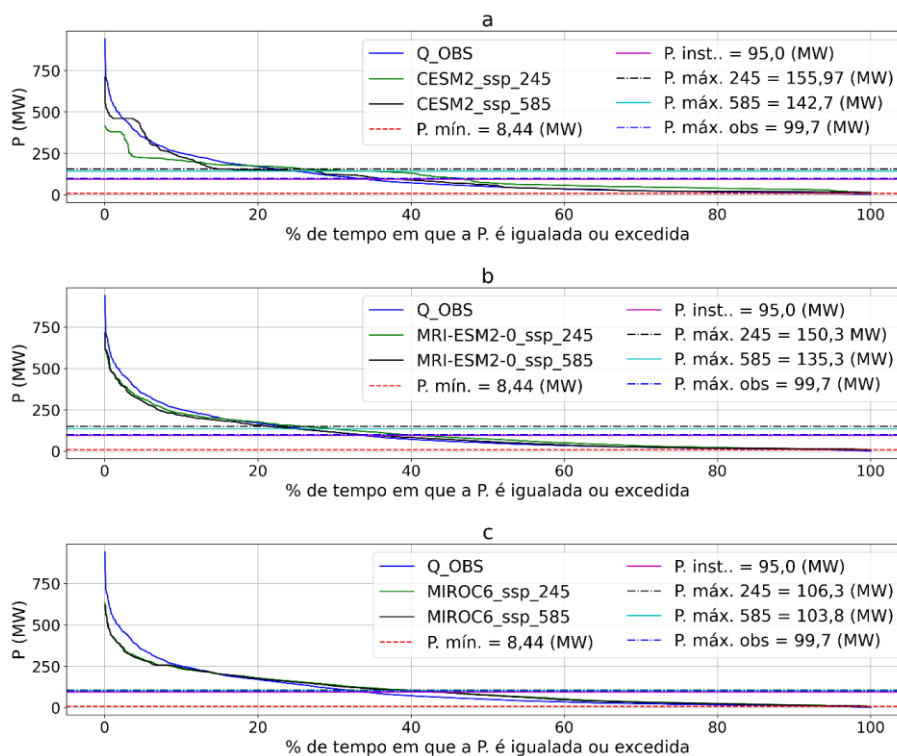


Figura 67 - Curva de permanência de potência disponível do rio Maicuru para a UHE Mocotó para os dois cenários e três modelos GCMs

Para o cenário SSP2-4.5 a permanência da potência instalada ficará disponível 40% do tempo, e para o cenário SSP5-8.5 a permanência será de 35%, porém de 70% a 100% do tempo produzirá energia próximo do mínimo. Esses resultados indicam que os projeto de UHEs planejados para a Amazônia precisam ser revistos, de modo a diminuir as incertezas. Aqui foi analisado que o LULC não terá mudanças até 2050, devido ser uma bacia hidrográfica pouco explorada, contudo, deve se considerar que grandes projetos de UHE na Amazônia trazem consigo mudanças de LULC. Outros estudos que utilizaram as mudanças climáticas e cenários LULC apresentaram influência negativa na produção de energia (Arias et al., 2020; Lucas et al., 2022; Lucena et al., 2018; Michels-Brito et al., 2021).

5 CONCLUSÃO

As vazões no período de cheia para as bacias hidrográficas do rio Paru, rio Maicuru e rio Curuá-Una até 2050 serão reduzidas, já para o período de estiagem, foi observado um aumento nas vazões. Essa variabilidade na vazão diminuirá a capacidade de potência hidroelétrica estimada nas UHEs planejadas e as fará operar por um tempo mais longo abaixo da potência instalada. As projeções de vazões afluentes no reservatório da UHE de Curuá-Una demonstraram que a redução de vazão no período de pico pouco influência na geração de energia, pois as reduções ainda vão gerar energia, conforme a potência instalada. Para a potência gerada pela vazão turbinada simulada pelo modelo de Random Forest para os Três modelos e dois cenários SSPs a UHE de Curuá-Una em 95% do tempo gerará 17 MW de energia firme, ou seja, menos energia do que o projetado. Sendo assim, os novos projetos de UHE tem que considerar as mudanças LULC e climáticas, pois os que estão vigentes são baseados em vazões observadas, que trazem muitas incertezas; e para os que serão instalados é necessário diversificar a matriz energética, buscando a transição energética para garantir a segurança energética.

O modelo LULC em resolução espacial de 30 m possibilitou captar a melhor a mudanças que ocorrem nas duas regiões hidrográficas analisadas Amazônia e Tocantins-Araguaia, assim foi possível estabelecer a transição de uma classe para outra com mais exatidão. O modelo projetado foi calibrado em cenário de transição de baixa taxa (2009 a 2014) e validado em cenário de altas taxas, levando ao declínio dos valores de similaridade entre LULC real e simulado, porém conseguindo reproduzir os padrões de mudanças que ocorreram em 2019. Nesse caso, era esperado um cenário sem governança, de afrouxamento nas políticas ambientais, mas não um cenário de incentivo do governo à supressão de vegetação. Mais do que qualquer transição, as decisões políticas são cruciais para a manutenção dos recursos naturais, tanto no presente como no futuro.

O CN médio da Amazônia foi determinado, sendo igual a 77, representando elevado potencial de escoamento superficial, além disso, os menores valores de CN, apresentam-se distribuídos em pequenas porções de terra. Os maiores valores de CN foram encontrados na região sul das bacias hidrográficas do Xingu, Tapajós e Madeira, embora seja em região hidrográfica diferente, apresenta os mesmos valores de CN da Região Hidrográfica Tocantins-Araguaia (RHTA). Sendo que em 2049 as áreas de CN elevados aumentarão em função da

diminuição de áreas florestais, da expansão agrícola e aumento de pastagem, implicando em maior escoamento superficial no futuro.

Embora os GCMs utilizem modelos de superfície da terra, os modelos hidrológicos precisam utilizar modelos LULC para derivar o escoamento superficial. Pois as mudanças LULC influenciam diretamente o escoamento, a vazão e a própria precipitação, conforme os resultados apresentados, onde ocorrem as maiores mudanças no uso e cobertura da terra, há mais vulnerabilidade à ocorrência de eventos extremos. O modelo do SCS-CN, embora seja simples, traz muita consistência ao apresentar os locais da Amazônia mais vulneráveis à cheias e secas, como a seca de 2018, que ocorreu no norte da bacia do rio Negro. Isso demonstra que estudo apresentado é uma ferramenta importante para adaptação da sociedade às mudanças climáticas, pois, consegue-se prever os locais mais suscetíveis a eventos extremos até 2050. O SRI derivado do escoamento superficial apresenta a intensidade e duração dos eventos de seca e cheia, embora o modelo MIROC5 apresente uma Amazônia mais seca para os RCPs 4.5 e 8.5, no período 2009 a 2022, o SRI calculado com o escoamento derivado do CHIRPS apresentou um cenário pior do que os cenários projetados.

As sub-bacias Araguaia, Alto e Baixo Tocantins, que possuem áreas de transição dos biomas Amazônia e Cerrado, sendo as que terão um prolongamento maior na duração das secas. Isso ocorre devido a seca extrema ocasionado pelas mudanças climáticas e pelo uso intensivo da terra para pastagem e agricultura. Porém, as sub-bacias, com suas áreas totalmente no bioma Amazônia, não estão livres de eventos extremos. Ainda que, a seca não seja extrema, afeta diretamente a navegação, pois os rios não terão profundidade suficiente para os calados dos navios. As usinas hidrelétricas que operam a fio d'água não produzirão energia suficiente para atender as demandas, como é o caso da Usina Hidrelétrica de Belo Monte, na sub-bacia do rio Xingu, que vem passando por isso a cada período de estiagem.

Os resultados do trabalho mostram, também, os locais onde ocorrerão as cheias na Amazônia, como em 2050 nos meses de fevereiro e março, em que o volume escoado será de 600 mm/mês, no estado do Acre, localizado na sub-bacia do rio Purus. As cheias retiram milhares de pessoas de suas residências; as pessoas que não são socorridas pelo poder público buscam alternativas, como levantar o piso da casa, muitas das vezes, ficando com o pé direito tão baixo, que o morador tem que andar curvado para não bater a cabeça no teto; afetando sua saúde. Além disso, existe o aumento das doenças de veiculação hídrica por indisponibilidade

de água potável. Os resultados confirmam o atual estágio da crise climática instalada no planeta. Crise causada pelo homem devido ao aumento das emissões de gases de efeito estufa e nessa crise, o próprio homem precisa desenvolver formas sustentáveis para adaptação e mitigação das mudanças climáticas. No caso da Amazônia, que é uma região de vulnerabilidade climática, mostrou-se que os eventos extremos de secas e cheias estão cada vez mais recorrentes, expondo as populações mais vulneráveis a momentos críticos de sobrevivência.

As bacias hidrográficas do rio Paru, rio Maicuru e rio Curuá-Una apresentaram poucas alterações no LULC até 2050, levando a modelagem hidrológica a manter o parâmetro CN e a capacidade de armazenamento máximo no modelo de dossel constante para cada sub-bacia. Sendo assim, as mudanças nas vazões são devido às mudanças climáticas projetadas pelos modelos CESM2, MRI-ESM2 e MIROC6.

As vazões diárias foram modeladas com os dados de precipitação do CHIRPS, que ser mostrou uma ótima alternativa na ausência de dados medidos. Pois na calibração do modelo hidrológico chuva-vazão SMA no HEC-HMS forneceu boas respostas, com saídas de vazões simuladas condizentes com as vazões observadas, sendo demonstrado pelas métricas de desempenho tanto na calibração como na validação. O HEC-HMS, embora seja pouco utilizado na Amazônia, neste estudo demonstrou conseguir reproduzir o sistema hidrológico com sucesso. O ajuste das vazões simuladas por meio de aprendizado de máquina, utilizando a regressão do Random Forest deu credibilidade às projeções de vazões, ao melhorar todas as métricas de desempenho depois do ajuste.

O modelo de mudanças LULC analisou uma janela temporal de 5 anos, o que o limitou a captar sinais de mudanças que ocorrem em período mais longo. Também, o modelo foi concebido a partir de LULC históricos, sendo suas probabilidades de transições repassadas para o futuro. Essas limitações no modelo LULC foram repassadas para o CN futuro, além das próprias limitações na produção do CN: a) raster de grupo hidrológico de solo utilizado, ainda que, considere o nível do lençol freático, a profundidade é fixa; O CN produzido levou em consideração só as 7 classes, portanto, seu uso é limitado a essas grandes classes de uso e cobertura da terra. O runoff na Amazônia foi derivado mensalmente, por não existir medições de runoff, o mesmo teve que ser validado com o resultado de um modelo global, reduzindo a confiança em suas estimativas. O índice padronizado de escoamento teve sua análise limitada a média das bacias hidrográficas e somente para o modelo MIROC5, apresentando grande

diferença entre o SRI calculado com runoff derivado do CHIRPS com os derivados do modelo climático. A limitação do modelo hidrológico é não poder simular os níveis d'água, pois, no rio Amazonas, devido à influência de maré, de Óbidos até a sua foz não existem medição de vazão, apenas de nível e alguns marégrafos.

Em trabalhos futuros, visando diminuir as limitações, podem-se utilizar modelos LULC em que as probabilidades de transições entre as classes LULC sejam originadas de séries históricas mais longas, de modo, que seja possível captar as mudanças que ocorrem no uso e cobertura da terra. Para melhorar o CN na Amazônia, pode-se no futuro, produzir um CN em grid diário, conforme a intensidade e duração e frequência da chuva. A mudança deste parâmetro hidrológico tornaria o modelo SCS-CN contínuo. Além disso seria uma boa contribuição para a hidrologia. Para reduzir as incertezas do SRI projetado para o futuro, pode-se utilizar um conjunto de modelo climáticos, também, pode-se utilizar um modelo híbrido (SCS-CN e aprendizado de máquina) de runoff para prever as secas e cheias na Amazônia.

As análises foram conduzidas para as grandes sub-bacias da Amazônia. No entanto, em trabalhos futuros, as mesmas análises podem ser elaboradas para pequenas bacias hidrográficas, pois a determinação do escoamento superficial é dada em uma resolução de 30 metros. A atenção a pequenas bacias hidrográficas é importante, pois a Amazônia é recortada por pequenos rios e igarapés, onde vivem populações em comunidades ribeirinhas e rurais, muitas das vezes, isoladas, em um contexto maior de vulnerabilidade do que as populações urbanas.

REFERÊNCIAS

- ABATZOGLOU, J. T. *et al.* TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015. **Scientific Data**, v. 5, p. 1–12, 2018a.
- ABDIKADIR MOHAMOUD, M.; ELKIRAN, G. The range of hydropower projects and their effects on the environment. **Future Technology**, v. 2, n. 3, p. 12–16, 15 ago. 2023.
- ABDULKAREEM, J. H. *et al.* Long-term runoff dynamics assessment measured through land use/cover (LULC) changes in a tropical complex catchment. **Environment Systems and Decisions**, v. 39, n. 1, p. 16–33, 2018.
- ABDULKAREEM, J. H. *et al.* Prediction of spatial soil loss impacted by long-term land-use/land-cover change in a tropical watershed. **Geoscience Frontiers**, v. 10, n. 2, p. 389–403, 2019.
- ABDULLAHI, S. Land use change modeling using integration of GIS-based cellular automata and weights-of-evidence techniques. v. 1, n. 1, p. 29–43, 2019.
- ABDULLAHI, S.; PRADHAN, B. Land use change modeling and the effect of compact city paradigms: integration of GIS-based cellular automata and weights-of-evidence techniques. **Environmental Earth Sciences**, v. 77, n. 6, p. 1–15, 2018.
- ABE, C. A. *et al.* Modelling the effects of historical and future land cover changes on the hydrology of an Amazonian basin. **Water (Switzerland)**, v. 10, n. 7, 2018.
- AJMAL, M. *et al.* Investigation of SCS-CN and its inspired modified models for runoff estimation in South Korean watersheds. **Journal of Hydro-Environment Research**, v. 9, n. 4, p. 592–603, 2015.
- ALMAGRO, A. *et al.* Performance evaluation of Eta/HadGEM2-ES and Eta/MIROC5 precipitation simulations over Brazil. **Atmospheric Research**, v. 244, n. May, p. 105053, 2020.
- ALMEIDA, C. M. DE *et al.* GIS and remote sensing as tools for the simulation of urban land-use change. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 4, p. 759–774, 2005.
- ALMEIDA, R. M.; FLEISCHMANN, A. S.; BRÊDA, J. P. F.; CARDOSO, D. S.; ANGARITA, H.; COLLISCHONN, W.; FORSBERG, B.; GARCÍA-VILLACORTA, R.; HAMILTON, S. K.; HANNAM, P. M.; PAIVA, R.; POFF, N. L.; *et al.* Climate change may impair electricity generation and economic viability of future Amazon hydropower. **Global Environmental Change**, v. 71, n. October, p. 102383, 2021.
- ALVARES, C. A. *et al.* Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.
- AMUTHA, R.; PORCHELVAN, P. Estimation of surface runoff in malattar sub-watershed using SCS-cn method. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**, v. 37, n. 2, p. 291–304, 2009.
- _____. Estimation of Surface Runoff in Malattar Sub-watershed using SCS- CN Method. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 11, n. 1, p. 729–756, 2022.
- ANDERSON, T. R.; HAWKINS, E.; JONES, P. D. CO₂, the greenhouse effect and global warming: from the pioneering work of Arrhenius and Callendar to today's Earth System Models. **Endeavour**, v. 40, n. 3, p. 178–187, 1 set. 2016.

- ANISIMOV, O. A. Climate Is Not Always a Constant On the Centenary of the Birth of Academician M.I. Budyko. **Herald of the Russian Academy of Sciences**, v. 90, n. 1, p. 106–115, 1 jan. 2020.
- ARIAS, M. E. *et al.* Impacts of climate change and deforestation on hydropower planning in the Brazilian Amazon. **Nature Sustainability**, v. 3, n. 6, p. 430–436, 1 jun. 2020.
- BAI, Y.; ZHANG, Z.; ZHAO, W. Assessing the Impact of Climate Change on Flood Events Using HEC-HMS and CMIP5. **Water, Air, and Soil Pollution**, v. 230, n. 6, 2019.
- BEIRES, P. *et al.* Stability of autonomous power systems with reversible hydro power plants: A study case for large scale renewables integration. **Electric Power Systems Research**, v. 158, p. 1–14, 1 maio 2018.
- BENCHIMOL, M.; PERES, C. A. Widespread forest vertebrate extinctions induced by a mega hydroelectric dam in lowland Amazonia. **PLoS ONE**, v. 10, n. 7, 1 jul. 2015.
- BENNETT, T. H.; PETERS, J. C. Continuous Soil Moisture Accounting in the Hydrologic Engineering Center Hydrologic Modeling System (HEC-HMS). **Building partnerships**, p. 1–10, 2000.
- BEVEN, K. A history of the concept of time of concentration. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 24, n. 5, p. 2655–2670, 2020.
- BJERKNES, V. **Dynamic Meteorology and Hydrography: Part [1]-2,[and atlas of plates]**. [s.l.] Carnegie Institution of Washington, 1910.
- BLANCO, C. J. C. *et al.* Contribution to hydrological modelling of small Amazonian catchments: application of rainfall–runoff models to simulate flow duration curves. **Hydrological Sciences Journal**, v. 58, n. 7, p. 1423–1433, 2013.
- BLANCO, C.; SECRETAN, Y.; FAVRE, A. Análise, Aplicação e Transposição de um Modelo Chuva-Vazão para Simulação de Curvas de Permanência de Pequenas Bacias da Amazônia. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 12, n. 1, p. 205–216, 2007.
- BONHAM-CARTER, G. F. Geographic information systems for geoscientists-modeling with GIS. **Computer methods in the geoscientists**, v. 13, p. 398, 1994.
- BOUGHTON, W. ; C. Soil and Water Management and Conservation A Review of the USDA SCS Curve Number Method. **Aust. J. Soil Res**, v. 2, n. 7, p. 511–534, 1989.
- BOULESTEIX, A. L. *et al.* Overview of random forest methodology and practical guidance with emphasis on computational biology and bioinformatics. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, v. 2, n. 6, p. 493–507, 1 nov. 2012.
- BRÊDA, J. P. L. F. *et al.* Climate change impacts on South American water balance from a continental-scale hydrological model driven by CMIP5 projections. **Climatic Change**, v. 159, n. 4, p. 503–522, 2020.
- BREDIN, Y. K. *et al.* Structure and composition of terra firme and seasonally flooded várzea forests in the western brazilian amazon. **Forests**, v. 11, n. 12, p. 1–20, 2020.
- BREIMAN, L. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5–32, 2001.
- BUDYKO, M. I. The effect of solar radiation variations on the climate of the Earth. **Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography**, v. 21, n. 5, p. 611, 1 jan. 1969.

BUTT, A. *et al.* Land use change mapping and analysis using Remote Sensing and GIS: A case study of Simly watershed, Islamabad, Pakistan. **Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science**, v. 18, n. 2, p. 251–259, 2015.

CABRAL, S. L.; CAMPOS, J. N. B.; SILVEIRA, C. DA S. Acoplamento do modelo atmosférico RAMS 6.0/ECHAM 4.1 ao modelo hidrológico SMA/HMS para operação do reservatório orós no semiárido Brasileiro. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 22, 2017.

CALLENDAR, G. S. On the Amount of Carbon Dioxide in the Atmosphere. **Tellus**, v. 10, n. 2, p. 243–248, jan. 1958.

CANALES, F. A. *et al.* Usinas hidrelétricas reversíveis no Brasil e no mundo: aplicação e perspectivas. p. 1230–1249, 2015.

CARVALHO, E. G. A. *et al.* Decision support system for hydro power plants in amazon considering the cost of externalities. **International Journal of Energy Economics and Policy**, v. 10, n. 2, p. 40–47, 2020.

CAVALCANTE, R. B. L. *et al.* Evaluation of extreme rainfall indices from CHIRPS precipitation estimates over the Brazilian Amazonia. **Atmospheric Research**, v. 238, n. January, p. 104879, 2020.

CHANAPATHI, T.; THATIKONDA, S. Investigating the impact of climate and land-use land cover changes on hydrological predictions over the Krishna river basin under present and future scenarios. **Science of the Total Environment**, v. 721, p. 137736, 15 jun. 2020.

CHEN, G. *et al.* Spatiotemporal patterns of tropical deforestation and forest degradation in response to the operation of the Tucuruí hydroelectricdam in the Amazon basin. **Applied Geography**, v. 63, p. 1–8, 2015a.

CHO, S. J. *et al.* Collaborative Watershed Modeling as Stakeholder Engagement Tool for Science-Based Water Policy Assessment in São Paulo, Brazil. **Water**, v. 15, n. 3, p. 401, 18 jan. 2023.

CHOU, S. C. *et al.* Assessment of Climate Change over South America under RCP 4.5 and 8.5 Downscaling Scenarios. **American Journal of Climate Change**, v. 03, n. 05, p. 512–527, 2014.

COHEN, J. A Coefficient Of Agreement For Nominal Scales 1. **EDUCATIONAL AND PSYCHOLOGICAL MEASUREMENT**, v. XX, n. 1, p. 37–46, 1960.

_____. Weighted kappa: Nominal scale agreement provision for scaled disagreement or partial credit. **Psychological Bulletin**, v. 70, n. 4, p. 213–220, 1968.

COMMAR, L. F. S.; ABRAHÃO, G. M.; COSTA, M. H. A possible deforestation-induced synoptic-scale circulation that delays the rainy season onset in Amazonia. **Environmental Research Letters**, v. 18, n. 4, 1 abr. 2023.

CORREIA FILHO, W. L. F. *et al.* Influence of the El Niño–Southern Oscillation and the synoptic systems on the rainfall variability over the Brazilian Cerrado via Climate Hazard Group InfraRed Precipitation with Station data. **International Journal of Climatology**, v. 42, n. 6, p. 3308–3322, 1 maio 2022.

COSTA, C. E. A. DE S.; BLANCO, C. J. C.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. DE. Idf curves for future climate scenarios in a locality of the Tapajós Basin, Amazon, Brazil. **Journal of Water and Climate Change**, v. 11, n. 3, p. 760–770, 2020.

COSTA, G. *et al.* Impacto das mudanças climáticas nas vazões mínimas de referência de pequenas bacias hidrográficas na Amazônia Legal e dentro do arco do desflorestamento. **Revista de Gestão de Água da América Latina**, v. 20, n. 1, p. 6–0, 20 mar. 2023.

CRUZ, J. DA S.; BLANCO, C. J. C.; BRASIL JUNIOR, A. C. P. Flow-velocity model for hydrokinetic energy availability assessment in the amazon. **Acta Scientiarum - Technology**, v. 42, n. 1, 2020.

CUARTAS, L. A. *et al.* Recent Hydrological Droughts in Brazil and Their Impact on Hydropower Generation. **Water (Switzerland)**, v. 14, n. 4, 1 fev. 2022.

D'ALMEIDA, C. *et al.* The effects of deforestation on the hydrological cycle in Amazonia: a review on scale and resolution. **International Journal of Climatology**, v. 27, n. 5, p. 633–647, abr. 2007.

DANABASOGLU, G. *et al.* The Community Earth System Model Version 2 (CESM2). **Journal of Advances in Modeling Earth Systems**, v. 12, n. 2, 1 fev. 2020.

DAS, S.; ANGADI, D. P. Land use-land cover (LULC) transformation and its relation with land surface temperature changes: A case study of Barrackpore Subdivision, West Bengal, India. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, p. 100322, 1 ago. 2020.

DERECZYNSKI, C. *et al.* Downscaling of climate extremes over South America – Part I: Model evaluation in the reference climate. **Weather and Climate Extremes**, v. 29, n. March, 2020.

DESHMUKH, D. S. *et al.* Estimation and comparison of curve numbers based on dynamic land use land cover change, observed rainfall-runoff data and land slope. **Journal of Hydrology**, v. 492, p. 89–101, 2013.

EASTMAN, J. R. TerrSet tutorial: geospatial monitoring and modeling system. **Clark University: Worcester, MA, USA**, 2016.

EDWARDS, P. N. History of climate modeling. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change**, v. 2, n. 1, p. 128–139, 2011.

ELBATRAN, A. H. *et al.* Jurnal Teknologi Hydro Power and Turbine Systems Reviews. **Jurnal Teknologi**, v. 74, n. 2180–3722, p. 83–90, 2015.

EPE, E. DE P. Balanço Energético Nacional. 2021.

ERD, P. On a new law of large numbers. **J. Anal. Muth**, v. 22, p. 103–1, 1970.

FALESI, I. C. O estado atual dos conhecimentos sobre os solos da Amazônia Brasileira. **Boletim técnico do IPEAN**, 54, p. 54, 1972.

FANG, X. *et al.* Time of Concentration Estimated Using Watershed Parameters Determined by Automated and Manual Methods. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 134, n. 2, p. 202–211, 2008.

FANTA, S. S.; TADESSE, S. T. Application of HEC–HMS for runoff simulation of Gojeb Watershed, Southwest Ethiopia. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 8, n. 4, p. 4687–4705, 1 nov. 2022.

FARINOSI, F. *et al.* Future Climate and Land Use Change Impacts on River Flows in the Tapajós Basin in the Brazilian Amazon. **Earth's Future**, v. 7, n. 8, p. 993–1017, 2019.

FEARNSIDE, P. M. PROFILE Brazil's Balbina Dam: Environment versus the Legacy of the Pharaohs in Amazonia. **Environmental Management**, v. 13, p. 401–423, 1989.

FEARNSIDE, P. M. Social impacts of Brazil's Tucuruí Dam. **Environmental Management**, v. 24, n. 4, p. 483–495, nov. 1999.

FEARNSIDE, P. M. Hidrelétricas como “Fábricas de Metano”: o papel dos reservatórios em áreas de floresta tropical na emissão de gases de efeito estufa. **O ecol. Bras**, v. 12, n. 1, p. 100–115, 2008.

_____. Gases de Efeito Estufa no EIA-RIMA da Hidrelétrica de Belo Monte. **Novos Cadernos NAEA**, v. 14, n. 1516–6481, p. 5–19, 2011.

_____. **Hidrelétricas como “Fábricas de Metano”: o papel dos reservatórios em áreas de floresta tropical na emissão de gases de efeito estufa**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<http://acta.inpa.gov.br>>.

FIRPO, F. *et al.* Assessment of CMIP6 models' performance in simulating present-day climate in Brazil. **Frontiers in Climate**, p. 01–27, 2022.

FLEMING, J. R. Joseph Fourier, the ‘greenhouse effect’, and the quest for a universal theory of terrestrial temperatures. **Endeavour**, v. 23, n. 2, p. 72–75, 1999.

FLORES, B. M.; HOLMGREN, M. White-Sand Savannas Expand at the Core of the Amazon After Forest Wildfires. **Ecosystems**, 2021.

FOODY, G. M. Explaining the unsuitability of the kappa coefficient in the assessment and comparison of the accuracy of thematic maps obtained by image classification. **Remote Sensing of Environment**, v. 239, 15 mar. 2020.

FORTES, P. *et al.* How sensitive is a carbon-neutral power sector to climate change? The interplay between hydro, solar and wind for Portugal. **Energy**, v. 239, 15 jan. 2022.

FRAGOU, S. *et al.* Quantifying land cover changes in a Mediterranean environment using lands at TM and support vector machines. **Forests**, v. 11, n. 7, 2020.

FUNK, C. *et al.* The climate hazards infrared precipitation with stations - A new environmental record for monitoring extremes. **Scientific Data**, v. 2, p. 1–21, 2015.

GAN, M. A.; KOUSKY, V. E.; ROPELEWSKI, C. F. **The South America Monsoon Circulation and Its Relationship to Rainfall over West-Central Brazil**. [s.l.: s.n.].

GAVEAU, D. LA *et al.* Forest loss in Indonesian New Guinea: trends, drivers, and outlook. **bioRxiv**, v. 261, n. February, p. 2021.02.13.431006, 2021.

GENOVEZ, A. M. *et al.* Classificação Hidrológica de Solos Brasileiros para a Estimativa da Chuva Excedente com o Método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos Parte 1: Classificação. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 10, n. 4, p. 5–18, 2005.

GOMES, D. J. C. *et al.* Flow variability in the Araguaia River Hydrographic Basin influenced by precipitation in extreme years and deforestation. **Revista Brasileira de Ciências Ambientais**, v. 57, n. 3, p. 451–466, 2022.

GOMES, G. D. *et al.* Projections of subcontinental changes in seasonal precipitation over the two major river basins in South America under an extreme climate scenario. **Climate Dynamics**, v. 58, n. 3–4, p. 1147–1169, 1 fev. 2022.

GRIMALDI, S. *et al.* Temps de concentration: un paradoxe dans l'hydrologie moderne. **Hydrological Sciences Journal**, v. 57, n. 2, p. 217–228, 2012.

GUMINDOGA, W. *et al.* Ungauged runoff simulation in Upper Manyame Catchment, Zimbabwe: Application of the HEC-HMS model. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 100, p. 371–382, 2017.

GUPTA, H. V. *et al.* Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. **Journal of Hydrology**, v. 377, n. 1–2, p. 80–91, 2009.

GUPTA, R.; SHARMA, L. K. Efficacy of Spatial Land Change Modeler as a forecasting indicator for anthropogenic change dynamics over five decades: A case study of Shoolpaneshwar Wildlife Sanctuary, Gujarat, India. **Ecological Indicators**, v. 112, n. August 2019, p. 106171, 2020.

HAGEN, A. International Journal of Geographical Information Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. v. 17, n. June, p. 235–249, 2003.

HALLOUIN, T. hydroeval: an evaluator for streamflow time series in Python. 22 abr. 2021.

HALWATURA, D; NAJIM, M. M. M. Environmental Modelling & Software Application of the HEC-HMS model for runoff simulation in a tropical catchment. **Environmental Modelling and Software**, v. 46, p. 155–162, 2013.

HAMUDUDU, B.; KILLINGTVEIT, A. Assessing climate change impacts on global hydropower. **Energies**, v. 5, n. 2, p. 305–322, 2012.

HARRIS, D. C. Charles David keeling and the story of atmospheric CO₂ measurements. **Analytical Chemistry**, v. 82, n. 19, p. 7865–7870, 1 out. 2010.

HASAN, M. M.; WYSEURE, G. Impact of climate change on hydropower generation in Rio Jubones Basin, Ecuador. **Water Science and Engineering**, v. 11, n. 2, p. 157–166, 1 abr. 2018.

HASTIE TREVOR AND TIBSHIRANI, R. AND F. J. Random Forests. *Em: The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York, NY: Springer New York, 2009. p. 587–604.

HAWKINS, R. H. *et al.* **Curve Number Hydrology**. [s.l.] American Society of Civil Engineers (ASCE)., 2009.

HAYES, B. P. *et al.* Comparison of two energy storage options for optimum balancing of wind farm power outputs. **IET Generation, Transmission and Distribution**, v. 10, n. 3, p. 832–839, 18 fev. 2016.

HONG, Y.; ADLER, R. F. Estimation of global SCS curve numbers using satellite remote sensing and geospatial data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 29, n. 2, p. 471–477, 2008.

HORVITZ, E.; MULLIGAN, D. Data, privacy, and the greater good. **Science**, v. 349, n. 6245, p. 253–255, 17 jul. 2015.

HU, S.; SHRESTHA, P. Examine the impact of land use and land cover changes on peak discharges of a watershed in the midwestern United States using the HEC-HMS model. **Papers in Applied Geography**, v. 6, n. 2, p. 101–118, 2 abr. 2020.

HUNT, J. D. *et al.* Energy crisis in Brazil: Impact of hydropower reservoir level on the river flow. **Energy**, v. 239, n. 121927, p. 1–13, 15 jan. 2022.

IBGE. **GERÊNCIA DE BASES CONTÍNUAS BASE CARTOGRÁFICA CONTÍNUA DO BRASIL, AO MILIONÉSIMO - BCIM**. 5. ed. Rio de Janeiro: [s.n.]. v. 1

IPCC. **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. Aleg, 2022.

IRWIN, E. G.; GEOGHEGAN, J. Theory, data, methods: Developing spatially explicit economic models of land use change. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v. 85, n. 1–3, p. 7–24, 2001.

JAAFAR, H. H. *et al.* GCN250, new global gridded curve numbers for hydrologic modeling and design. **Scientific data**, v. 6, n. 1, p. 145, 2019.

JAHFER, S.; VINAYACHANDRAN, P. N.; NANJUNDIAH, R. S. Long-Term impact of Amazon river runoff on northern hemispheric climate. **Scientific Reports**, v. 7, n. 1, 1 dez. 2017.

JIANG, Y. *et al.* Modeled Response of South American Climate to Three Decades of Deforestation. 2021.

JIMÉNEZ-MUÑOZ, J. C. *et al.* Record-breaking warming and extreme drought in the Amazon rainforest during the course of El Niño 2015-2016. **Scientific Reports**, v. 6, n. August, p. 1–7, 2016.

JUNQUEIRA, R. *et al.* Drought severity indexes for the Tocantins River Basin, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 141, n. 1–2, p. 465–481, 1 jul. 2020.

_____. Drought occurrences and impacts on the upper Grande river basin, Brazil. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 134, n. 3, 1 jun. 2022.

KARIMI, F. *et al.* Urban expansion modeling using an enhanced decision tree algorithm. **GeoInformatica**, v. 25, n. 4, p. 715–731, 1 out. 2021.

KASPER, D. *et al.* Reservoir stratification affects methylmercury levels in river water, plankton, and fish downstream from Balbina hydroelectric dam, Amazonas, Brazil. **Environmental Science and Technology**, v. 48, n. 2, p. 1032–1040, 21 jan. 2014.

KEELING, C. D. *et al.* A three-dimensional model of atmospheric CO₂ transport based on observed winds: 1. Analysis of observational data. *Em*: [s.l: s.n.]. p. 165–236.

KHÉLIFA, W. BEN; MOSBAHI, M. Modeling of rainfall-runoff process using HEC-HMS model for an urban ungauged watershed in Tunisia. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 8, n. 2, p. 1749–1758, 1 jun. 2022.

KIRPICH, Z. P. Time of concentration of small agricultural watersheds. **Civil engineering**, v. 10, n. 6, p. 362, 1940.

KNOBEN, W. J. M.; FREER, J. E.; WOODS, R. A. Technical note: Inherent benchmark or not? Comparing Nash-Sutcliffe and Kling-Gupta efficiency scores. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 23, n. 10, p. 4323–4331, 2019.

KOLLING NETO, A. *et al.* Advancing Medium-Range Streamflow Forecasting for Large Hydropower Reservoirs in Brazil by Means of Continental-Scale Hydrological Modeling. **Water**, v. 15, n. 9, p. 1693, 27 abr. 2023.

KONETI, S.; SUNKARA, S. L.; ROY, P. S. Hydrological modeling with respect to impact of land-use and land-cover change on the runoff dynamics in Godavari river basin using the HEC-HMS model. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 7, n. 6, 1 jun. 2018.

KÖPPEN, W.; GEIGER, R. *Klimate der Erde*, Verlag Justus Perthes, Gotha, Wall-Map. 1928.

KOPYTKOVSKIY, M.; GEZA, M.; MCCRAY, J. E. Climate-change impacts on water resources and hydropower potential in the Upper Colorado River Basin. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 3, p. 473–493, 1 mar. 2015.

KOTSIANTIS, S. B. *et al.* Supervised machine learning: A review of classification techniques. **Emerging artificial intelligence applications in computer engineering**, v. 160, n. 1, p. 3–24, 2007.

KUMAR, A. *et al.* Surface runoff estimation of Sind river basin using integrated SCS-CN and GIS techniques. **HydroResearch**, v. 4, p. 61–74, 2021.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. **An Application of Hierarchical Kappa-type Statistics in the Assessment of Majority Agreement among Multiple Observers**. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/2529786>>.

LÁZARO, W. L. *et al.* Climate change reflected in one of the largest wetlands in the world: An overview of the Northern Pantanal water regime. **Acta Limnologica Brasiliensia**, v. 32, p. 1–8, 2020.

LEITE-FILHO, A. T. *et al.* Deforestation reduces rainfall and agricultural revenues in the Brazilian Amazon. **Nature Communications**, v. 12, n. 1, 1 dez. 2021.

LI, W.; FU, R.; DICKINSON, R. E. Rainfall and its seasonality over the Amazon in the 21st century as assessed by the coupled models for the IPCC AR4. **Journal of Geophysical Research Atmospheres**, v. 111, n. 2, p. 1–14, 2006.

LIMBERGER, L. *et al.* Streamflow and precipitation trends in the Brazilian Amazon basin and their association with Pacific decadal oscillation and deforestation. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 146, n. 1–2, p. 511–526, 2021.

LONGO, M. *et al.* Ecosystem heterogeneity and diversity mitigate Amazon forest resilience to frequent extreme droughts. **New Phytologist**, v. 219, n. 3, p. 914–931, 2018.

LUCAS, E. W. M. *et al.* Regionalization of Climate Change Simulations for the Assessment of Impacts on Precipitation, Flow Rate and Electricity Generation in the Xingu River Basin in the Brazilian Amazon. **Energies**, v. 15, n. 20, 1 out. 2022.

LUCENA, A. F. *et al.* Interactions between climate change mitigation and adaptation: The case of hydropower in Brazil. **Energy**, v. 164, p. 1161–1177, 2018.

MAEDA, E. E. *et al.* Impacts of agricultural expansion on surface runoff: A case study of a River basin in the Brazilian Legal Amazon. **International Journal of Geoinformatics**, v. 5, n. 3, p. 33–41, 2009.

MAI, J. *et al.* The Great Lakes Runoff Intercomparison Project Phase 4 : The Great Lakes (GRIP-GL). p. 1–53, 2022.

MARENGO, J. A. *et al.* The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. **Geophysical Research Letters**, v. 38, n. 12, p. 1–5, 2011.

_____. Meteorological context of the onset and end of the rainy season in Central Amazonia during the GoAmazon2014/5. **Atmospheric Chemistry and Physics**, v. 17, n. 12, p. 7671–7681, 2017.

_____. Changes in Climate and Land Use Over the Amazon Region: Current and Future Variability and Trends. **Frontiers in Earth Science**, v. 6, n. December, 2018.

MARENGO, J. A. *et al.* Increased climate pressure on the agricultural frontier in the Eastern Amazonia–Cerrado transition zone. **Scientific Reports**, v. 12, n. 1, 1 dez. 2022.

MARENGO, J. A.; ESPINOZA, J. C. Extreme seasonal droughts and floods in Amazonia: Causes, trends and impacts. **International Journal of Climatology**, v. 36, n. 3, p. 1033–1050, 2016.

MAS, J. F. *et al.* Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages. **Environmental Modelling and Software**, v. 51, p. 94–111, 2014.

MCCUEN, R. H.; WONG, S. L.; RAWLS, W. J. Estimating Urban Time of Concentration. **Journal of Hydraulic Engineering**, v. 110, n. 7, p. 887–904, 1984.

MCKAY, D. I. A. *et al.* Exceeding 1.5°C global warming could trigger multiple climate tipping points. **Science**, v. 377, n. 6611, 9 set. 2022.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. The Relationship Of Drought Frequency And Duration To Time Scales **Eighth Conference on Applied Climatology**. [s.l: s.n.].

MICHELS-BRITO, A. *et al.* The climate change potential effects on the run-of-river plant and the environmental and economic dimensions of sustainability. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 147, 1 set. 2021.

MISHRA, S. K. *et al.* SCS-CN-based modeling of sediment yield. **Journal of Hydrology**, v. 324, n. 1–4, p. 301–322, 2006.

MONTEVERDE, C.; SALES, F. DE; JONES, C. Evaluation of the CMIP6 Performance in Simulating Precipitation in the Amazon River Basin. **Climate**, v. 10, n. 8, 1 ago. 2022.

MORAES CORDEIRO, A. L. DE; BLANCO, C. J. C. Assessment of satellite products for filling rainfall data gaps in the Amazon region. **Natural Resource Modeling**, v. 34, n. 2, 2021.

MORI, G. B. *et al.* Edaphic characteristics drive functional traits distribution in Amazonian floodplain forests. **Plant Ecology**, v. 222, n. 3, p. 349–360, 2021.

MOTTA PACA, V. H. DA *et al.* Variability of trends in precipitation across the Amazon river basin determined from the CHIRPS precipitation product and from station records. **Water (Switzerland)**, v. 12, n. 5, 2020.

NAGESWARA RAO, K. Analysis of surface runoff potential in ungauged basin using basin parameters and SCS-CN method. **Applied Water Science**, v. 10, n. 1, p. 1–16, 2020.

NASCIMENTO, N. *et al.* A Bayesian network approach to modelling land-use decisions under environmental policy incentives in the Brazilian Amazon. **Journal of Land Use Science**, v. 15, n. 2–3, p. 127–141, 2019.

NATARAJAN, S.; RADHAKRISHNAN, N. Simulation of extreme event-based rainfall–runoff process of an urban catchment area using HEC-HMS. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 5, n. 4, p. 1867–1881, 1 dez. 2019.

- NDEKETEYA, A.; DUNDU, M. Application of HEC-HMS Model for Evaluation of Rainwater Harvesting Potential in a Semi-arid City. **Water Resources Management**, p. 4217–4232, 2021.
- NEJADHASHEMI, A. P. *et al.* Evaluating the impacts of land use changes on hydrologic responses in the agricultural regions of Michigan and Wisconsin. **American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting 2010, ASABE 2010**, v. 3, p. 2091–2119, 2010.
- NEVES, P. B. T. DAS *et al.* Amazon rainforest deforestation influenced by clandestine and regular roadway network. **Land Use Policy**, v. 108, n. April, 2021.
- OKOT, D. K. Review of small hydropower technology. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 26, p. 515–520, 2013.
- OLIVEIRA SERRÃO, E. A. DE *et al.* Climate and land use change: future impacts on hydropower and revenue for the amazon. **Journal of Cleaner Production**, v. 385, 20 jan. 2023.
- PACA, V. H. DA M. *et al.* The spatial variability of actual evapotranspiration across the Amazon River Basin based on remote sensing products validated with flux towers. **Ecological Processes**, v. 8, n. 1, 2019.
- PAIVA, A. C. DA E. *et al.* Urban expansion and its impact on water security: The case of the Paraíba do Sul River Basin, São Paulo, Brazil. **Science of the Total Environment**, v. 720, 2020.
- PAIVA, R. C. D. DE *et al.* Large-scale hydrologic and hydrodynamic modeling of the Amazon River basin. **Water Resources Research**, v. 49, n. 3, p. 1226–1243, 2013.
- PAL, S. C.; CHAKRABORTTY, R. Simulating the impact of climate change on soil erosion in sub-tropical monsoon dominated watershed based on RUSLE, SCS runoff and MIROC5 climatic model. **Advances in Space Research**, v. 64, n. 2, p. 352–377, 2019.
- PALMEIRIM, A. F.; PERES, C. A.; ROSAS, F. C. W. Giant otter population responses to habitat expansion and degradation induced by a mega hydroelectric dam. **Biological Conservation**, v. 174, p. 30–38, 2014.
- PARKER, D. C. *et al.* Multi-agent systems for the simulation of land-use and land-cover change: A review. **Annals of the Association of American Geographers**, v. 93, n. 2, p. 314–337, 2003.
- PEDREGOSA, F. *et al.* **Scikit-learn: Machine Learning in Python** *Journal of Machine Learning Research*. [s.l.: s.n.]. Disponível em: <<http://scikit-learn.sourceforge.net>>.
- PEZZUTI, J. *et al.* Xingu, o rio que pulsa em nós. **São Paulo: Instituto Socioambiental (ISA)**, 2018.
- POLÁK, M. **A brief history of the kaplan turbine invention** *Energies* MDPI, , 1 out. 2021.
- PRAKASAM, C. *et al.* Rainfall-runoff modeling using HEC-HMS model in an ungauged Himalayan catchment of Himachal Pradesh, India. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 16, n. 7, p. 417, 14 jul. 2023.
- QIANG, Y.; LAM, N. S. N. Modeling land use and land cover changes in a vulnerable coastal region using artificial neural networks and cellular automata. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 187, n. 3, 2015.

QIU, L. *et al.* Spatial-temporal evolution of pumped hydro energy storage potential on the Qinghai–Tibet Plateau and its future trend under global warming. **Science of the Total Environment**, v. 857, 20 jan. 2023.

QUESADA, C. A. *et al.* Soils of Amazonia with particular reference to the RAINFOR sites. **Biogeosciences**, v. 8, n. 6, p. 1415–1440, 2011.

RAJA SINGH, R.; RAJ CHELLIAH, T.; AGARWAL, P. **Power electronics in hydro electric energy systems - A review** *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, abr. 2014.

RAO, V. B. *et al.* In a changing climate Hadley cell induces a record flood in amazon and another recorded drought across South Brazil in 2021. **Natural Hazards**, n. 0123456789, 2022.

REN, Y. *et al.* Spatially explicit simulation of land use/land cover changes: Current coverage and future prospects. **Earth-Science Reviews**, v. 190, n. January 2018, p. 398–415, 2019.

REVELL, N. *et al.* Modelling the hydrological effects of woodland planting on infiltration and peak discharge using hec-hms. **Water (Switzerland)**, v. 13, n. 21, 1 nov. 2021.

REYGADAS, Y.; SPERA, S. A.; SALISBURY, D. S. Effects of deforestation and forest degradation on ecosystem service indicators across the Southwestern Amazon. **Ecological Indicators**, v. 147, 1 mar. 2023.

RIAH, K. *et al.* The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. **Global Environmental Change**, v. 42, p. 153–168, 1 jan. 2017.

RIBEIRO, H. M.; MORATO, J. R. Social environmental injustices against indigenous peoples: the Belo Monte dam. **Disaster Prevention and Management: An International Journal**, v. 29, n. 6, p. 865–876, 30 nov. 2020.

RICHTER, J. H. *et al.* Subseasonal Earth System Prediction with CESM2. **Weather and Forecasting**, v. 37, n. 6, p. 797–815, 2022.

ROSS, C. W. *et al.* HYSOGs250m, global gridded hydrologic soil groups for curve-number-based runoff modeling. **Scientific data**, v. 5, p. 180091, 2018.

ROSS, C. W. *et al.* **Global Hydrologic Soil Groups (HYSOGs250m) for Curve Number-Based Runoff Modeling** ORNL Distributed Active Archive Center, , 2018.

RUSSO, M. A. *et al.* **Forecasting the inevitable: A review on the impacts of climate change on renewable energy resources** *Sustainable Energy Technologies and Assessments* Elsevier Ltd, , 1 ago. 2022.

SAHU, M. K.; SHWETHA, H. R.; DWARAKISH, G. S. State-of-the-art hydrological models and application of the HEC-HMS model: a review. **Modeling Earth Systems and Environment**, 2 fev. 2023.

SANTOS SILVA, D. S. DOS *et al.* Modeling of the spatial and temporal dynamics of erosivity in the Amazon. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 6, n. 1, p. 513–523, 1 mar. 2020.

SANYAL, J.; DENSMORE, A. L.; CARBONNEAU, P. Analysing the effect of land-use/cover changes at sub-catchment levels on downstream flood peaks: A semi-distributed modelling approach with sparse data. **Catena**, v. 118, p. 28–40, jul. 2014.

SARTORI, A.; GENOVEZ, A.; NETO, F. Classificação Hidrológica de Solos Brasileiros para a Estimativa da Chuva Excedente com o Método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos Parte 1: Classificação. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 10, n. 4, p. 5–18, 2005.

SCHÖNGART, J. *et al.* The shadow of the Balbina dam: A synthesis of over 35 years of downstream impacts on floodplain forests in Central Amazonia. **Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems**, v. 31, n. 5, p. 1117–1135, 1 maio 2021.

SCS. Section 4: Hydrology. **National Engineering Handbook**, v. Section 4, n. August, p. 762, 1965.

SHAHGHOLIAN, G. An Overview of Hydroelectric Power Plant: Operation, Modeling, and Control. **JREE**, v. 7, n. 3, p. 14–28, 2020.

SHARMA, N.; SHARMA, R.; JINDAL, N. Machine Learning and Deep Learning Applications-A Vision. **Global Transitions Proceedings**, v. 2, n. 1, p. 24–28, jun. 2021.

SHASTRI, H. *et al.* Future urban rainfall projections considering the impacts of climate change and urbanization with statistical–dynamical integrated approach. **Climate Dynamics**, v. 52, n. 9–10, p. 6033–6051, 2019.

SHEN, Y. *et al.* Random forests-based error-correction of streamflow from a large-scale hydrological model: Using model state variables to estimate error terms. **Computers and Geosciences**, v. 159, 1 fev. 2022.

SHERMAN, L. K. Streamflow from rainfall by the unit-graph method. **Eng. News Record**, v. 108, p. 501–505, 1932.

SHINDE, P. P.; SHAH, S. **A review of machine learning and deep learning applications** 2018 Fourth international conference on computing communication control and automation (ICCUBE). **Anais...** 2018

SHUKLA, S.; WOOD, A. W. Use of a standardized runoff index for characterizing hydrologic drought. **Geophysical Research Letters**, v. 35, n. 2, 28 jan. 2008.

SILVA, C. A.; GIANNOTTI, M.; ALMEIDA, C. M. DE. Dynamic modeling to support an integrated analysis among land use change, accessibility and gentrification. **Land Use Policy**, v. 99, n. August, p. 104992, 2020.

SILVA CRUZ, J. DA; BLANCO, C. J. C.; OLIVEIRA JÚNIOR, J. F. DE. Modeling of land use and land cover change dynamics for future projection of the Amazon number curve. **Science of the Total Environment**, v. 811, p. 152348, 2022.

SILVA, G. M. DA *et al.* Spatial Distribution of Secondary Forests by Age Group and Biomass Accumulation in the Brazilian Amazon. **Forests**, v. 14, n. 5, 1 maio 2023.

SILVA, L. P. E. *et al.* Modeling land cover change based on an artificial neural network for a semiarid river basin in northeastern Brazil. **Global Ecology and Conservation**, v. 21, 2020.

SILVA, R. M. DA; LOPES, A. G.; SANTOS, C. A. G. Deforestation and fires in the Brazilian Amazon from 2001 to 2020: Impacts on rainfall variability and land surface temperature. **Journal of Environmental Management**, v. 326, p. 116664, 15 jan. 2023.

SINGH, V.; LOHANI, A. K.; JAIN, S. K. Reconstruction of extreme flood events by performing integrated real-time and probabilistic flood modeling in the Periyar river basin, Southern India. **Natural Hazards**, v. 112, n. 3, p. 2433–2463, 1 jul. 2022.

SIQUEIRA, F. B.; SANTOS, M. A. DOS. Solutions proposed for socio-environmental conflicts and concerning multiple-use hydroelectric reservoirs in Brazil. **Environmental Progress and Sustainable Energy**, v. 40, n. 5, p. 1–9, 2021.

SMITH, C.; BAKER, J. C. A.; SPRACKLEN, D. V. Tropical deforestation causes large reductions in observed precipitation. **Nature**, 1 mar. 2023.

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

SOARES-FILHO, B. S. *et al.* DINAMICA - a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. **Ecological Modelling**, v. 154, p. 217–235, 2002.

SOARES-FILHO, B. S. *et al.* Modelling conservation in the Amazon basin. **Nature**, v. 440, n. 7083, p. 520–523, 2006.

SOARES-FILHO, B. S. ; HERMANN, O. R.; COSTA, W. L. S. Modeling Environmental Dynamics with Dinamica. n. October, 2009.

SOBHANI, G. A review of selected small watershed design methods for possible adoption to Iranian conditions. [s.l: s.n.].

SOMBROEK, W. Spatial and Temporal Patterns of Amazon Rainfall. **AMBIO: A Journal of the Human Environment**, v. 30, n. 7, p. 388–396, nov. 2001.

SOUZA, C. M. *et al.* Reconstructing three decades of land use and land cover changes in brazilian biomes with landsat archive and earth engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, 2020.

SOUZA COSTA, C. E. A. DE; BLANCO, C. J. C.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. DE. Impact of climate change in the flow regimes of the Upper and Middle Amazon River. **Climatic Change**, v. 166, n. 3–4, 2021.

SOUZA-FILHO, P. W. M. *et al.* A GEOBIA approach for multitemporal land-cover and land-use change analysis in a tropical watershed in the southeastern Amazon. **Remote Sensing**, v. 10, n. 11, 2018.

STÉPHENNE, N.; LAMBIN, E. F. A dynamic simulation model of land-use changes in Sudano-sahelian countries of Africa (SALU). **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v. 85, n. 1–3, p. 145–161, 2001.

SUTTON, R. S. Introduction: The challenge of reinforcement learning. *Em: Reinforcement learning*. [s.l.] Springer, 1992. p. 1–3.

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, 8 jul. 2019.

THOMPSON, J. R. *et al.* Spatial Simulation of Codesigned Land Cover Change Scenarios in New England: Alternative Futures and Their Consequences for Conservation Priorities. **Earth's Future**, v. 8, n. 7, p. 1–23, 2020.

THRASHER, B. *et al.* Technical Note: Bias correcting climate model simulated daily temperature extremes with quantile mapping. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 16, n. 9, p. 3309–3314, 2012.

THRASHER, B. *et al.* NASA Global Daily Downscaled Projections, CMIP6. **Scientific Data**, v. 9, n. 1, 1 dez. 2022.

TYNDALL, J. **On the transmission of heat of different qualities through gases of different kinds**Proceedings of the Royal Institution. **Anais...**1859

US ARMY CORPS OF ENGINEERS. Hydrologic Modeling System HEC-HMS, Hydrologic Modeling System HEC-HMS, User's Manual. Version 4.3. Hydrologic Engineering Centre. **Hydrologic Engineering Centre**, n. Version 4.3, p. 640, 2018.

USDA-NRCS. National Engineering Handbook Chapter 15, Time of Concentration. p. 1–15, 2010.

USDA-SCS. Part 630 Hydrology National Engineering Handbook Chapter 10 Estimation of Direct Runoff from Storm Rainfall. **National Engineering Handbook**, 1972.

VEERBEEK, W. *et al.* Enhancing the calibration of an urban growth model using a memetic algorithm. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 50, p. 53–65, 2015.

VERMA, R. K. *et al.* SCS-CN-Based Improved Models for Direct Surface Runoff Estimation from Large Rainfall Events. **Water Resources Management**, v. 35, n. 7, p. 2149–2175, 2021.

VERMA, R.; SHARIF, M.; HUSAIN, A. Application of HEC-HMS for Hydrological Modeling of Upper Sabarmati River Basin, Gujarat, India. **Modeling Earth Systems and Environment**, v. 8, n. 4, p. 5585–5593, 1 nov. 2022.

VALADÃO, V. L. *et al.* Temporal Dynamics of the Hydropower Water Reservoirs of the Tocantins–Araguaia Basin, Brazil, Based on Remote Sensing and Hydrometeorological Station Datasets. **Water (Switzerland)**, v. 15, n. 9, 1 maio 2023.

VOURLITIS, G. L. *et al.* Energy balance and canopy conductance of a tropical semi-deciduous forest of the southern Amazon Basin. **Water Resources Research**, v. 44, n. 3, p. 1–14, 2008.

VUUREN, D. P. VAN *et al.* The representative concentration pathways: An overview. **Climatic Change**, v. 109, n. 1, p. 5–31, nov. 2011.

WALEGA, A. *et al.* Journal of Hydrology : Regional Studies Assessment of storm direct runoff and peak flow rates using improved SCS-CN models for selected forested watersheds in the Southeastern United States. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 27, n. August 2019, p. 100645, 2020.

WALEGA, A.; SALATA, T. Influence of land cover data sources on estimation of direct runoff according to SCS-CN and modified SME methods. **Catena**, v. 172, n. April 2018, p. 232–242, 2019.

WARREN, A.; SOMBROEK, W. G. Amazon Soils. A Reconnaissance of the Soils of the Brazilian Amazon Region. **The Geographical Journal**, v. 133, n. 4, p. 550, 1967.

WATANABE, M. *et al.* Improved climate simulation by MIROC5: Mean states, variability, and climate sensitivity. **Journal of Climate**, v. 23, n. 23, p. 6312–6335, 2010.

WATERS, S.; AGGIDIS, G. **Tidal range technologies and state of the art in review****Renewable and Sustainable Energy Reviews**Elsevier Ltd, , 1 jun. 2016.

WHITE, R. *et al.* Developing an urban land use simulator for European cities. **Proceedings of the Fifth EC GIS Workshop: GIS of Tomorrow**, p. 179–190, 2000.

WUNDERLING, N. *et al.* Recurrent droughts increase risk of cascading tipping events by outpacing adaptive capacities in the Amazon rainforest. 2022.

XAVIER, A. C.; KING, C. W.; SCANLON, B. R. Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). **International Journal of Climatology**, v. 36, n. 6, p. 2644–2659, 1 maio 2016.

XING, W. *et al.* A novel cellular automata model integrated with deep learning for dynamic spatio-temporal land use change simulation. **Computers and Geosciences**, v. 137, n. August 2019, p. 104430, 2020.

YUKIMOTO, S. *et al.* The meteorological research institute Earth system model version 2.0, MRI-ESM2.0: Description and basic evaluation of the physical component. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 97, n. 5, p. 931–965, 2019.

ZENG, Z. *et al.* Development of an NRCS curve number global dataset using the latest geospatial remote sensing data for worldwide hydrologic applications. **Remote Sensing Letters**, v. 8, n. 6, p. 528–536, 2017.

ZHANG, J.; GAO, S.; FANG, Z. Investigation of Infiltration Loss in North Central Texas by Retrieving Initial Abstraction and Constant Loss from Observed Rainfall and Runoff Events. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 28, n. 5, maio 2023.

ZHANG, J.; SHANG, Y. Nexus of dams, reservoirs, climate, and the environment: a systematic perspective. **International Journal of Environmental Science and Technology**, 2023.

ZHANG, X. *et al.* **Impacts of climate change, policy and Water-Energy-Food nexus on hydropower development** *Renewable Energy* Elsevier Ltd, , 1 fev. 2018.

ŽIDONIS, A.; BENZON, D. S.; AGGIDIS, G. A. **Development of hydro impulse turbines and new opportunities** *Renewable and Sustainable Energy Reviews* Elsevier Ltd, , 7 ago. 2015.

6 APÊNDICE A – PRIMEIRO ARTIGO PUBLICADO NA SCIENCE OF THE TOTAL ENVIRONMENT

Science of the Total Environment 811 (2022) 152348



Contents lists available at ScienceDirect

Science of the Total Environment

journal homepage: www.elsevier.com/locate/scitotenv



Modeling of land use and land cover change dynamics for future projection of the Amazon number curve



Josias da Silva Cruz^a, Claudio José Cavalcante Blanco^{b,*}, José Francisco de Oliveira Júnior^c

^a Post-Graduation Program of Civil Engineering, Federal University of Pará-PPGEC/ITEC/UFPa, Av. Augusto Corrêa, 01, 66075-110 Belém, Brazil

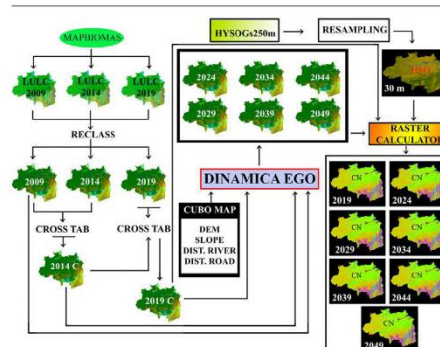
^b School of Environmental and Sanitary Engineering, Federal University of Pará – FAESA/ITEC/UFPa, Av. Augusto Corrêa, 01, 66075-110 Belém, Brazil

^c Applied Meteorology and Environment Laboratory (LAMMA), Institute of Atmospheric Sciences (ICAT), Federal University of Alagoas – LAMMA/ICAT/Ufal, Av. Lourival Melo Mota, S/N, 57072-970 Maceió, Alagoas, Brazil

HIGHLIGHTS

- Land use and land cover change model for the projection of the future curve number.
- Pasture and agriculture are responsible for the reduction of the Amazon Forest.
- The Amazon has a high potential for runoff.
- In the Amazon region, in 2049, the areas of high CN will increase.

GRAPHICAL ABSTRACT



ARTICLE INFO

Article history:

Received 5 October 2021

Received in revised form 6 December 2021

Accepted 8 December 2021

Available online 15 December 2021

Editor: Fernando A.L. Pacheco

Keywords:

DINAMICA EGO

MapBiomas 5.0

Multiple window similarity

Forest conversion to pasture/agriculture

Runoff

ABSTRACT

The hydrological parameter Curve Number (CN) was projected in the future in a 30 m spatial resolution grid for the Amazon. Through the DINAMICA EGO platform, Land Use and Land Cover (LULC) were calibrated, simulated, validated, and projected for 2049 in a five-year time frame from 2009. The reclassified LULCs of 2009, 2014, and 2019 of the MapBiomas 5.0 project were used as input to DINAMICA EGO. Calibration was prepared using the 2009 and 2014 maps and the 2014 simulated map; the validation was carried out using the 2014 map, 2019, and 2019 simulated. In the calibration, the multiple window similarity values were all above 50% for the models of each basin, except for the Tapajós which was 40% in spatial resolution of 255 m. Validation values ranged between 36% and 76% at a spatial resolution of 255 m. Concerning the future projection of CN, the average CN of the Amazon region is equal to 77. The highest values of CN were found in the southern regions of the basins of the Xingu, Tapajós, Madeira, and throughout the basins of the Araguaia and Tocantins. In this Amazon region, in 2049, the areas of high CN will increase due to forest conversion to pasture/agriculture, implying larger runoff and flooding, including the urban areas, which will also expand. These floods will be intensified concerning those that already occur in the Amazon.

* Corresponding author.

E-mail addresses: josias.cruz75@gmail.com (J. da Silva Cruz), blanco@ufpa.br (C.J.C. Blanco), jose.junior@icat.ufal.br (J.F. de Oliveira Júnior).