



PÂMELA APARECIDA MELO

**IMPACTOS DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DA
EXPANSÃO AGRÍCOLA NA DISPONIBILIDADE HÍDRICA E
GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA NA BACIA
HIDROGRÁFICA DO ALTO RIO GRANDE**

**LAVRAS - MG
2023**

PÂMELA APARECIDA MELO

**IMPACTOS DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DA EXPANSÃO AGRÍCOLA
NA DISPONIBILIDADE HÍDRICA E GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA NA
BACIA HIDROGRÁFICA DO ALTO RIO GRANDE**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos, área de concentração em Hidrologia, para a obtenção do título de Doutora.

Profa. Dra. Lívia Alves Alvarenga
Orientadora

Prof. Dr. Javier Tomasella
Coorientador

**LAVRAS – MG
2023**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pela própria autora.**

Melo, Pâmela Aparecida.

Impactos das mudanças climáticas e da expansão agrícola na
disponibilidade hídrica e geração de energia elétrica na Bacia
Hidrográfica do Alto Rio Grande / Pâmela Aparecida Melo. - 2023.
133 p. : il.

Orientador(a): Lívia Alves Alvarenga.

Coorientador(a): Javier Tomasella.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Lavras, 2023.

Bibliografia.

1. Modelagem hidrológica. 2. Mudanças climáticas. 3.
Mudança de uso e ocupação do solo. I. Alvarenga, Lívia Alves. II.
Tomasella, Javier. III. Título.

PÂMELA APARECIDA MELO

**IMPACTOS DAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS E DA EXPANSÃO AGRÍCOLA
NA DISPONIBILIDADE HÍDRICA E GERAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA NA
BACIA HIDROGRÁFICA DO ALTO RIO GRANDE**

**IMPACTS OF CLIMATE CHANGE AND AGRICULTURAL EXPANSION ON
WATER AVAILABILITY AND ELECTRICITY GENERATION IN THE UPPER
GRANDE RIVER BASIN**

Tese apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos, área de concentração em Hidrologia, para a obtenção do título de Doutora.

APROVADA em 04 de agosto de 2023.

Dra. Lívia Alves Alvarenga UFLA

Dr. Luiz Fernando Coutinho de Oliveira UFLA

Dra. Minella Alves Martins INPE

Dr. Javier Tomasella INPE

Dr. Daniel Andrés Rodriguez UFRJ

Documento assinado digitalmente
 LÍVIA ALVES ALVARENGA
Data: 01/11/2023 14:51:46-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Lívia Alves Alvarenga
Orientadora

Prof. Dr. Javier Tomasella
Coorientador

**LAVRAS – MG
2023**

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Universidade Federal de Lavras e ao Departamento de Recursos Hídricos, pela oportunidade e pela infraestrutura ofertada;

À Profa. Dra. Livia Alves Alvarenga e ao Prof. Dr. Javier Tomasella pela orientação, ensinamentos, compreensão e toda a assistência durante os últimos anos;

Ao Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e seus respectivos docentes, técnicos e discentes;

Aos membros da banca de avaliação pela colaboração;

À Carolina, Josemeire, Cleber, Jéssica, Emanuelle, familiares e amigos pelo apoio incondicional.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001, Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) (APQ-00709-21), Universidade Federal de Lavras (UFLA) (PAPC 40/2022 e 907957/2020) e o Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) (429247/2018-4, 305295/2021-7).

RESUMO

As mudanças no clima e no uso e ocupação do solo causam alterações importantes no regime hidrológico. As bacias hidrográficas de cabeceira em regiões de forte efeito orográfico são estratégicas para satisfazer a demanda hídrica do país. Visto isso, o objetivo central deste trabalho visa avaliar os impactos nos recursos hídricos na bacia hidrográfica do Alto Rio Grande de 1985 a 2015 e em cenários futuros. Assim, esse estudo pretende compreender como as alterações do clima e do uso e ocupação do solo podem afetar a segurança hídrica e energética da região. Inicialmente, separou-se os impactos relacionados com fatores climáticos e antropogênicos no deflúvio observado entre 1985 e 2015 pelo método de decomposição da curva de Budyko. A seguir, foi realizada análise de incertezas relacionada aos parâmetros do modelo hidrológico estimados na frente de Pareto por método de otimização multiobjetivo (SPEA2) na estimativa da vazão diária, além de analisar as incertezas na projeção de deflúvio de longo termo pelos seguintes métodos: curva de Budyko e modelagem hidrológica (MHD-INPE). Assim, a partir da calibração do MHD-INPE foram avaliados os impactos hidrológicos a partir de cenários futuros de mudanças climáticas (simulados por modelo climático regional, modelo Eta, associado a quatro modelos de circulação global) e cenário de mudança de uso e ocupação do solo (projetado considerando a expansão agrícola observada no período histórico pelo modelo Dinâmica EGO). Por fim, estimou-se a variação na geração de energia elétrica nas usinas hidrelétricas Camargos e Itutinga a partir da vazão diária simulada nos cenários futuros considerando a operação das hidrelétricas pela energia firme associada a 5% de risco no período histórico de cada modelo climático. Como resultados, na série histórica entre 1985 e 2015, a variação do índice de aridez e da ocupação com áreas agrícolas na bacia hidrográfica foram as variáveis que melhor representaram a variação do deflúvio de longo termo na bacia, em que o aumento de áreas agrícolas se relaciona com a variação do deflúvio em seis de nove bacias estudadas. Na análise de incertezas, considerando os parâmetros do modelo hidrológico (MHD-INPE) na frente de Pareto, foram verificadas diferenças nos extremos de vazão diária simulada e poucas variações foram verificadas na projeção futura do deflúvio de longo termo. O método de Budyko tende a projetar maior deflúvio quando comparado ao MHD-INPE em anos com maior precipitação, bem como menor deflúvio em anos com menor precipitação. Por fim, os cenários de mudanças do clima indicam redução no deflúvio anual médio e, principalmente, na magnitude das vazões mínimas com frequência de excedência maior que 95%. Consequentemente, estima-se redução na geração de energia elétrica e no armazenamento de água do reservatório de Camargos, com aumento das falhas no sistema. No cenário combinado de expansão de agricultura de sequeiro com as mudanças climáticas, os impactos foram verificados com menor magnitude, principalmente em condições de clima menos úmido devido a restrições na transpiração das culturas sob estresse hídrico. Portanto, os impactos estimados para expansão da agricultura de sequeiro são mais amenos em cenários de clima mais críticos.

Palavras-chave: Modelagem Hidrológica. Modelos Climáticos. Uso e Ocupação do Solo. Hidrelétricas.

ABSTRACT

Changes in climate and in land use land cover can cause important variations in the hydrological regime. The headwater basins in regions with strong orographic effect are highly strategic to satisfy the country's water demand. Considering this, the main objective of this work is to evaluate the impacts on water resources in the Upper Rio Grande watershed from 1985 to 2015 and in future scenarios. Thus, this study intends to understand how changes in climate and land use land cover can affect the water and energy security in the region. Initially, the impacts related to climatic and anthropogenic factors on runoff observed between 1985 and 2015 were separated by the Budyko curve decomposition method. Next, it was analyzed uncertainties related to the parameters of the hydrological model estimated in the Pareto front from a multi-objective optimization method (SPEA2) in the estimation of daily runoff. In addition, uncertainties in the projection of long-term runoff by the following methods were analyzed: Budyko curve and hydrological modeling (MHD-INPE). Thus, from the MHD-INPE calibration, it was evaluated the hydrological impacts in future scenarios of climate change (simulated by a regional climate model, Eta-model, associated with four global circulation models) and a scenario of changes in land use land cover (projected considering the agricultural expansion observed in the historical period using Dinamica EGO model). Finally, it was estimated the variation in electricity generation for Camargos and Itutinga hydroelectric plants from simulated daily discharge in the future scenarios considering the operation strategy in hydroelectric plants to produce firm energy associated with 5% risk in the historical period of each climate model. As a result, during the observed series between 1985 and 2015, variations in aridity index and agricultural areas in the basin were the variables that best represented the variation of the long-term runoff, where the increase of agricultural areas is related to runoff reduction in six of nine sub-basins. In the analysis of uncertainties considering the parameters of the hydrological model (MHD-INPE) in the Pareto front optimization, differences were verified in the extremes of simulated daily flow and few variations were verified in the future projection of the long-term runoff. Budyko's method tends to project higher runoff when compared to MHD-INPE in years with higher precipitation, as well as lower runoff in years with lower precipitation. At last, the climate change scenarios indicate a reduction in future average annual runoff, especially in the magnitude of the minimum discharge with a frequency of exceedance greater than 95%. Consequently, it is estimated a reduction in electricity generation and water storage in the Camargos reservoir, with increase in system failures. In the combined scenario of rainfed agriculture expansion and climate change, the impacts were verified with lower magnitude, mainly in less humid climate conditions due to restrictions on crop transpiration under water stress conditions. Therefore, the estimated impacts for the expansion of rainfed agriculture are milder in more critical climate scenarios.

Keywords: Hydrological Modeling. Climate Models. Land Use Land Cover Change. Hydroelectric Plants.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Variação da escala espaço-temporal dos processos hidrológicos.....	17
Figura 3.1 - Diagrama da metodologia utilizada.	38
Figura 3.2 - Mapa de localização da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande, estações de monitoramento (a), classes de vegetação (b), de solo (c) e de ambientes hidrológicos (HAND) (d).	40
Figura 3.3 - Localização dos barramentos das UHE Camargos e Funil e extensão da área de seus reservatórios.	41
Figura 3.4 - Índice evaporativo de Budyko (ER/P) relacionado ao índice de aridez (EP/P) e variações do parâmetro w na equação de Fu (1981).	45
Figura 3.5 - Decomposição da curva de Budyko para estimar os impactos causados pelas mudanças climáticas e ações antropogênicas.	46
Figura 3.6 - Localização das bacias hidrográficas analisadas pelo método de decomposição da curva de Budyko.....	48
Figura 3.7 - Representação da correção de viés pelo método quantil-quantil para a precipitação diária estimada no mês de janeiro na cidade de Lavras-MG pelo modelo Eta-HadGEM2-ES. As setas indicam a correção da precipitação de 10 mm estimada pelo modelo.	53
Figura 3.8 - Mapas de uso e ocupação do solo em 2015 e 2020 utilizados como referência para projetar as mudanças de uso e ocupação do solo.	55
Figura 3.9 - Variáveis explicativas estáticas utilizadas para orientar as transições de classes de uso e ocupação do solo.....	56
Figura 3.10 - Bacias hidrográficas na resolução do modelo, drenagem por célula e localização das estações fluviométricas.	58
Figura 4.1 - Curvas de Budyko estimadas para as médias móveis de 15 anos nas 9 bacias hidrográficas estudadas.	67
Figura 4.2 - Variação do parâmetro w estimado por bacia hidrográfica ao longo do tempo. ..	67
Figura 4.3 - Variação do deflúvio causado por alterações antropogênicas e por variações no clima.	70
Figura 4.4 - Precipitação média mensal observada e simulada por cada modelo climático no município de Lavras - MG, durante o período histórico (1985 a 2005), dados antes e após a correção de viés.	74
Figura 4.5 - Temperatura média observada e simulada por cada modelo climático no município de Lavras - MG durante o período histórico (1985 a 2005), dados antes e após a correção de viés.	74
Figura 4.6 - Curva de distribuição de frequência acumulada da precipitação diária observada e simulada no município de Lavras-MG, dados antes e após a correção de viés. .	75
Figura 4.7 - Sinal da variação da precipitação simulada no cenário climático RCP4.5 para cada modelo climático antes e após a correção de viés no município de Lavras - MG.	76
Figura 4.8 - Sinal da variação da precipitação simulada no cenário climático RCP8.5 para cada modelo climático antes e após a correção de viés no município de Lavras - MG.	77
Figura 4.9 - Índice de aridez médio calculado para cada bacia a partir do período histórico (<i>baseline</i>) de cada modelo climático ao lado do índice de aridez calculado sobre os dados observados no mesmo período.	78
Figura 4.10 - Índice de aridez calculado sobre o cenário RCP4.5 para cada modelo climático para períodos futuros.	79

Figura 4.11 - Índice de aridez calculado sobre o cenário RCP8.5 para cada modelo climático para períodos futuros.....	80
Figura 4.12 - Transição das classes de vegetação na área de drenagem dos reservatórios da BARG de 1985 a 2020.	81
Figura 4.13 - Evolução da área ocupada em porcentagem das classes Agricultura, Pastagem e Floresta na bacia hidrográfica que abastece os reservatórios da BARG.....	82
Figura 4.14 - Variação da área plantada em todos os municípios da BARG de acordo com a PAM-IBGE.....	83
Figura 4.15 - Pesos das variáveis explicativas calculadas em cada transição de classe de vegetação para modelagem das mudanças de uso e ocupação do solo na BARG entre 2015 e 2020.	84
Figura 4.16 - Mapa de uso e ocupação do solo observado e simulado para o ano de 2020.	86
Figura 4.17 - Manchas de transição entre o mapa de uso e ocupação do solo entre 2015 e o mapa observado e simulado em 2020. Em transparente são células onde não ocorreram transições.	86
Figura 4.18 - Relação da similaridade e o tamanho da janela de observação entre o mapa de uso e ocupação do solo simulado e observado em 2020.....	87
Figura 4.19 - Evolução da área ocupada por cada classe de vegetação nas projeções futuras até o ano de 2100.	88
Figura 4.20 - Mapas das projeções de mudanças do uso e ocupação do solo em intervalos de 10 anos.....	88
Figura 4.21 - Variação das soluções encontradas na frente de Pareto para cada parâmetro em cada bacia hidrográfica (eixo x). Para amostras maiores que 8 soluções, os parâmetros são representados por boxplot.	90
Figura 4.22 - Variação das funções objetivos NSE e INSE para os indivíduos da frente de Pareto em cada bacia hidrográfica durante o período de calibração. Para amostras maiores que 8 soluções, as funções objetivas são representadas por boxplot.	91
Figura 4.23 - Hidrógrafa observada e simulada nas bacias GRA2, AIU5, CAP2 e CAM. Gráfico em escala logarítmica no interior representa o ano hidrológico 2010/2011.	93
Figura 4.24 - Curva de permanência da vazão diária observada (preto) e simulada na frente de Pareto (vermelho) em todo o período de simulação (1993 a 2013). Curva em verde representa a simulação com o maior valor de INSE e em azul a simulação com maior valor de NSE.	95
Figura 4.25 - Deflúvio de longo termo observado e estimado pelo método de Budyko e pelo MHD-INPE entre 1990 e 2015. A abcissa é representada pelo centro da média móvel de 15 anos.....	97
Figura 4.26 - Deflúvio de longo termo estimado para os cenários climáticos RCP4.5 (esquerda) e RCP8.5 (direita) pelos métodos Budyko (vermelho) e MHD-INPE (com a calibração de maior NSE - azul; e maior INSE - verde). A área colorida representa o menor e maior valor estimado pelo conjunto de modelos climáticos e a linha sólida representa a mediana do mesmo.	101
Figura 4.27 - Relação entre a diferença do deflúvio (DQ) com a precipitação média anual (esquerda) e índice de aridez (direita).	103
Figura 4.28 - Variação do deflúvio médio estimado para o cenário RCP4.5 em relação ao período histórico em cada modelo climático na BARG.....	105
Figura 4.29 - Variação do deflúvio médio estimado para o cenário RCP8.5 em relação ao período histórico em cada modelo climático na BARG.....	105
Figura 4.30 - Curva de permanência da vazão diária estimada no período histórico e no cenário RCP4.5 nas bacias hidrográficas. Os diferentes modelos climáticos são separados por cores e os intervalos pelo tipo de linha (contínuo, tracejada e pontilhada).	108

Figura 4.31 - Curva de permanência da vazão diária estimada no período histórico e no cenário RCP8.5 nas bacias hidrográficas. Os diferentes modelos climáticos são separados por cores e os intervalos pelo tipo de linha (contínuo, tracejada e pontilhada).	109
Figura 4.32 - Diferença do deflúvio médio simulado por cenários de mudança climática (MC) + mudanças de uso e ocupação do solo (MUO) para o cenário considerando apenas MC, sob cenário RCP4.5.....	110
Figura 4.33 - Diferença do deflúvio médio simulado por cenários de mudança climática (MC) + mudanças de uso e ocupação do solo (MUO) para o cenário considerando apenas MC, sob cenário RCP8.5.....	111
Figura 4.34 - Indicadores da curva de permanência MWH, MWL e QSM e a sazonalidade da vazão diária na bacia que abastece o reservatório de Camargos (CAM) para o cenário de mudanças climáticas (MC) e associado a mudanças de uso e ocupação do solo (MC+MUO). Os pontos representam cada um dos modelos climáticos.	112
Figura 4.35 - Variação da geração de energia elétrica média anual em relação ao período histórico, projetada para os cenários RCP4.5 e RCP8.5, em ambas as UHE Camargos e Itutinga. Variações por mudança do clima (MC) estão representadas na primeira linha e em associação com mudanças no uso e ocupação do solo (MC+MUO) na segunda linha.....	114
Figura 4.36 - Diferença na geração de energia elétrica anual sob o cenário de expansão agrícola (MC+MUO) em relação ao cenário em que somente são consideradas as mudanças climáticas (MC).....	115
Figura 4.37 - Volume útil médio anual do reservatório de Camargos sob os cenários futuros.	116

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Estações pluviométricas monitoradas pela ANA.	42
Tabela 3.2 - Estações meteorológicas monitoradas pelo INMET.	43
Tabela 3.3 - Estações fluviométricas monitoradas pela ANA.	43
Tabela 3.4 - Área de drenagem de cada bacia hidrográfica (km ²), precipitação média anual (mm) e deflúvio anual (mm), considerando dados de 1985 a 2015.	48
Tabela 3.5 - Descrição dos modelos climáticos utilizados no estudo.	51
Tabela 3.6 - Lista de parâmetros fixos de ambientes do solo e vegetação para o modelo MHD-INPE.	59
Tabela 3.7 - Lista de parâmetros calibráveis por bacia hidrográfica do modelo, intervalo de calibração e valor inicial da primeira iteração.	60
Tabela 4.1 - Média e desvio padrão do índice de aridez e do parâmetro w por bacia hidrográfica entre 1985 e 2015.	66
Tabela 4.2 - Estatísticas para o w estimado a partir das variáveis explicativas.	69
Tabela 4.3 - Variação observada no deflúvio médio de 15-anos de 1985 a 2015 (ΔQ), variação estimada por causas antropogênicas (ΔQ_h), por variações do índice de aridez (ΔQ_{c1}), por influência climática no parâmetro w (ΔQ_{c2}) e a diferença entre dados estimados (ΔQ_{Est}) e observados (ΔQ).	72
Tabela 4.4 - Matriz de transição em taxas anuais (%) das classes de vegetação no período de 2015 a 2020.	84
Tabela 4.5 - Estatística de precisão das simulações para vazão diária entre 2008 e 2013 para as soluções da frente de Pareto com maior NSE (>NSE) e maior INSE (>INSE) durante a calibração.	92
Tabela 4.6 - Variação em percentual dos indicadores MWL, MWH e QSM da curva de permanência e da sazonalidade das simulações com maior NSE e maior INSE em relação aos dados observados.	96
Tabela 4.7 - Desempenho estatístico do deflúvio médio de 15 anos estimado para o período de validação (2004 a 2006).	98
Tabela 4.8 - Diferença média do deflúvio (DQ) estimado pelo método de Budyko em relação às calibrações no MHD-INPE com maior NSE e maior INSE para a mediana, maior valor (max) e menor valor (min) deflúvio do conjunto multimodelo nas projeções climáticas.	102

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivo geral.....	15
1.2	Objetivos específicos	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1	Escalas Hidrológicas	17
2.2	Modelagem Hidrológica	19
2.2.1	Modelo Hidrológico Distribuído do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (MHD-INPE)	22
2.3	Hipótese de Budyko	23
2.4	Mudanças Climáticas (MC)	24
2.4.1	Modelos climáticos.....	26
2.5	Mudanças no Uso e Ocupação do Solo (MUO) no Brasil.....	28
2.5.1	Dinâmica EGO	31
2.6	Impactos das Mudanças Climáticas (MC) e Mudanças no Uso e Ocupação do Solo (MUO) na hidrologia	32
2.7	Considerações gerais	36
3	METODOLOGIA	38
3.1	Descrição da área experimental	39
3.1.1	Reservatórios Camargos e Itutinga.....	40
3.1.2	Levantamento de dados hidrológicos.....	42
3.1.3	Uso e ocupação do solo - MapBiomas	43
3.2	Separação dos impactos causados por mudanças climáticas e por expansão da agricultura no deflúvio	44
3.2.1	Curva de Budyko	44
3.2.2	Método de decomposição da curva Budyko	45
3.2.3	Dados de entrada para decomposição da curva de Budyko	47
3.3	Modelos climáticos globais, regionais e cenários das mudanças climáticas	50
3.3.1	Correções de erros sistemáticos.....	52
3.4	Projeções de mudanças do uso e ocupação do solo	53
3.5	Modelo Hidrológico Distribuído (MHD-INPE)	56
3.5.1	Dados de entrada e análise de desempenho do modelo hidrológico MHD-INPE .	57

3.5.2	Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)	59
3.5.3	Análise do desempenho do modelo.....	61
3.6	Análise de incertezas sobre a projeção do deflúvio utilizando modelagem hidrológica e Budyko	63
3.7	Impactos das mudanças climáticas e de uso e ocupação do solo na segurança hídrica	64
3.8	Geração de energia elétrica pelas hidrelétricas	64
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	66
4.1	Separação dos impactos causados por mudanças do clima e por expansão da agricultura	66
4.1.1	Estimativa do parâmetro w	66
4.1.2	Decomposição da curva de Budyko.....	68
4.2	Projeções climáticas futuras	73
4.2.1	Correção de viés	73
4.2.2	Índice de Aridez (IA)	78
4.3	Simulação das Mudanças de Uso e Ocupação do solo.....	80
4.3.1	Variação do uso e ocupação do solo na BARG	80
4.3.2	Validação do modelo Dinâmica EGO	83
4.3.3	Projeção futura das mudanças de uso e ocupação do solo.....	87
4.4	Incertezas e desempenho do modelo MHD-INPE na simulação de vazão	89
4.5	Análise de incertezas para projeção futura de deflúvio de longo termo	97
4.5.1	Representação do deflúvio de longo termo.....	97
4.5.2	Projeção de deflúvio sob os cenários climáticos futuros	100
4.6	Impactos hidrológicos futuros estimados pelo MHD-INPE.....	104
4.6.1	Projeção de geração de energia elétrica.....	114
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	118
	REFERÊNCIAS	120

1 INTRODUÇÃO

Situada na região sudeste do Brasil, a bacia hidrográfica do Rio Grande apresenta importância estratégica para a produção agrícola, abastecimento humano e, sobretudo, a geração de energia elétrica. Somente nessa bacia hidrográfica há 25,16% da capacidade de armazenamento de energia da região sudeste e central do país (ONS, 2022). Em sua cabeceira, na bacia hidrográfica do Alto Rio Grande (BARG), inicia-se um sistema de cascata com doze usinas hidroelétricas (UHE) até a UHE Água Vermelha, com capacidade instalada de 1,4 GW. Dentre essas UHEs, o reservatório da UHE Furnas possui a maior capacidade de energia armazenada do sudeste brasileiro, o que garante atender a sua demanda energética durante o período da seca. Por essas razões, a BARG é altamente estratégica para satisfazer as demandas hídricas e energéticas no país.

Entre os anos 2014 e 2015 o sudeste brasileiro enfrentou uma seca severa que prejudicou o abastecimento de água nesta região (COELHO et al., 2016). A produção de energia elétrica também foi impactada, em que o volume do reservatório de Furnas chegou a 10% do seu volume útil (ONS, 2021). Segundo Cunha et al. (2019), entre 2011 e 2019 ocorreram diversos eventos de seca no território brasileiro (com exceção da região sul), sendo os mais graves e intensos dos últimos 60 anos. Em Tomasella et al. (2023), observou-se uma tendência de aumento de eventos de seca em grande parte do território nacional entre 1980 e 2016, incluindo a região sudeste. Nesse sentido, há evidências de que as mudanças climáticas devido às ações antropogênicas têm influenciado nos recentes eventos de seca em diversas regiões do mundo (COOK; MANKIN; ANCHUKAITIS, 2018).

Devido à importância da bacia hidrográfica do Rio Grande e os impactos recentes observados na região, muitos estudos procuraram estimar os impactos futuros das mudanças climáticas nos recursos hídricos utilizando ferramentas de modelagem hidrológica (ALVARENGA et al., 2016a, 2018; MELLO et al., 2021; OLIVEIRA et al., 2017; VIOLA et al., 2015; ZÁKHIA et al., 2022). Em um estudo de impactos de cenários futuros do clima na bacia hidrográfica do Rio Grande, Mello et al. (2021) estimaram que em um cenário mais pessimista de emissões de gases do efeito estufa (RCP8.5), o deflúvio anual afluente ao reservatório de Furnas pode reduzir em até 30%, com impactos mais severos no período das secas. Oliveira et al. (2017) estimaram uma redução de até 58% na geração de energia elétrica anual na BARG.

Estudos também buscaram identificar os impactos das mudanças de uso e ocupação do solo nos recursos hídricos na BARG com cenários de desmatamento (ALVARENGA et al.,

2016b; OLIVEIRA et al., 2018) e expansão da silvicultura (VIOLA et al., 2014). Os resultados apontam para aumento no deflúvio anual e nas vazões máximas devido à redução na evapotranspiração e interceptação da precipitação.

No entanto, não há estudos na região analisando esses cenários futuros combinados. Na bacia hidrográfica do Rio Madeira, Siqueira Júnior, Tomasella e Rodriguez (2015) analisaram cenários futuros de mudanças climáticas e observaram aumento das vazões extremas de pico ao associar à projeção de desmatamento. Na bacia hidrográfica do Rio Paraíba do Sul, Paiva (2020) observou que o desmatamento e a expansão urbana apresentaram poucas variações na curva de permanência da vazão e na produção de energia, sendo os principais impactos causados por mudanças do clima. Isso se deu pelo fato que a bacia hidrográfica tem ocupação consolidada na maior parte de sua área de drenagem com áreas fortemente urbanizadas, portanto, não há espaço para expansão de áreas agrícolas.

Alguns estudos, no entanto, procuram investigar os impactos de mudanças climáticas e no uso e ocupação do solo no período histórico de observação por metodologias de elasticidade climática, contabilizando a influência das variações do clima na resposta hidrológica (CHAGAS; CHAFFE; BLÖSCHL, 2022; JIANG et al., 2015; JONG et al., 2018; LV et al., 2019; OLIVEIRA et al., 2022; OLIVEIRA; TOMASELLA; SANCHES, 2019; WANG; HEJAZI, 2011). Análises dessa natureza também possibilitam relacionar variações do deflúvio com outras variáveis de influência antropogênica. Assim, estudos na região sudeste do Brasil indicam a relação da variação da vazão dos rios com a expansão da agricultura e dos usos da água relacionados (CHAGAS; CHAFFE; BLÖSCHL, 2022; OLIVEIRA et al., 2022; OLIVEIRA; TOMASELLA; SANCHES, 2019). Portanto, vale destacar que, apesar da agricultura ser uma das principais atividades na BARG, seus impactos nos recursos hídricos não foram explorados em estudos prévios.

Como visto, a modelagem hidrológica tem fornecido importantes informações sobre os mecanismos dos impactos das mudanças climáticas e do uso e ocupação do solo no escoamento superficial em bacias hidrográficas, mas são poucos os estudos que levam em conta uma estrutura de modelagem integrada dos cenários. Sendo assim, as incertezas dessas projeções não são bem compreendidas.

Além disso, outras fontes de incertezas estão associadas à modelagem dos processos hidrológicos e estão relacionadas aos parâmetros do modelo, processo de calibração, estrutura do modelo e da coleta de dados (MOGES et al., 2021). Apesar de existirem modelos complexos disponíveis, esses geralmente não garantem melhora no desempenho da simulação (LI; XU; BELDRING, 2015; MELO et al., 2022a; ORTH et al., 2015; ORTH; SENEVIRATNE, 2015).

Isso ocorre devido à quantidade de informações necessárias para representar os processos físicos, nos quais são utilizados muitos parâmetros que, quando não devidamente representados, podem aumentar as incertezas da estrutura do modelo (ORTH; DUTRA; PAPPENBERGER, 2016). Por isso, simplificações na modelagem podem ser benéficas para análises de primeira ordem ou para trabalhar com um grande volume de dados (ORTH et al., 2015).

As análises de incertezas são cruciais em estudos de modelagem pois permitem identificar limitações no modelo, guiar a coleta de dados e quantificar as incertezas nas projeções do modelo (MOGES et al., 2021). Um método comumente utilizado para avaliação de incertezas na estrutura de modelos é por análise em conjunto, em que são utilizados múltiplos modelos para representação de um sistema. Ainda, em relação às incertezas relacionadas à parametrização, é comumente utilizado um conjunto de combinações de parâmetros como alternativa a uma única simulação por otimização de uma única função objetivo. Assim, em uma otimização multiobjetivo classificam-se os conjuntos de parâmetros a partir de múltiplas funções objetivo (GUO et al., 2014), o que garante um melhor entendimento das limitações do modelo (GUPTA; SOROOSHIAN; YAPO, 1998).

Portanto, além de se estimar os impactos passados e futuros por alterações climáticas ou de uso e ocupação do solo, deve-se quantificar as incertezas da modelagem para uma melhor avaliação. Esses resultados serão de fundamental importância para a formulação de políticas apropriadas de gestão da água para as comunidades locais visando a conservação dos recursos naturais. Com isso, pode-se traçar estratégias de desenvolvimento sustentável, de modo que se garanta a produtividade agrícola da região sem prejudicar os demais usos da água.

1.1 Objetivo geral

Objetiva-se, portanto, com esse estudo analisar os impactos na disponibilidade hídrica da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande decorrentes das mudanças do clima e do uso e ocupação do solo combinados em um período de 30 anos de observação e em cenários futuros até o final do século XXI, analisando as incertezas das projeções.

1.2 Objetivos específicos

- Identificar e avaliar o impacto das alterações climáticas e de ações antropogênicas no deflúvio da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande entre 1985 e 2015;

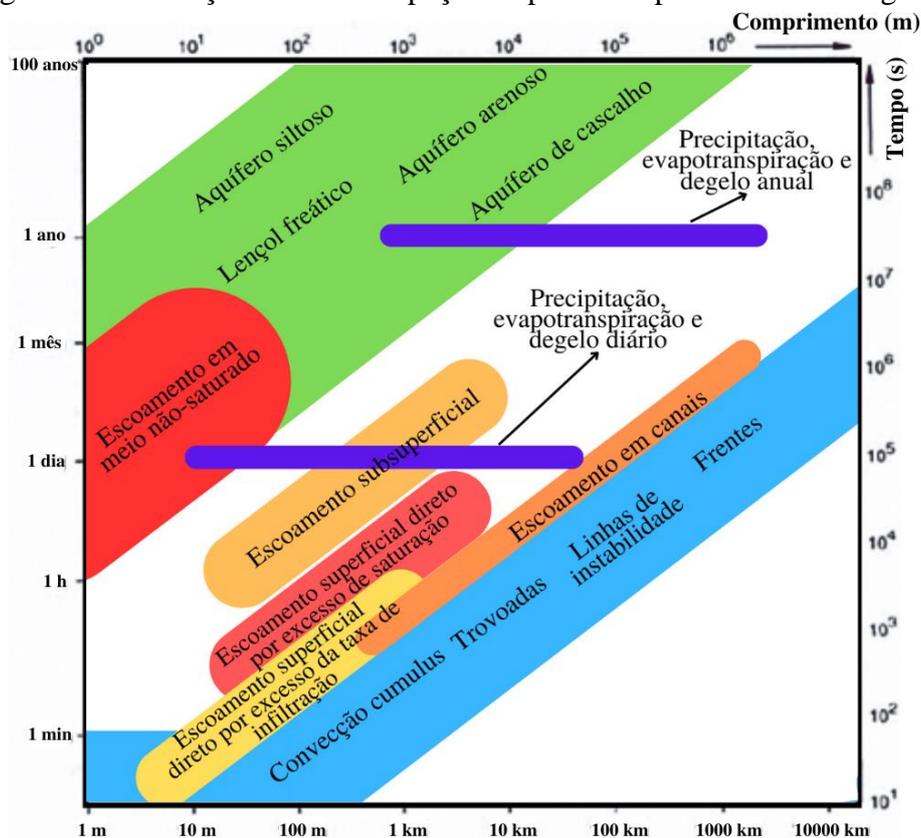
- Analisar as incertezas na projeção do deflúvio de longo termo utilizando um modelo hidrológico conceitual (MHD-INPE) e uma metodologia de elasticidade climática (Budyko);
- Estimar e avaliar os impactos hidrológicos e na geração de energia elétrica da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande associados aos cenários climáticos RCP4.5 e RCP8.5 combinados à cenário de expansão agrícola utilizando o MHD-INPE.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Escalas Hidrológicas

O termo escala na hidrologia pode se referir às características temporais ou espaciais. As escalas estão associadas tanto aos processos hidrológicos, quanto às observações e à modelagem dos mesmos. Os processos hidrológicos ocorrem em ampla variação de escalas espaciais e temporais, desde o escoamento superficial direto por excesso da taxa de infiltração no solo, que pode ocorrer em escalas de poucos metros em minutos, até escoamento em aquíferos subterrâneos fraturados, que podem ocorrer em dimensões de milhares de quilômetros em dezenas de anos (Figura 2.1) (BLÖSCHL; SIVAPALAN, 1995).

Figura 2.1 - Variação da escala espaço-temporal dos processos hidrológicos.



Fonte: Adaptado de Blöschl e Sivapalan (1995)

A escala de observação se refere às amostragens, a distância entre pontos de observações, ao intervalo de tempo entre amostragens ou ao seu volume. Em uma abordagem física em estudos hidrológicos ideais, a escala dos processos, observações e modelagem devem coincidir. No entanto, os processos hidrológicos ocorrem em diferentes escalas

simultaneamente (BLÖSCHL; SIVAPALAN, 1995), o que dificulta que os processos sejam observados em sua totalidade. Além disso, as escalas na modelagem, que podem ser referidas como escala de trabalho, devem refletir o processo hidrológico e a finalidade da aplicação. No entanto, as escalas de observação geralmente não acompanham a escala de modelagem e, nesse caso, é necessário realizar etapas de agregação (*upscaling*) ou redução de escala (*downscaling*), em que se transfere informações observadas para uma escala maior ou menor, respectivamente (BLÖSCHL; SIVAPALAN, 1995).

Sendo as escalas de observações hidrológicas diferentes da escala de modelagem, a representação de características do solo se torna um desafio, em que, na escala de observação em estudos pedológicos são geralmente amostradas as estruturas do solo verticalmente, enquanto na escala de modelagem se deve representar a sua distribuição horizontal (VOGEL, 2019). Devido à heterogeneidade estrutural da porosidade do solo, em maiores escalas espaciais têm-se feições do terreno com diferentes tipos de solo que dependem do material de origem e de outros fatores locais de formação da estrutura porosa do solo como: o uso e ocupação do solo e o manejo do solo na agricultura (VOGEL, 2019).

A escala de bacias hidrográficas também é um fator importante na modelagem, visto que bacias hidrográficas maiores tendem a atenuar os efeitos no escoamento superficial gerado de forma localizada e mais complexa nas pequenas escalas. Isto ocorre, por exemplo, porque na larga escala o escoamento superficial é menos sensível às variações de intensidade de precipitação observada em estações de monitoramento individuais (WOOD et al., 1988). No mais, variações no uso e ocupação do solo também causam impactos no regime hidrológico que podem ser atenuados em maiores escalas. Segundo Blöschl et al. (2007), os processos hidrológicos dominantes variam em bacias hidrográficas de pequenas e grandes escalas, e em escalas maiores os impactos são mais difíceis de analisar devido ao atraso entre a causa e o efeito.

Zhang et al., (2017) examinaram estudos em 312 bacias hidrográficas ao redor do mundo, analisando os impactos hidrológicos causados por variação em áreas de floresta. Suas análises indicaram que os efeitos hidrológicos devido ao desmatamento são observados em bacias hidrográficas de todos os tamanhos, em que a perda de floresta causa aumento no deflúvio anual. No mais, os estudos apontam que em bacias hidrográficas maiores ($> 1000 \text{ km}^2$), os impactos no deflúvio anual, devido à variação de área de floresta, reduzem com o aumento da escala, e em bacias hidrográficas menores ($< 1000 \text{ km}^2$) o mesmo não pôde ser concluído. Portanto, devido aos diferentes processos hidrológicos dominantes, a extrapolação de impactos entre pequenas e grandes escalas pode ser problemática.

A escala também possui um papel fundamental na simulação hidrológica por modelos. De acordo com Yu et al. (2014), ao aumentar a escala espacial e temporal em modelo distribuído obtêm-se um efeito de suavização das características topográficas da bacia hidrográfica e na intensidade da precipitação e, devido a isto, em representações de maior escala ocorre uma subestimativa dos picos de vazão simulados e do deflúvio total.

2.2 Modelagem Hidrológica

Os modelos são ferramentas utilizadas para representar um sistema. Na hidrologia os modelos possuem a finalidade de representar o comportamento das bacias hidrográficas a fim de prever informações nas quais não se tem dados ou em condições diferentes das observadas. Os modelos hidrológicos procuram representar os processos físicos a partir de equações matemáticas, que podem ser classificados como estocásticos ou determinísticos; conceitual ou empírico; e concentrado ou distribuído (TUCCI, 2005).

Os modelos estocásticos são aqueles em que se utiliza de probabilidades estatísticas, enquanto nos modelos determinísticos uma mesma entrada sempre gera a mesma saída (DOOGE, 1973). Os modelos conceituais são aqueles que consideram os processos físicos em sua formulação, enquanto os modelos empíricos relacionam entradas e saídas, sem considerar a física do sistema. Os modelos conceituais podem ser subdivididos em semiconceitual e fisicamente baseado, sendo, o primeiro aquele que consideram a física do sistema, mas possuem um certo empirismo em alguns de seus parâmetros. Os modelos fisicamente baseados utilizam das principais equações diferenciais e parâmetros que se aproximam do sistema físico. Por fim, de acordo com a sua distribuição espacial, os modelos podem ser concentrados (*lumped* – do inglês), quando não se considera a variabilidade espacial do sistema, sendo o tempo a única variável independente, ou distribuído, quando ambos o tempo e o espaço são as variáveis independentes. No mais, existem modelos hidrológicos que são discretizados por bacias hidrográficas, sendo esses comumente chamados de semidistribuídos. Na prática, a distribuição espacial em modelos é realizada de forma discreta, em que cada célula se tem uma representação concentrada do sistema (TUCCI, 2005).

Em modelos distribuídos e fisicamente baseados há um maior grau de detalhamento, em que se tem maior número de parâmetros e as características físicas das bacias hidrográficas devem ser detalhadas espacialmente. Melo et al. (2022a) utilizaram os modelos DHSVM (*Distributed Hydrology Soil Vegetation Model*) e MHD-INPE (Modelo Hidrológico do Distribuído do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais) na simulação hidrológica de uma

pequena bacia hidrográfica na cabeceira da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande, em que, o DHSVM (modelo fisicamente baseado e distribuído) foi aplicado com escala espacial de 30 m, e o MHD-INPE (modelo semiconceitual) foi aplicado de forma concentrada. Os resultados indicaram que o maior detalhamento e demanda por informações do modelo DHSVM, dificulta a representação dos processos hidrológicos no modelo, e que, como o modelo MHD-INPE representa as características físicas de forma simplificada, o seu desempenho foi superior na simulação da vazão na foz da bacia hidrográfica.

Em Melo et al. (2021), observou-se uma melhora na performance do modelo DHSVM com o maior detalhamento na distribuição dos parâmetros físicos do solo. Segundo Savenije (2010), a dificuldade em representar as características físicas com detalhe em modelos como o DHSVM faz com que seu desempenho seja geralmente pior que a de modelos semiconceituais, que fazem algumas simplificações. Isto ocorre porque, na prática, a dificuldade em coletar e representar dados com características heterogêneas pode levar a maiores incertezas na modelagem. Portanto, existe uma relação de compromisso entre a eficiência do modelo, sua complexidade e a quantidade de informação contida nos dados utilizados.

A falta de dados observados com qualidade e quantidade para a parametrização de modelos pode levar a incertezas do tipo superparametrização (*overparametrization*) e equifinalidade (*equifinality*). Em que, superparametrização se refere à casos em que se tem mais parâmetros no modelo do que se tem de dados disponíveis para análise de desempenho e, equifinalidade se refere à quando mais de um conjunto de parâmetros gera o mesmo resultado (BEVEN, 1993).

Além das incertezas nos parâmetros, as incertezas dos modelos hidrológicos podem ocorrer devido aos processos de calibração, estrutura do modelo e dos dados de entrada. Com isso, uma das etapas importantes para a aplicação de modelos hidrológicos é a análise de incertezas, em que seu objetivo é: identificar as limitações do modelo e propor estratégias de melhoria; guiar a coleta de dados; e quantificar as incertezas associadas à previsão desses modelos (MOGES et al., 2021). Para tal, são utilizadas metodologias de análise de incertezas como as que utilizam o contexto das análises de Monte Carlo, a análise de sensibilidade de parâmetros, otimização multiobjetiva, simulação multimodelo, dentre outras (REFSGAARD et al., 2007). Um dos métodos mais utilizados para contornar a equifinalidade é a estimativa de incerteza de verossimilhança generalizada (GLUE - *generalized likelihood uncertainty estimation*), que utiliza métodos de Monte Carlo com limites de predição, em que se considera uma distribuição específica de parâmetros (BEVEN; BINLEY, 1992). Na análise de sensibilidade se analisa a resposta do modelo à variação de parâmetros ou dados de entrada.

Na otimização multiobjetiva, sendo um outro método para abordar a incerteza na parametrização, condiciona-se a calibração às múltiplas funções objetivas, que são as estatísticas de desempenho. Um exemplo é o algoritmo de calibração SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) (ZITZLER; LAUMANNNS; THIELE, 2001). Ainda, como método para abordar incertezas na estrutura dos modelos, a simulação multimodelo utiliza de diferentes modelos para representar o mesmo sistema.

A etapa de calibração de um modelo hidrológico consiste em ajustar parâmetros do modelo de modo que as saídas representem o sistema. A calibração pode ocorrer manualmente, alterando os parâmetros individualmente e observando a resposta do modelo. Neste caso, é essencial estudos de análise de sensibilidade dos parâmetros (DU et al., 2014; MELO et al., 2021). No entanto, a interação entre os parâmetros também altera as respostas do modelo, o que não é possível avaliar em métodos de perturbação de um único parâmetro. Alguns algoritmos foram desenvolvidos com o objetivo de auxiliar na calibração de forma automática. São exemplos: o algoritmo SCE-UA (*shuffled complex Evolution da University of Arizona*) (DUAN; SOROOSHIAN; GUPTA, 1994) que utiliza de amostragem aleatória e se objetiva em maximizar uma função objetivo e o algoritmo SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) (ZITZLER; LAUMANNNS; THIELE, 2001) que utiliza de otimização multiobjetiva e seleciona os indivíduos não dominados da iteração anterior e faz combinações de torneios, cruzamento e mutação para selecionar novos indivíduos.

Para avaliar a capacidade de predição de um modelo calibrado, são utilizadas estratégias de validação. Klemeš (1986) recomenda critérios mínimos para tal, sendo: *Split-sample test*, que se divide a série histórica em intervalos para calibração e validação; *proxy-basin test*, para casos em que se deseja simular dados em bacias hidrográficas sem monitoramento, devendo-se calibrar o modelo em uma bacia hidrográfica e validar em outra, ambas monitoradas e com características similares à bacia hidrográfica de interesse; *differential split-sample test*, para caso se queira simular cenário de clima úmido, por exemplo, deve-se calibrar em períodos de seca e validar em períodos úmidos; *proxy-basin differential split-sample test*, para casos em que se deseja analisar cenários que variam geograficamente e climaticamente, em que a validação é feita de acordo com o período climático e em diferentes bacias hidrográficas.

A avaliação dos modelos hidrológicos deve ser realizada por representações gráficas e estatísticas. Das análises gráficas, recomenda-se a apresentação dos gráficos como hidrógrafas e curva de permanência, que devem ser apresentados antes dos coeficientes estatísticos, para a análise visual dos dados (MORIASI et al., 2007). Das análises estatísticas de desempenho, são utilizadas estatísticas de regressão, técnicas adimensionais e índice de erro. Sendo a primeira

exemplificada pelos coeficientes de ajuste em equações lineares e os coeficientes de correlação (r) e de determinação (r^2). Para as estatísticas adimensionais a eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) é amplamente utilizada na literatura por representar melhor toda a hidrógrafa. Ainda assim, a NSE é sensível a valores extremos e, portanto, é comumente utilizado também em sua forma logarítmica (LNSE) (MORIASI et al., 2015). Por fim, nos índices de erro se mede os resíduos na mesma unidade dos dados analisados, por exemplo a raiz do erro médio quadrático (RMSE) e a porcentagem de viés (*bias*, do inglês) (PBIAS). Moriasi et al. (2007) recomendam que a análise do RMSE considere o desvio padrão dos dados observados (SD). Sendo assim, o índice de desvio padrão (SDR) divide a RMSE por SD. Gupta et al. (2009) propuseram um coeficiente que incorpora a correlação, a variabilidade e o viés das variáveis, chamado eficiência de Kling-Gupta (KGE). Como critério de avaliação de performance de modelos hidrológicos, Moriasi et al. (2015) realizaram um estudo de revisão de literatura em trabalhos publicados e sintetizaram intervalos para as estatísticas de precisão em que se considera a performance do modelo como “aceitável”, sendo: r^2 maior que 0,6; NSE e LNSE maiores que 0,5; e PBIAS entre -15 e 15 %.

2.2.1 Modelo Hidrológico Distribuído do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (MHD-INPE)

O Modelo Hidrológico Distribuído do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (MHD-INPE) (RODRIGUEZ; TOMASELLA, 2016) foi originado a partir do Modelo de Grandes Bacias do Instituto de Pesquisa Hidráulica (MGB-IPH) (COLLISCHONN et al., 2007), combinando as metodologias de formação do escoamento dos modelos Xinanjiang (REN-JUN, 1992) e TopModel (BEVEN; KIRKBY, 1979). É um modelo de grades regulares de larga escala que representa a heterogeneidade topográfica pelo índice topográfico, princípio do modelo TopModel (BEVEN; KIRKBY, 1979).

Apesar da larga escala espacial de aplicação, o modelo MHD-INPE foi aplicado na bacia hidrográfica do Rio Grande em pequenas bacias hidrográficas de 6,7 km² (MELO et al., 2022a) e de 32 km² (ZÁKHIA et al., 2022), apresentando bom desempenho em representar os processos hidrológicos. Em bacias de grande escala o modelo foi aplicado em área de drenagem de 764.000 de km² na bacia hidrográfica do Rio Tocantins-Araguaia (FALCK et al., 2015) e em área de aproximadamente 1,5 milhões de km² na bacia hidrográfica do Rio Madeira (SIQUEIRA JÚNIOR; TOMASELLA; RODRIGUEZ, 2015).

Dentre as principais aplicações desse modelo disponíveis na literatura, se destaca o uso em previsões de eventos extremos (CASAGRANDE et al., 2017; FALCK et al., 2015, 2018; FALCK; TOMASELLA; PAPA, 2021; NEGRÃO et al., 2017; TOMASELLA et al., 2019), projeção de impactos causados por alterações no clima (DALAGNOL et al., 2017; MICHELS-BRITO et al., 2021; ZÁKHIA et al., 2022), no uso e ocupação do solo (OLIVEIRA et al., 2022; RODRIGUEZ; TOMASELLA, 2016; SIQUEIRA JÚNIOR; TOMASELLA; RODRIGUEZ, 2015), na estimativa de produção elétrica em hidroelétricas (MOHOR et al., 2015), para planejamento de políticas públicas do uso da água (MARQUES; VERAS; RODRIGUEZ, 2022) e estimativa de indicadores econômicos relacionados à seguros (MOHOR; MENDIONDO, 2017).

2.3 Hipótese de Budyko

Budyko (1974) propôs um modelo para estimar a evapotranspiração real a partir da evapotranspiração potencial e da precipitação. Para tal, assumiu-se que a razão entre a evapotranspiração real e a precipitação, chamada de índice evaporativo, pode ser estimada em função da razão entre a evapotranspiração potencial e a precipitação, chamada de índice de aridez. Outros trabalhos exploraram esta relação e incorporaram um parâmetro (w) que acrescenta as características da bacia hidrográfica ao modelo de Budyko (FU, 1981; PIKE, 1964; TURC, 1955; WANG; TANG, 2014; ZHANG; DAWES; WALKER, 2001).

O parâmetro w indica a propensão da bacia hidrográfica em favorecer a evapotranspiração (ZHANG et al., 2004). Alguns estudos avaliaram a relação desse parâmetro com o uso e ocupação do solo (DONOHUE; RODERICK; MCVICAR, 2007, 2010; OLIVEIRA et al., 2022; OLIVEIRA; TOMASELLA; SANCHES, 2019), componentes do clima (JIANG et al., 2015; OLIVEIRA; TOMASELLA; SANCHES, 2019), a declividade média da bacia hidrográfica (YANG et al., 2014), a capacidade de infiltração no solo e o armazenamento de água no solo (YANG et al., 2007).

Considerando que as alterações no clima impactem diretamente o índice de aridez (evapotranspiração potencial e precipitação), Wang e Hejazi (2011) propuseram uma metodologia conceitual de separação dos impactos causados pelo clima e por ações antropogênicas na evapotranspiração real. Assim, a variação vertical entre curvas de Budyko com diferentes valores de w foram relacionados aos impactos antropogênicos diretos. No mais, ao considerar dados anuais de longo termo no balanço hídrico é possível desprezar o

armazenamento e, portanto, separar os impactos causados por alterações no clima e por ações antropogênicas no deflúvio de bacias hidrográficas.

A metodologia de Wang e Hejazi (2011) assume que apenas variações no índice de aridez se relaciona aos fatores climáticos, porém componentes do clima também podem modificar como o parâmetro w varia no tempo. Portanto, Jiang et al. (2015) propuseram ajustar uma regressão linear entre as variações desse parâmetro com variáveis do clima e variáveis relacionadas às alterações antropogênicas na bacia hidrográfica. A partir desta regressão foi estimada a variação no deflúvio causada por cada variável explicativa.

Metodologias de separação dos impactos no deflúvio causados por mudanças do clima e por ações antropogênicas diretas pela hipótese de Budyko foram aplicadas em bacias hidrográficas na China (JIANG et al., 2015; LV et al., 2019; WANG; ZHANG; TANG, 2020), Brasil (OLIVEIRA et al., 2022; OLIVEIRA; TOMASELLA; SANCHES, 2019) e Estados Unidos da América (WANG; HEJAZI, 2011). Outras aplicações da curva de Budyko incluem abordagem para auxiliar na calibração de modelos hidrológicos (GREVE; BUREK; WADA, 2020; NIJZINK et al., 2018), estudo para identificar incertezas em modelo hidrológico complexo (MALAGÒ; BOURAOUI; DE ROO, 2018) e projeção de impactos no deflúvio a partir de dados obtidos por cenários futuros de modelos climáticos (LI et al., 2020; XING et al., 2018).

2.4 Mudanças Climáticas (MC)

O Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) foi fundado em 1988 pela Organização das Nações Unidas com o objetivo de reunir informações científicas, técnicas e socioeconômicas que auxiliem nos estudos das mudanças no clima, bem como apresentar opções de adaptação e mitigação (CHEN et al., 2021). Em seu sexto relatório de avaliação (MASSON-DELMOTTE et al., 2021) foi estabelecido como inequívoco que as atividades humanas após o desenvolvimento industrial possuem influência no aquecimento observado na atmosfera, oceano e solo. Ao considerar como referência o período entre 1850 e 1900, a temperatura média global da superfície entre 2011 e 2020 subiu cerca de 1,09 °C. Entretanto, no acordo de Paris, as nações se comprometeram em impedir que o aumento da temperatura passe de 2 °C acima dos níveis pré-industriais, e que os esforços devem ser voltados para limitar o aumento em 1,5 °C (CHEN et al., 2021).

Os fatores determinantes (*drivers*) das mudanças climáticas são aqueles responsáveis por alterar o balanço de energia na Terra e sua influência é medida em termos de forçante

radiativa efetiva, em $W m^{-2}$. Dentre os fatores determinantes naturais estão as mudanças na insolação solar que podem ocorrer por flutuações multianuais no Sol ou mudanças na órbita terrestre. Outro fator natural são os aerossóis emitidos por erupções vulcânicas, que possuem efeito de resfriamento da atmosfera, sendo que a sua variabilidade observada desde o ano 1900 não é incomum quando comparado aos últimos 2500 anos (GULEV et al., 2021).

Os gases de efeito estufa como o Dióxido de Carbono (CO_2), Metano (CH_4) e Óxido Nitroso (N_2O) possuem duração prolongada. A concentração desses gases na atmosfera é certamente maior no tempo presente que no período prévio da industrialização, sendo a taxa de crescimento de suas concentrações sem precedentes nos últimos 800 anos. A concentração de CO_2 observada atualmente ocorreu na atmosfera pela última vez à mais de 2 milhões de anos atrás (GULEV et al., 2021). Outros fatores determinantes para as mudanças climáticas incluem gases que destroem a camada de Ozônio, presença de vapor de água na estratosfera, emissão de Ozônio na troposfera e emissão de aerossóis.

As mudanças no uso e ocupação do solo também são fatores determinantes nas mudanças do clima. A mudança de vegetação altera o albedo terrestre e afeta na troca de CO_2 e umidade com a atmosfera. No mais, o desmatamento resulta em impacto direto na emissão do CO_2 pela queima das florestas (GULEV et al., 2021). Segundo Scott et al. (2018), as florestas emitem componentes orgânicos voláteis biogênicos que alteram as concentrações de gases como Ozônio e Metano, e que um cenário de completa remoção de florestas resultaria em um balanço positivo da forçante radiativa efetiva.

Segundo o sexto relatório de avaliação das mudanças do clima (MASSON-DELMOTTE et al., 2021), o balanço atual da forçante radiativa efetiva é positivo, exceto em períodos de poucos anos de duração em que se tem erupções vulcânicas moderadas a grandes. Vale ressaltar que o balanço das forçantes radiativas efetivas também cresceu em magnitude desde o fim do século 19.

Os efeitos das mudanças do clima na América do Sul foram analisados por Soares et al. (2017) com dados observados até 2004. No estudo os autores apontam para um aumento significativo da temperatura próxima da superfície sobre grande parte do Brasil, Venezuela e Peru, enquanto se observou tendências de resfriamento no oeste da Bolívia e no norte da Patagônia. O aquecimento mais pronunciado foi observado na região central do Brasil durante a estação do inverno. As tendências de precipitação apresentaram valores positivos e negativos ao longo do continente, com aumento da precipitação na região da bacia hidrográfica de La Plata, partes da Colômbia, Equador, Guiana e Venezuela, e redução da precipitação no Chile e na Guiana Francesa. No Brasil foi observada tendência negativa na região central e norte, bem

como na fronteira com a Venezuela, e tendência positiva na região norte do estado do Pará e na fronteira com o Peru.

Um estudo realizado na Amazônia Legal do Brasil (ALMEIDA et al., 2017) indicou tendência de aumento de temperaturas máximas, mínimas e médias de aproximadamente 0,04 °C/ano, nos dados observados do período de 1973 a 2013. No geral, as variações na precipitação mostraram tendência insignificante na maioria dos postos de monitoramento, porém em alguns postos foram verificadas tendências crescentes na precipitação anual e durante o período úmido.

No estudo de Rao et al. (2016) com a análise de tendências da precipitação no Brasil entre 1979 e 2011 foram observadas tendências positivas no norte da Amazônia, com períodos chuvosos se tornando mais úmidos e períodos secos mais secos. Ao oeste da região nordeste também foi observado aumento na precipitação. No entanto, para a região sudeste foi observada significativa queda na precipitação, em ambos os períodos secos e úmidos. Visto que esta região tem importância para a geração de energia elétrica de fonte hídrica, esta variação pode causar impactos a níveis nacionais.

Chou et al. (2013) analisando tendências de precipitação em todo o planeta entre 1979 e 2010, observaram que em regiões mais úmidas os períodos úmidos ficaram mais úmidos, da mesma forma, em regiões mais secas os períodos secos ficaram mais secos. Portanto, mesmo que a precipitação total não varie significativamente, a sua variabilidade sazonal é uma preocupação. Em estudo mais recente, Schurer et al. (2020) observaram as mesmas tendências na precipitação global entre 1988 e 2019.

2.4.1 Modelos climáticos

Como ferramenta para compor os estudos de mudanças climáticas no planeta, os modelos climáticos são utilizados para estudar o sistema climático e seu comportamento, de modo que a modelagem é a principal ferramenta para estimar impactos futuros (CHEN et al., 2021). Os modelos de circulação global atmosfera-oceano (*Atmosphere-Ocean General Circulation Models* - AOGCMs) são desenvolvidos para representar matematicamente a dinâmica da atmosfera e oceano. Os modelos mais complexos incluem a representação de vários ciclos bioquímicos e são chamados de modelos do sistema terrestre (*Earth System Models* - ESMs) (LEE et al., 2021).

As simulações climáticas possuem diversas fontes de incertezas, são elas: em relação às forçantes radiativas (cenários), na resposta climática às forçantes (modelo), às variações

naturais e internas do sistema climático, bem como as relações entre esses fatores (CHEN et al., 2021). As análises de conjuntos multimodelos são utilizadas para quantificar as incertezas relacionadas à formulação dos modelos e parametrizações.

O projeto CMIP (*Coupled Model Intercomparison Project*, ou Projeto de Comparação entre Modelos Acoplados) possui o objetivo de compreender as mudanças do clima no passado, presente e futuro, de modo que investigue a variabilidade natural do clima ou as respostas às forçantes radiativas em análises multimodelo (EYRING et al., 2021). Neste contexto, são estabelecidos padrões e recomendações para a aplicação dos AOGCMs e ESMs para minimizar as diferenças nas saídas dos modelos (LEE et al., 2021). A avaliação de performance é realizada com simulações no período histórico, relacionando saídas dos modelos às observações no mesmo período e avaliando em termos de média, variabilidade e resposta às forçantes externas (LEE et al., 2021).

Em sua sexta fase, o projeto CMIP é uma das principais evidências que constituem os relatórios de avaliação do IPCC (CHEN et al., 2021). Em cada fase são incorporados processos atualizados de representação dos processos físicos, químicos e biológicos, bem como aumento da resolução global, geração de novos resultados complementares e melhora na performance dos modelos. No mais, a cada fase são atualizados os cenários futuros das forçantes radiativas.

Na sua quinta fase, o CMIP5 (TAYLOR; STOUFFER; MEEHL, 2012) utilizou os cenários de trajetórias de concentração representativas (*Representative Concentration Pathways – RCP*) (MOSS et al., 2010) que incorporam as respostas humanas de mitigação da emissão de gases do efeito estufa. Foram considerados quatro cenários, que consideram o balanço de forçantes radiativas para o ano de 2100: 2,6, 4,5, 6,0 e 8,5 $W.m^{-2}$.

Para a sexta fase do projeto CMIP (CMIP6) (EYRING et al., 2016) foram utilizados os cenários de trajetórias socioeconômicas compartilhadas (*Shared Socio-economic Pathways – SSP*) (O’NEILL et al., 2016) que incorporam a evolução socioeconômica como o produto interno bruto (PIB) e urbanização (O’NEILL et al., 2016). São cinco os cenários socioeconômicos propostos: SSP1: “sustentabilidade”, SSP2: “meio do caminho”, SSP3: “rivalidade regional”, SSP4: “desigualdade” e SSP5: “desenvolvimento intensivo por combustíveis fósseis” (O’NEILL et al., 2016). Para o sexto relatório de avaliação do IPCC foram consideradas combinações dos cenários SSP associados ao balanço das forçantes radiativas no fim do século, sendo os principais: SSP1-1.9, SSP1-2.6, SSP2-4.5, SSP3-7.0 e SSP5-8.5.

A resolução espacial dos modelos climáticos constitui em um fator essencial para estudos em escala regional, especialmente em regiões de forte influência do efeito orográfico

e que possuem características heterogêneas na superfície (DOBLAS-REYES et al., 2021). Assim, os modelos de circulação regionais (RCM – do inglês) são utilizados para aumentar a resolução espacial dos dados de modelos climáticos globais e sua formulação se equipara aos modelos globais e são aplicados em uma área delimitada, utilizando os dados de modelos globais (DOBLAS-REYES et al., 2021), como por exemplo, a temperatura da superfície do oceano, temperatura e umidade inicial do solo e as variáveis climáticas no contorno da área de estudo (CHOU et al., 2014). O projeto CORDEX (*Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment*) reúne dados de alta resolução, regionalizados dinamicamente por RCMs (GUTOWSKI JR. et al., 2016). Para a América do Sul foram aplicados os modelos Eta (CHOU et al., 2014) e RCA4 (SAMUELSSON et al., 2015).

Segundo Bársoffy e Pegram (2011), em estudos hidrológicos regionais um pequeno erro de viés pode alterar o equilíbrio hidrológico. Os modelos climáticos, quando comparados à dados observados, apresentam viés significativo causado pela conceitualização, discretização e pela simplificação espacial nas células do modelo, portanto, deve ser utilizado com cautela para estudos quantitativos (TEUTSCHBEIN; SEIBERT, 2012). Neste caso, são utilizadas técnicas de correção de viés estatístico aplicadas nos dados simulados históricos a partir de dados observados no mesmo período e, a seguir, projetadas para os cenários futuros. Diferentes metodologias de correção de viés foram exemplificadas em Teutschbein e Seibert (2012), como o método linear de correção pela média mensal; métodos que contabilizam a intensidade e frequência de dias úmidos; métodos que corrigem a variância dos dados; método de mapeamento da função de distribuição de probabilidade (método de quantil) e método em que a variação entre projeções futuras e históricas são adicionadas à série de dados observados diretamente.

Segundo Dosio (2016) modelos que medem impactos do clima são sensíveis à ocorrência e frequência de eventos extremos, que são os valores nas caldas da função densidade de probabilidade. Neste sentido, Gobiet, Suklitsch e Heinrich (2015) argumentam que métodos de correção de quantil são essenciais para reduzir as diferenças entre dados observados e simulados nos extremos da função densidade de probabilidade e, portanto, mitigar erros em análise de impactos.

2.5 Mudanças no Uso e Ocupação do Solo (MUO) no Brasil

O Brasil possui em seu território seis biomas: Amazônia, Cerrado, Mata Atlântica, Caatinga, Pantanal e Pampa. Segundo Myers et al. (2000), a Mata Atlântica e o Cerrado estão entre os mais importantes biomas em termos de biodiversidade no mundo. Durante o século 19 e início do século 20 houve larga expansão da agricultura no Brasil, começando pela exportação de látex em plantações de seringueiras pela costa do Oceano Atlântico, seguida por aumento na plantação de cana de açúcar e café. Nas últimas décadas do século 20, houve grande conversão de áreas de floresta para a pastagem com foco na produção pecuária (PIELKE SR. et al., 2011). Em estudo de processamento de imagens de satélite no período de 1985 a 2017, Souza et al. (2020) estimaram que 10% (61 Mha) da cobertura florestal natural foi convertida para outros usos. O estudo também mostrou que usos relacionados à agricultura expandiram em 38% (66 Mha).

As mudanças de uso e ocupação do solo alteram as interações da superfície com a atmosfera, alterando os fluxos de energia que eventualmente impacta o ciclo da água, variando a precipitação e evapotranspiração (CABALLERO; RUHOFF; BIGGS, 2022). No mais, a expansão agrícola é uma das principais causas de queimadas intencionais no Brasil (PIVELLO et al., 2021) com consequência de aumento na emissão de CO₂ na atmosfera e seus impactos no clima. Silva et al. (2021a) estimam que as queimadas que ocorreram na Amazônia em 2019 lançaram o equivalente a 16,4% do total de emissões de CO₂ em todo o Brasil. As mudanças no uso e ocupação do solo também se relacionam às variações no albedo da superfície, com consequência no balanço de radiação na atmosfera (GULEV et al., 2021). No solo, as MUO impactam em sua estrutura, causando alterações em características físicas como a condutividade hidráulica do solo (ALVARENGA et al., 2011) e a porosidade total (PINTO et al., 2017). Consequentemente, esses impactos alteram o regime hidrológico local modificando seus processos, como na geração de escoamento superficial direto (PINTO et al., 2017).

Os modelos que simulam as mudanças de uso e ocupação do solo podem ser classificados dentre um espectro que variam entre metodologias baseadas em padrões e baseadas em processos (NRC, 2013). No primeiro, os modelos se orientam por descrever e extrapolar padrões observados e, no segundo, se representam os processos ambientais e interferências humanas que causam mudanças nos padrões de MUO (REN et al., 2019). Nas abordagens de modelagem das MUO se destacam: modelos estatísticos e de aprendizado de máquina (*machine learning*); modelos celulares; modelos econômicos; modelos baseados em agentes; e modelos híbridos, com combinações de diferentes metodologias (NRC, 2013).

As abordagens baseadas em padrões se baseiam em utilizar imagens de satélite, dados de censo e mapeamento de variáveis ambientais (REN et al., 2019). Nos modelos estocásticos

se obtém a relação entre a variação temporal e espacial das MUO com as características locais que podem facilitar tais mudanças (variáveis explicativas), como por exemplo distância de estradas, declividade do terreno, dentre outros. Em algoritmos do tipo de aprendizado de máquina se identifica a relação lógica ou matemática nos padrões do uso e ocupação do solo e nas variáveis explicativas. As projeções futuras são estimadas por extrapolação nos padrões observados no período de calibração, assumindo que esses padrões se mantêm estacionários no futuro (NRC, 2013). Portanto, esses algoritmos não são utilizados para simular diferentes cenários em estudos de tomada de decisão. O Comitê de Pesquisa Nacional Canadense (*National Research Council* - NRC, 2013) recomenda o uso de algoritmos do tipo de aprendizado de máquina para estudos em regiões em que se observa um padrão preocupante, como desmatamento, expansão agrícola, dentre outros.

Em modelos do tipo celular se utiliza de uma série de dados de entrada discretos espacialmente para gerar mapas de MUO, atribuindo regras de transição. Essas transições são atribuídas pelo usuário e podem simular projeções em que são mantidas as tendências e os padrões históricos, em alocações baseadas na adequação do terreno ou por alocação com base em interações com a vizinhança (NRC, 2013). Um exemplo de modelo que depende da condição prévia das células vizinhas é o chamado de celulares autômatos (*cellular automata*) (WHITE; ENGELEN; ULJEE, 2000).

Os modelos econômicos e baseados em agentes possuem característica baseada em processos. Esses modelos utilizam de ciências sociais e econômicas que se relacionam às MUO. Estas abordagens possibilitam a criação de cenários que extrapolam as tendências observadas, bem como são úteis para estudos de tomada de decisão (NRC, 2013).

A modelagem de MUO possui diversas incertezas, pois se trata de um processo dependente da decisão humana. Segundo Van Vliet et al. (2016), na modelagem de MUO adota-se de abordagens para avaliar a performance dos modelos como a análise de sensibilidade, análise de incertezas, validação de padrões e de locação. Na análise de sensibilidade se identifica a resposta do modelo para diferentes elementos de entrada. A análise de incertezas consiste em analisar a variação de saídas no modelo quando não são modificados parâmetros ou variáveis, isto ocorre em perturbações estocásticas ou devido às incertezas nas entradas do modelo (VAN VLIET et al., 2016). Na validação se compara a saída do modelo com observações. No entanto, não é possível validar célula-a-célula os resultados gerados e, por isso, são utilizadas metodologias de validação de padrões e de localização. Na validação de padrões se identifica a precisão na configuração e composição das classes de uso e ocupação

do solo, enquanto na validação de localização se identifica se as MUO estão alocadas na posição correta (VAN VLIET et al., 2016).

Um exemplo de metodologia de validação é a proposta de calcular índices de similaridade fuzzy entre mapas proposto por Hagen (2003). Segundo o autor, o termo fuzzy remete ao nível de incerteza e imprecisão em um mapa. Esse método envolve incertezas de categoria e localização na vizinhança da célula. Na incerteza de categoria se identifica classes no mapa que são similares entre si, enquanto na incerteza de localização a posição de determinada classe é definida não apenas na localização da célula, mas também na sua vizinhança. Assim, para cada célula são atribuídos vetores que constam o grau de pertencimento à cada classe. Para comparar dois mapas, se calcula a similaridade entre os vetores de localização e categoria para cada célula. Esta análise é feita em “via de mão dupla”, ou seja, calcula-se ambas as similaridades de um mapa A com um mapa B e do mapa B com o mapa A. Assim, a similaridade geral do mapa é estimada pela média da similaridade calculada em todas as células, resultado em um valor entre 0 e 1, sendo 1 indicativo de mapas idênticos.

2.5.1 Dinâmica EGO

Dinâmica EGO (Environment for Geoprocessing Objects, ou Ambiente para Geoprocessamento de Objetos) é uma plataforma para modelagem ambiental que possibilita a criação de modelos dinâmicos. Soares-Filho, Cerqueira e Pennachin (2002) desenvolveram um modelo autômato celular dentro da plataforma para simular mudanças no uso e ocupação do solo. O modelo utiliza de funções de transição baseado na vizinhança, métodos estocásticos de simulação e cálculo da probabilidade de transição dinâmica por meio de regressão logística. Em Soares-Filho et al. (2004) foram propostas modificações que permitiram ao modelo acomodar hipóteses relacionadas à dinâmica da paisagem. Assim, foi incluído um método de pesos para variáveis estáticas (*weights of evidence*) (GOODACRE et al., 1993), que computa a influência de variáveis explicativas estáticas na modelagem das transições. O método foi adaptado para selecionar as variáveis mais essenciais para a MUO e quantificar sua influência na transição de cada classe.

Aplicações da plataforma Dinamica EGO para estudos de MUO envolvem estudos de projeção do desmatamento (CRUZ; BLANCO; OLIVEIRA JÚNIOR, 2022; SOARES-FILHO et al., 2006); expansão urbana (PAIVA, 2020; ROSA et al., 2022); cenário de aumento da pavimentação de vias (SOARES-FILHO et al., 2004); avaliação de políticas públicas (SOARES-FILHO et al., 2014, 2016); risco de desertificação (VIEIRA et al., 2021); dentre

outros. Na hidrologia, as projeções geradas por esse modelo foram utilizadas na modelagem hidrológica para estimativa de impactos futuros em bacias hidrográficas (ANDRADE; RIBEIRO, 2020; CRUZ; BLANCO; OLIVEIRA JÚNIOR, 2022; PAIVA et al., 2020; SIQUEIRA JÚNIOR; TOMASELLA; RODRIGUEZ, 2015).

2.6 Impactos das Mudanças Climáticas (MC) e Mudanças no Uso e Ocupação do Solo (MUO) na hidrologia

Estudos que analisam os impactos das mudanças climáticas e do uso e ocupação do solo na hidrologia são desenvolvidos em todo o planeta de forma a compreender os efeitos que tais mudanças causam na geração de escoamento, bem como para projetar cenários futuros e auxiliar na tomada de decisão. A modelagem de sistemas hidrológicos, climáticos e de uso e ocupação do solo são amplamente utilizados neste contexto e proporcionam variadas análises para estudos hidrológicos.

Metodologias de elasticidade climática são utilizadas em análise de dados hidrológicos observados, buscando a influência do clima nas alterações do deflúvio. Jong et al. (2018) estimaram a elasticidade da precipitação em dados históricos na bacia hidrográfica do Rio São Francisco, com o intuito de estimar projeções futuras de geração elétrica por usinas hidrelétricas a partir da tendência linear histórica. Por se tratar de uma bacia hidrográfica localizada em região semiárida, não foram consideradas a influência de temperatura e evapotranspiração, visto que em condições mais áridas, o deflúvio é mais sensível às variações na precipitação (ZHENG et al., 2009). Os resultados indicam que, com a precipitação mensal média de 60 mm estimada para o ano de 2030 na parte baixa da bacia hidrográfica, o deflúvio pode reduzir a níveis observados na seca histórica de 2015 (COELHO; CARDOSO; FIRPO, 2016). Assim, a geração de energia pode reduzir em 60% em relação à sua capacidade total.

Ao final do século (2071 a 2100), a extrapolação linear da precipitação em Jong et al. (2018) indica redução de 70% em comparação ao período de 1961 a 1990. No entanto, em Marengo et al. (2012) foram analisados dados do modelo climático HadCM3 regionalizado pelo modelo Eta, no cenário mais pessimista (SRES A1B), e a estimativa é de redução de 35% no mesmo período (2071 a 2100) para a mesma bacia hidrográfica.

Em um estudo na bacia hidrográfica de Yellow River na China, Lv et al. (2019) analisaram a sensibilidade da variação da vazão em relação às mudanças do clima e das características da bacia hidrográfica a fim de calcular a contribuição de cada fator na redução da vazão nos últimos 50 anos. O método utilizado para identificar a sensibilidade partiu da

hipótese de Budyko, analisando variações de precipitação, evapotranspiração potencial e do parâmetro w da equação de Budyko que representa as mudanças nas características da bacia hidrográfica. Seus resultados apontam que, as mudanças do clima contribuíram para apenas 6,5% da variação total da vazão no período, sendo 92,27% relacionado à variação nas características da bacia hidrográfica, como por mudanças no uso e ocupação do solo e no manejo dos recursos hídricos.

No Brasil, Oliveira, Tomasella e Sanches (2019) aplicaram o método da decomposição da curva de Budyko na bacia hidrográfica do Rio Jucu para quantificar o impacto na vazão causado por variação do clima, do uso e ocupação do solo (MUO) e do produto interno bruto (PIB) dos municípios localizados na bacia. Em seu estudo, os fatores antropogênicos (MUO e PIB) contribuíram com 80,5% da variação na vazão observada entre 1970 e 2017.

Oliveira et al. (2022) quantificaram o impacto na vazão em decorrência da expansão na plantação de cana de açúcar na bacia hidrográfica do Rio Aguapeí, no estado de São Paulo. Na região, o uso e ocupação do solo sofreu profundas mudanças em que a área média de plantação de cana de açúcar entre 2013 e 2017 equivale a 34,1% da área de drenagem da bacia hidrográfica. A hipótese de Budyko foi utilizada para separar os impactos causados pelo clima e pela variação de área plantada de cana de açúcar. Esse estudo analisou bacias hidrográficas que variam entre 1.090 km² e 12.021 km² e observou que os efeitos hidrológicos da expansão dessa cultura agrícola foram mais severos nas bacias de cabeceira e foram atenuados nas bacias a jusante. Na menor bacia hidrográfica, 28,7% da redução do deflúvio foi relacionada à expansão da cultura e na maior bacia esta relação foi de 13,5%.

Chagas, Chaffe e Blöschl (2022) realizaram um estudo em todo o território brasileiro entre 1980 e 2015 de análise de tendência da vazão e de atribuição dessas tendências por regressão linear relacionada à variabilidade climática, ao uso da água para irrigação e à área de vegetação nativa. Os resultados apontaram que a redução nas cheias e aumento das secas ocorreu em 42% do território nacional e estão relacionadas com redução da precipitação e aumento do uso da água por atividades agrícolas. Esse fenômeno foi observado com maior intensidade na região central e nordeste do país, bem como em partes do sudeste, como no estado de Minas Gerais e São Paulo. Os fenômenos de aumento de cheias e secas ocorrem em 29% do território, principalmente na região sul da Amazônia, e se relacionam com aumento de extremos de precipitação e de aumento do desmatamento. O estudo também analisou a variação no tempo de retorno de eventos de cheias e na Amazônia a vazão correspondente a um tempo de retorno de 100 anos em 1980 é, em 2015, de apenas 25 anos, indicando aumento na frequência desses eventos.

Estudos de projeções futuras em bacias hidrográficas com cenários de mudanças climáticas do IPCC utilizaram a hipótese de Budyko como metodologia para estimar o deflúvio. Xing et al. (2018) estimaram o deflúvio a partir de cenários futuros de mudança do clima em 35 bacias hidrográficas na China pela elasticidade climática baseada em Budyko. O estudo indica que a variação da precipitação projetada é o principal fator a modificar o deflúvio na região, mais significativo que a variação da evapotranspiração potencial projetada. Em Li et al. (2020) foi empregada a elasticidade climática de Budyko combinada à equação de evapotranspiração potencial de Blaney-Criddle na bacia hidrográfica do Heihe River na China. As estimativas futuras por esse método foram próximas à de estudos que utilizaram modelos hidrológicos mais complexos.

Em ambos os estudos citados não foram consideradas a variação do parâmetro na equação de Budyko que representa as características da bacia hidrográfica. Esse parâmetro possui influência de complexos processos e interações do clima com o uso e ocupação do solo (JIANG et al., 2015). Portanto, esses estudos estimaram o deflúvio a partir de características estacionárias das bacias hidrográficas.

Como metodologia de representação dinâmica de bacias hidrográficas, a modelagem hidrológica é frequentemente utilizada para estimar a vazão em bacias hidrográficas e busca representar as características do solo e da vegetação. Em estudos de mudança de uso e ocupação do solo esses modelos permitem utilizar cenários de vegetação projetados para avaliar os impactos na hidrologia. Em Viola et al. (2014) foram utilizados cenários de MUO na região de cabeceira da bacia hidrográfica do Rio Grande por metodologia estocástica de seleção de pontos aleatórios. Utilizando o modelo LASH (*Lavras Simulation of Hydrology*), foi estimada a redução do deflúvio médio nos cenários de expansão da silvicultura. Foi simulada a redução nos seguintes componentes do escoamento: superficial, subsuperficial e de base. Nos cenários de substituição de áreas florestais por pastagem foi observado aumento do deflúvio, assim como nas vazões máximas e mínimas, devido a redução da evapotranspiração e redução na interceptação da chuva pelas florestas.

Com a mesma metodologia de geração dos cenários de MUO, Oliveira et al. (2018) estudaram as projeções de desmatamento e reflorestamento na bacia hidrográfica do Alto Rio Grande. Eles simularam a vazão no modelo SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*), os cenários de desmatamento apontam para aumento da vazão média, em que no período seco a vazão reduz e no período chuvoso essa aumenta. Os autores argumentam que isto ocorre devido à menor infiltração de água no solo. No mesmo cenário também se estimou redução no escoamento base. No cenário de reflorestamento foi estimado aumento na vazão durante o

período seco. Também se estimou aumento do escoamento base sob o mesmo cenário. No período chuvoso foi estimada redução nas vazões de pico devido à maior infiltração do solo e maior interceptação da vegetação.

Em Alvarenga et al. (2016b) foram estudados cenários de MUO em uma pequena bacia hidrográfica na cabeceira do Rio Grande. A bacia hidrográfica possui 6,7 km² e possui 63% da sua área de drenagem coberta por floresta. Esse estudo aplicou o modelo DHSVM (*Distributed Hydrology Soil-Vegetation Model*) que é utilizado em pequenas bacias hidrográficas devido ao seu detalhamento nas representações do solo e da vegetação. A vazão simulada com cenários de desmatamento indicou aumento do deflúvio e redução na evapotranspiração, interceptação do dossel e profundidade do lençol freático devido à profundidade das raízes e a capacidade de florestas captarem água em maiores profundidades. No entanto, os autores argumentam sobre a dificuldade de se representar no modelo as alterações das MUO nas propriedades hidrológicas do solo, como a formação de caminhos preferenciais que afetam a infiltração de água no solo.

Siqueira Júnior, Tomasella e Rodriguez (2015) realizaram um estudo considerando ambos os impactos das mudanças de uso e ocupação do solo e mudanças climáticas na bacia hidrográfica do Rio Madeira. Os cenários de MUO foram gerados pelo modelo Dinamica-EGO em Soares-Filho et al. (2006), que projetaram a redução de área de floresta em até 23% na fração alta do Rio Madeira (Puerto Siles) e 47% na fração baixa da bacia hidrográfica (Vista Alegre). Foram utilizados quatro modelos climáticos globais regionalizados pelo modelo Eta com o cenário SRES A1B, do quarto relatório do IPCC (IPCC, 2007) e quatro modelos globais (não regionalizados) do quinto relatório do IPCC (IPCC, 2014), com o cenário RCP 4.5. Na estação Puerto Siles os cenários de mudanças climáticas, incorporados ao modelo hidrológico MHD-INPE, indicaram redução nas vazões mínimas de probabilidade acima de 95% na curva de permanência. Ao adicionar o cenário de MUO, estimou-se uma menor variação sazonal da vazão entre os períodos de seca e chuvosos. Na estação Vista Alegre as MC indicaram redução nas vazões mínimas e, adicionado o cenário de MUO, esse impacto se mantém e é estimado aumento nas vazões com probabilidade menor que 5% na curva de permanência, ou seja, vazões máximas.

O estudo de Siqueira Júnior, Tomasella e Rodriguez (2015) também avaliou o potencial de geração de energia na bacia hidrográfica calculado a partir das vazões médias simuladas nos cenários futuros na UHE Santo Antônio. Em que no cenário SRES A1B foi estimada redução na geração de energia de até 45% até 2099. No cenário RCP 4.5 pouca variação na geração de energia foi estimada. Com as mudanças de uso e ocupação do solo estimou-se aumento na geração de energia devido ao aumento das vazões máximas.

Os impactos de cenários futuros de mudanças climáticas na geração de energia também foram analisados por Oliveira et al. (2017). O estudo realizado na bacia hidrográfica Alto Rio Grande analisou 3 reservatórios: Camargos, Itutinga e Funil. Dois modelos climáticos globais, regionalizados pelo modelo Eta foram utilizados para simulação no modelo hidrológico SWAT. Nesse estudo considerou-se uma relação linear entre a vazão de montante e o potencial de geração de energia. Os resultados indicam redução na média da vazão mensal e do deflúvio projetado em ambos os cenários RCP4.5 e RCP8.5, com isso, também foi estimada redução no potencial de geração de energia. As projeções também indicam redução no tempo de excedência (curva de permanência) da geração de energia mínima dos reservatórios, ou seja, estima-se aumento na fração do tempo em que esses reservatórios não poderão operar devido às baixas vazões.

Em Mello et al. (2021) foram estimados os impactos das MC na hidrologia da bacia hidrográfica do Rio Grande que abastece o reservatório de Furnas. Foram simuladas as projeções de três modelos climáticos globais regionalizados pelo modelo Eta nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 pelo modelo hidrológico LASH. A variação do deflúvio se mostrou relacionada principalmente às variações da precipitação, especialmente no cenário RCP4.5 em que a temperatura tende a estabilizar após a metade do século. Os modelos climáticos apresentaram tendências semelhantes que indicam a redução na precipitação durante o período úmido. Foi estimada redução no deflúvio, com impacto na componente de escoamento base, em que foram projetadas reduções nas vazões mínimas. Isto implica em redução na disponibilidade de água no período de seca, que compromete a operação do reservatório de Furnas e segurança hídrica da bacia hidrográfica.

2.7 Considerações gerais

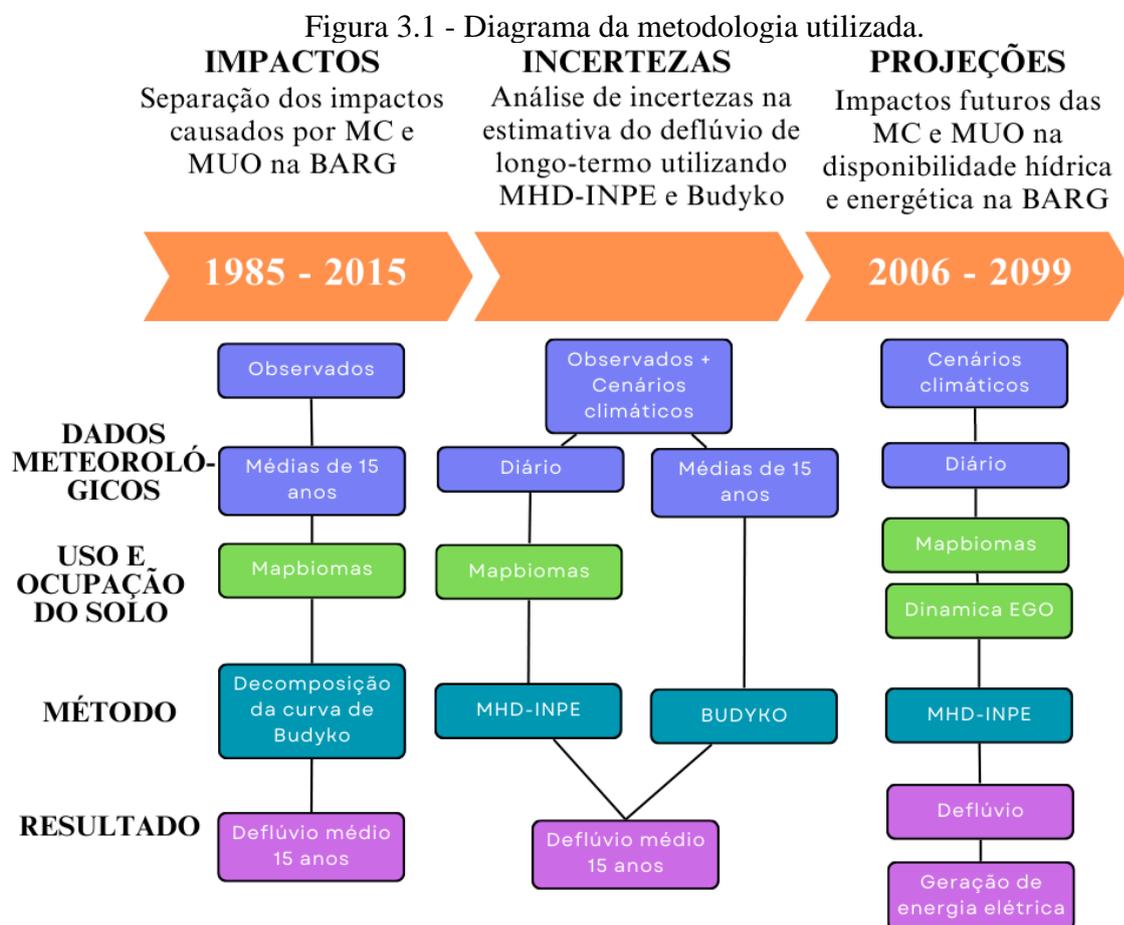
A partir dos estudos mencionados é possível enfatizar a importância da análise de impactos das mudanças no clima e do uso e ocupação do solo para a hidrologia. Estudos desta natureza são essenciais para antecipar os impactos na geração de energia, na economia e no abastecimento público, bem como a auxiliar na tomada de decisão dos órgãos gestores.

Como visto, as metodologias de modelagem estão em frequente evolução e buscando adaptações para aprimorar a representação do sistema. No mais, a modelagem possui fontes de incertezas que não devem ser ignoradas e, portanto, a heterogeneidade de estudos e suas diferentes metodologias se complementam.

Apesar de estudos prévios na bacia hidrográfica do Alto Rio Grande analisarem ambos os impactos do clima e das mudanças de uso e ocupação do solo, esses consideram os dois aspectos separadamente, quando na realidade os dois componentes interagem entre si. Portanto, o efeito combinado destes cenários futuros pode gerar informações importantes relacionadas ao uso da água na bacia hidrográfica.

3 METODOLOGIA

A metodologia do presente trabalho segue o diagrama representado na Figura 3.1 na qual pode-se verificar que foram consideradas três etapas principais para alcançar os objetivos propostos. A princípio foram separados os impactos no deflúvio pelas mudanças climáticas (MC) e do uso e ocupação do solo (MUO) na bacia hidrográfica Alto Rio Grande (BARG) entre 1985 e 2015 pelo método de decomposição da curva de Budyko. A seguir, foram analisadas as incertezas na estimativa do deflúvio de longo termo utilizando o modelo hidrológico distribuído (MHD-INPE) e a curva de Budyko. Para tal, foram utilizados os dados meteorológicos observados e projeções futuras de MC para os cenários de emissão de CO₂ - RCP4.5 e RCP8.5. Por fim, foram analisados os impactos futuros possíveis na disponibilidade hídrica e energética da BARG, considerando cenários combinados de MC e de MUO projetado pelo modelo Dinamica EGO.



Fonte: Da autora (2023).

3.1 Descrição da área experimental

A bacia hidrográfica do Alto Rio Grande (BARG) possui área de drenagem de 8758 km² (Figura 3.2) e faz parte da bacia hidrográfica do Rio Grande, a qual está inserida na bacia hidrográfica do Rio Paraná, uma das principais regiões hidrográficas do Brasil em termos de abastecimento de água e produção de energia por hidrelétricas. A BARG está localizada no estado de Minas Gerais e abastece diretamente duas usinas hidrelétricas (UHE): Camargos (CAM) e Itutinga (ITU), somando uma potência de geração de 97 MW.

De acordo com a classificação de Köppen-Geider (BECK et al., 2018), o clima desta região é do tipo Cwb próximo à Serra da Mantiqueira (ao sul da bacia hidrográfica), com precipitação média anual de 2100 mm e temperatura média de 15 °C; e próximo na região do Campo das Vertentes (ao norte da bacia hidrográfica) o clima é do tipo Cwa, com precipitação média anual de 1500 mm e a temperatura média de 18 °C. O clima Cwb é caracterizado por verões úmidos e amenos e invernos secos e frios. O clima Cwa se difere por apresentar verões mais quentes. O período chuvoso na região começa a partir de outubro, sendo o ano hidrológico definido de outubro a setembro do ano seguinte (OLIVEIRA et al., 2017).

A região de cabeceira da bacia hidrográfica (sul) é caracterizada por relevo acidentado, onde a elevação em toda a bacia varia entre 798 e 2653 m (Figura 3.2a). As classes de vegetação apresentadas na Figura 3.2b foram obtidas a partir de imagem do projeto MapBiomas (2022) referente ao ano 2015. Segundo o IBGE (2020), as principais culturas agrícolas cultivadas na região são: milho, feijão, café e crescimento considerável da soja e eucalipto após o ano de 2010.

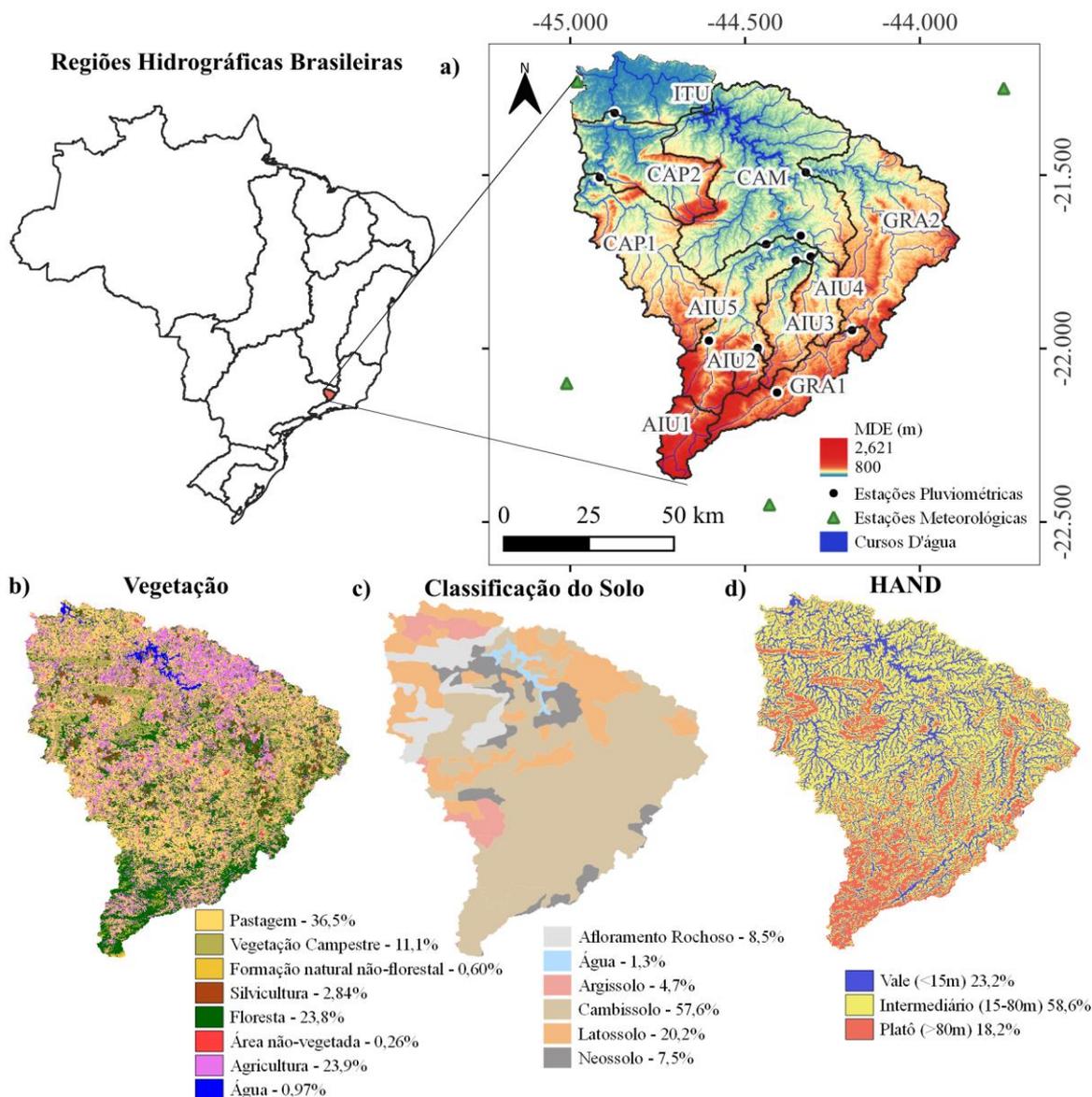
O tipo de solo mais abundante na bacia hidrográfica é o Cambissolo (57,6%) e ocorre principalmente na região da Serra da Mantiqueira, seguido pelo Latossolo (20,2%) que ocorre na região Norte da bacia hidrográfica. Segundo Araújo et al. (2018), o Cambissolo na região possui características físicas que são adversas para o desenvolvimento de plantas. Por isso, a agricultura é mais intensa na região do Campo das Vertentes.

As classes de ambientes hidrológicos estão apresentadas na Figura 3.2d, estas foram definidas de acordo com a diferença de altitude entre cada ponto e a rede de drenagem mais próxima (*HAND* – do inglês) (NOBRE et al., 2011). Esta classificação identifica áreas similares no perfil topográfico que se relacionam com atributos físicos do solo (MOORE et al., 1993).

Há três principais rios presentes na bacia hidrográfica: a cabeceira do Rio Grande (GRA), o Rio Aiuruoca (AIU) e Rio Capivari (CAP). A demanda hídrica para retirada de água de todos os municípios da bacia hidrográfica é de aproximadamente 2,55 m³s⁻¹ (ANA, 2019).

Dentre os principais usos estão: geração de energia elétrica, consumo humano urbano, dessedentação animal e irrigação.

Figura 3.2 - Mapa de localização da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande, estações de monitoramento (a), classes de vegetação (b), de solo (c) e de ambientes hidrológicos (HAND) (d).



Fonte: Da autora (2023).

3.1.1 Reservatórios Camargos e Itutinga

A UHE de Itutinga (Figura 3.3) começou a operar em 1955 e possui uma barragem de 23 m de altura e volume do reservatório de 11 hm^3 , sendo o armazenamento mínimo de 3 hm^3 . Esta possui uma potência instalada de 52 MW. A diferença de cota do reservatório no seu nível

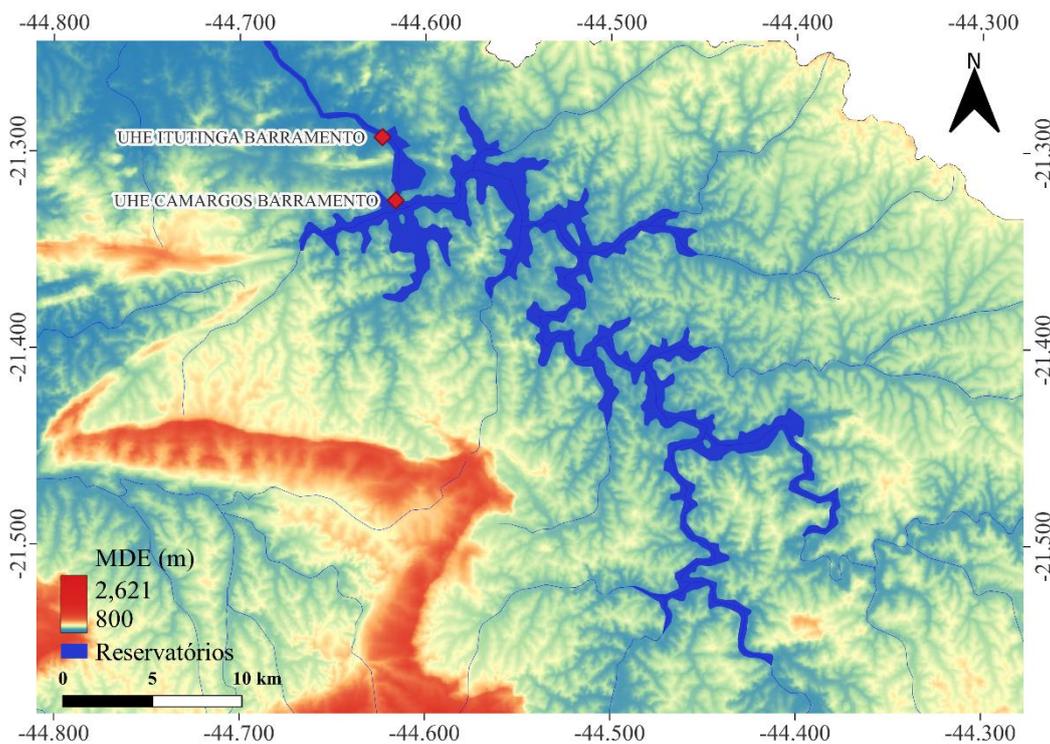
máximo e do canal de fuga é de aproximadamente 25 m. Devido ao pequeno reservatório, essa opera a fio-d'água e sua geração dependia da vazão de montante na bacia hidrográfica do Alto Rio Grande.

Em 1956 iniciou-se a construção da UHE Camargos (Figura 3.3) 7 km a montante da UHE Itutinga, iniciando a sua operação em 1960. A UHE Camargos possui uma barragem de 36 m de altura, armazena 722 hm³ (mínimo de 101 hm³) em um reservatório que se estende por 73,35 km² e possui potência instalada de 45 MW. A diferença da cota do reservatório no seu nível máximo para o canal de fuga é de 23 m.

O reservatório de Camargos opera regularizando a vazão, também, para as UHEs de Itutinga e Funil-Grande (fio-d'água), armazenando água de forma que não prejudique a geração de energia em épocas de estiagem.

A BARG abastece cerca de 50% do reservatório de Furnas (OLIVEIRA et al., 2017), cuja UHE possui capacidade de geração de 1216 MW. Uma das principais funções desse reservatório é regular a vazão para o sistema em cascada do Rio Paraná (NÓBREGA et al., 2011) com outras doze UHEs, incluindo Itaipu com capacidade de geração de 14 GW.

Figura 3.3 - Localização dos barramentos das UHE Camargos e Funil e extensão da área de seus reservatórios.



Fonte: Da autora (2023).

3.1.2 Levantamento de dados hidrológicos

Os dados de precipitação foram obtidos das estações pluviométricas disponíveis na plataforma HIDROWEB da Agência Nacional de Águas (ANA). As estações com dados observados diários de precipitação na bacia hidrográfica estão descritas na Tabela 3.1 e podem ser visualizadas na Figura 3.2a. As falhas na precipitação diária foram preenchidas pelos produtos de observação por satélite e de reanálise: *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) (HUFFMAN et al., 2016) e *Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications* (MERRA-2) (GMAO, 2015a).

Tabela 3.1 - Estações pluviométricas monitoradas pela ANA.

Código	Nome	Latitude	Longitude
2144001	BOM JARDIM DE MINAS	-21,9472	-44,1939
2144005	ITUMIRIM	-21,3208	-44,8728
2144006	LUMINARIAS	-21,5069	-44,9156
2144007	MADRE DE DEUS DE MINAS	-21,4922	-44,3261
2144010	SÃO VICENTE DE MINAS	-21,6992	-44,4389
2144018	AIURUOCA	-21,9772	-44,6033
2144019	ANDRELÂNDIA	-21,7347	-44,3122
2144021	FAZENDA LARANJEIRAS	-21,6747	-44,3406
2144022	FAZENDA PARAÍBA	-21,7458	-44,3547
2144025	CARVALHOS	-21,9981	-44,4636
2244057	PONTE DO COSTA	-22,1269	-44,4083

Fonte: Da autora (2023).

Os dados meteorológicos para a região foram obtidos a partir de estações meteorológicas convencionais monitoradas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). As estações meteorológicas mais próximas da BARG estão descritas na Tabela 3.2 e sua localização representada na Figura 3.2a. As falhas diárias foram preenchidas pelo produto de reanálise MERRA-2 (GMAO, 2015a).

As estações fluviométricas monitoradas pela ANA utilizadas nesse estudo estão descritas na Tabela 3.3. Em cada ponto de monitoramento se delimita uma bacia hidrográfica para análise de impactos (Figura 3.2a). Foram utilizados dados consistidos de cota do nível da água e estimadas as vazões no trecho a partir das curvas-chave, das quais foram traçadas a partir de dados medidos de cota e vazão entre 1961 e 2015 no trecho do rio.

Tabela 3.2 - Estações meteorológicas monitoradas pelo INMET.

Código	Nome da estação	Latitude	Longitude	Tipo
83687	Lavras - MG	-21,23	-44,98	Convencional
83736	São Lourenço -MG	-22,13	-45,04	Convencional
83689	Barbacena - MG	-21,24	-43,78	Convencional
83738	Resende - RJ	-22,45	-44,44	Convencional

Fonte: Da autora (2023).

Tabela 3.3 - Estações fluviométricas monitoradas pela ANA.

Código	Nome da estação	Bacia	Latitude	Longitude	Área de drenagem (km²)
61009000	Bom Jardim de Minas	GRA1	-21,9464	-44,1947	529
61012000	Madre De Deus de Minas	GRA2	-21,4925	-44,3269	2070
61014000	Alagoa	AIU1	-22,1700	-44,6369	282
61031000	Carvalhos	AIU2	-21,9983	-44,4639	104
61045000	Fazenda Paraíba	AIU3	-21,7450	-44,3542	383
61052000	Andrelândia	AIU4	-21,7381	-44,3056	274
61060000	Fazenda Laranjeiras	AIU5	-21,6889	-44,3508	1960
61061080	UHE Camargos	CAM	-21,3250	-44,6161	6230
61065080	UHE Itutinga	AIU	-21,2928	-44,6233	6250
61075000	Luminárias	CAP1	-21,5061	-44,9156	1010
61078000	Itumirim	CAP2	-21,3211	-44,8719	1820

Fonte: Da autora (2023).

3.1.3 Uso e ocupação do solo - MapBiomias

Os mapas de uso e ocupação do solo anuais foram extraídos do projeto MapBiomias (2022) na sua coleção 6.0, que utiliza imagens do satélite Landsat com resolução espacial de aproximadamente 30 m. Nesse projeto foram criados mosaicos com informações coletadas no decorrer do ano que foram utilizados como fonte de parâmetros para a classificação das imagens. Empregando um classificador automático, as classes foram calibradas com amostras obtidas por mapas de referência, por classificações prévias ou por análise visual das imagens (SOUZA et al., 2020).

3.2 Separação dos impactos causados por mudanças climáticas e por expansão da agricultura no deflúvio

3.2.1 Curva de Budyko

A precipitação e a evapotranspiração real são componentes fundamentais na equação do balanço hídrico em bacias hidrográficas. No entanto, estimar a evapotranspiração real é um desafio, uma vez que depende de condições atmosféricas, tipo de vegetação e umidade do solo (ALLEN et al., 1998). Assim, Budyko (1974) propôs que a razão entre a lâmina de evapotranspiração real (ER) e de precipitação (P), chamado de índice evaporativo (IE) (Equação 1), estaria relacionada à razão da lâmina de evapotranspiração potencial (EP) e de precipitação (P), chamado índice de aridez (IA) (Equação 2).

$$IE = \frac{ER}{P} = [(1 - \exp(-IA))IA \tanh(IA)^{-1}]^{0.5} \quad (1)$$

$$IA = \frac{EP}{P} \quad (2)$$

A relação entre os índices evaporativos e de aridez foi explorada por diversos pesquisadores (FU, 1981; PIKE, 1964; TURC, 1955; WANG; TANG, 2014; YANG et al., 2008; ZHANG; DAWES; WALKER, 2001). Nesses estudos, foi incorporado um parâmetro (w) para descrever as características da bacia hidrográfica. Oliveira, Tomasella e Sanches (2019) utilizaram os modelos de Turc-Pike (PIKE, 1964; TURC, 1955), Fu (FU, 1981), Zhang (ZHANG; DAWES; WALKER, 2001) e Wang Tang (WANG; TANG, 2014) em pequenas bacias hidrográficas tropicais para estimar o deflúvio e seus resultados mostraram que os modelos apresentaram pequena diferença de desempenho entre si, tornando sua escolha praticamente arbitrária. Portanto, para o presente estudo foi utilizado o modelo proposto por Fu (1981), em que o índice evaporativo pode ser estimado pela seguinte equação:

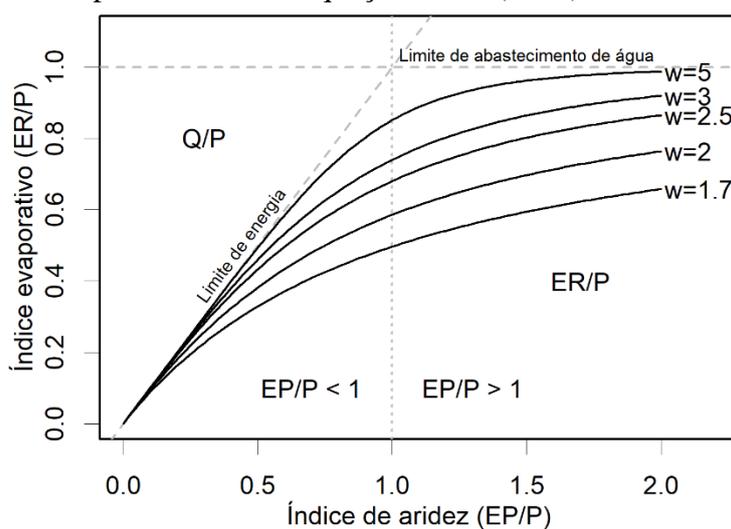
$$IE = 1 + IA - (1 - IA^w)^{1/w} \quad (3)$$

em que, w é o coeficiente que representa as características da bacia hidrográfica. Maior valor de w indica que a bacia hidrográfica possui características favoráveis à evapotranspiração, como por exemplo uma vegetação densa (ZHANG et al., 2004). O parâmetro w pode ser

estimado, portanto, a partir dos dados de IE e IA observados dentro de um período de calibração da Equação 3. A Figura 3.4 mostra as curvas traçadas pelo modelo de Fu (1981) do IE em função do IA para diferentes valores do parâmetro w .

Segundo Budyko (1974), o índice evaporativo (ER/P) é limitado pelo abastecimento de água quando o IA > 1, ou seja, em condições mais áridas a evapotranspiração é limitada pela precipitação. Quando IA < 1, a evapotranspiração é limitada pela energia disponível no sistema para evapotranspiração, ou seja, a evapotranspiração potencial (Figura 3.4).

Figura 3.4 - Índice evaporativo de Budyko (ER/P) relacionado ao índice de aridez (EP/P) e variações do parâmetro w na equação de Fu (1981).



Fonte: Da autora (2023).

Assim, ao estimar um parâmetro w , é possível estimar a evapotranspiração real (ER) a partir do índice de aridez (EP/P). Portanto, sendo a EP estimada considerando uma vegetação de referência e condições ideais de umidade do solo, o índice de aridez depende apenas das variáveis climáticas.

Quando médias de longo prazo são consideradas, o balanço hídrico é dado pela precipitação (P), evapotranspiração real (ER) e deflúvio (Q), sendo a variação de armazenamento de água no solo insignificante. O deflúvio, então, pode ser estimado por meio da hipótese de Budyko e do balanço hídrico pela seguinte equação:

$$Q = P \left\{ 1 - \left[1 + IA - (1 - IA^w)^{\frac{1}{w}} \right] \right\} \quad (4)$$

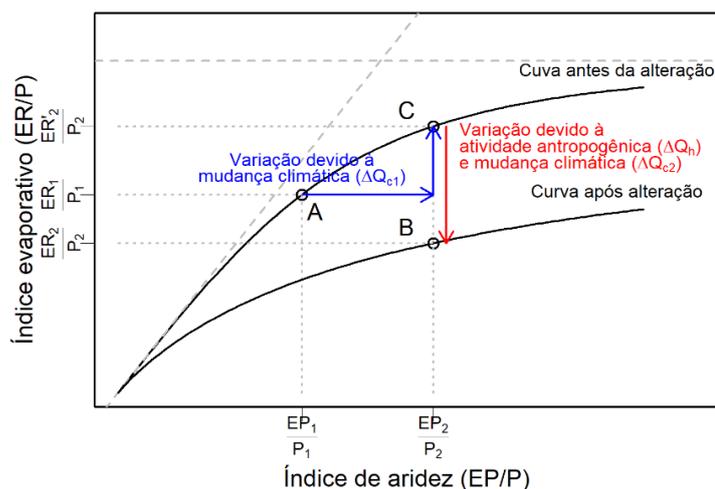
3.2.2 Método de decomposição da curva Budyko

Seguindo a hipótese de Budyko, uma abordagem conceitual da separação dos impactos causados pela mudança/variabilidade climática e atividades antropogênicas diretas baseia-se no conceito da elasticidade climática como indicador para identificar a sensibilidade do escoamento superficial às mudanças climáticas (ZHENG et al., 2009).

Considera-se, portanto, que o deslocamento ao longo da curva de Budyko ocorre devido a mudanças climáticas (índice de aridez) e o deslocamento vertical (entre curvas) ocorre devido a mudanças nas características da bacia hidrográfica (WANG; HEJAZI, 2011). Com isso, o método de decomposição da curva de Budyko foi proposto por Wang e Hejazi (2011) com o objetivo de separar os impactos causados pelas mudanças climáticas e antropogênicas no regime hidrológico.

Para Wang e Hejazi (2011), se o índice de aridez (EP/P) mudar e o novo ponto se mover para a mesma curva, ou seja, de mesmo coeficiente w , então não houve variação antropogênica na bacia hidrográfica, apenas influência climática. Caso o ponto se desloque verticalmente, como mostra a Figura 3.5, um deslocamento do ponto A (EP_1/P_1 , ER_1/P_1) para o ponto B (EP_2/P_2 , ER_2/P_2) ocorre devido a alterações na bacia hidrográfica que podem ser causadas por ambos os fatores: climáticos e antropogênicos.

Figura 3.5 - Decomposição da curva de Budyko para estimar os impactos causados pelas mudanças climáticas e ações antropogênicas.



Fonte: Da autora (2023).

Portanto, do ponto A ao ponto B a curva muda e, conseqüentemente, muda o coeficiente w . Ao considerar a mesma curva do ponto A e o mesmo índice de aridez do ponto B, têm-se o ponto C (EP_2/P_2 , ER'_2/P_2). Assim, o deslocamento vertical do ponto B para o ponto C é dado

pela variação de w e a variação do ponto A para o ponto C é explicada pelas mudanças no clima, ou seja, pela variação do índice de aridez.

Jiang et al. (2015) propôs que a variação de w pode ser representada por componentes climáticas e/ou antropogênicas por uma regressão linear na qual w varia em função de variáveis explicativas:

$$w = \beta_0 + \beta_1 X_1^c + \dots + \beta_n X_n^h \quad (5)$$

em que, β são os parâmetros de regressão linear, X^c as variáveis explicativas relacionadas ao clima e X^h são as variáveis explicativas relacionadas às atividades antropogênicas. A função também pode assumir formas não-lineares, como exponencial ou logarítmica.

A atribuição do clima para a variação do deflúvio (ΔQ_c) pode ser dividida em dois componentes: variação devido ao deslocamento do ponto A ao ponto C (Figura 3.5), o que se justifica pela variação do índice de aridez, referido como ΔQ_{c1} (mm); e pela variação devido à contribuição do clima no parâmetro w , referido como ΔQ_{c2} (mm). Portanto, a variação ΔQ_{c1} pode ser estimada a partir da evapotranspiração real (ER) e a precipitação (P) em mm (Equação 6).

$$\Delta Q_{c1} = P_2 \left(1 - \frac{ER_2}{P_2} \right) - P_1 \left(1 - \frac{ER_1}{P_1} \right) - P_2 \left(\frac{ER'_2}{P_2} - \frac{ER_2}{P_2} \right) \quad (6)$$

A variação do escoamento superficial do ponto C para B ocorre devido à variação do parâmetro w e pode ser separada de acordo com as variáveis explicativas relacionadas ao clima (X^c), formando ΔQ_{c2} (mm), ou de acordo com as variáveis explicativas relacionadas às atividades antropogênicas (X^h), formando ΔQ_h (mm) (JIANG et al., 2015):

$$\Delta Q_{c2} = \frac{\sum_i^n \beta_i^c \Delta X_i^c}{\Delta w} P_2 \left(\frac{ER'_2}{P_2} - \frac{ER_2}{P_2} \right) \quad (7)$$

$$\Delta Q_h = \frac{\sum_i^n \beta_i^h \Delta X_i^h}{\Delta w} P_2 \left(\frac{ER'_2}{P_2} - \frac{ER_2}{P_2} \right) \quad (8)$$

3.2.3 Dados de entrada para decomposição da curva de Budyko

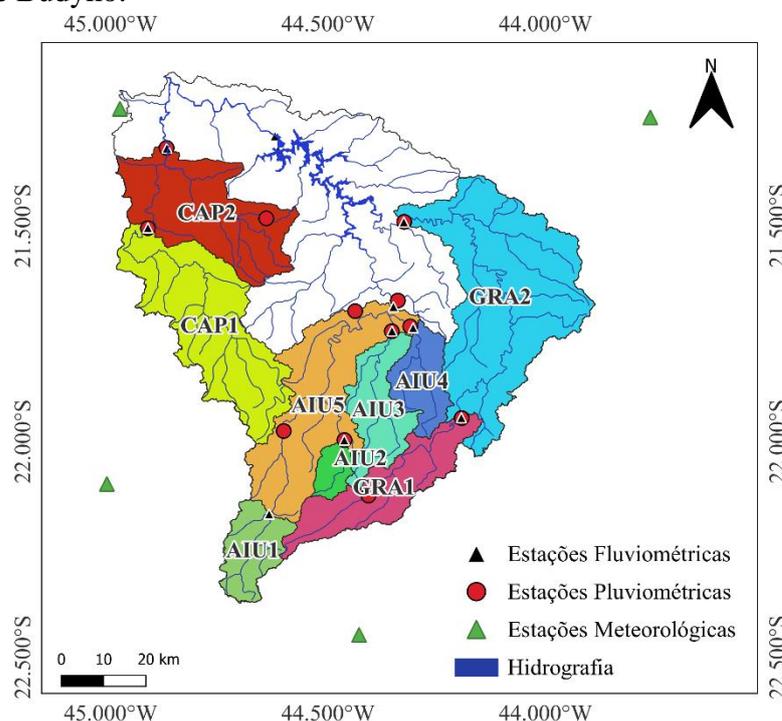
Nessa etapa, foram selecionadas nove bacias hidrográficas na região da BARG com áreas de drenagem que variam entre 104 e 2070 km² (Tabela 3.4, Figura 3.6). Não foram consideradas as estações das UHEs de Camargos e Itutinga para evitar a influência da evaporação dos reservatórios na análise de impactos. Os dados meteorológicos e hidrológicos empregados nessa etapa contemplam o período de 1985 a 2015 (Figura 3.6; Tabelas 3.1 a 3.3).

Tabela 3.4 - Área de drenagem de cada bacia hidrográfica (km²), precipitação média anual (mm) e deflúvio anual (mm), considerando dados de 1985 a 2015.

Bacia	Área de drenagem (km ²)	Precipitação anual (mm)	Deflúvio anual (mm)
GRA1	529	1707	878
GRA2	2070	1538	739
AIU1	282	1630	810
AIU2	104	1752	859
AIU3	383	1597	623
AIU4	274	1478	629
AIU5	1960	1587	720
CAP1	1010	1493	628
CAP2	1820	1466	573

Fonte: Da autora (2023).

Figura 3.6 - Localização das bacias hidrográficas analisadas pelo método de decomposição da curva de Budyko.



Fonte: Da autora (2023).

A evapotranspiração potencial (EP) foi calculada pela equação FAO Penman-Monteith (ALLEN et al., 1998) (Equação 9) a partir dos dados meteorológicos diários:

$$EP = \frac{0,408 \Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34u_2)} \quad (9)$$

em que: EP é a evapotranspiração potencial (mm d^{-1}); R_n é o balanço de radiação ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$); G é a densidade de fluxo de calor ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$); Δ é a inclinação da curva de pressão de saturação de vapor ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$); T é a temperatura média do ar a 2 m ($^\circ\text{C}$); u_2 é a velocidade do vento a 2 m (m s^{-1}); e_s é a pressão de saturação de vapor (kPa); e_a é a pressão atual de vapor (kPa) e γ é a constante psicrométrica ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$).

As variáveis meteorológicas utilizadas nessa etapa foram: precipitação, temperatura (máxima, mínima e média), umidade relativa do ar, pressão atmosférica, velocidade do vento e insolação. O balanço de radiação foi estimado a partir de dados de insolação observados, em que para o albedo foram utilizadas médias mensais calculadas a partir produto de sensoriamento remoto (GMAO, 2015b) na região da BARG.

A evapotranspiração potencial diária foi estimada na localização de cada estação meteorológica. Os dados anuais foram calculados considerando o ano hidrológico (outubro a setembro do ano seguinte). Com isso, EP e P anuais foram interpoladas pelo método do inverso do quadrado da distância (IQD), a seguir estimadas as médias espaciais em cada bacia hidrográfica e, por fim, estimadas as médias móveis de 15 anos.

A evapotranspiração real (ER) foi calculada pelo balanço hídrico, sendo a diferença entre a precipitação anual média e o deflúvio anual médio em um período de 15 anos. Assume-se, portanto, que a variação no armazenamento de água da bacia é insignificante a longo prazo (JIANG et al., 2015).

A partir dos dados de EP, ER e P em médias móveis de 15 anos foram estimados os IE e IA. Com isso, esses dados foram utilizados na Equação 3 para estimar o parâmetro w para cada ponto de IE e IA correspondentes. A variação de w foi representada por um modelo de regressão em que as variáveis (X) são normalizadas pela média geral em todo o período (1985 a 2015) na forma de logaritmo natural (ln) (Equação 10) (JIANG et al., 2015). Os parâmetros da regressão linear (β) foram definidos utilizando o método numérico de Gauss-Newton.

$$w = \beta_0 + \beta_1 \ln\left(\frac{X_1^c}{\bar{X}_1^c}\right) + \dots + \beta_n \ln\left(\frac{X_n^h}{\bar{X}_n^h}\right) \quad (10)$$

As variáveis climáticas (X^c) selecionadas para os cálculos na BARG foram temperatura máxima (Tmax) e precipitação (Prec). Essas variáveis foram selecionadas por estarem relacionadas a respostas da vegetação como controle estomático e o armazenamento de água no solo. No mais, estas variáveis mostraram maior relevância nas variações de w em análises preliminares. As principais atividades de uso e ocupação do solo na região estão relacionadas à agricultura, por isso, para as atividades antropogênicas (X^h) foram consideradas as mudanças de áreas relacionadas à agricultura (Agric).

Para selecionar as variáveis mais representativas em cada bacia hidrográfica, utilizou-se o Critério de Informação de Akaike (AIC_c) (AKAIKE, 1974):

$$AIC_c = 2k - 2 \ln(RSS) + \frac{2k^2 + 2k}{n - k - 1} \quad (11)$$

em que: k é o número de parâmetros; RSS é a soma residual dos quadrados e n o tamanho da amostra. Assim, um menor valor de AIC_c valoriza a qualidade e simplicidade do modelo, pois essa relação beneficia os ajustes em que o RSS é menor e penaliza os números de parâmetros.

3.3 Modelos climáticos globais, regionais e cenários das mudanças climáticas

Os dados de projeção climática do quinto relatório de avaliação do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC, 2014) foram utilizados para estimar os impactos hidrológicos nos cenários futuros. Assim, foram considerados os seguintes períodos futuros: 2006 a 2040, 2041 a 2070 e 2071 a 2099. O período entre 1980 e 2005 foi utilizado como referência histórica.

Os modelos de circulação globais (GCM – do inglês) MIROC5, HadGEM2-ES, CANESM2 e BESM e regionalizados pelo modelo climático regional (RCM – do inglês) Modelo Eta foram utilizados nessa etapa do trabalho (Tabela 3.5). A análise das abordagens de conjunto multimodelo é utilizada para quantificar os efeitos das incertezas nas diferentes estruturas dos modelos e na parametrização. Nos estudos sobre mudanças climáticas, ao mesmo tempo em que se avalia as incertezas, espera-se que a média multimodelo do conjunto forneça uma base melhorada para a projeção probabilística e, portanto, deve superar os modelos

individuais (IPCC, 2007). Portanto, foram utilizadas ambas análises de impactos individuais de cada modelo climático e a abordagem multimodelo.

Tabela 3.5 - Descrição dos modelos climáticos utilizados no estudo.

Modelo	Desenvolvedor	Resolução horizontal e vertical	Modelos	Referência
MIROC5	National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology – University of Tokyo	1,4° x 1,4° 40 níveis	Atmosférico Aerossol Superfície Oceano Bioquímica oceânica Gelo oceânico	(WATANABE et al., 2010)
HadGEM2-ES	UK Met Office Hadley Centre	1.875° x 1.23° 38 níveis	Atmosférico Aerossol Química atmosférica Superfície Oceano Bioquímica oceânica Gelo oceânico	(COLLINS et al., 2011)
CANESM2	Canadian Center for Climate Modelling and Analysis	2.81° x 2.81° 35 níveis	Atmosférico Aerossol Química atmosférica Superfície Oceano Bioquímica oceânica Gelo oceânico	(ARORA et al., 2011)
BESM	Center for Weather Forecasting and Climate Studies (CPTEC/INPE)	1.875° x 1.875° 28 níveis	Atmosférico Superfície Oceano Bioquímica oceânica Gelo oceânico	(VEIGA et al., 2019)
Modelo Eta (RCM)	Center for Weather Forecasting and Climate Studies (CPTEC/INPE)	20 km x 20 km 38 níveis	Atmosférico Superfície Oceano Aerossol	(CHOU et al., 2014)

Fonte: Da autora (2023).

Os modelos de circulação globais simulam as condições atmosféricas para cenários futuros em uma resolução espacial horizontal de centenas de quilômetros. Por isso, é essencial detalhar os resultados dos GCMs para estudar os impactos hidrológicos na escala das bacias hidrográficas (ZÁKHIA et al., 2022). No mais, em baixa resolução as características topográficas são suavizadas e, portanto, a influência do efeito orográfico é melhor representado em melhores resoluções (DOBLAS-REYES et al., 2021; LYRA et al., 2017). Portanto, informações regionalizadas ainda são destacadas e priorizadas em estudos de impactos na hidrologia (MELO et al., 2021; OLIVEIRA et al., 2017; RODRIGUES et al., 2020; ZÁKHIA et al., 2022).

As projeções dos modelos climáticos dos cenários dos RCPs (*Representative Concentration Pathways*) 4.5 e 8.5 foram utilizadas nesse estudo. Esses referem-se, respectivamente, a cenários intermediários e pessimistas de emissões de gases de efeito estufa e estão associados ao balanço de forçantes radiativas de 4,5 e 8,5 $W m^{-2}$ ao final de 2100 (IPCC, 2014). No cenário RCP4.5 estima-se estabilização da emissão de gases do efeito estufa após 2080, de modo que não ultrapasse a forçante radiativa de 4,5 $W m^{-2}$ (THOMSON et al., 2011). Enquanto o cenário RCP8.5 representa alta demanda de energia e ausência de políticas de controle de emissão dos gases do efeito estufa, com crescimento da forçante radiativa até o final do século XXI (RIAHI et al., 2011).

3.3.1 Correções de erros sistemáticos

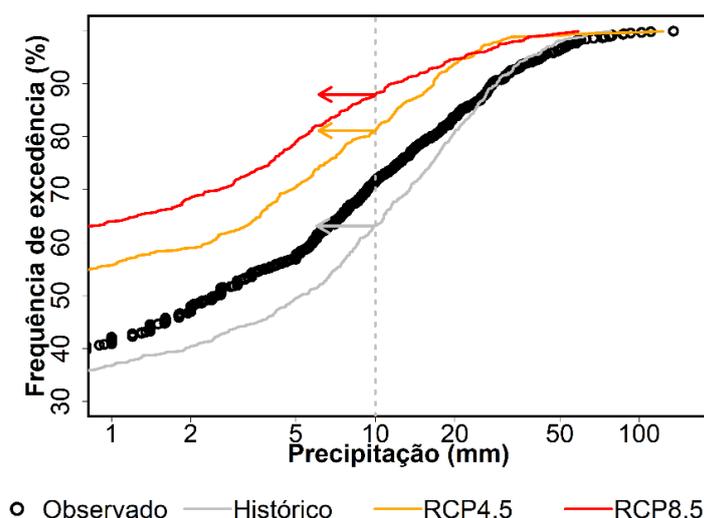
A hidrologia regional é muito sensível às variáveis climáticas como a precipitação e a temperatura, portanto, um pequeno viés nesses dados pode modificar o equilíbrio hidrológico (BÁRDOSSY; PEGRAM, 2011). Os vieses dos dados de modelos climáticos são causados por erros sistemáticos na modelagem, como a imperfeita contextualização, discretização e representação média dos processos atmosféricos (TEUTSCHBEIN; SEIBERT, 2012). Portanto, é necessário corrigi-los de modo a aproximar as estimativas do modelo aos dados observados no período histórico e, portanto, aplicar a mesma diferença aos cenários futuros.

A técnica quantil-quantil proposta por Bárdossy e Pegram (2011) foi utilizada para correção dos dados diários das variáveis meteorológicas no período de 1980 a 2005. O método consiste em gerar funções de distribuição de frequência cumulativa (FDFC) para um mesmo período climático. Nesse estudo foram realizadas a cada mês do ano. A FDFC dos dados simulados pelo modelo climático no período histórico é deslocada para o mesmo nível de

frequência dos dados observados. O mesmo deslocamento é, então, aplicado aos cenários futuros (Figura 3.7).

Assim, foram corrigidas as variáveis meteorológicas estimadas pelos modelos climáticos pontuais na localização de cada estação meteorológica e pluviométrica. Posteriormente, os dados corrigidos foram interpolados espacialmente pelo inverso do quadrado da distância (IQD) para representar toda a área de estudo.

Figura 3.7 - Representação da correção de viés pelo método quantil-quantil para a precipitação diária estimada no mês de janeiro na cidade de Lavras-MG pelo modelo Eta-HadGEM2-ES. As setas indicam a correção da precipitação de 10 mm estimada pelo modelo.



Fonte: Da autora (2023).

3.4 Projeções de mudanças do uso e ocupação do solo

A plataforma de modelagem ambiental Dinamica-EGO foi utilizada para a simulação de cenários futuros de uso e ocupação do solo (MUO) por meio de um modelo *cellular automata*, em que se utiliza funções de transição a partir da vizinhança (WHITE; ENGELN; ULJEE, 2000). Utiliza-se a variação de uso e ocupação do solo observada dentro de um intervalo de tempo para estimar projeções futuras, em que são utilizadas variáveis explicativas estáticas para orientar as transições de classes. Assim, apesar de se utilizar um método estocástico de projeção, é permitido que se determine as probabilidades de transição que favoreçam ou impeçam determinadas atividades no local.

Inicialmente foram calculadas as matrizes de transição, que representam um sistema que se modifica em um intervalo discreto. Nas linhas da matriz (i) tem-se as classes de

vegetação presentes no tempo $t-1$ e nas colunas (j) tem-se as classes que ocorrem no tempo t , sendo a matriz preenchida pela porcentagem da área que i variou para j (SOARES-FILHO et al., 2004). A seguir, foram determinados os pesos das variáveis (*weights of evidence*), dos quais são calculados os pesos que cada variável explicativa estática possui na transição de uma classe i para uma classe j (GOODACRE et al., 1993). Assim, o modelo simula a transição da paisagem com taxas de transição dinâmicas a partir do seu estado inicial, bem como acomoda diversas hipóteses para a dinâmica das mudanças de uso e ocupação do solo (SOARES-FILHO et al., 2004).

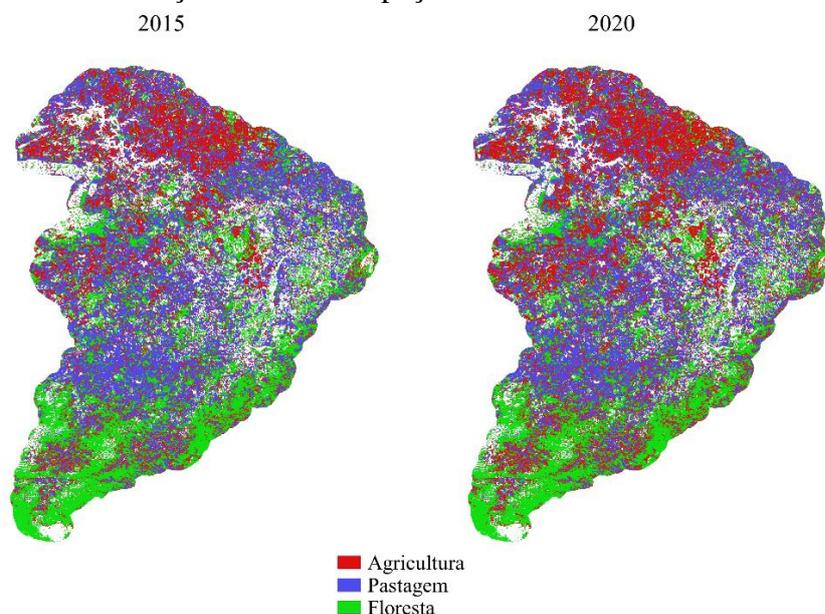
A partir das variáveis explicativas e seu respectivo peso foram calculadas as probabilidades para cada célula por meio de uma regressão logística, em que são representadas as áreas mais favoráveis para cada transição. A seguir, as funções de transição *patcher* e *expander* determinam a influência das células vizinhas nas transições. Na função *expander* apenas são consideradas expansões ou contrações das manchas de classes já existentes, enquanto na função *patcher* são geradas novas manchas (SOARES-FILHO; CERQUEIRA; PENNACHIN, 2002). Para cada função são determinados os parâmetros que representam a isometria das manchas (0 a 2, sendo 2 a forma mais isométrica), o seu tamanho e variância médios em hectares.

A validação procura identificar a similaridade entre o mapa de uso e ocupação do solo observado e o simulado pela adaptação do método de Hagen (2003), analisando incertezas pela comparação de similaridade difusa entre os mapas dentro de uma janela de observação. O método de validação no Dinamica EGO utilizado nesse estudo ocorre por análise de similaridade entre múltiplas janelas (LEITE-FILHO et al., 2020), que é calculada para diferentes tamanhos de janelas de observação. Esse método auxilia na validação de mapas simulados de MUO em diferentes resoluções espaciais. Em que, a similaridade é igual a 1 quando a mesma transição ocorre dentro da janela de observação no mapa em que é feita a comparação. Para isso, é feita uma comparação de mão-dupla, sendo comparados: o mapa de transição simulado com o observado, bem como o observado com o simulado. Por fim, se calcula a similaridade média para cada comparação e assume-se a similaridade final como o valor mínimo entre ambos.

Para os estudos de impactos na hidrologia da bacia hidrográfica dos reservatórios de Camargos e Itutinga foram utilizados mapas de uso e ocupação do solo gerados pela sexta coleção do projeto MapBiomias (2022) de 2015 e 2020. As classes representadas na área de estudo foram: Floresta, Pastagem e Agricultura (Figura 3.8). Na projeção futura foi considerado um cenário de expansão agrícola, mantendo a transição observada entre 2015 e 2020. Foram

consideradas transições das seguintes classes: Pastagem para Agricultura (P-A), Agricultura para Pastagem (A-P), Floresta para Agricultura (F-A) e Agricultura para Floresta (A-F).

Figura 3.8 - Mapas de uso e ocupação do solo em 2015 e 2020 utilizados como referência para projetar as mudanças de uso e ocupação do solo.



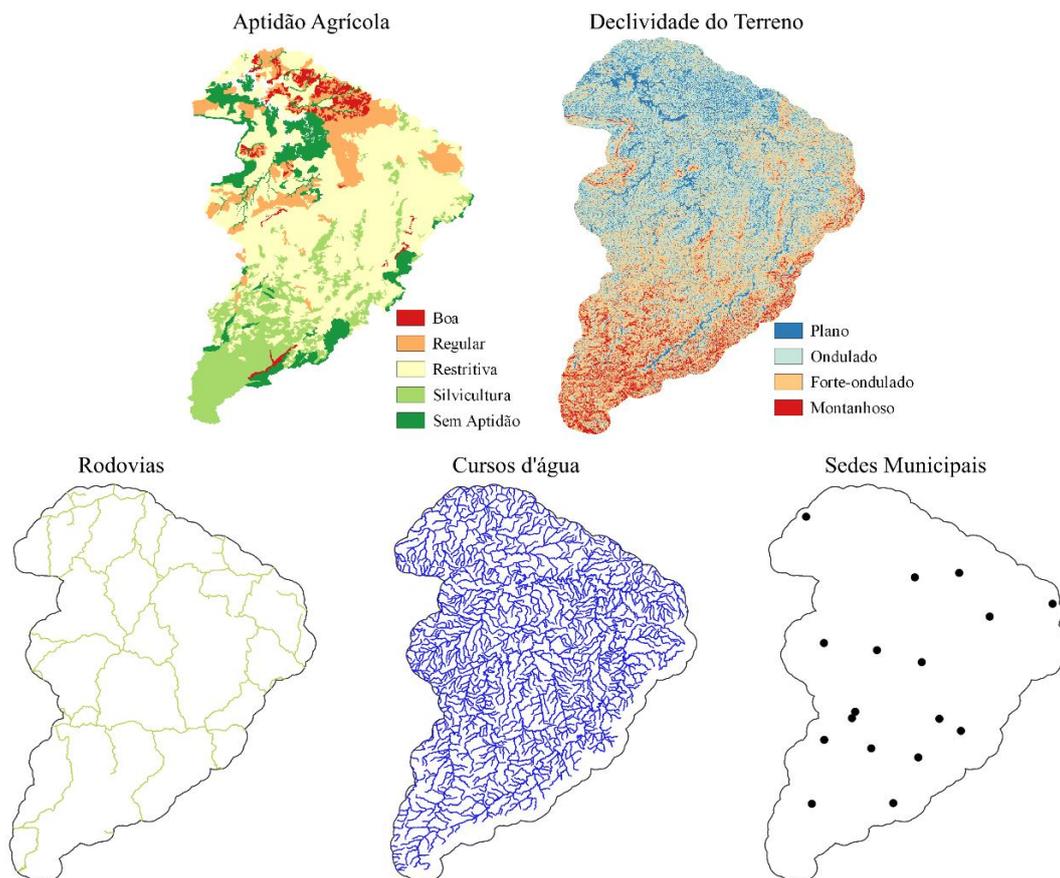
Fonte: Da autora (2023).

As variáveis explicativas estáticas foram utilizadas como componentes que possuem influência sobre a expansão agrícola na região, como: aptidão agrícola, declividade do terreno, distâncias de rodovias, de cursos d'água contínuos e de sedes municipais (Figura 3.9).

O mapa de aptidão agrícola foi adaptado de Araújo et al. (2018), que considera na classificação a fertilidade natural, deficiência de água, deficiência de oxigênio, susceptibilidade à erosão e impedimentos à mecanização. As classes com aptidão para culturas anuais e boa aptidão para culturas perenes foram classificadas como “boa”, classes com aptidão regular para culturas perenes foram classificadas como “regular”, classes com aptidão restritiva para culturas perenes foram classificadas como “restritivas”, classes com aptidão para plantio de Silvicultura foram classificadas como “silvicultura” e classes inaptas ao plantio agrícola são classificadas como “sem aptidão”.

A declividade do terreno foi calculada a partir do modelo digital de elevação e valores entre 0 e 8% são classificados como “plano”; entre 8 e 20%, “ondulado”; entre 20 e 45%, “forte-ondulado”; e acima de 45%, “montanhoso”. Os mapas das rodovias, dos cursos d'água contínuos e das sedes municipais foram obtidos pela base de dados cartográficos do IBGE (2010) e da ANA (2014).

Figura 3.9 - Variáveis explicativas estáticas utilizadas para orientar as transições de classes de uso e ocupação do solo.



Fonte: Da autora (2023).

O cenário futuro de uso e ocupação do solo foi projetado até 2100 e utilizado no modelo hidrológico em associação com cenários climáticos para avaliar os impactos no regime hidrológico e na produção de energia elétrica das hidrelétricas de Camargos e Itutinga.

3.5 Modelo Hidrológico Distribuído (MHD-INPE)

O Modelo Hidrológico Distribuído do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (MHD-INPE) (RODRIGUEZ; TOMASELLA, 2016) é um modelo conceitual de grades regulares de baixa resolução. Cada uma dessas células é subdividida em Unidades de Respostas Hidrológicas (URH), que combinam informações sobre o uso e ocupação do solo e as características do solo. Em cada URH é calculado o balanço hídrico, em que o escoamento superficial na célula é estimado pela média ponderada das URHs presentes. O balanço vertical de água no solo é calculado em três camadas, em que na superior se estima o escoamento subsuperficial, retirada por raízes mais rasas e infiltração de água para a camada intermediária;

na segunda camada apenas estima os fluxos verticais, como a drenagem para a camada inferior ou a retirada por raízes mais profundas; por fim, na última camada estima-se o escoamento de base. O modelo assume que o lençol freático está paralelo à superfície do solo. A evapotranspiração foi estimada pelo método de Penman-Monteith, o escoamento superficial pelo método do reservatório linear simples e a propagação em canais pelo método Muskingum-Cunge.

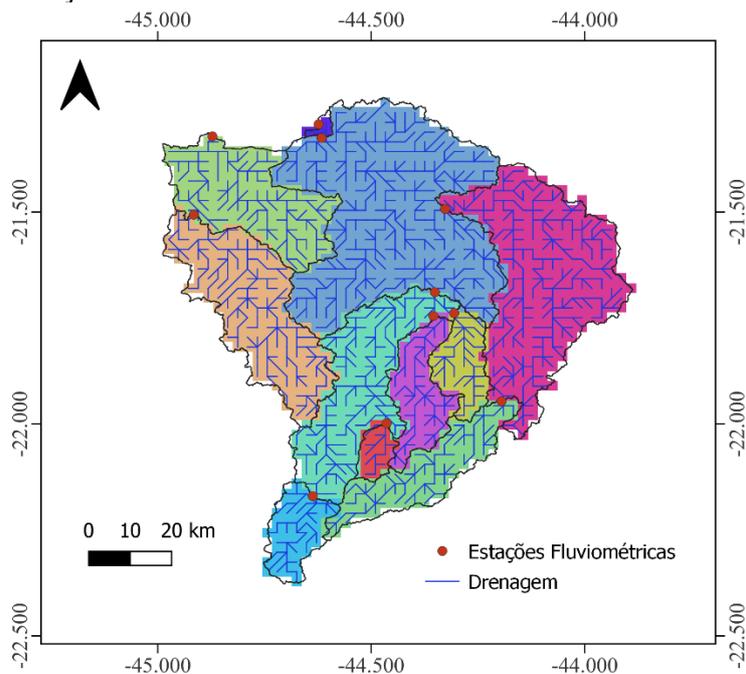
3.5.1 Dados de entrada e análise de desempenho do modelo hidrológico MHD-INPE

O modelo hidrológico MHD-INPE requer informações espaciais de topografia, classe de solo, uso do solo e dados meteorológicos como dados de entrada. Para as etapas de calibração e validação é necessário utilizar dados observados de vazão em cada bacia hidrográfica.

Os dados meteorológicos utilizados foram: precipitação, temperatura média do ar, temperatura do ponto de orvalho, velocidade do vento a 10 m, pressão atmosférica e radiação global incidente. Os dados de precipitação foram obtidos das estações pluviométricas disponíveis na plataforma HIDROWEB da Agência Nacional de Águas (ANA, 2020). A localização das estações com dados observados diários de precipitação na bacia hidrográfica pode ser visualizada na Figura 3.2a e a sua descrição na Tabela 3.1. Os dados meteorológicos para a região foram obtidos a partir de estações meteorológicas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, 2020) (Tabela 3.2). Observações meteorológicas diárias foram usadas no modelo hidrológico durante a avaliação de desempenho.

Os dados de entrada no MHD-INPE foram discretizados em células de resolução de aproximadamente 2,5 km (Figura 3.10). A simulação foi realizada entre o período de 1989 a 2013. Sendo assim, foram utilizados os primeiros 4 anos para aquecimento do modelo hidrológico, e na sequência: 15 anos para a calibração e 5 anos para a validação. Os dados observados destas estações fluviométricas foram utilizados para a calibração automática do MHD-INPE utilizando o método de calibração multiobjetivo SPEA2 (ZITZLER; LAUMANN; THIELE, 2001). A BARG foi dividida em 11 bacias hidrográficas, de acordo com as estações fluviométricas monitoradas pela ANA apresentadas na Figura 3.10. Para calibrar a bacia hidrográfica localizada a jusante do reservatório de Camargos foi utilizada a vazão defluente desse reservatório para substituir a vazão simulada naquele ponto. A vazão defluente de reservatórios são monitorados pela ONS (2021).

Figura 3.10 - Bacias hidrográficas na resolução do modelo, drenagem por célula e localização das estações fluviométricas.



Fonte: Da autora (2023).

O modelo digital de elevação (MDE) foi obtido por meio das imagens do satélite SRTM, com resolução espacial de 30 m. As classes do solo foram representadas por um mapa de ambientes hidrológicos que relaciona a altitude de cada ponto com a altitude da rede de drenagem mais próxima, gerado pelo modelo *Height Above the Nearest Drainage* (HAND). Foram selecionadas as classes que no HAND variam de 0 a 15 m, 15 a 80 m e acima de 80 m (Figura 3.2d).

A parametrização das classes de solo pelo modelo MHD-INPE é realizada por meio das classes de textura do solo pelo triângulo de textura proposto pelo USDA – Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (SOIL SURVEY STAFF, 1951). Os dados de textura do solo levantados por Silva et al. (2016) e o mapa de solos levantado por FEAM e UFV (2010) na região da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande foram utilizados para a parametrização das classes HAND no modelo. As classes mais próximas da rede de drenagem, chamadas aqui de vale (0 a 15 m), ocorrem em áreas com predominância de Neossolo e textura argilosa siltosa, a classe intermediária (15 a 80 m) ocorre em áreas de predominância de Latossolo e textura argilosa, e a classe de platô (acima de 80 m) ocorre em áreas de predominância de Cambissolo e textura franco argilosa arenosa.

Os mapas de uso e ocupação do solo foram obtidos pelo projeto MAPBIOMAS (SOUZA et al., 2020) de 1985 a 2015 com intervalos de 10 anos. As principais classes

encontradas na região são: áreas de floresta, pastagem, agricultura, silvicultura, vegetação campestre, área não-vegetada e água.

Os parâmetros fixos do solo e da vegetação se encontram descritos na Tabela 3.6. Os parâmetros de solo foram definidos de acordo com as características do solo e com sua classificação de textura (SOIL SURVEY STAFF, 1951), além de considerar estudos realizados na região (JUNQUEIRA JÚNIOR et al., 2008). Os parâmetros de vegetação foram definidos de acordo com as características da mata atlântica, pastagem e das principais culturas agrícolas plantadas na região (FREITAS et al., 2012; TERRA et al., 2015; WRIGHT et al., 1996).

Tabela 3.6 - Lista de parâmetros fixos de ambientes do solo e vegetação para o modelo MHD-INPE.

Parâmetros do solo	Vale	Intermediário	Platô		
Condutividade hidráulica saturada ($m\ d^{-1}$)	12,247	88,875	104,167		
Pressão de entrada do ar (kPa)	3,189	1,029	1,142		
Expoente da curva de retenção de água no solo (Brooks-Corey)	4,549	2,745	1,767		
Umidade Volumétrica Saturação ($m^3\ m^{-3}$)	0,562	0,563	0,409		
Umidade Volumétrica Residual ($m^3\ m^{-3}$)	0,158	0,235	0,121		
Parâmetros da vegetação	Floresta	Pastagem	Agricultura	Silvicultura	Vegetação campestre
Albedo	0,18-0,20	0,16-0,20	0,12-0,16	0,14-0,17	0,15
IAF ($m^2\ m^{-2}$)	3,1-5,0	0,7-4,3	0,78-4,78	2,5	0,26-1,50
Altura (m)	18	0,6	0,14-0,52	22	5,0
Cobertura do solo	0,81	0,5-0,9	0,01-0,90	0,72	0,1
Profundidade radicular	3,0	1,5	1,5	2,5	1,5
Deslocamento do plano zero (m)	8,28	0,22-0,32	0,01-0,30	14,52	2,39-3,14
Comprimento da rugosidade aerodinâmica (m)	1,8	0,04-0,08	0,01-0,04	2,71	0,20-0,29
Resistência da cobertura vegetal ($s\ m^{-1}$)	100	50	50	100	63
Capacidade máxima de armazenamento de água no dossel (mm)	2,0	0,5	0,8	0,42	0,85

Fonte: Da autora (2023).

3.5.2 Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2)

O *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2* (SPEA2) é um algoritmo de otimização de parâmetros multiobjetivo para calibração de modelos hidrológicos (ZITZLER; LAUMANN; THIELE, 2001). Considerando o conjunto de parâmetros calibráveis como indivíduos e as estatísticas de precisão como funções objetivo, este método se baseia na ordenação de indivíduos a cada iteração por meio de múltiplas funções objetivo. Um indivíduo

dominador é aquele que obtêm melhor desempenho em todas funções objetivo consideradas. Portanto, os indivíduos não-dominados são aqueles que não são dominados por nenhum outro e compõem a chamada “frente de Pareto”. Assim, utiliza-se o conceito de dominância de Pareto, atribuindo uma ordenação em que os indivíduos não-dominados são armazenados em um arquivo. O tamanho do arquivo é definido pelo usuário e, caso o número de indivíduos na frente de Pareto o exceda, são removidos os indivíduos com a mínima distância em relação aos seus vizinhos para que se promova a diversidade de soluções (GUO et al., 2014).

A cada iteração seleciona-se uma população de indivíduos por meio de torneios binários de indivíduos da população e do arquivo da iteração anterior. No mais, a população anterior é substituída em processos de recombinação e mutação (ZITZLER; LAUMANN; THIELE, 2001).

Os parâmetros calibráveis do modelo MHD-INPE estão listados na Tabela 3.7, bem como o intervalo e o valor inicial considerado na calibração. Foi considerado o tamanho máximo da população e do arquivo de 50 indivíduos, cada indivíduo representando uma combinação dos parâmetros no modelo. Foi realizada uma execução do algoritmo com 50 iterações.

Tabela 3.7 - Lista de parâmetros calibráveis por bacia hidrográfica do modelo, intervalo de calibração e valor inicial da primeira iteração.

Parâmetros da bacia hidrográfica	Intervalo de calibração	Valor inicial
Profundidade da camada superior – D1 (m)	0,01 a 10	10
Profundidade da camada intermediária – D2 (m)	0 a 10	10
Profundidade da camada inferior – D3 (m)	0,01 a 30	10
Multiplicador da condutividade hidráulica saturada (CHS) na camada superior do solo – fKs	0,01 a 10	1
Transmissividade horizontal do aquífero – Tsub (m ² dia ⁻¹)	0,01 a 9999	1
Decaimento da CHS com a profundidade do perfil do solo - Mu	1 a 3	1
Anisotropia do solo - Alpha	1 a 9999	1
Mínimo de armazenamento subterrâneo – fCsi (%)	0,0001 a 2	1
Tempo de retardo do escoamento superficial – Cs (s)	0,01 a 1000	1
Tempo de retardo do escoamento base – Cb (s)	0,01 a 1000	1

Fonte: Da autora (2023).

As funções objetivo utilizadas nesse estudo foram a eficiência de Nash-Sutcliffe (NASH; SUTCLIFFE, 1970) calculada nas vazões simulada e observada diária (NSE) e em seus logaritmos (INSE) (Equações 15 e 16). Como o NSE tende a ser muito sensível aos picos, o INSE é comumente utilizado para aumentar a sensibilidade dos menores valores de vazão (MORIASI et al., 2015). Portanto, para avaliar as incertezas da parametrização da frente de

Pareto, os indivíduos com maior valor de NSE e de INSE no período de calibração foram avaliados para a simulação de vazão diária e deflúvio de longo termo.

As bacias hidrográficas foram calibradas individualmente partindo das bacias de cabeceira. As bacias hidrográficas a jusante foram calibradas apenas em sua área incremental considerando a calibração da bacia de montante que gerou o maior valor de INSE.

3.5.3 Análise do desempenho do modelo

O desempenho do modelo hidrológico no período de validação foi avaliado por meio de análise gráfica das hidrógrafas e das curvas de permanência das vazões simuladas e observadas. Os coeficientes estatísticos a seguir foram utilizados para medir o desempenho do modelo na simulação de vazão: o coeficiente de determinação (R2) como estatística de correlação; o coeficiente de Nash-Sutcliffe (NSE), NSE calculado no logaritmo dos dados (INSE) como estatística adimensional; o percentual bias (PBIAS) e a raiz do erro quadrado médio (RMSE) como índices de erro; e a eficiência de Kling-Gupta (KGE) que incorpora a correlação, a variabilidade e o viés das variáveis.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2} \quad (12)$$

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)}{\sum_{i=1}^n O_i} 100 \quad (13)$$

$$R2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}} \right]^2 \quad (14)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (15)$$

$$INSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\log(S_i) - \log(O_i))^2}{\sum_{i=1}^n (\log(O_i) - \log(\bar{O}))^2} \quad (16)$$

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + \left(\frac{\sigma_S}{\sigma_O} - 1\right)^2 + \left(\frac{\bar{S}}{\bar{O}} - 1\right)^2} \quad (17)$$

em que: O são os dados de vazão ou deflúvio observados; S são os dados simulados; \bar{O} e \bar{S} são as respectivas médias; σ_O e σ_S são os respectivos desvios padrão e r é a relação linear entre os dados observados e simulados.

Valores de R2, NSE, INSE e KGE iguais a 1 e RMSE e PBIAS iguais a 0 indicam perfeita correspondência entre as variáveis. NSE menor que zero significa que a média dos dados observados é uma melhor aproximação que o dado simulado. Valor de KGE igual a -0,41 equivale à média dos dados observados, no entanto a variação entre -0,41 e 1 não deve ser interpretada da mesma forma que NSE, visto que KGE é mais sensível ao viés dos dados observados (GUPTA et al., 2009; KNOBEN; FREER; WOODS, 2019). Segundo Moriasi et al. (2015), na modelagem hidrológica são satisfatórios valores de R2 maiores que 0,6; NSE e INSE maiores que 0,5; e PBIAS entre -15 e 15 %.

Alguns descritores foram utilizados para avaliar o desempenho do modelo, são eles: a média do trecho da curva de permanência de vazão com ocorrência menor que 5% do tempo (MWH) e do trecho com ocorrência maior que 95% do tempo (MWL), variação no trecho médio da curva de permanência (QSM) e a sazonalidade (SEASON).

$$MWH = \frac{\sum_{h=1}^H Q_h}{H} \quad (18)$$

$$MWL = \frac{\sum_{l=1}^L Q_l}{L} \quad (19)$$

$$QSM = \frac{Q_{0.8} - Q_{0.2}}{\bar{Q}} \quad (20)$$

$$SEASON = \frac{\overline{Q_{chuvoso}} - \overline{Q_{seco}}}{\bar{Q}} \quad (21)$$

em que: Q_h e Q_l são as vazões com probabilidade de excedência menor que 5% e maior que 95% ($m^3 s^{-1}$), respectivamente; H e L são os números de dados no respectivo intervalo; $Q_{0.8}$ e $Q_{0.2}$ são as vazões com 80 e 20% de probabilidade de excedência ($m^3 s^{-1}$), respectivamente; $\overline{Q_{chuvoso}}$ e $\overline{Q_{seco}}$ são a média das vazões no período chuvoso (outubro a março) e seco (abril a setembro) ($m^3 s^{-1}$), respectivamente; e \bar{Q} é a média da vazão em todo o período ($m^3 s^{-1}$).

3.6 Análise de incertezas sobre a projeção do deflúvio utilizando modelagem hidrológica e Budyko

As incertezas na projeção de deflúvio de longo termo de ambos, o modelo hidrológico (MHD-INPE) e a curva de Budyko foram analisados em médias móveis de 15 anos. As estimativas do deflúvio em ambos os métodos foram analisadas graficamente em comparação ao deflúvio observado. Os índices estatísticos como PBIAS, RMSE e a razão do RMSE com a média da vazão também foram utilizados para a verificação das estimativas.

No método de Budyko considerando a elasticidade climática na equação de Fu (1981) (Equação 3), um parâmetro w fixo foi estimado para as bacias hidrográficas GRA2, AIU5 e CAP2. Os índices de aridez e evaporativos observados médios de 15 anos entre 1990 e 2010 foram utilizados para ajustar uma curva de Budyko (Equação 3) utilizando o método dos mínimos quadrados. Assim, o deflúvio na bacia hidrográfica foi estimado pela Equação 4, em que o índice de aridez foi calculado a partir de dados meteorológicos e o índice evaporativo estimado pela Equação 3.

No modelo hidrológico (MHD-INPE) foram utilizadas as entradas meteorológicas diárias, assim as vazões diárias foram simuladas e os deflúvios anuais médios em 15 anos foram calculados. Os parâmetros encontrados na frente de Pareto com melhor NSE e melhor INSE foram utilizados para a análise de incertezas na projeção do deflúvio de longo termo.

Foram avaliados o deflúvio médio de longo termo no período observado de validação (1997 a 2013) estimados a partir de dados meteorológicos observados. No mais, foram analisadas as incertezas dos métodos para estimar deflúvio em condições que extrapolam o intervalo de observação na bacia hidrográfica nos cenários climáticos RCP4.5 e RCP8.5. Foram empregados nessa análise quatro modelos climáticos em um conjunto multimodelo.

As diferenças no deflúvio (DQ) estimado por ambos os métodos são dadas pela Equação 22.

$$DQ = (Q_{Bud} - Q_{MHD}) \quad (22)$$

onde, Q_{Bud} é o deflúvio estimado pela curva de Budyko (mm) e Q_{MHD} é o deflúvio estimado pelo MHD-INPE (mm).

3.7 Impactos das mudanças climáticas e de uso e ocupação do solo na segurança hídrica

Os impactos das mudanças climáticas (MC) e do uso e ocupação do solo (MUO) futuros na segurança hídrica da BARG foram estimados pelo modelo hidrológico (MHD-INPE). Os parâmetros que estimaram o maior valor de INSE no período de calibração foram utilizados. Os impactos das MC com os cenários RCP4.5 e RCP8.5 foram estimados fixando o uso e ocupação do solo no ano de 2015. A seguir, as MUO referentes ao cenário de expansão agrícola (Item 3.4) no futuro foram combinados aos de MC (MC+MUO). Com isso, a diferença das simulações de MC+MUO e de apenas MC (sem alteração no uso e ocupação do solo) foi contabilizada para análise dos impactos da expansão agrícola. Assim, os impactos no deflúvio médio e na curva de permanência das vazões diárias e os descritores MWH, MWL, QSM e SEASON (Equações 18 a 21) foram analisados.

3.8 Geração de energia elétrica pelas hidrelétricas

Os impactos dos cenários de mudanças climáticas e do uso e ocupação do solo na produção de energia pelas hidrelétricas Camargos e Itutinga foram analisados. A partir das projeções hidrológicas diárias de vazão afluyente a esses reservatórios (Q_{AFL}), o volume do reservatório ao final do intervalo de tempo (V_F) é dado pelo balanço:

$$V_F = V_I + \frac{3600 \times 24}{10^6} (Q_{AFL} - Q_{DEF}) \quad (23)$$

em que: V_F é o volume do reservatório ao final do intervalo de tempo (hm^3), V_I é o volume do reservatório ao início do intervalo de tempo (hm^3), Q_{AFL} é a vazão afluyente do reservatório ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) e Q_{DEF} é a vazão defluyente do reservatório ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$).

A evaporação no reservatório está implícita no modelo hidrológico que identifica lagos e reservatórios e inclui estas variáveis no cálculo da vazão afluyente. A vazão defluyente (Q_{DEF}) é calculada pela soma da vazão turbinada (Q_{TUR}) e da vazão vertida caso o volume máximo do reservatório (V_{MAX}) for superado. Caso o reservatório possua volume útil disponível, a vazão turbinada (Q_{TUR}) é a vazão regularizada, ou seja, a vazão em que na série histórica ocorre 5% de falhas no sistema. Esse sistema de operação, chamado energia firme, procura a maior geração fixa em que uma hidrelétrica pode operar de modo que não ocorra déficits de energia (ONS, 2022).

No mais, para estimar a geração de energia quando o reservatório está no seu volume máximo, utiliza-se a vazão de engolimento, ou seja, a vazão máxima turbinada (Q_{TMX}). Do contrário, caso o volume do reservatório atinja a cota mínima, a vazão turbinada será a vazão afluente.

Assim, a potência de geração de energia P_W (MW) é calculada a partir da Q_{TUR} :

$$P_W = H \times Q_{TUR} k \quad (24)$$

em que: H é a diferença de cota do nível do reservatório de montante para o canal de fuga (m) e k é o coeficiente específico de produtividade da turbina, admitido como $0.0084 \text{ MW s}^{-1} \text{ m}^{-4}$. Sendo, a cota do nível do reservatório estimada por meio da curva que relaciona a cota do nível da água e o seu respectivo volume no reservatório de Camargos (SÁ; BALLARIN, 2016) e Itutinga (SÁ; BALLARIN, 2020). Assim, a partir da potência calculada diariamente foi estimada a energia elétrica produzida no sistema.

Para estimar a vazão regularizada foi utilizada a vazão simulada no período histórico de cada modelo climático e estimado o volume do reservatório considerando uma vazão turbinada fixa. Assim, a vazão regularizada foi a vazão que, ao fixada, gera 5% de falhas em todo o período. Nos cenários futuros foram mantidas a vazão regularizada calculada no período histórico visando avaliar se haverá aumento nas falhas do sistema.

Apesar de simplificada, essa metodologia de operação de hidrelétricas considera a cota do nível do reservatório, que é um fator importante na capacidade de geração de energia elétrica de uma UHE. Esse método se difere de outros que estimam a geração de energia elétrica considerando a vazão turbinada equivalente a vazão de montante, pois esses não consideram a operação e a capacidade máxima dos reservatórios e das turbinas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Separação dos impactos causados por mudanças do clima e por expansão da agricultura

Neste item serão apresentados e discutidos os resultados relacionados ao método de decomposição das curvas de Budyko a partir de dados meteorológicos e hidrológicos observados na bacia hidrográfica entre 1985 e 2015.

4.1.1 Estimativa do parâmetro w

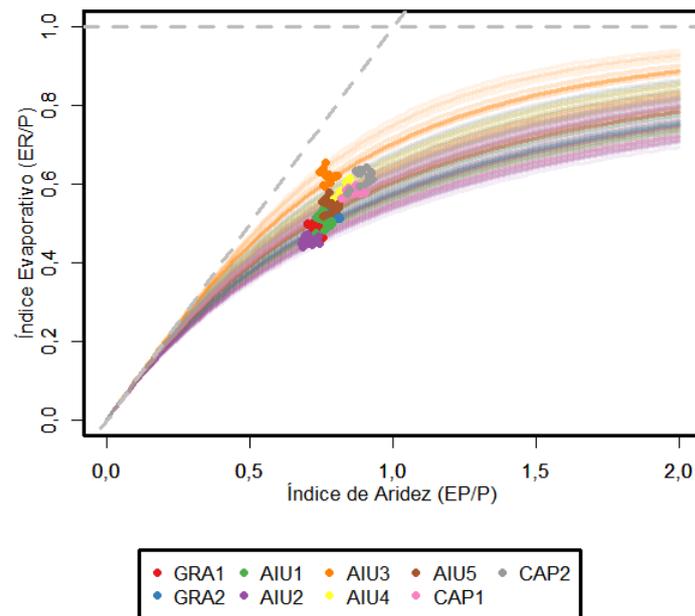
Na Figura 4.1 pode-se observar as médias móveis de 15 anos partir dos valores de índice de aridez e índice evaporativo e as estimadas curvas de Budyko. O parâmetro w de cada curva e a sua variação ao longo do tempo está exibida na Figura 4.2. Os resultados obtidos indicaram valores de índices de aridez menor que 1,0 para todas as bacias hidrográficas, o que significa que o principal fator limitante para a evapotranspiração é a disponibilidade de energia, visto que a precipitação é maior que a evapotranspiração potencial. As bacias hidrográficas AIU2 e GRA1 apresentaram os menores valores para o índice de aridez (Figura 4.1; Tabela 4.1) devido ao forte efeito orográfico da região, com precipitação média anual de 1752 e 1707 mm, respectivamente.

Tabela 4.1 - Média e desvio padrão do índice de aridez e do parâmetro w por bacia hidrográfica entre 1985 e 2015.

Bacia	Índice de Aridez	Parâmetro w
GRA1	0,72 ± 0,02	1,97 ± 0,08
GRA2	0,79 ± 0,02	2,02 ± 0,08
AIU1	0,76 ± 0,02	2,00 ± 0,10
AIU2	0,71 ± 0,02	1,87 ± 0,05
AIU3	0,78 ± 0,02	2,80 ± 0,21
AIU4	0,83 ± 0,02	2,31 ± 0,07
AIU5	0,78 ± 0,02	2,17 ± 0,11
CAP1	0,87 ± 0,03	2,19 ± 0,06
CAP2	0,90 ± 0,03	2,34 ± 0,11

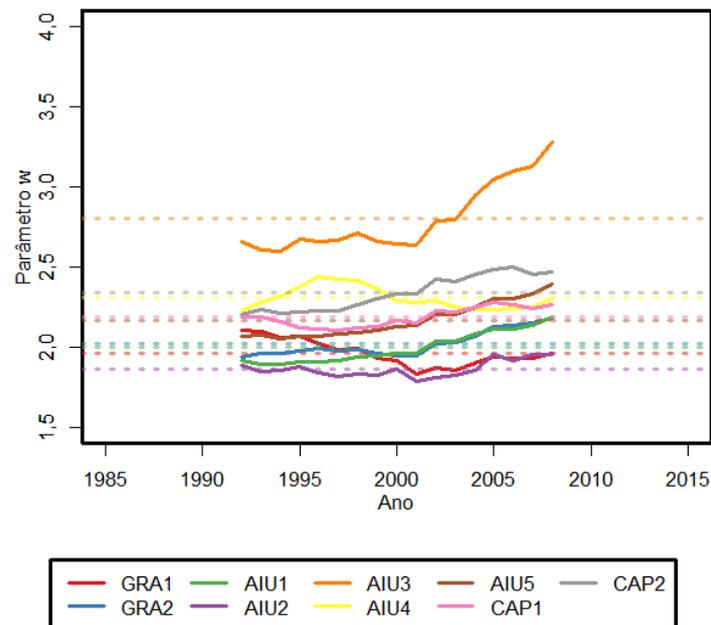
Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.1 - Curvas de Budyko estimadas para as médias móveis de 15 anos nas 9 bacias hidrográficas estudadas.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.2 - Variação do parâmetro w estimado por bacia hidrográfica ao longo do tempo.



Fonte: Da autora (2023).

O parâmetro w reflete a relação entre o índice de aridez e o índice evaporativo. As bacias AIU2 e GRA1 apresentaram menores valores de w , indicando que uma maior fração da precipitação produz escoamento e, conseqüentemente, possui menores taxas evaporativas. A bacia AIU3 apresentou maior evapotranspiração no balanço hídrico que as demais e, portanto, apresentou maiores valores para o parâmetro w .

Um maior valor do parâmetro w indica que a bacia hidrográfica possui características que favorecem a evapotranspiração, como vegetação densa (ZHANG et al., 2004). Outros fatores também podem contribuir para os valores de w , como o relevo, em que bacias hidrográficas com relevo mais intenso favorecem a formação de escoamento (YANG et al., 2014). Este é o caso de bacias como GRA1, AIU2 e AIU1, com forte relevo e menores valores de w .

As características físicas do solo como a capacidade de infiltração de água e seu armazenamento (WU et al., 2018; YANG et al., 2007) ou o uso e ocupação do solo (DONOHUE; RODERICK; MCVICAR, 2007; OLIVEIRA et al., 2022; OLIVEIRA; TOMASELLA; SANCHES, 2019) também são fatores que podem explicar as variações de w .

A bacia hidrográfica que apresentou maiores índices evaporativos foi a bacia AIU3, por se tratar de uma região de forte efeito orográfico, a variabilidade da precipitação requer uma maior densidade da rede de pluviômetros, o que não é o caso da região de estudo. Portanto, o efeito observado na bacia AIU3 pode ser resultado de baixo monitoramento pluviométrico e consequentemente limitações na interpolação espacial da precipitação.

4.1.2 Decomposição da curva de Budyko

As Equações 25.1 a 25.9 consideram variações da média móvel de 15 anos de áreas agrícolas ($Agric$), da precipitação anual ($Prec$) e da média anual da temperatura máxima ($Tmax$) como variáveis explicativas para variações no parâmetro w . As variáveis explicativas foram normalizadas pelas respectivas médias de longo termo (\overline{Agric} , \overline{Prec} e \overline{Tmax}). Assim, as equações estimadas para cada bacia hidrográfica que apresentaram o melhor índice AICc foram:

$$w_{GRA1} = 1,968 + 2,233 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.1)$$

$$w_{GRA2} = 2,024 - 10,089 \ln\left(\frac{T_{max}}{\overline{T_{max}}}\right) + 1,275 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.2)$$

$$w_{AIU1} = 2,000 + 1,165 \ln\left(\frac{P}{\overline{P}}\right) + 3,728 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.3)$$

$$w_{AIU2} = 1,867 + 1,780 \ln\left(\frac{P}{\overline{P}}\right) - 0,648 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.4)$$

$$w_{AIU3} = 2,803 + 4,549 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.5)$$

$$w_{AIU4} = 2,307 - 1,572 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.6)$$

$$w_{AIU5} = 2,172 + 3,111 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.7)$$

$$w_{CAP1} = 2,191 + 1,511 \ln\left(\frac{P}{\overline{P}}\right) + 0,248 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.8)$$

$$w_{CAP2} = 2,343 + 1,432 \ln\left(\frac{P}{\overline{P}}\right) + 1,264 \ln\left(\frac{Agric}{\overline{Agric}}\right) \quad (25.9)$$

Na Tabela 4.2 se encontram as estatísticas de desempenho das Equações 25 e o respectivo valor de AICc. O RMSE indica variação inferior a 0,08; PBIAS indica subestimativa de até 0,30% na bacia AIU4; R2 indica pior desempenho nas bacias AIU4, AIU2 e GRA1, com valores abaixo de 0,7. As demais bacias hidrográficas apresentaram coeficiente de determinação acima de 0,86.

Tabela 4.2 - Estatísticas para o w estimado a partir das variáveis explicativas.

Estatísticas	Bacias hidrográficas								
	GRA1	GRA2	AIU1	AIU2	AIU3	AIU4	AIU5	CAP1	CAP2
RMSE	0,04	0,03	0,01	0,03	0,08	0,04	0,03	0,01	0,01
PBIAS	-0,10	0	0	0	0	-0,30	0	0	0
R ²	0,66	0,87	0,98	0,63	0,86	0,61	0,94	0,95	0,98
AIC _c	-51,4	-63,2	-85,4	-59,0	-30,6	-45,0	-69,3	-88,1	-88,0

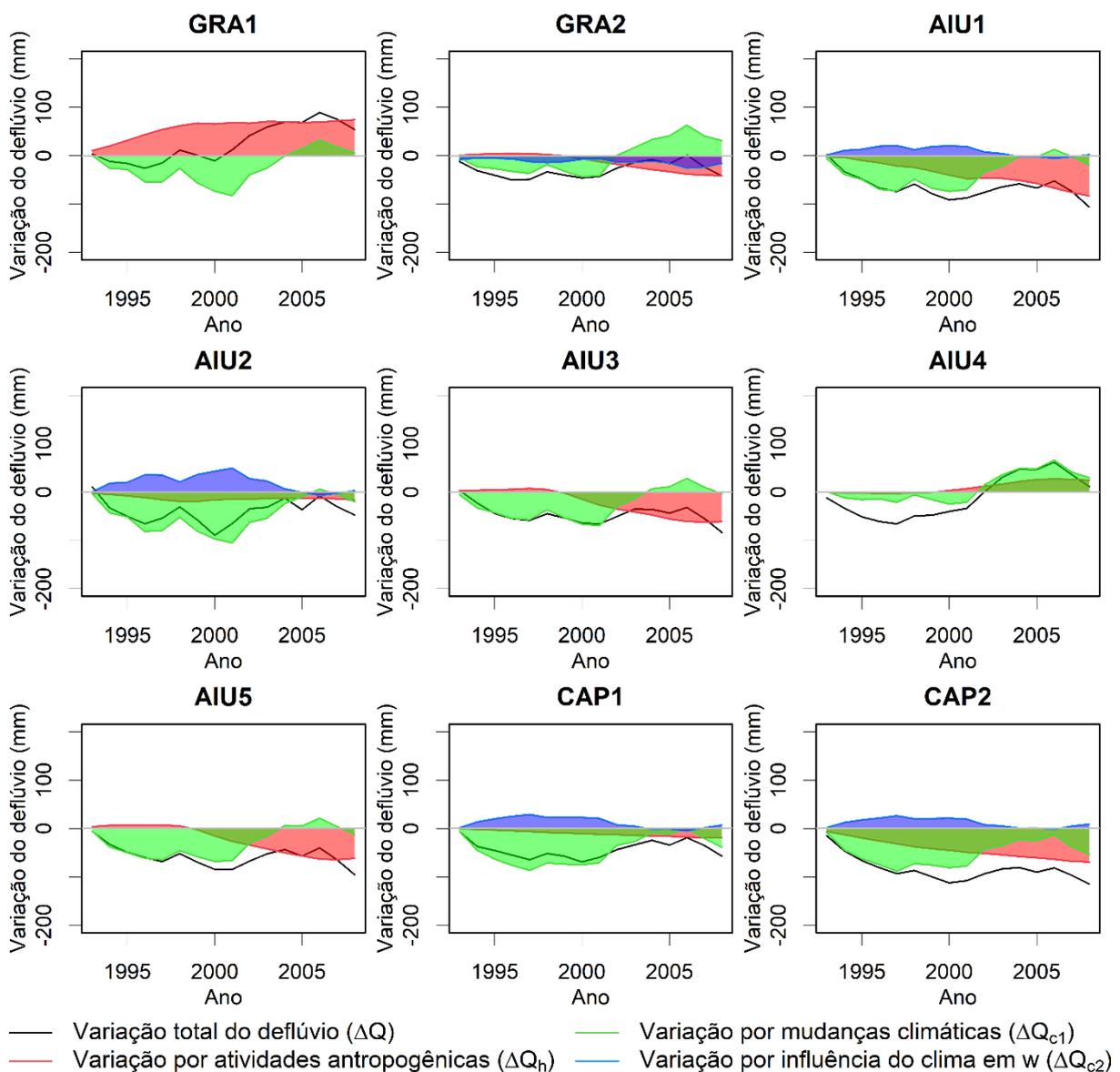
Fonte: Da autora (2023).

Os efeitos das mudanças no uso e ocupação do solo são complexos e dependem da dinâmica e interação do solo, água e vegetação. Segundo Gan, Liu e Sun (2021), a vegetação tende a ajustar o controle estomático e o crescimento das raízes de acordo com as condições climáticas e, portanto, a variável da vegetação sob condições úmidas e secas devem ser consideradas nas interpretações das variações da curva de Budyko. Dessa forma, outras variáveis climáticas ou antropogênicas, bem como a interação entre elas, podem explicar melhor a variação de w nas bacias hidrográficas em que a regressão linear não foi satisfatória.

No mais, como mencionado anteriormente, a região possui limitações quanto ao monitoramento da precipitação, visto que a região é afetada pelo efeito orográfico causado pela elevação do terreno. Com isso, a evapotranspiração real estimada por balanço hídrico pode conter incertezas que são refletidas na variação do parâmetro w. Vale ressaltar que, apesar de se utilizar médias de longo termo, a variação no armazenamento de água no solo pode, ainda, afetar o balanço hídrico e, portanto, alterar o valor estimado para a evapotranspiração real.

A separação do deflúvio a partir das variações no índice de aridez e no parâmetro w está apresentada na Figura 4.3. O eixo x indica o ano relativo ao centro da janela da média móvel. No eixo y se encontra a variação do deflúvio anual em médias móveis de 15 anos a partir do primeiro dado da série (média móvel de 1985 a 1999). Estão representadas a variação no deflúvio observado (ΔQ), a variação do deflúvio explicada pela variação no índice de aridez (ΔQ_{c1}), as variações no deflúvio explicadas pela variação no parâmetro w devido a variações climáticas (ΔQ_{c2}) e a variação em áreas agrícolas (ΔQ_h).

Figura 4.3 - Variação do deflúvio causado por alterações antropogênicas e por variações no clima.



Fonte: Da autora (2023).

As maiores variações do deflúvio observado no período de análise ocorreram em 2008 nas bacias CAP2 e AIU1, com variação de 115 mm e 106 mm, respectivamente. O maior aumento de deflúvio ocorreu em GRA1 em 2006, com aumento de 89 mm (+10%). Até 2001, a variação negativa do deflúvio foi fortemente influenciada pelas variações no índice de aridez (ΔQ_{c1} ; Figura 4.3 - verde), ou seja, das condições climáticas. Após 2001 houve um aumento da ΔQ_{c1} até 2006, seguido por queda ao final da série, influenciada por forte seca entre os anos de 2014 e 2015 (COELHO et al., 2016).

A variação do deflúvio causada por alterações no parâmetro w explicadas por variáveis climáticas (ΔQ_{c2} ; Figura 4.3 - azul) apresenta uma relação inversamente proporcional às alterações relacionadas ao índice de aridez (ΔQ_{c1}) nas bacias em que a precipitação altera os valores de w (Equações 25). As variações em ΔQ_{c1} dependem da evapotranspiração potencial, que não considera as respostas fisiológicas da vegetação sob condições de estresse hídrico. Portanto, as variações em ΔQ_{c2} são necessárias para identificar a influência de condições limitantes para a transpiração da vegetação, bem como, corrigir incertezas na curva de Budyko.

A variação do deflúvio em decorrência de atividades antropogênicas (ΔQ_h ; Figura 4.3 - vermelho), ou relacionada com mudanças em áreas agrícolas, indicam aumento do deflúvio na bacia GRA1, onde a agricultura reduziu 12 km². Nas bacias AIU1, CAP2, AIU5 e AIU3, ao final da série analisada, a ΔQ_h foi a maior contribuidora para a redução no deflúvio (Tabela 4.3), onde as áreas agrícolas cresceram em 4 km² (1,4%), 86 km² (4,7%), 29 km² (1,5%) e 7 km² (1,8%), respectivamente.

Na bacia AIU4, as variações de deflúvio até o ano 2000 não foram capturadas pelo método de decomposição de Budyko (Figura 4.3), bem como a soma de ΔQ_h , ΔQ_{c1} e ΔQ_{c2} (ΔQ_{Est}) ao final de 2015 não se aproxima da variação do deflúvio observado (ΔQ) (Tabela 4.3). O mesmo ocorre com menor intensidade nas bacias GRA1, GRA2, AIU2, AIU3 e AIU5. Isso é um reflexo do pobre ajuste do modelo de regressão linear, como nas bacias AIU4, AIU2 e GRA1, e da influência de outros fatores climáticos ou antropogênicos na variação do parâmetro w . Apesar de considerar a variação de áreas agrícolas, não foram analisadas outras variáveis, como a variação de áreas irrigadas ou aumento de áreas de floresta e silvicultura. No mais, essas bacias são fortemente influenciadas pelo efeito orográfico e a falta de monitoramento adequado na região é uma limitação desse estudo.

Tabela 4.3 - Variação observada no deflúvio médio de 15-anos de 1985 a 2015 (ΔQ), variação estimada por causas antropogênicas (ΔQ_h), por variações do índice de aridez (ΔQ_{c1}), por influência climática no parâmetro w (ΔQ_{c2}) e a diferença entre dados estimados (ΔQ_{Est}) e observados (ΔQ).

Bacia	ΔQ (mm)	ΔQ_h (mm)	ΔQ_{c1} (mm)	ΔQ_{c2} (mm)	$\Delta Q_{Est} - \Delta Q$ (mm)
GRA1	54,1 (6,4%)	74,2 (8,7%) *	6,1 (0,7%)	0,0 (0%)	26,2
GRA2	-42,2 (-5,6%)	-41,1 (-5,4%) *	31,0 (4,1%)	-15,9 (-2,1%)	16,2
AIU1	-106,2 (-12,4%)	-83,7 (-9,7%) *	-19,8 (-2,3%)	2,1 (0,2%)	4,8
AIU2	-47,6 (-4,9%)	-16,4 (-1,7%)	-20,4 (-2,1%) *	3,2 (0,3%)	14,0
AIU3	-83,8 (-13,1%)	-61,6 (-9,6%) *	-3,1 (-0,5%)	0,0 (0%)	19,1
AIU4	11,5 (1,9%)	24,9 (4,0%)	29,7* (4,8%)	0,0 (0%)	43,2
AIU5	-96,0 (-12,5%)	-62,1 (-8,1%) *	-12,5 (-1,6%)	0,0 (0%)	21,5
CAP1	-57,6 (-8,8%)	-19,8 (-3%)	-39,1 (-6,0%) *	7,2 (1,1%)	5,9
CAP2	-115,3 (-18,3%)	-70,0 (-11,1%) *	-53,6 (-8,5%)	9,2 (1,5%)	0,9

* Maior variação no deflúvio ao final de 2015.

Fonte: Da autora (2023).

Na cabeceira do Rio Grande, na bacia GRA1 foi observado um aumento do deflúvio associado à redução de áreas agrícolas. No entanto, na bacia a jusante (GRA2) o mesmo efeito não foi observado. Na bacia GRA1 houve redução na área agrícola de 12 km², enquanto na área incremental da bacia GRA2 houve um aumento de 54 km². Esta diferença no uso e ocupação do solo diluiu os impactos na bacia a jusante. O mesmo efeito foi observado em Oliveira et al. (2022) no Rio Jucu, em Rodriguez, Tomasella e Linhades (2010) no Rio Ji-Paraná e em Zhang et al. (2017) em bacias hidrográficas ao redor do mundo, em que apesar do efeito das mudanças do uso e ocupação do solo serem observados no deflúvio, sua intensidade se diluiu com o aumento da área da bacia. Segundo Blöschl et al. (2007), os efeitos das mudanças de uso e ocupação do solo na hidrologia são atenuados nas maiores escalas porque os processos dominantes se diferem das pequenas escalas, além da dificuldade de analisar seus impactos devido ao atraso entre a causa e o efeito.

A variação do deflúvio associado a alterações em áreas agrícolas teve forte influência na redução do deflúvio em ao menos 5 das 9 bacias estudadas (Tabela 4.3). Oliveira, Tomasella e Sanches (2019) em um estudo realizado na bacia hidrográfica do Rio Jucu, no estado do Espírito Santo, concluíram que, a influência de atividades antropogênicas, como relacionadas à mudança de área agrícola e de pastagem, causaram ao menos 80% da variação do deflúvio. Na bacia hidrográfica do Rio Aguapeí, afluente do Rio Paraná, Oliveira et al. (2022) observaram redução no deflúvio associado à expansão de plantação da cana de açúcar.

Em estudos de simulação de impactos das mudanças de uso e ocupação do solo na BARG, Viola et al. (2014) estimaram uma redução no deflúvio médio de 10,47% em um cenário de expansão da área de silvicultura em 10,8%. É importante ressaltar a expansão de áreas de silvicultura observadas em 2015 na BARG (Figura 4.12). Em outro estudo, Oliveira et al. (2018) estimaram uma redução no deflúvio anual médio de 2,8 mm na bacia hidrográfica associado com cenário de aumento na conversão de áreas de pastagem para floresta. As mudanças no deflúvio relacionadas a variações antropogênicas aqui estimadas chegam a 11% na bacia CAP2, onde é observada relação com variações em áreas agrícolas e, portanto, seu efeito no deflúvio da bacia hidrográfica merece ser melhor explorado.

De modo geral, a variação do deflúvio relacionado com atividades antropogênicas ao final de 2015 foi maior que as variações do clima em 6 das 9 bacias. Em algumas bacias (GRA2, AIU3 e AIU5) a redução do deflúvio relacionada com expansão da agricultura ocorre após os anos 2000. O período coincide com o aumento da demanda chinesa por commodities e, conseqüentemente, aumento da exportação pelo Brasil (COSTA; GARRED; PESSOA, 2016). No entanto, as oscilações causadas por mudanças do clima indicaram forte redução no deflúvio até o ano de 2001. Portanto, ambas as variações do clima e de áreas agrícolas apresentaram relevante influência na região da BARG.

4.2 Projeções climáticas futuras

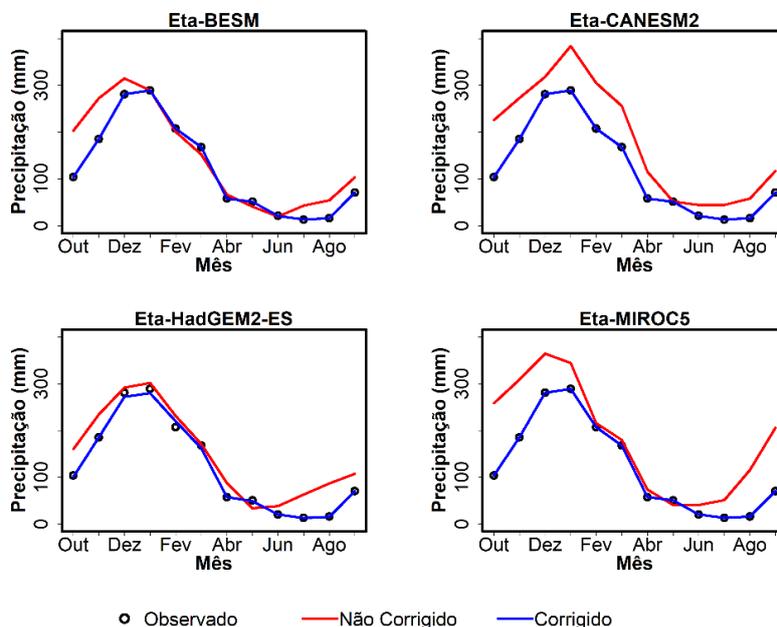
4.2.1 Correção de viés

O viés estatístico dos dados simulados pelos modelos climáticos foi corrigido pelo método quantil-quantil. As variáveis climáticas em seus dados brutos foram corrigidas a partir de dados observados no período histórico. As normais climatológicas de precipitação mensal e de temperatura média observadas e simuladas pelos modelos climáticos antes e após a correção de viés para o município de Lavras-MG se encontram nas Figuras 4.4 e 4.5.

O método utilizado foi eficaz em remover o viés dos dados climáticos simulados, sendo que, os 4 modelos climáticos utilizados indicaram precipitação maior que a observada nos meses de junho a dezembro (Figura 4.4). O modelo Eta-CANESM2 apresentou viés ao longo de todo o ano, superestimando a precipitação em ambos os períodos úmidos e secos. No modelo Eta-HadGEM2-ES foi estimado o menor viés, com variações entre junho e setembro. Os modelos Eta-MIROC5 e Eta-BESM apresentaram maior viés durante o período chuvoso,

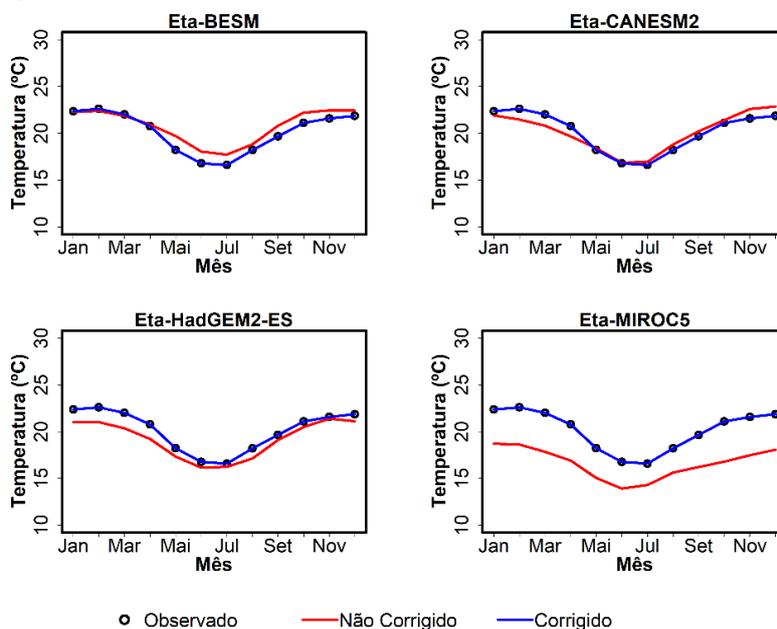
superestimando a precipitação observada. A correção de viés alterou o início do período chuvoso em todos os modelos, em que as projeções estimam o início antecipado das chuvas.

Figura 4.4 - Precipitação média mensal observada e simulada por cada modelo climático no município de Lavras - MG, durante o período histórico (1985 a 2005), dados antes e após a correção de viés.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.5 - Temperatura média observada e simulada por cada modelo climático no município de Lavras - MG durante o período histórico (1985 a 2005), dados antes e após a correção de viés.



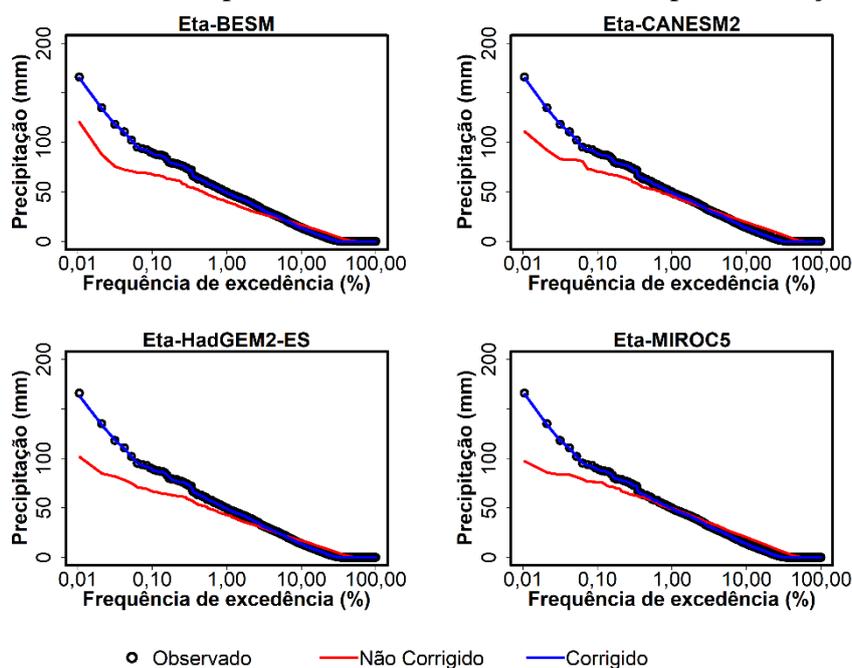
Fonte: Da autora (2023).

Para a temperatura média (Figura 4.5), o maior viés ocorreu na simulação do modelo Eta-MIROC5, em que o dado simulado subestima o dado observado entre 2 e 4 °C. Os demais modelos apresentaram pouco viés em relação às normais climatológicas e, portanto, sofreram poucas alterações após aplicado o método quantil-quantil.

O método de correção se mostrou eficaz em corrigir o viés das variáveis meteorológicas, de forma que os dados dos modelos climáticos, após a correção, se aproximam dos dados observados. O método possibilitou aproximar os dados simulados em todos os modelos climáticos no período histórico para um mesmo ponto de referência, de modo que é possível analisar as projeções quantitativamente, reduzindo incertezas quanto a representação de cada modelo na região.

Na Figura 4.6 se encontra a curva de distribuição de frequência acumulada de precipitação diária para o período histórico antes e após a correção de viés. Os modelos climáticos subestimaram os extremos de precipitação no município de Lavras-MG, com frequência de excedência inferior a 1%. Para precipitação inferior a 10% de excedência os modelos tendem a superestimar a precipitação observada. Ambas as variações foram corrigidas pelo método de correção de viés.

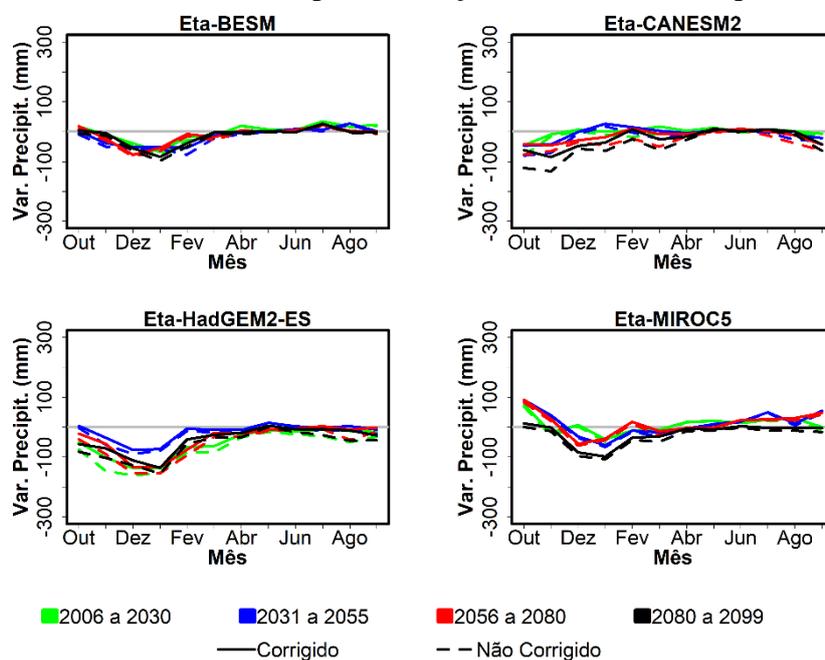
Figura 4.6 - Curva de distribuição de frequência acumulada da precipitação diária observada e simulada no município de Lavras-MG, dados antes e após a correção de viés.



Fonte: Da autora (2023).

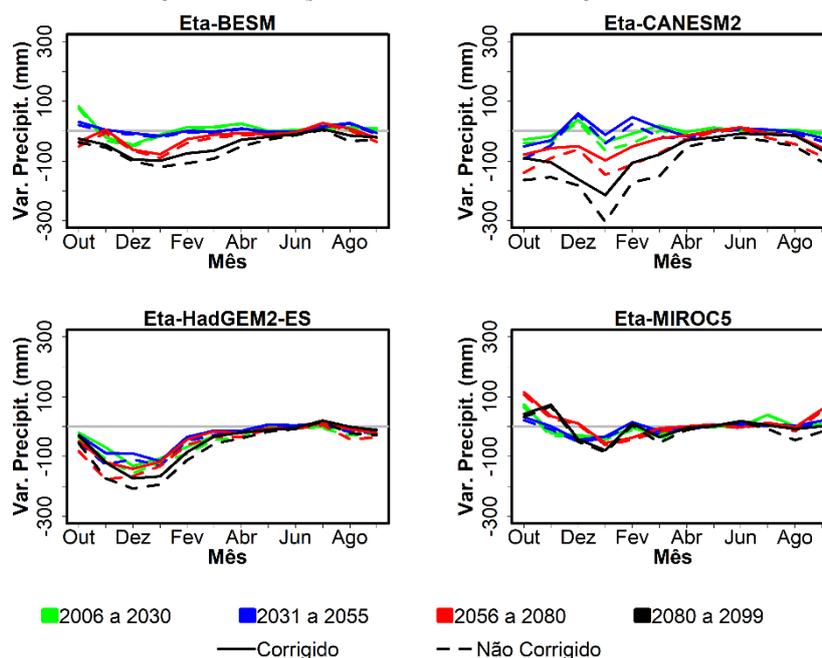
Os modelos climáticos apresentam vieses dependentes da intensidade que podem alterar o sinal das mudanças do clima, sendo essa a diferença entre o clima futuro e o presente (DOSIO, 2016; GOBIET; SUKLITSCH; HEINRICH, 2015). O sinal da variação dos dados de precipitação antes e após a correção de viés para as normais climatológicas das projeções futuras estão apresentadas na Figura 4.7 para o cenário RCP4.5 e na Figura 4.8 para o cenário RCP8.5. Poucas diferenças no sinal das projeções corrigidas e não corrigidas foram observadas no cenário RCP4.5. No entanto, no cenário RCP8.5 a diferença é maior, principalmente nos modelos Eta-CANESM2 e Eta-HadGEM2-ES. Para estes modelos, a diferença entre corrigido e não corrigido é maior em meses em que a variação da precipitação no cenário futuro é maior. Apesar de manterem o mesmo sinal de variação, o método de correção de viés reduz a diferença entre o cenário projetado e o período histórico.

Figura 4.7 - Sinal da variação da precipitação simulada no cenário climático RCP4.5 para cada modelo climático antes e após a correção de viés no município de Lavras - MG.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.8 - Sinal da variação da precipitação simulada no cenário climático RCP8.5 para cada modelo climático antes e após a correção de viés no município de Lavras – MG.



Fonte: Da autora (2023).

Gobiet, Suklitsch e Heinrich (2015) argumentam que métodos de correção de viés por quantil pode ser vantajoso no caso de vieses estacionários dependentes da intensidade e que a mudança no sinal das mudanças climáticas pode ser considerada uma melhoria. No entanto, Maraun et al. (2017) concluíram que a correção de viés não é um problema puramente estatístico e não pode suprir deficiências fundamentais em modelos climáticos. E que, no caso de viés relacionado à circulação na superfície, o método de correção de viés não deve ser aplicado. No entanto, Chou et al. (2014) mostraram que, a representação da Zona de Convergência do Atlântico Sul é bem representada nas simulações Eta-MIROC5, Eta-BESM e Eta-HadGEM2-ES, que é uma das principais causadoras de chuva na região Sudeste do Brasil. Portanto, o viés observado na região de estudo não se relaciona com erros na representação da circulação nos modelos climáticos.

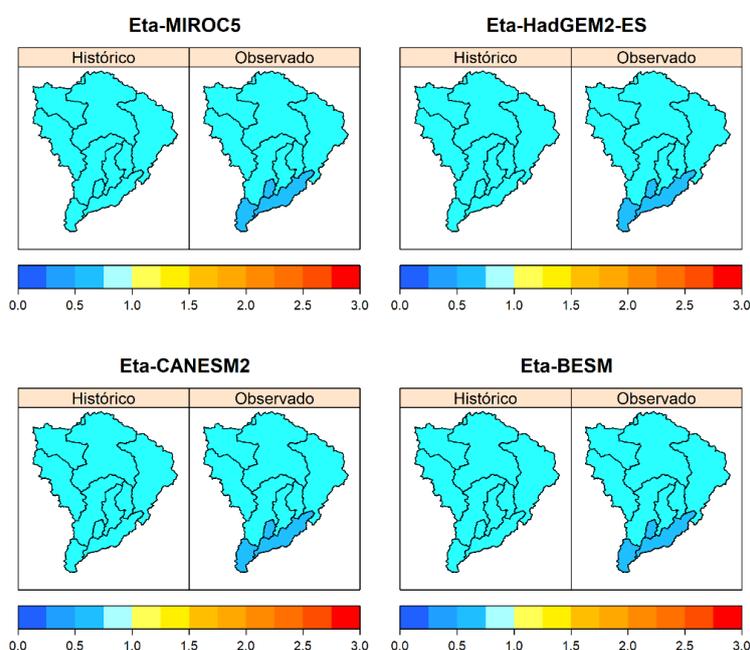
Deve-se ressaltar que a correção de viés é influenciada pela incerteza dos dados observacionais. A qualidade dos dados coletados pode incorporar mais incertezas às projeções climáticas. No mais, as variáveis foram corrigidas pontualmente nesse estudo e interpoladas na resolução espacial do modelo hidrológico. Portanto, a falta de monitoramento em regiões de elevadas altitudes na região da Serra da Mantiqueira é uma limitação para a representação da precipitação nas projeções.

4.2.2 Índice de Aridez (IA)

Na Figura 4.9 encontram-se os índices de aridez médios calculados na BARG a partir do período histórico de cada modelo climático e dos dados meteorológicos observados. Observa-se que, no período histórico o índice de aridez por toda a bacia hidrográfica permanece menor que 1,0, caracterizando um clima úmido. A média do IA varia entre 0,70 e 0,88 na bacia hidrográfica estudada. Ao sul da BARG, nas bacias GRA1, AIU1 e AIU2 o índice de aridez é ainda menor (menor que 0,75), devido ao efeito orográfico que gera maior precipitação na região.

O índice de aridez estimado pelos modelos climáticos no período histórico após correção de viés representou adequadamente as condições observadas na BARG. Apesar de não verificar na Figura 4.9 diferenças no IA simulado nas bacias próximas à Serra da Mantiqueira, todos os modelos representaram a variação espacial do índice de aridez, estimando menores valores de IA para bacias próximas à Serra. Os modelos se diferenciam na magnitude, sendo que o modelo Eta-HadGEM2-ES estimou valores de IA entre 0,79 e 0,95 e o modelo Eta-MIROC5 entre 0,77 e 0,90. A principal diferença em relação aos dados observados é a amplitude em que o IA médio varia espacialmente.

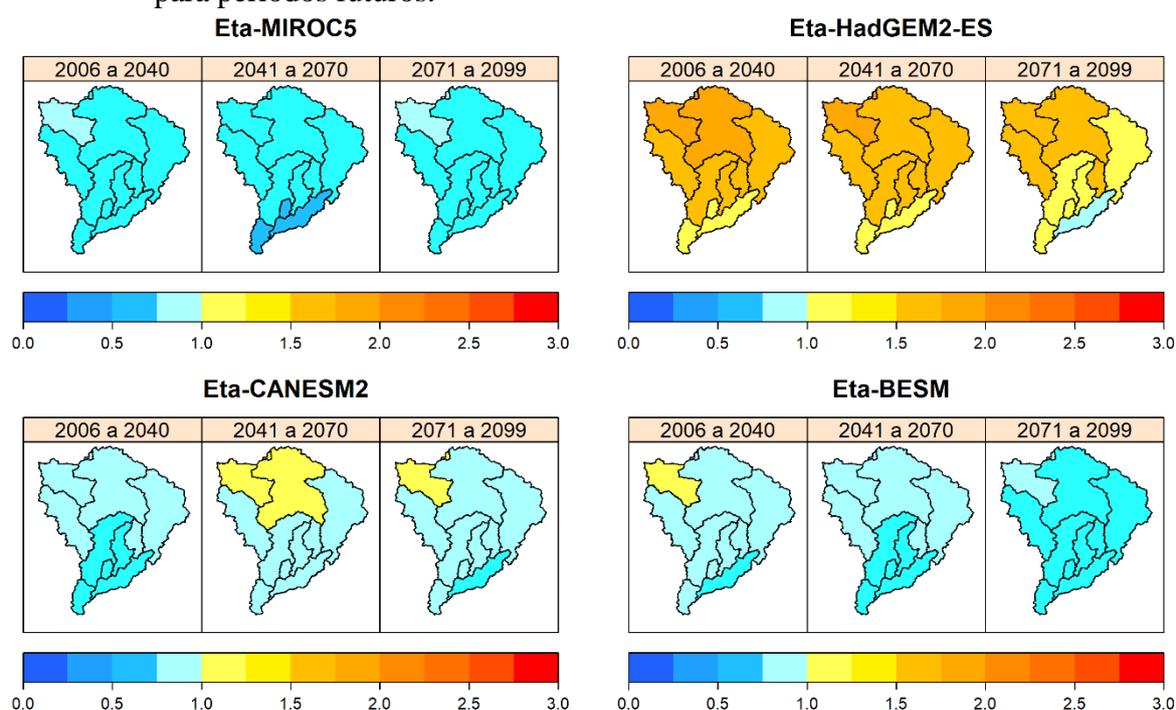
Figura 4.9 - Índice de aridez médio calculado para cada bacia a partir do período histórico (*baseline*) de cada modelo climático ao lado do índice de aridez calculado sobre os dados observados no mesmo período.



Fonte: Da autora (2023).

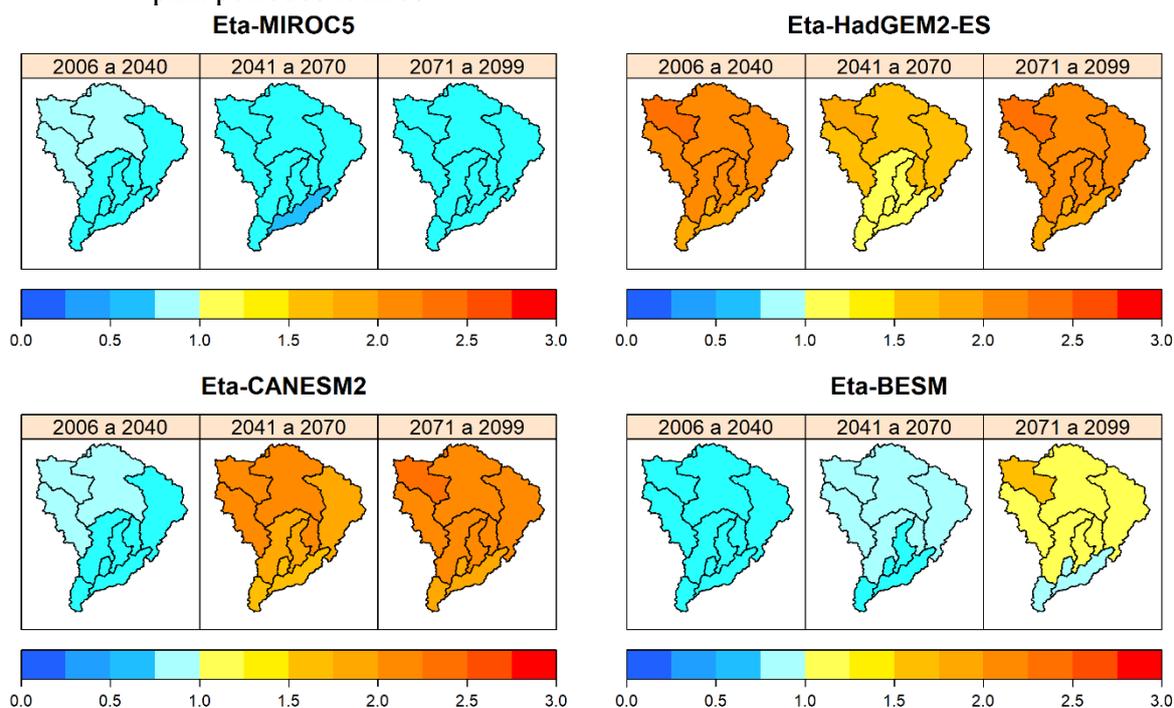
Para os cenários futuros RCP4.5 (Figura 4.10) e RCP8.5 (Figura 4.11) as projeções do modelo Eta-MIROC5 estima pouca variação no índice de aridez, indicando redução entre 2041 e 2070 e, os demais modelos projetam aumento de IA indicando cenários menos úmidos. O modelo Eta-HadGEM2-ES estima IA maior que 1,0, principalmente para o cenário RCP8.5. Para o modelo Eta-CANESM2 no cenário RCP8.5 o valor de IA chega a 2,7 no período de 2071 a 2099 na bacia CAP2. No modelo Eta-BESM não é observada variação considerável da aridez no cenário RCP4.5 e para o cenário RCP8.5 é observado aumento do IA, com valores acima de 1,0 no período de 2071 a 2099.

Figura 4.10 - Índice de aridez calculado sobre o cenário RCP4.5 para cada modelo climático para períodos futuros.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.11 - Índice de aridez calculado sobre o cenário RCP8.5 para cada modelo climático para períodos futuros.



Fonte: Da autora (2023).

Considerando os resultados apresentados, o modelo climático regional (Modelo Eta) com correção de viés conseguiu capturar a variabilidade climática da região influenciada pelo relevo local. Tal variabilidade não seria captada unicamente pelos modelos climáticos globais, cuja resolução espacial suavizaria as características topográficas da região (LYRA et al., 2017).

As projeções futuras indicam condições mais áridas nas bacias hidrográficas da região do Campo das Vertentes. Alguns modelos estimam inclusive condições em que a precipitação seja uma limitação para a evapotranspiração na bacia hidrográfica. Na região da Serra da Mantiqueira, apesar de apresentar menores índices de aridez em comparação com a região Norte da BARG nas projeções futuras, é estimado que a região fique menos úmida e, portanto, são esperados impactos nos recursos hídricos e na produção agrícola.

4.3 Simulação das Mudanças de Uso e Ocupação do solo

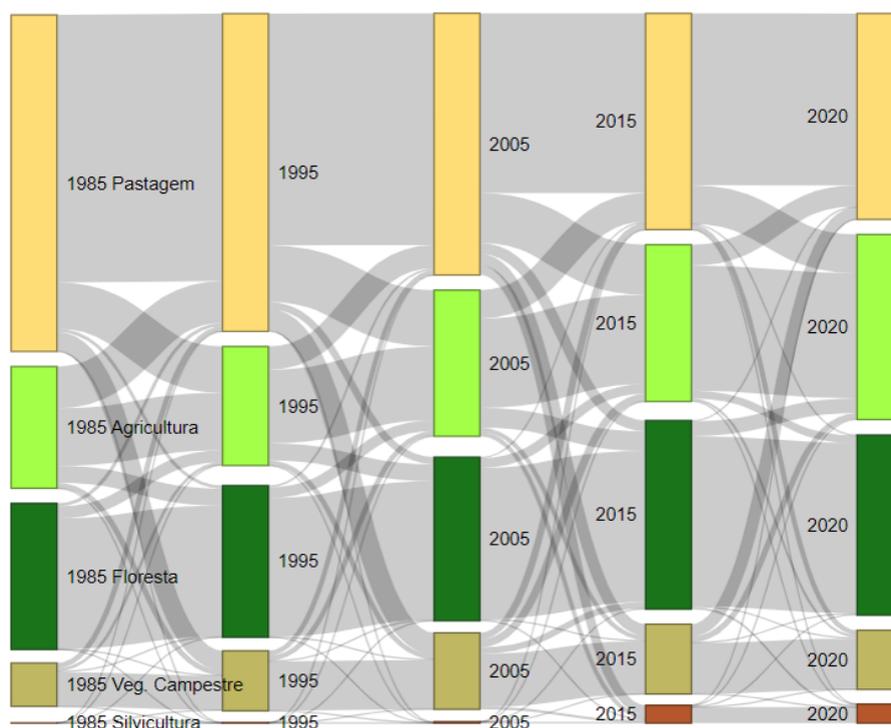
4.3.1 Variação do uso e ocupação do solo na BARG

A simulação das mudanças de uso e ocupação do solo foram realizadas na área de drenagem dos reservatórios de Camargos e Itutinga. Na Figura 4.12 se encontram as transições

das principais classes de vegetação presentes na área de estudo entre 1985 e 2020. As classes com maior predominância na bacia hidrográfica são: Pastagem, Agricultura e Floresta. As principais transições ocorrem de Pastagem para Agricultura. Transições de Agricultura para Pastagem também ocorreram na região, no entanto com menor intensidade, caracterizando uma expansão da agricultura na região.

As transições para as classes de Floresta ocorrem principalmente a partir de classes de Agricultura, seguido por classes de pastagem. Houve um aumento da área ocupada por Floresta entre 1985 e 2015. No entanto, entre 2015 e 2020 houve redução nessa classe. Transições de Pastagem para Vegetação Campestre ocorrem nos anos de 1985 a 2005, mas sua ocorrência se reduz de 2005 a 2020. Entre 2005 e 2015 é observada expansão na classe de Silvicultura, que se estabiliza em 2020 (Figura 4.12).

Figura 4.12 - Transição das classes de vegetação na área de drenagem dos reservatórios da BARG de 1985 a 2020.



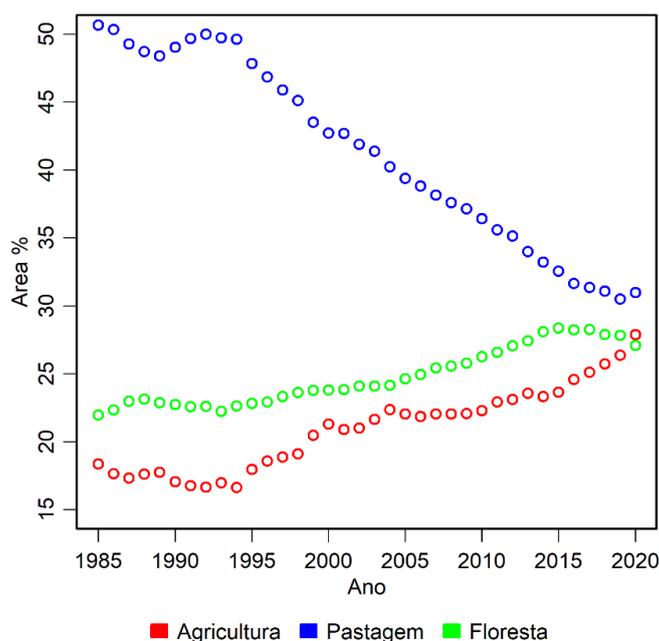
Fonte: Da autora (2023).

Vale ressaltar que, foram utilizados produtos da 6ª coleção do projeto Mapbiomas, o qual utiliza imagens do satélite Landsat que são classificadas automaticamente e calibradas por mapas de referência e análise visual das imagens. A análise de acurácia (SOUZA et al., 2020) no bioma da Mata Atlântica indica 85,5% de acurácia geral nos mapas de 1985 a 2018. Das classes exibidas na Figura 4.12, a que apresentou maior erro de inclusão foi a Vegetação

Campestre, em que 79% da área analisada é, na verdade, Pastagem. As demais classes apresentaram acurácia acima de 80%. Nessa coleção, para o ano de 2018, foi levantado que 6% da área identificada com a classificação de Vegetação Nativa é na verdade Silvicultura e 5% é Pastagem. Da mesma forma, 4% da classe de Pastagem é Agricultura e 7% da classe de Agricultura é Pastagem. Portanto, deve-se considerar que tais erros podem influenciar na classificação e transição das classes utilizadas nesse estudo.

Considerando as principais classes de vegetação encontradas na bacia hidrográfica: Agricultura, Pastagem e Floresta; a Figura 4.13 mostra a evolução da área ocupada por cada classe de 1985 a 2020. A classe com maior alteração foi a Pastagem, passando de 50,7% da área da bacia hidrográfica para 31,0%. A classe de Agricultura variou de 18,4% para 27,9% e a Floresta de 22,0% para 27,1%. Entre 1985 e 1995 as áreas de pastagem e agricultura sofreram poucas alterações. Entre 1995 e 2015 houve expansão da agricultura e aumento das áreas ocupadas por floresta. Entre 2015 e 2020 a agricultura expandiu com maior intensidade, ao mesmo tempo em que as áreas de floresta foram reduzidas.

Figura 4.13 - Evolução da área ocupada em porcentagem das classes Agricultura, Pastagem e Floresta na bacia hidrográfica que abastece os reservatórios da BARG.



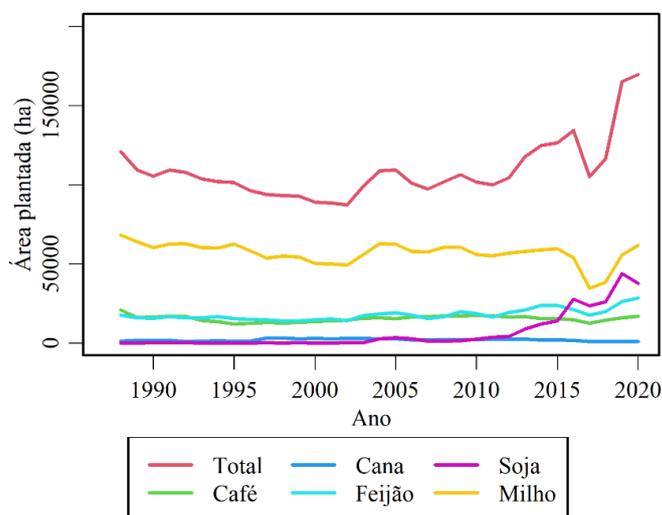
Fonte: Da autora (2023).

A Produção Agrícola Municipal (PAM) do IBGE (2020) faz levantamentos anuais de produção e da área plantada em todo o território brasileiro. Na Figura 4.14 estão apresentadas as áreas plantadas levantadas em todos os municípios da BARG de 1987 a 2020. Estão

representadas a área plantada total e pelas principais culturas cultivadas na região. Observa-se que as tendências observadas na Figura 4.13 por dados do Mapbiomas (SOUZA et al., 2020) para a classe Agricultura segue a tendência levantada pela PAM (IBGE, 2020) nos anos de 2010 a 2020. Pela Figura 4.14 observa-se que o crescimento nesse período foi impulsionado pela produção de soja. No entanto, a redução apresentada na PAM em 2017 e 2018 não ocorre no Mapbiomas.

Considerando a acurácia dos dados representados pelo Mapbiomas no bioma da Mata Atlântica e a proximidade da variação da classe Agricultura com a PAM, pode-se afirmar que os mapas do mapbiomas representam características fundamentais do uso e ocupação do solo e, portanto, possibilita-se a sua utilização para estimar cenários futuros de expansão agrícola na região.

Figura 4.14 - Variação da área plantada em todos os municípios da BARG de acordo com a PAM-IBGE.



Fonte: Da autora (2023).

4.3.2 Validação do modelo Dinâmica EGO

Na Tabela 4.4 encontram-se as taxas anuais de transição de cada classe de vegetação calculadas no período de 2015 a 2020, chamada matriz de transição. A maior transição ocorre da classe de Pastagem para Agricultura (4,4%), seguida por Agricultura para Pastagem (3,2%), Floresta para Agricultura (1,8%) e Agricultura para Floresta (1,1%). As transições entre Pastagem e Floresta e entre Floresta e Pastagem foram menores que 0,1% no intervalo de 5 anos, por isso não foram consideradas nesse estudo.

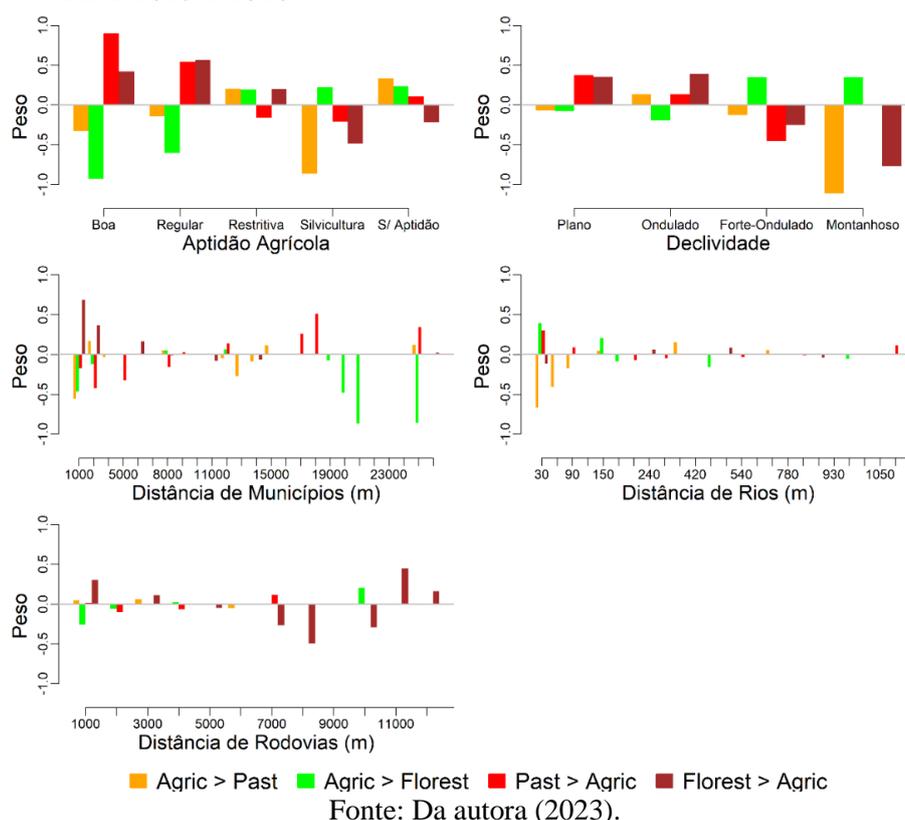
Tabela 4.4 - Matriz de transição em taxas anuais (%) das classes de vegetação no período de 2015 a 2020.

Para: De:	Agricultura	Pastagem	Floresta
Agricultura	-	3,2364	1,1282
Pastagem	4,3706	-	0
Floresta	1,8004	0	-

Fonte: Da autora (2023).

O peso de cada variável explicativa para atrair as mudanças de cada transição no modelo Dinamica-EGO está representado na Figura 4.15. Estes valores foram calculados a partir das transições observadas entre 2015 e 2020. Estão representadas as probabilidades para que a transição ocorra em cada variável explicativa. Valores positivos atraem a transição, enquanto os negativos a repelem. Intervalos de distância em que não foram observadas transições aparecem na Figura 4.15 com valores nulos, no entanto para a simulação é considerado o valor não nulo que o antecede.

Figura 4.15 - Pesos das variáveis explicativas calculadas em cada transição de classe de vegetação para modelagem das mudanças de uso e ocupação do solo na BARG entre 2015 e 2020.

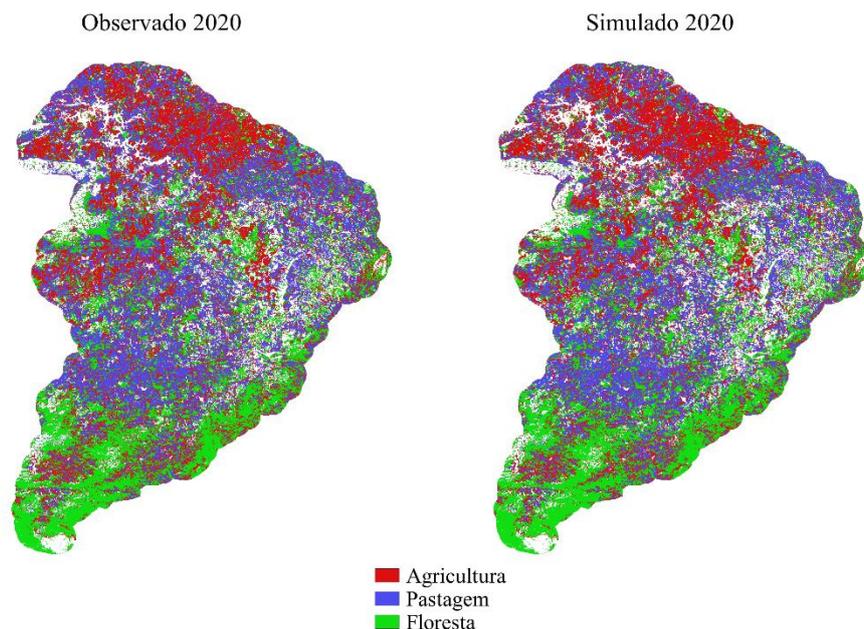


Os maiores pesos foram observados para os mapas de aptidão agrícola e declividade. As classes de aptidão Boa e Regular e com relevo mais plano e pouco ondulado possuem maior peso nas transições para classes de Agricultura. As localidades mais próximas de sedes municipais indicaram maior peso para na transição Floresta para Agricultura. Apesar das distâncias acima de 15 km apresentarem pesos maiores, são áreas de pouca ocorrência na bacia hidrográfica, portanto sua influência nas projeções é pequena. Em distâncias menores de rios e cursos d'água favorecem-se a conversão de Agricultura para Floresta por serem áreas de preservação permanente (APP). Regiões com relevo Montanhoso (>45%) também pertencem às APP's e apresentam peso positivo na conversão de Agricultura para Floresta. Em relação à distância de rodovias, não se observou um padrão relevante.

A simulação das mudanças de uso e ocupação do solo foram calibradas por ajustes nas funções de transição que melhor se assemelham à expansão das manchas de transição das classes na bacia hidrográfica. Com isso, foi utilizado 90% da função *Expander* e 10% da função *Patcher*. Os parâmetros encontrados para a função *Expander* foram: Tamanho médio: 0,1 ha; Variância média: 1,0 ha; Isometria: 0,7. Na função *Patcher* foram encontrados os parâmetros: Tamanho médio: 1,0 ha; Variância média: 1,0 ha; Isometria: 0,7.

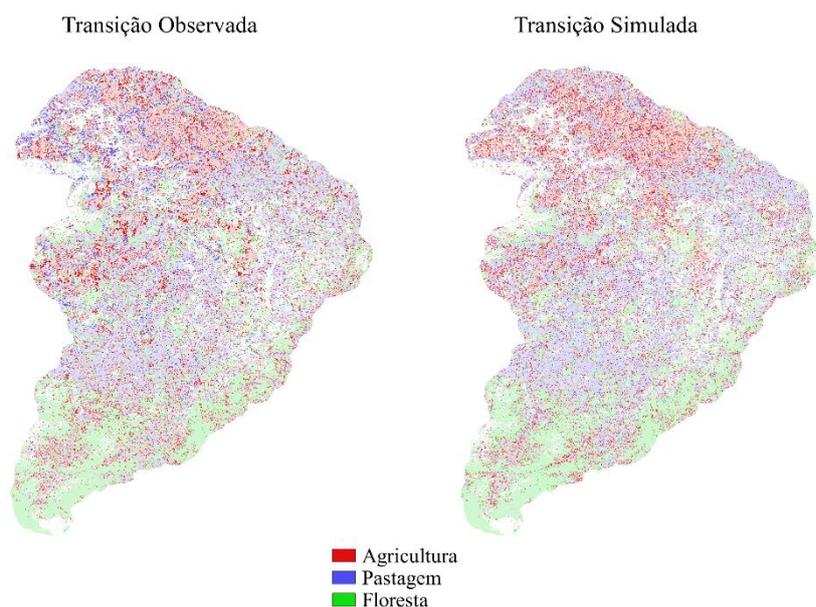
Na Figura 4.16 encontram-se os mapas observado e o simulado no ano de 2020 na bacia. As principais diferenças entre os mapas se encontram ao norte da bacia, onde o modelo projetou uma expansão mais concentrada da classe Agricultura. Isto ocorre devido a essa região apresentar solos com maior aptidão agrícola, facilitando as transições para a classe Agricultura. No mais, nas manchas de transição observada e simulada entre 2015 e 2020 (Figura 4.17), ou seja, áreas em que ocorreram mudanças nas classes de uso e ocupação do solo, se observa que no mapa observado há manchas de maior tamanho e mais concentradas na região norte. No entanto, considerando toda a área de estudo, há maior ocorrência de manchas menores, que é bem representado no mapa simulado.

Figura 4.16 - Mapa de uso e ocupação do solo observado e simulado para o ano de 2020.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.17 - Manchas de transição entre o mapa de uso e ocupação do solo entre 2015 e o mapa observado e simulado em 2020. Em transparente são células onde não ocorreram transições.

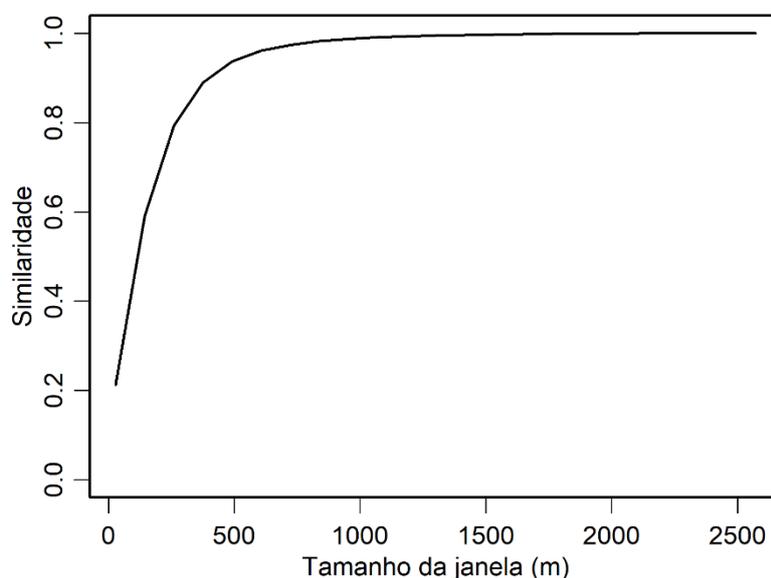


Fonte: Da autora (2023).

A validação do mapa simulado em 2020 apresentou similaridade superior a 0,5 em uma janela de 5x5 células (145 m), chegando à similaridade de 0,9 em uma janela de 13x13 células (375 m) (Figura 4.18). A acurácia na classificação dos mapas de uso e ocupação do solo utilizados pode explicar a baixa similaridade dos mapas observados e simulados em janelas

menores. No entanto, sendo o objetivo deste estudo utilizar o mapa de uso e ocupação do solo em um modelo hidrológico de resolução aproximada de 2500 m, considerou-se a validação do mapa simulado como representativa. Visto que na resolução do modelo as transições das classes de vegetação são bem representadas, em que a similaridade nessa resolução é muito próxima de 100%.

Figura 4.18 - Relação da similaridade e o tamanho da janela de observação entre o mapa de uso e ocupação do solo simulado e observado em 2020.

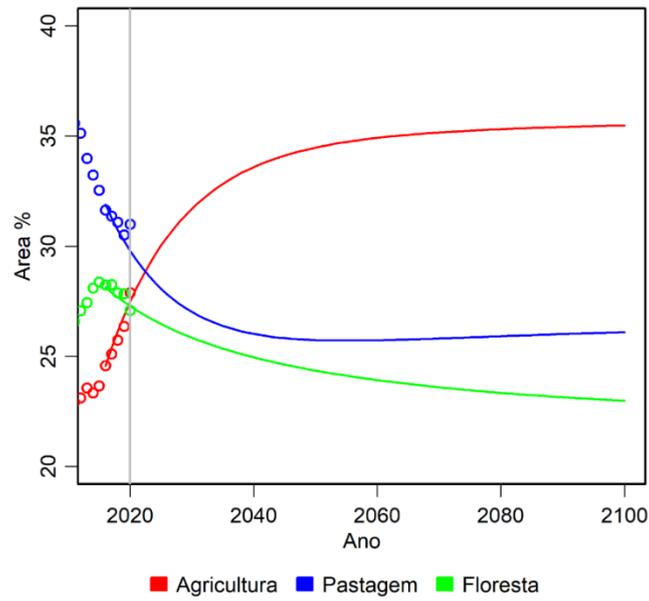


Fonte: Da autora (2023).

4.3.3 Projeção futura das mudanças de uso e ocupação do solo

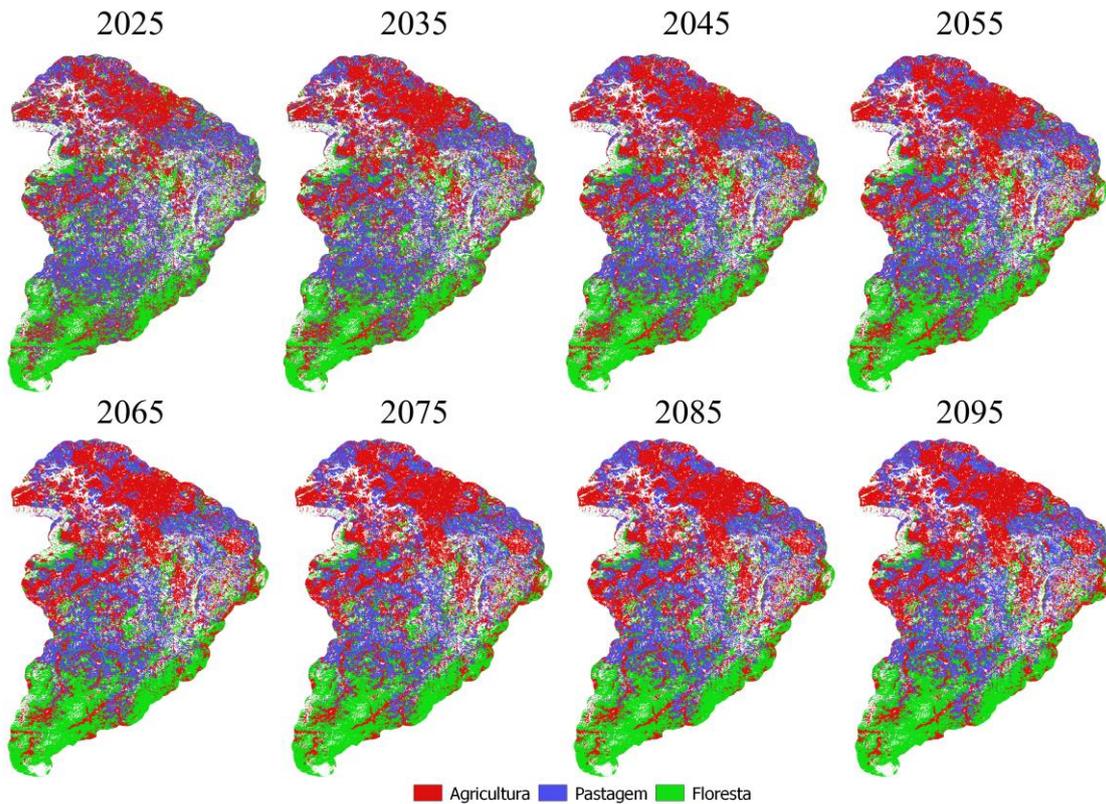
As projeções de mudança de uso e ocupação do solo até 2100 estão representadas em percentuais de área ocupada na Figura 4.19 e por meio de mapas com intervalos de 10 anos na Figura 4.20. É simulado o crescimento intensificado da classe Agricultura até o ano de 2040, ocupando aproximadamente 34% da área da bacia hidrográfica. Após esse período, a classe de Pastagem se estabiliza, enquanto a classe Floresta continua a reduzir gradualmente, ao passo que a Agricultura apresenta taxas de crescimento menores. Assim, estima-se que em 2100 a Agricultura ocupe 35% da área da bacia hidrográfica, seguida pela Pastagem com 26% e pela Floresta com 23%.

Figura 4.19 - Evolução da área ocupada por cada classe de vegetação nas projeções futuras até o ano de 2100.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.20 - Mapas das projeções de mudanças do uso e ocupação do solo em intervalos de 10 anos.



Fonte: Da autora (2023).

Ao analisar a Figura 4.20, observa-se que a expansão da agricultura nas projeções por meio da modelagem no modelo Dinamica EGO se concentrou em áreas com maior aptidão agrícola e com relevo plano ou pouco ondulado. Da mesma forma, áreas com baixa aptidão agrícola e relevo acidentado limitam a expansão da agricultura na bacia hidrográfica. Por conseguinte, pode-se atribuir o efeito de estabilização estimado após 2040 ao fato de que as áreas propícias para a prática agrícola concentraram as transições nos primeiros anos de simulação, resultando em sua saturação pela classe Agricultura.

Vale ressaltar que a projeção de redução de áreas de floresta na bacia hidrográfica reflete o período observado entre 2015 e 2020, em que o desmatamento se intensificou na bacia hidrográfica. No entanto, essa característica não foi observada nos anos que antecedem esse período, em que a classe Floresta cresceu na bacia hidrográfica. O desmatamento e o reflorestamento estão diretamente relacionados à legislação e fiscalização ambiental no país (ROCHEDO et al., 2018). O código florestal brasileiro determina a conservação das Unidades de Conservação, que na região de estudo é de 20% da área de imóveis rurais para área de reserva legal (ARL), bem como de áreas próximas a cursos d'água, de relevo superior a 45% e topos de morros para APP's. No entanto, a delimitação dessas áreas não foi considerada nesse estudo. As unidades de conservação de uso sustentável e de uso restrito da bacia hidrográfica foram previamente utilizadas como variáveis explicativas e não apresentaram influência na transição das classes de vegetação. Apesar das variáveis Distância de Rios e relevo montanhoso apresentarem pesos positivos para a conversão para Floresta, a modelagem não priorizou estas áreas para a conservação florestal. Portanto, é recomendado que essas áreas sejam bem representadas em estudos futuros.

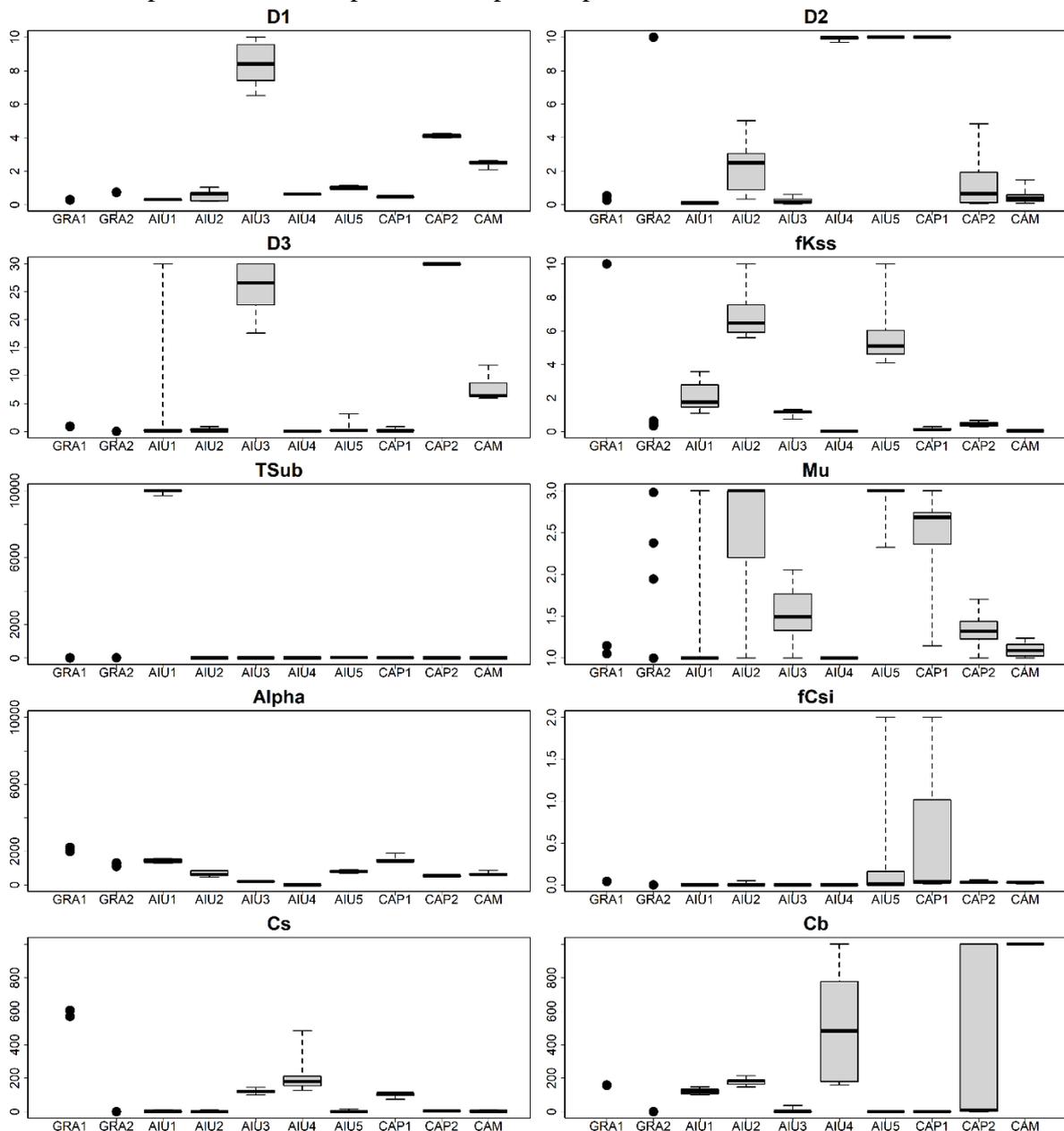
Assim, a projeção das classes de Floresta na bacia hidrográfica é uma limitação deste estudo e para que a modelagem represente projeções de desmatamento ou reflorestamento outras variáveis devem ser consideradas. No entanto, visando o objetivo desse trabalho em projetar um cenário de expansão agrícola, as simulações aqui consideradas projetam as mudanças do período observado considerando variáveis que possam favorecer o cultivo agrícola.

4.4 Incertezas e desempenho do modelo MHD-INPE na simulação de vazão

Por meio do algoritmo de calibração multiobjetiva SPEA2 foram encontradas as soluções que compõem a frente de Pareto, ou seja, indivíduos que não são dominados por

nenhum outro. As soluções encontradas para os parâmetros calibrados em cada bacia hidrográfica estão representadas na Figura 4.21.

Figura 4.21 - Variação das soluções encontradas na frente de Pareto para cada parâmetro em cada bacia hidrográfica (eixo x). Para amostras maiores que 8 soluções, os parâmetros são representados por boxplot.

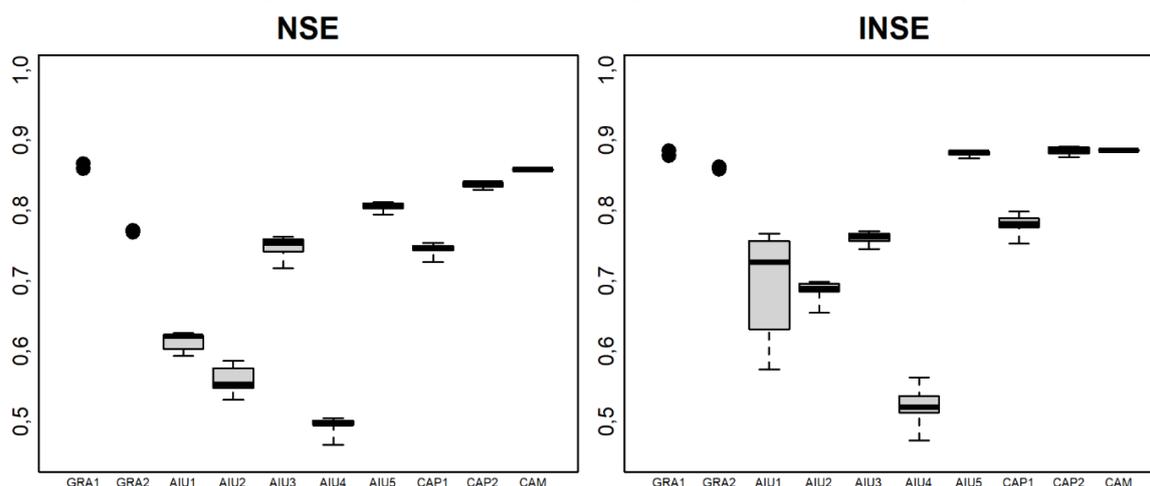


Fonte: Da autora (2023).

As maiores amplitudes encontradas ocorreram para os parâmetros: multiplicador da condutividade hidráulica saturada (CHS) na camada superior do solo (fKss), decaimento da CHS com a profundidade do perfil do solo (Mu), porcentual mínimo de armazenamento subterrâneo (fCsi) e tempo de retardo do escoamento base (Cb). No entanto, as funções

objetivas NSE e INSE pouco variaram nas soluções encontradas na frente de Pareto (Figura 4.22), com exceção da bacia AIU1, AIU2 e AIU3 para NSE e AIU1 e AIU4 para INSE, que apresentaram amplitudes consideráveis. Dentre as sub-bacias estudadas, a AIU1 apresentou maior variação no desempenho e os parâmetros que mais variaram foram fK_{ss} e a anisotropia do solo (α), parâmetros relacionados com a infiltração de água no solo e, portanto, possuem influência sobre o escoamento superficial direto e o escoamento de base.

Figura 4.22 - Variação das funções objetivos NSE e INSE para os indivíduos da frente de Pareto em cada bacia hidrográfica durante o período de calibração. Para amostras maiores que 8 soluções, as funções objetivas são representadas por boxplot.



Fonte: Da autora (2023).

As bacias de cabeceira do Rio Aiuruoca (AIU1, AIU2 e AIU4) apresentaram soluções para NSE abaixo de 0,7 e INSE abaixo de 0,80. O desempenho na representação da vazão nas bacias de cabeceira do Rio Aiuruoca está possivelmente relacionado à baixa densidade de postos de monitoramento de precipitação nessa região com forte influência de efeito orográfico. Outros trabalhos que aplicaram o modelo MHD-INPE em pequenas bacias hidrográficas com influência da orografia também observaram um menor desempenho do modelo ao estimar a vazão nessas condições (CASAGRANDE et al., 2017; FALCK et al., 2015). Apesar disso, simulações com NSE e INSE acima de 0,5 são consideradas satisfatórias para estudos hidrológicos (MORIASI et al., 2015). Apenas a bacia AIU4 apresentou desempenho inferior a esse valor durante o período de calibração.

A bacia AIU1 apresentou maior dispersão da função objetivo INSE durante o período de calibração (Figura 4.22). Nessa bacia hidrográfica há maiores outliers nos parâmetros D_3 e μ , e dispersão nos parâmetros fK_{ss} e α . No entanto, apenas a análise de sensibilidade pode indicar os parâmetros que justificam essa variação de INSE.

Na Tabela 4.5 se encontram as estatísticas de precisão para o período de validação (Out/2008 a Set/2013) para as soluções com maior NSE (>NSE) e maior INSE (>INSE) durante o período de calibração. Observa-se que, no geral, NSE e INSE no período de validação foram melhores para as simulações com maior INSE na frente de Pareto. R2 apresentou poucas variações entre ambas as simulações, enquanto PBIAS e KGE indicam melhor desempenho da simulação > INSE em seis de dez bacias estudadas. Apenas a bacia AIU1 apresentou ambos NSE e INSE abaixo de 0,5. Nas bacias de cabeceira do Rio Aiuruoca (AIU1 a AIU4) alguns valores do coeficiente de determinação (R2) foram menores que 0,60. O PBIAS apresentou variações menores que $\pm 15\%$ e KGE superior a 0,7. Para analisar melhor as limitações das simulações, foram analisadas as hidrógrafas nas maiores bacias (GRA2, AIU5, CAP2 e CAM) (Figura 4.23) e as curvas de permanência nas soluções da frente de Pareto para todo o período de simulação (1993 a 2013) (Figura 4.24).

Tabela 4.5 - Estatística de precisão das simulações para vazão diária entre 2008 e 2013 para as soluções da frente de Pareto com maior NSE (>NSE) e maior INSE (>INSE) durante a calibração.

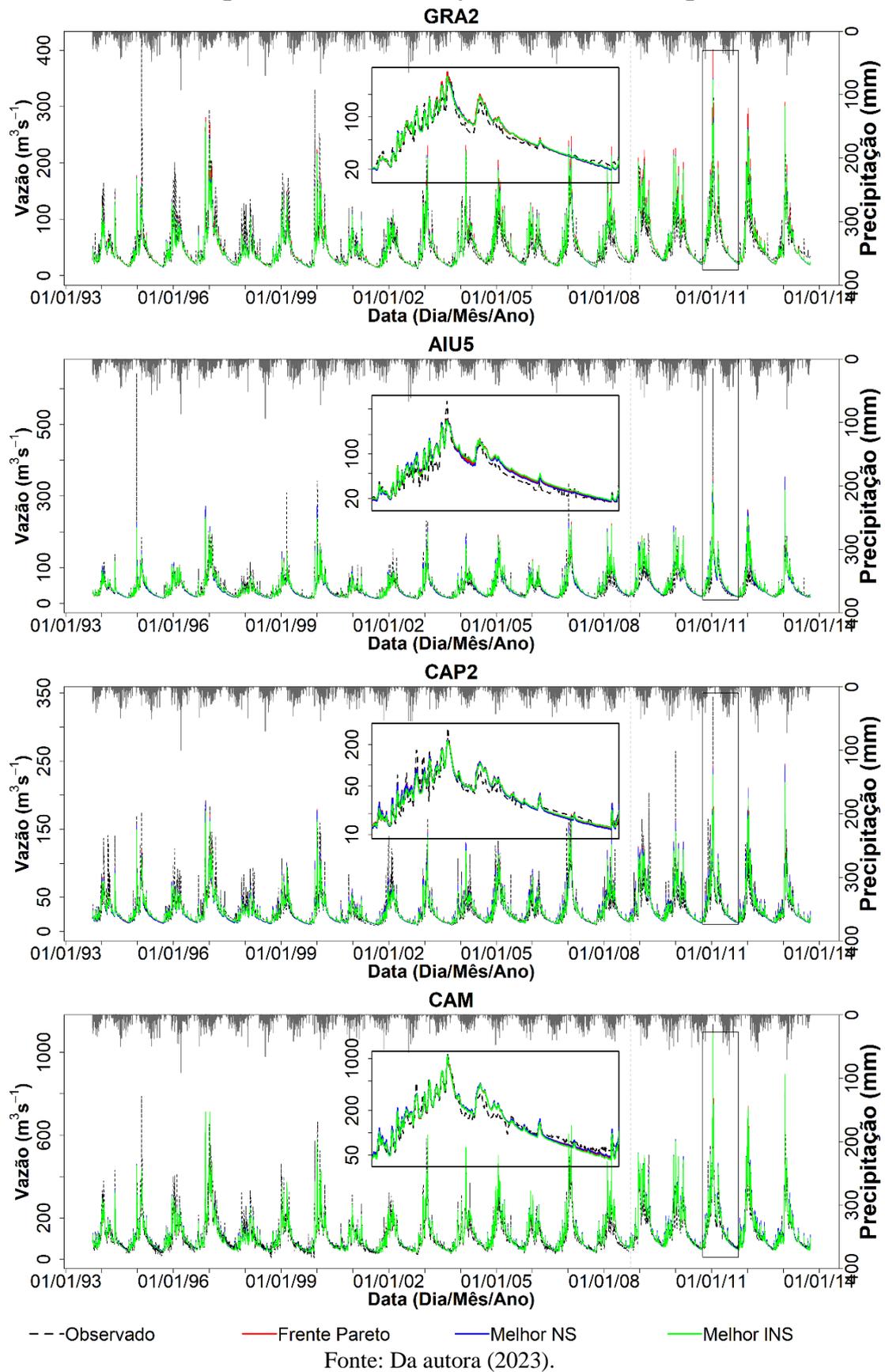
Bacia	NSE		INSE		R2		PBIAS		KGE	
	>NSE	>INSE	>NSE	>INSE	>NSE	>INSE	>NSE	>INSE	>NSE	>INSE
GRA1	0,84*	0,83	0,88	0,89*	0,83	0,83	9,50	8,20*	0,81*	0,80
GRA2	0,80	0,82*	0,84	0,85*	0,80	0,81*	11,60	10,00*	0,76	0,80*
AIU1	0,43	0,47*	0,58	0,69*	0,58*	0,55	9,30*	12,10	0,71	0,71
AIU2	0,69*	0,49	0,71*	0,68	0,70*	0,58	8,60*	14,90	0,82*	0,72
AIU3	0,55	0,57*	0,69	0,71*	0,60*	0,54	8,00	2,60*	0,77*	0,75
AIU4	0,56	0,65*	0,57	0,75*	0,50	0,60*	1,10*	1,90	0,70	0,77*
AIU5	0,68	0,71*	0,81	0,83*	0,71	0,73*	12,60*	14,90	0,80	0,80
CAP1	0,71	0,74*	0,70	0,79*	0,75*	0,74	6,70	5,30*	0,82	0,86*
CAP2	0,81	0,81	0,88	0,89*	0,81	0,81	8,20	5,90*	0,88	0,89*
CAM	0,88	0,89*	0,91	0,92*	0,85	0,86*	10,30	7,50*	0,84	0,85*

* Melhor desempenho entre simulações >NSE e >INSE.

Fonte: Da autora (2023).

Pela Figura 4.23 pode-se observar que as hidrógrafas simuladas das bacias GRA2, AIU5, CAP2 e CAM se ajustaram bem às observadas com boa representação do comportamento nos períodos úmidos e secos. As simulações da frente de Pareto apresentaram poucas diferenças nas hidrógrafas simuladas. Diferenças nos picos de vazão simulada durante o período das cheias são observadas nas bacias GRA2, AIU5 e CAP2 e na escala logarítmica entre o ano hidrológico 2010/2011 é possível observar pequenas diferenças durante o período seco.

Figura 4.23 - Hidrógrafa observada e simulada nas bacias GRA2, AIU5, CAP2 e CAM. Gráfico em escala logarítmica no interior representa o ano hidrológico 2010/2011.



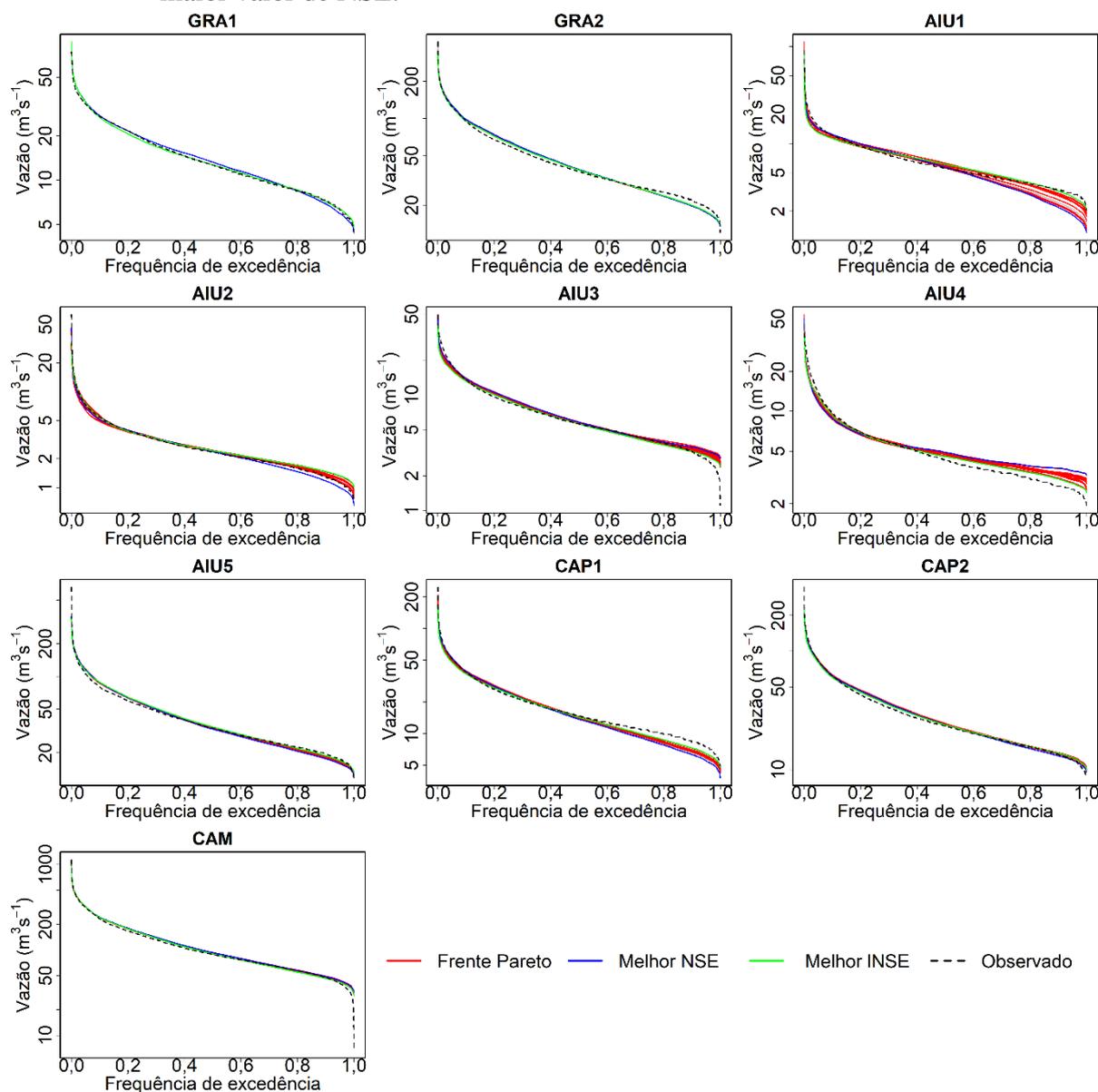
As curvas de permanência de vazão simulada (frente de Pareto) se encontram na Figura 4.24. Em destaque estão as simulações que geram o maior valor de NSE e INSE durante o período de calibração. No geral, as simulações com maior valor de INSE melhor se aproximam das vazões observadas com ocorrência acima de 20% do tempo. As simulações com maior NSE representaram melhor as vazões máximas com ocorrência menor que 5%. Ao calcular a eficiência sobre o logaritmo da vazão, o coeficiente INSE possui maior sensibilidade para as menores vazões, uma vez que o NSE é muito sensível aos picos (MORIASI et al., 2015). Com isso, os resultados encontrados para a vazão simulada com melhor NSE favorece as aplicações em estudos de análises de cheias. No entanto, como o foco desse estudo é estudar impactos na geração de energia elétrica, são desejadas as simulações com melhor desempenho em simular as vazões mínimas.

No geral, as curvas de permanência simuladas na frente de Pareto se aproximam das curvas dos dados observados. As principais diferenças ocorrem nos extremos com ocorrência menor que 20% e maior que 80%. Entre frequências de 20 e 80% as simulações representaram bem a vazão intermediária e a inclinação da curva de permanência, que representa o tempo de resposta da vazão à precipitação, sendo curvas de permanência da vazão com inclinação acentuada indicativas de resposta rápida e curvas mais planas indicativas de maior capacidade de armazenamento (YADAV; WAGENER; GUPTA, 2007).

Considerando as vazões máximas, foram encontrados maiores erros nas bacias AIU5 e CAP2. Nessas bacias, as vazões observadas a uma frequência de excedência menor que 1% ocorrem com maior intensidade que a vazão simulada. No entanto, vale ressaltar que os valores máximos de vazão medidos para calibração da curva-chave nesses pontos foram 239 e 178 m³s⁻¹, respectivamente, enquanto o maior valor estimado a partir da leitura de cotas do nível da água foram respectivamente 656 e 345 m³s⁻¹. Portanto, as vazões estimadas a partir da leitura de cotas do nível da água que extrapolam a curva-chave medida podem superestimar a vazão real na bacia hidrográfica.

A extrapolação da curva-chave medida também ocorre nas bacias GRA2, AIU1, AIU2, AIU4 e CAP1. No mais, as chuvas na região da Serra da Mantiqueira carecem de monitoramento detalhado e, devido ao efeito orográfico, podem ocorrer precipitações intensas de forma concentrada no alto da Serra que não são captados pelos pluviômetros. Portanto, os dados observados carregam incertezas que podem influenciar na calibração do modelo e, conseqüentemente, no seu desempenho.

Figura 4.24 - Curva de permanência da vazão diária observada (preto) e simulada na frente de Pareto (vermelho) em todo o período de simulação (1993 a 2013). Curva em verde representa a simulação com o maior valor de INSE e em azul a simulação com maior valor de NSE.



Fonte: Da autora (2023).

Para as vazões mínimas acima de 99% de excedência as simulações superestimaram as vazões observadas nas bacias AIU3, AIU4 e CAM. As simulações não consideram consumos nas bacias que podem influenciar as vazões mínimas, como bombeamento da água subterrânea para uso na irrigação ou dessedentação animal, o que pode justificar essa diferença. Dados de outorga de direito de uso da água na região, quando bem monitorados, podem indicar esses consumos e melhorar a representação da bacia hidrográfica no modelo.

Considerando as diferenças encontradas nos indicadores da curva de permanência e na sazonalidade da vazão, disponíveis na Tabela 4.6, foi observado quantitativamente que a simulação com maior INSE representa melhor a vazão nos mínimos (MWL), na declividade do trecho médio da curva de permanência (QSM) e na sazonalidade (SEASON), com exceções pontuais de algumas bacias. Para as vazões máximas (MWH) a simulação com maior NSE apresentou melhor desempenho, também com algumas exceções.

Tabela 4.6 - Variação em percentual dos indicadores MWL, MWH e QSM da curva de permanência e da sazonalidade das simulações com maior NSE e maior INSE em relação aos dados observados.

Bacia	MWL		MWH		QSM		SEASON	
	>NSE	>INSE	>NSE	>INSE	>NSE	>INSE	>NSE	>INSE
GRA1	-3,85	3,34*	5,87*	6,50	-2,45*	-8,36	2,90	1,45*
GRA2	-8,08	-6,55*	0,33*	-2,07	14,97	11,64*	3,41	0,27*
AIU1	-42,76	-8,54*	-15,55*	-23,97	28,75	-3,03*	7,97*	-27,74
AIU2	-9,15*	24,62	-11,17	-7,86*	9,80	-9,49*	-6,33*	-16,57
AIU3	30,98	15,91*	-8,93*	-19,16	12,96*	14,51	17,02	3,65*
AIU4	45,59	13,12*	-16,72	-15,08*	-26,61	-8,19*	-17,44	-2,75*
AIU5	-6,10	-0,25*	1,83	-1,75*	12,72	9,09*	14,88	1,55*
CAP1	-24,61	-10,61*	-4,58*	-14,02	29,49	17,68*	16,29	-2,69*
CAP2	3,18*	7,92	-4,32*	-8,03	11,87	7,66*	9,48	1,83*
CAM	17,32	11,40*	2,44*	2,98	6,99*	8,54	-2,61	-0,22*

* Melhor desempenho entre simulações >NSE e >INSE.

Fonte: Da autora (2023).

Os indicadores MWL e MWH apresentam variações acima de 10% em algumas bacias possivelmente devido à não representação de consumo da água ou extrapolação da curva-chave medida, como mencionado anteriormente. É importante ressaltar o efeito da escala, em que variações nos valores mínimos de vazão em pequenas bacias hidrográficas gera variações percentuais maiores. No entanto, as bacias AIU1 e AIU4 apresentaram variações consideráveis de MWH e QSM, o que demonstra o pior desempenho dessas bacias capturados pelo coeficiente INSE na calibração (Figura 4.22) e na validação (Tabela 4.5). Coeficientes como NSE e R2 são muito sensíveis às vazões de pico (MORIASI et al., 2015) e, portanto, refletem o pior desempenho nas vazões máximas na avaliação de desempenho das bacias AIU1 a AIU4.

A partir dos resultados apresentados pode-se afirmar que a modelagem da BARG representa bem as características hidrológicas da região para geração de escoamento superficial, apesar das limitações no monitoramento das bacias de cabeceira. Em geral, a frente

de Pareto considerando as funções objetivo NSE e INSE apresentaram poucas variações entre as soluções encontradas, com maiores diferenças nos extremos de vazão.

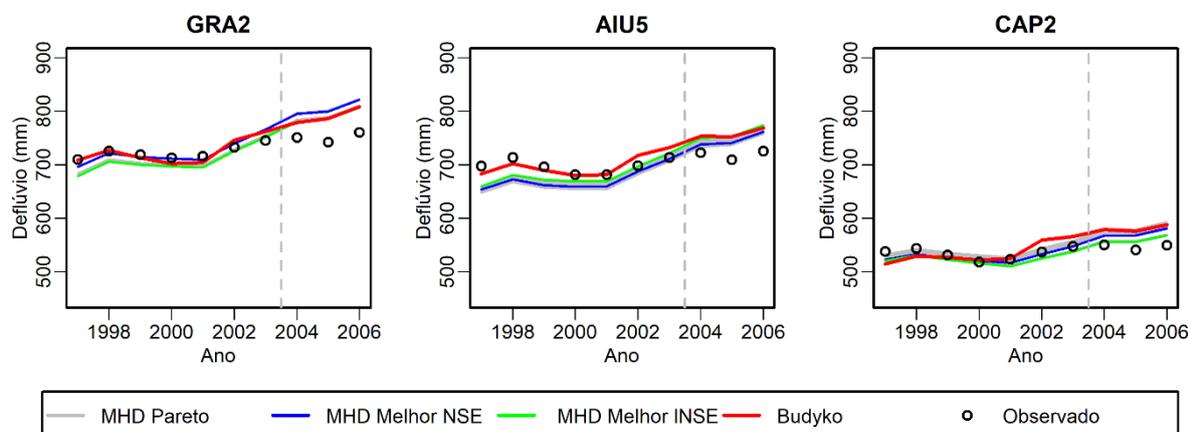
4.5 Análise de incertezas para projeção futura de deflúvio de longo termo

Nesse tópico estão apresentadas as estimativas do deflúvio médio de longo termo nas bacias GRA2, AIU5 e CAP2 pelo método de Budyko e pelas simulações da frente de Pareto utilizando o MHD-INPE. Inicialmente é apresentado o desempenho desses métodos em representar o deflúvio médio de longo termo observado no período de 1985 a 2015, a seguir, são apresentadas as projeções futuras dos cenários climáticos em condições que extrapolam a amplitude de calibração dos modelos.

4.5.1 Representação do deflúvio de longo termo

O deflúvio médio de longo termo (médias móveis de 15 anos) observado e estimado pelo método de Budyko e pelo MHD-INPE entre 1990 e 2015 são exibidos na Figura 4.25. Os anos representados nas abcissas se referem ao centro da média móvel. No modelo hidrológico são exibidas as soluções da frente de Pareto, destacando aquelas com maiores valores de NSE e INSE.

Figura 4.25 - Deflúvio de longo termo observado e estimado pelo método de Budyko e pelo MHD-INPE entre 1990 e 2015. A abcissa é representada pelo centro da média móvel de 15 anos.



Fonte: Da autora (2023).

As soluções no modelo hidrológico com maiores valores de NSE e INSE apresentaram pouca variação no deflúvio estimado. No mais, o desempenho do deflúvio de longo termo

estimado por Budyko se assemelha aos estimados pelo MHD-INPE. Qualitativamente, todas as estimativas acompanharam os padrões observados nas bacias estudadas. As maiores divergências são observadas na bacia AIU5, na simulação do MHD-INPE até o ano 2000, subestimando o dado observado e na bacia GRA2 durante o período de validação, ambos os métodos superestimaram o dado observado.

Como o método de Budyko utiliza dados observados de vazão até 2003 para estimar o parâmetro w , nesse período (1997 a 2003) ocorre uma inferência circular devido à dependência mútua entre parâmetro e variável. Portanto, esse período não foi considerado na avaliação de desempenho. Assim, utilizou-se o período de validação de 2004 a 2006, em que as estimativas pelo método de Budyko tendem a superestimar o deflúvio de longo termo.

As estatísticas quantitativas de desempenho dos métodos Budyko e MHD-INPE durante o período de 2004 a 2006 com as simulações visando o melhor valor de NSE e INSE se encontram na Tabela 4.7. Nas bacias analisadas a simulação no MHD-INPE com o maior INSE apresentou menores erros nas bacias GRA2 e CAP2, enquanto a simulação no MHD-INPE com maior NSE apresentou melhor desempenho na bacia AIU5. As estimativas com a metodologia Budyko apresentaram resultados semelhantes à simulação realizada com o MHD-INPE com maior INSE nas bacias GRA2 e AIU5. Apesar da pouca diferença nas estimativas, o método Budyko apenas apresentou pior desempenho que o MHD-INPE na bacia CAP2.

Tabela 4.7 - Desempenho estatístico do deflúvio médio de 15 anos estimado para o período de validação (2004 a 2006).

Bacia	PBIAS (%)	RMSE (mm)	RSME/ \overline{Q}_{obs} (%)
GRA2			
Budyko	5,30	40,95	5,45
MHD-INPE Maior NSE	7,20	54,62	7,27
MHD-INPE Maior INSE	5,30	40,46	5,42
AIU5			
Budyko	5,50	39,85	5,54
MHD-INPE Maior NSE	3,90	29,31	4,07
MHD-INPE Maior INSE	5,50	40,69	5,66
CAP2			
Budyko	6,20	34,41	6,29
MHD-INPE Maior NSE	4,60	26,19	4,79
MHD-INPE Maior INSE	2,40	14,00	2,56

Fonte: Da autora (2023).

A superestimativa do deflúvio de longo termo do MHD-INPE em relação ao deflúvio observado durante o período de validação foi indicada pelo coeficiente PBIAS calculado nas vazões diárias (Tabela 4.5). Esse coeficiente mede a tendência dos dados simulados em relação aos observados e mede se o viés desses dados são superestimados ou subestimados (MORIASI et al., 2015). Portanto, pode indicar limitações na estimativa do deflúvio de longo termo.

Gupta et al. (2009) reforçam a importância da calibração multiobjetiva e, ao utilizar otimização maximizando o coeficiente KGE como função objetivo em um modelo hidrológico conceitual, se observou melhoras no viés e variabilidade das simulações, entretanto se observou pequena redução na correlação. Assim, em estudos visando analisar deflúvio de longo termo, sugere-se utilizar o KGE ou PBIAS como função objetivo no algoritmo SPEA2 em uma tentativa de identificar soluções que melhor representem o viés dos dados simulados.

Apesar do método de Budyko considerar a variação da evapotranspiração potencial na estimativa do deflúvio, esse considera condições em que não há limitação para perda de água da vegetação, como o controle estomático e a umidade relativa do solo, que são fatores essenciais para estimar a evapotranspiração real (ALLEN et al., 1998). As estimativas por Budyko geradas por um parâmetro w fixo não consideram a variação desses fatores e de mudanças de uso e ocupação do solo para parametrização da curva de Budyko. As influências do clima e do uso e ocupação do solo foram relacionadas à variação do parâmetro w em bacias hidrográficas diversas ao redor do mundo em estudos prévios (JIANG et al., 2015; MELO et al., 2022b; OLIVEIRA et al., 2022; OLIVEIRA; TOMASELLA; SANCHES, 2019; YANG et al., 2014) e, ao fixar o parâmetro w , assume-se que a bacia hidrográfica possui características estacionárias baseadas apenas na série observada.

Como visto no método de decomposição da curva de Budyko (Item 4.1), nas bacias em questão, o parâmetro w mostrou uma relação direta com as variações da área agrícola e, em algumas bacias, da precipitação e da temperatura máxima. As variações no parâmetro w devido às mudanças no uso e ocupação do solo explicaram a variação no deflúvio de até 70 mm na bacia CAP2 entre 1985 e 2015. Portanto, a variação observada na Figura 4.25 durante o período de validação pode ser explicada por essa característica não-estacionária de w e seu efeito sobre o deflúvio estimado.

Diferentemente, o MHD-INPE representa as variações no uso e ocupação do solo com mapas atualizados a cada dez anos, bem como, em sua formulação o armazenamento de água nas camadas superiores do solo é um fator limitante para a evapotranspiração das plantas. No entanto, o desempenho das estimativas do modelo hidrológico na validação também superestima o deflúvio observado. Há, portanto, a possibilidade do intervalo de dez anos para

a atualização do mapa de uso e ocupação do solo não representar adequadamente as alterações na bacia hidrográfica. Contudo, limitações relacionadas à capacidade de armazenamento computacional inviabilizaram a utilização de intervalos menores.

Os modelos hidrológicos com grande número de parâmetros estão sujeitos à equifinalidade e superparametrização (SAVENIJE, 2010; SEIBERT; STAUDINGER; VAN MEERVELD, 2019), levando à incertezas na projeção do deflúvio. A frente de Pareto, por outro lado, auxilia na análise de incertezas do tipo equifinalidade por representar um conjunto de parâmetros que geram desempenho dominante considerando múltiplas funções objetivo. Aqui, portanto, as incertezas em relação aos parâmetros calibráveis na frente de Pareto para estimar deflúvio de longo termo não aparentam causar variações consideráveis.

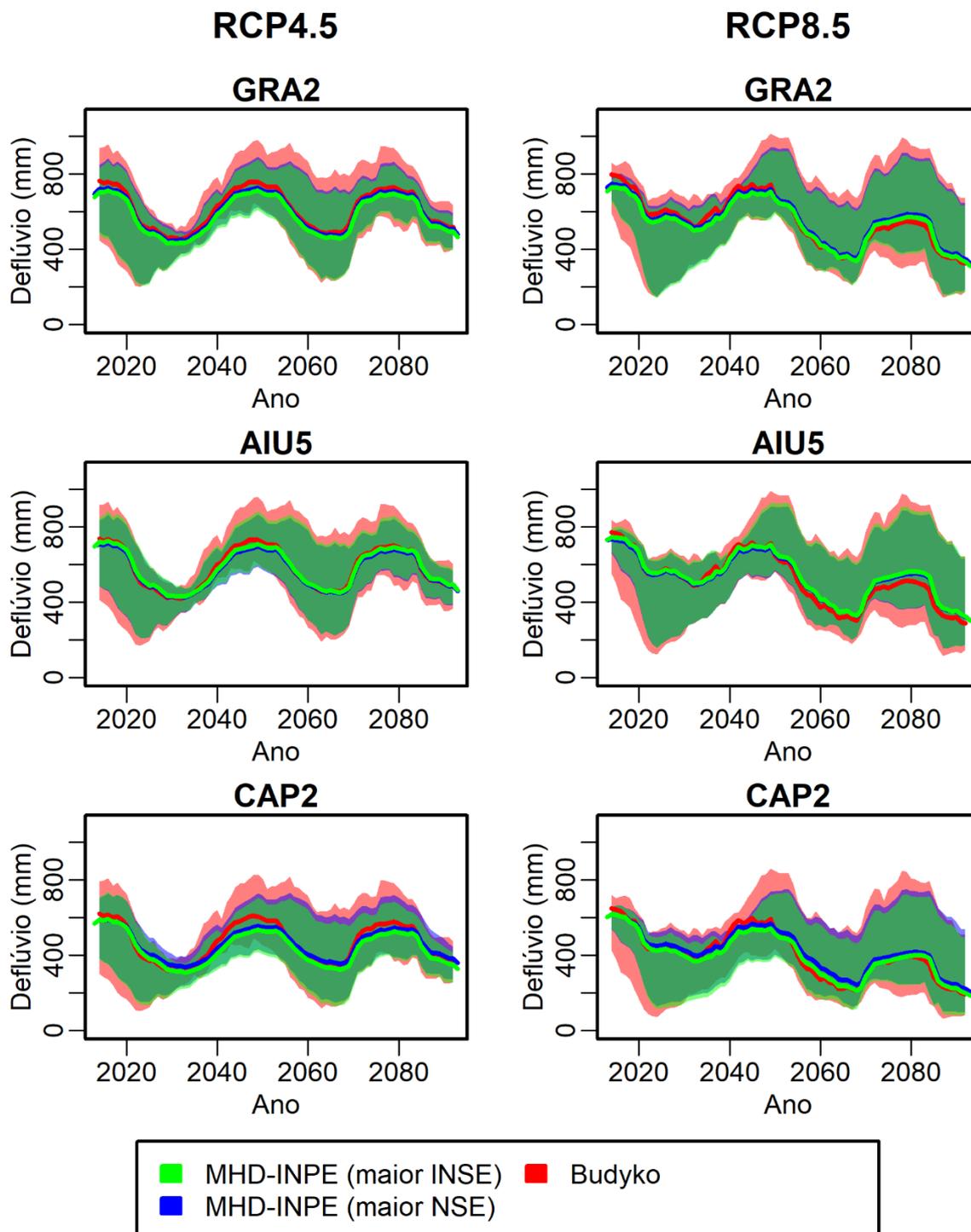
Em análise de incertezas, Tibangayuka, Mulungu e Izdori (2022) observaram que a sensibilidade dos parâmetros dos modelos podem variar a depender da bacia hidrográfica. Portanto, seriam necessárias análises de sensibilidade ou análise de Monte Carlo para identificar e classificar essas fontes de incertezas (REFSGAARD et al., 2007).

Segundo Seibert, Staudinger e van Meerveld (2019), em um modelo em que se tem ampla variedade de parâmetros livres há maior possibilidade de variações no comportamento do modelo que não represente as características reais da bacia hidrográfica, principalmente em projeções fora da amplitude de observação. Neste sentido, modelos menos parametrizados podem ser benéficos para estudos de projeção e, portanto, serão avaliados no item 4.5.2 desse estudo.

4.5.2 Projeção de deflúvio sob os cenários climáticos futuros

O deflúvio estimado para ambos os cenários de mudanças climáticas (RCP4.5 e RCP8.5) no conjunto dos modelos climáticos utilizados estão representados na Figura 4.26, em que a área colorida é delimitada pelos valores mínimos e máximos do conjunto multimodelo e a linha representa a mediana. O deflúvio de longo termo estimado pelo MHD-INPE a partir da solução na frente de Pareto com o maior NSE e maior INSE não apresentaram diferenças consideráveis que possam influenciar na análise de impactos.

Figura 4.26 - Deflúvio de longo termo estimado para os cenários climáticos RCP4.5 (esquerda) e RCP8.5 (direita) pelos métodos Budyko (vermelho) e MHD-INPE (com a calibração de maior NSE - azul; e maior INSE - verde). A área colorida representa o menor e maior valor estimado pelo conjunto de modelos climáticos e a linha sólida representa a mediana do mesmo.



Fonte: Da autora (2023).

Qualitativamente, os métodos representaram tendências e comportamentos similares para estimar deflúvio de longo termo. De modo geral, as estimativas com o Budyko foram

maiores do que as estimativas com o MHD-INPE em condições com maior precipitação, o que pode ser visualizado pelos maiores valores de deflúvio estimado pelo conjunto multimodelo das bacias hidrográficas (área colorida superior na Figura 4.26). Nos menores valores do conjunto se observa que, em determinados momentos, o método de Budyko estima menor deflúvio que o MHD-INPE. No entanto, as medianas do conjunto estimadas apresentaram poucas diferenças entre os métodos avaliados. Essas diferenças são quantificadas na Tabela 4.8 diferenciando a estimativa de Budyko em relação ao MHD-INPE.

Tabela 4.8 - Diferença média do deflúvio (DQ) estimado pelo método de Budyko em relação às calibrações no MHD-INPE com maior NSE e maior INSE para a mediana, maior valor (max) e menor valor (min) deflúvio do conjunto multimodelo nas projeções climáticas.

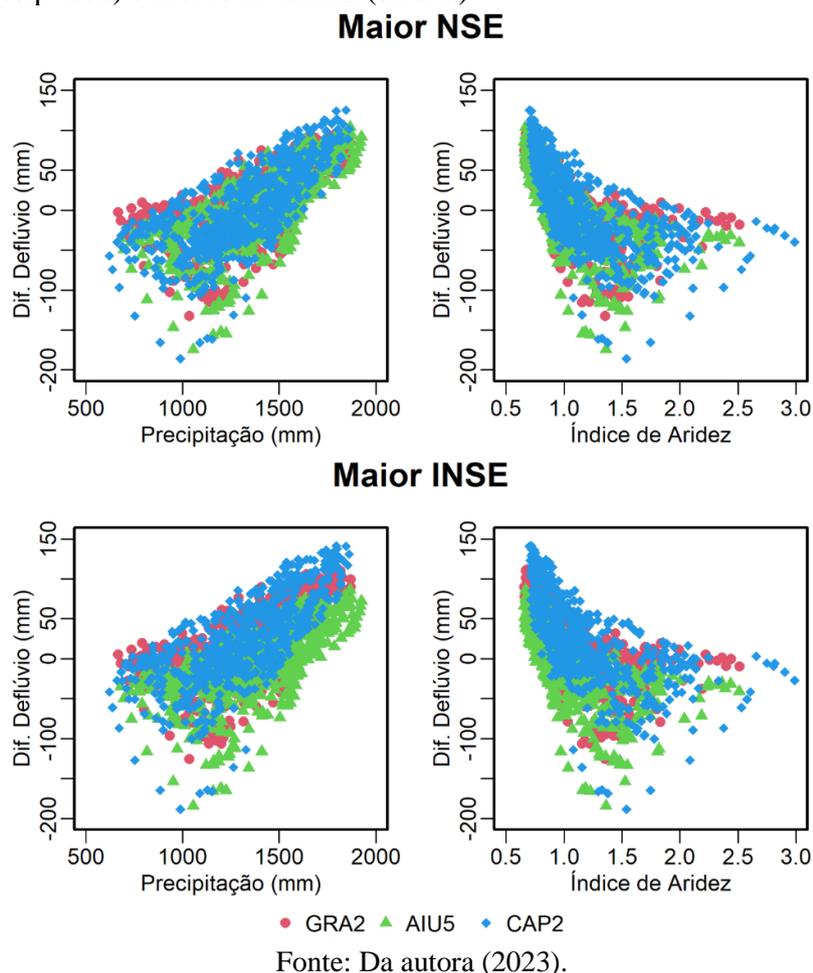
Cenários climáticos	\overline{DQ} (mm)						
	GRA2		AIU5		CAP2		
	Best NSE	Best INSE	Best NSE	Best INSE	Best NSE	Best INSE	
RCP4.5							
	Mediana	18,75	32,37	11,13	2,60	9,07	31,15
	Max	61,56	76,02	54,23	40,76	43,35	71,23
	Min	-14,27	-1,85	-22,71	-27,31	-12,07	1,29
RCP8.5							
	Mediana	-1,87	11,53	-12,54	-19,57	-14,69	8,91
	Max	50,08	64,72	43,28	29,51	40,48	67,05
	Min	-32,39	-21,13	-45,70	-48,49	-32,64	-19,34

Fonte: Da autora (2023).

Em relação aos cenários climáticos, o método de Budyko tende a estimar maior deflúvio para os maiores valores do conjunto multimodelo e para a mediana no cenário RCP4.5. Também foi observado menor estimativa do deflúvio para menores valores do conjunto multimodelo e para a mediana no cenário RCP8.5. Diferenças entre cenários ocorrem, principalmente, devido ao cenário RCP8.5 estimar redução na precipitação anual média.

Na Figura 4.27 estão relacionadas as diferenças de deflúvio (Budyko - MHD-INPE) estimada em todos os modelos e cenários climáticos com a precipitação média de longo termo e o índice de aridez calculado. Há uma clara relação entre as variáveis, em que Budyko tende a estimar maior deflúvio sob maior precipitação e menor índice de aridez. Para menor precipitação e índice de aridez maior que 1,0 se observa maior dispersão entre as variáveis. No entanto, as estimativas de Budyko tendem a ser menores que as estimadas pelo modelo MHD-INPE.

Figura 4.27 - Relação entre a diferença do deflúvio (DQ) com a precipitação media anual (esquerda) e índice de aridez (direita).



Os cenários climáticos estimam condições que extrapolam as condições climáticas observadas durante o período de calibração, com maior amplitude da precipitação média, o que significa que as estimativas de deflúvio caem em um cenário não antes observado na bacia. Especialmente, visando que o índice de aridez no período observado em toda a bacia hidrográfica foi menor que 1,0 e a precipitação média foi em torno de 1500 mm, e os cenários climáticos estimam IA de até 3,0 e precipitação variando de 600 a 2000 mm. Com isso, ambos os métodos de estimativa de deflúvio são aplicados em condições climáticas não observadas previamente.

Como visto no item 4.1 desse estudo, em algumas bacias hidrográficas o parâmetro w de Budyko se relacionou com a variação da precipitação média anual e a temperatura máxima média de longo termo. A variação do deflúvio é, em geral, inversamente proporcional à variação explicada somente pelo índice de aridez. Portanto, ao não considerar a resposta da vegetação a condições climáticas, o método de Budyko pode subestimar a evapotranspiração real em anos mais úmidos e superestimar em anos mais áridos.

Visando isso, em Melo et al. (2022) foi estimado deflúvio futuro considerando variações no parâmetro w a partir das Equações 25.1 a 25.9 e se observou maior amplitude no deflúvio estimado no conjunto multimodelo. Portanto, ao extrapolar as condições climáticas em que foram ajustadas as regressões lineares, pode-se adicionar maiores incertezas às estimativas. Assim, ao representar a bacia hidrográfica por um parâmetro w fixo deixa-se de representar a incertezas dessa natureza.

Segundo Mianabadi et al. (2020), Budyko estima condições permanentes no balanço hídrico de longo termo, mas isso não ocorre em muitas bacias hidrográficas, especialmente em regiões áridas e semiáridas. No estudo de Wu et al. (2018) se explorou o erro na estimativa da evapotranspiração real mensal e anual por Budyko e se observou a variação no armazenamento de água no solo predominantemente contribuiu para erros em condições climáticas mais áridas. Portanto, ainda que este estudo considere médias anuais de 15 anos, a influência do armazenamento de água no solo em cenários com maior índice de aridez deve ser melhor explorada.

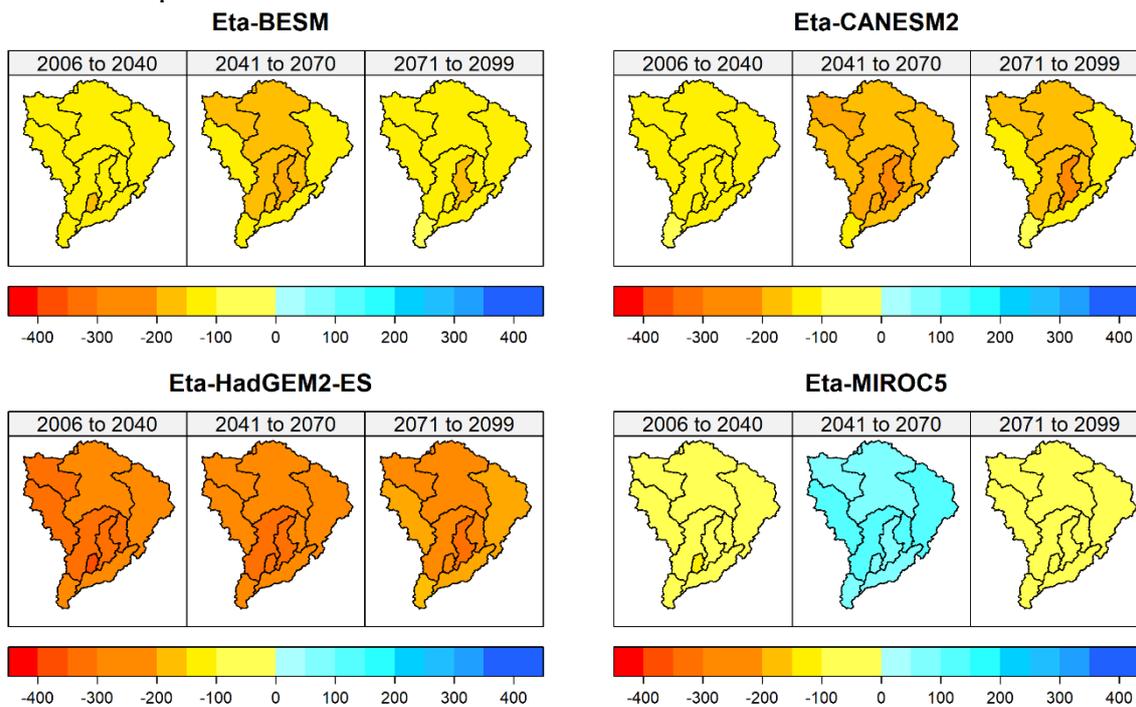
As incertezas relacionadas às estimativas feitas pelo modelo hidrológico também devem ser consideradas. Visto que, apesar da pouca variação estimada por diferentes parametrizações com desempenho dominante durante o período de calibração, ainda há incertezas relacionadas à estrutura do modelo, aos parâmetros fixos, aos dados coletados, dentre outros. Especialmente considerando um modelo em que se utiliza uma ampla variedade de parâmetros (MOGES et al., 2021).

Apesar das diferenças levantadas, ambos os métodos estimaram deflúvio com consideráveis semelhanças. Ainda assim, a mediana do conjunto multimodelo em ambos os métodos apresentou estimativas similares quantitativamente. Portanto, apesar das simplificações do método de Budyko, esse se mostra uma boa alternativa para estudos de análise de primeira-ordem em locais onde há limitadas informações sobre a bacia hidrográfica.

4.6 Impactos hidrológicos futuros estimados pelo MHD-INPE

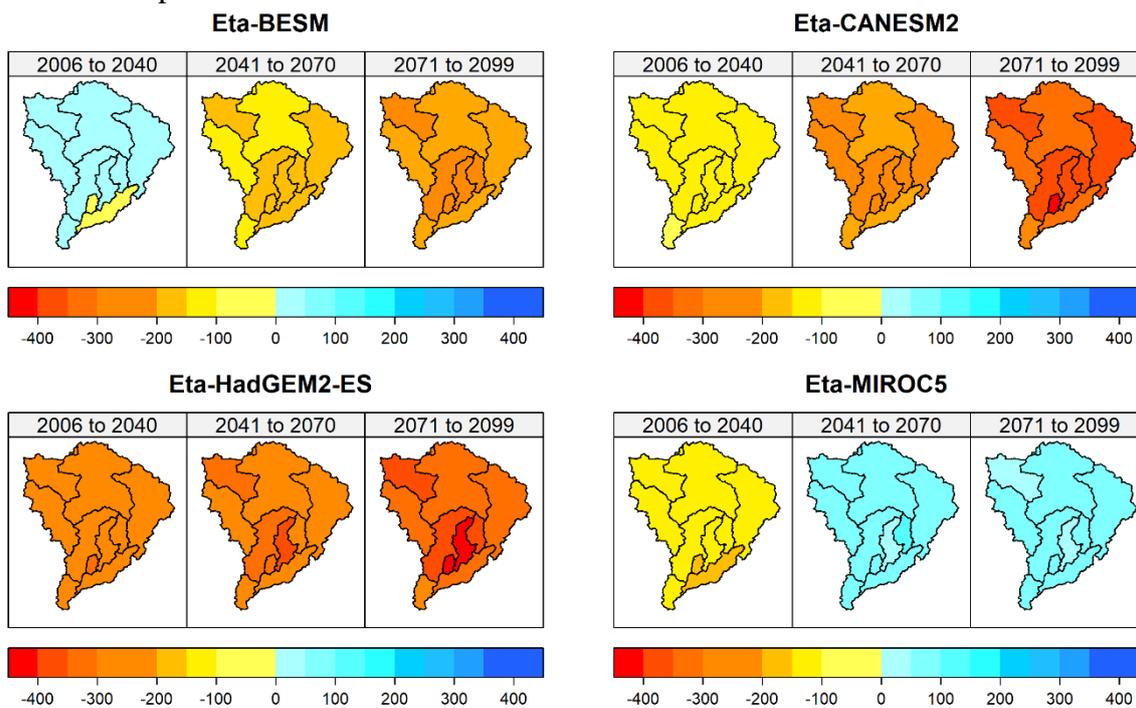
Considerando os cenários futuros do clima e o cenário de expansão agrícola, foram estimados os impactos hidrológicos na bacia hidrográfica que podem ameaçar a sua segurança hídrica. Na Figura 4.28 encontra-se a variação em relação ao período histórico do deflúvio médio estimado para o cenário RCP4.5 e na Figura 4.29 para o cenário RCP8.5.

Figura 4.28 - Variação do deflúvio médio estimado para o cenário RCP4.5 em relação ao período histórico em cada modelo climático na BARG.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.29 - Variação do deflúvio médio estimado para o cenário RCP8.5 em relação ao período histórico em cada modelo climático na BARG.



Fonte: Da autora (2023).

O cenário RCP8.5 indica maiores impactos na BARG, principalmente ao final do século XXI (2071 a 2099). Apenas o modelo Eta-MIROC5 estimou pouca variação no deflúvio médio, inclusive foi verificado aumento do deflúvio entre 2041 e 2070 no cenário RCP4.5 e RCP8.5, e de 2071 a 2099 no cenário RCP8.5. O modelo Eta-BESM mostrou aumento do deflúvio médio entre 2006 e 2040 no cenário RCP8.5 e mostrou redução do deflúvio nos anos seguintes. Os modelos que estimaram maior impacto negativo no deflúvio médio foram o Eta-HadGEM2-ES em ambos os cenários e o Eta-CANESM2 para o cenário RCP8.5 após 2041.

Os menores impactos são estimados para as bacias GRA1 e AIU1 na região da Serra da Mantiqueira em que é estimada pouca variação do índice de aridez. No restante da bacia hidrográfica é projetado maior impacto no deflúvio, principalmente nas pequenas bacias, como AIU2, AIU3 e AIU4.

A partir das estimativas de deflúvio médio, estimou-se um pior cenário ao final do século (2071 a 2099) no cenário RCP8.5. No modelo com projeções mais pessimistas o deflúvio médio na bacia hidrográfica que abastece o reservatório de Camargos será de 251 mm, uma redução de 356 mm foi estimada em relação ao período histórico de referência.

Ainda que não haja concordância entre todos os modelos climáticos, três de quatro modelos indicam impactos negativos para o deflúvio anual médio da região (Eta- BESM, Eta-CANESM2 e Eta-HadGEM2-ES). Vale ressaltar que o modelo Eta-MIROC5 apresentou o maior viés em relação à precipitação mensal no período chuvoso e à temperatura média em todos os meses no período histórico. Apesar dos resultados aqui encontrados para esse modelo, em estudo na BARG, Oliveira et al. (2017) estimaram reduções no deflúvio anual médio de até 232 mm no modelo Eta-MIROC5 no cenário RCP4.5, enquanto no cenário RCP8.5 foram estimados menores impactos, resultados semelhantes foram observados em Mello et al. (2021). Ainda assim, nesses estudos o modelo Eta-MIROC5 projetou aumento do deflúvio médio mensal entre outubro e janeiro, principalmente entre 2041 e 2070 no cenário RCP4.5 e de 2041 a 2099 no cenário RCP8.5, mesmos intervalos em que são estimados aumento de deflúvio médio anual nesse estudo.

Em ambos Oliveira et al. (2017) e Mello et al. (2021), a variação de deflúvio médio mensal observado com os dados de entrada do modelo Eta-MIROC5 ocorre devido a variações positivas de precipitação no início do período chuvoso (outubro a janeiro), dados que foram alterados pelo método de correção de viés por regressão linear das médias mensais (SHRESTHA; ACHARYA; SHRESTHA, 2017). Diferentemente, no presente estudo as variações na precipitação estimada nos cenários futuros (Figuras 4.7 e 4.8) indicam aumento da precipitação também no período seco, entre maio e setembro. O mesmo ocorre em Zákchia

et al. (2020) na bacia hidrográfica do Rio Verde (próxima à BARG), onde também se utilizou o método de correção de viés Quantil-Quantil (BÁRDOSSY; PEGRAM, 2011), similar ao presente estudo. Como visto na Figura 4.4, o modelo Eta-MIROC5 apresenta viés positivo nesse intervalo, no entanto a correção de viés quantil-quantil não alterou o sinal das mudanças nas projeções futuras (Figuras 4.7 e 4.8). Portanto, deve-se analisar as projeções climáticas futuras com cautela, mesmo aplicando métodos de correção de viés. É necessária uma melhor análise sobre as incertezas relacionadas à representação do clima na região, às causas do viés no modelo e às incertezas sobre o método de correção de viés.

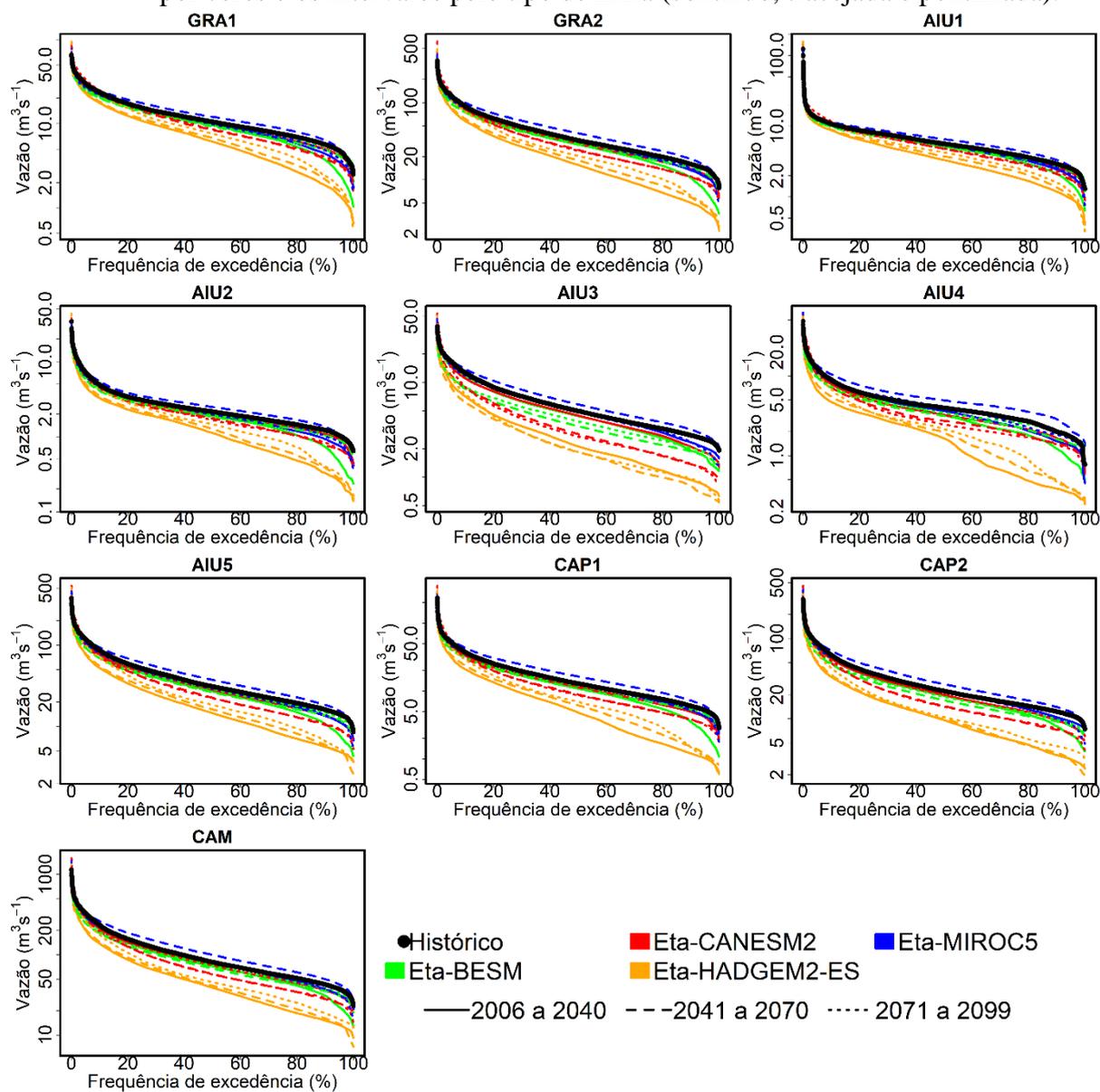
Além dos impactos no deflúvio médio, as projeções das curvas de permanência de vazão diária nas figuras 4.30 e 4.31 (cenários RCP4.5 e RCP8.5, respectivamente) indicam variações consideráveis na intensidade e frequência da vazão. Observa-se que os modelos Eta-HadGEM-ES e Eta-CANESM2 mostraram redução na intensidade da vazão com frequência maior que 10% do tempo. Os impactos são ainda mais intensos nas vazões mínimas, principalmente no cenário RCP8.5. O modelo Eta-MIROC5 mostrou poucas alterações quando se compara os diferentes cenários, enquanto o modelo Eta-BESM mostrou os maiores impactos apenas no cenário RCP8.5 no período de 1971 a 2099.

Para as vazões com ocorrência menor que 1% do tempo no cenário RCP4.5, os modelos Eta-CANESM2 e Eta-HadGEM2-ES mostraram aumento da intensidade de vazão entre 1971 e 2099, e o modelo Eta-MIROC5 mostrou aumento entre 2006 e 2040 e entre 2071 e 2099. No cenário RCP8.5 os modelos Eta-MIROC5 e Eta-CANESM2 indicam aumento das vazões com ocorrência menor que 1% entre 2041 e 2099 e o modelo Eta-HadGEM2-ES entre 2006 e 2040 e entre 2071 e 2099. O modelo Eta-BESM indica redução da vazão nesse trecho em ambos os cenários. Com isso, três dos quatro modelos climáticos (Eta-CANESM2, Eta-HadGEM2-ES e Eta-MIROC5) mostraram o aumento de eventos extremos de cheias que podem estar associados à desastres por alagamentos de centros urbanos e residências próximas aos cursos d'água. Considerando a região da Serra da Mantiqueira com forte relevo, aumenta-se o risco por deslizamentos de terra e erosão. No entanto, por ser uma região pouco habitada, os riscos relacionados à desastres a partir desses eventos são baixos.

Para as vazões mínimas com excedência acima de 95% do tempo são estimadas reduções consideráveis no cenário RCP8.5 por três dos quatro modelos analisados (Eta-CANESM2, Eta-HadGEM2-ES e Eta-BESM). Indicando, portanto, aumento na intensidade das secas em toda a região. Segundo a ANA (2019), em 2017 a demanda hídrica para retirada de água para usos consuntivos dos municípios localizados na BARG era de aproximadamente $2,55 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$. Apesar da região possuir pouca demanda por água devido à baixa densidade

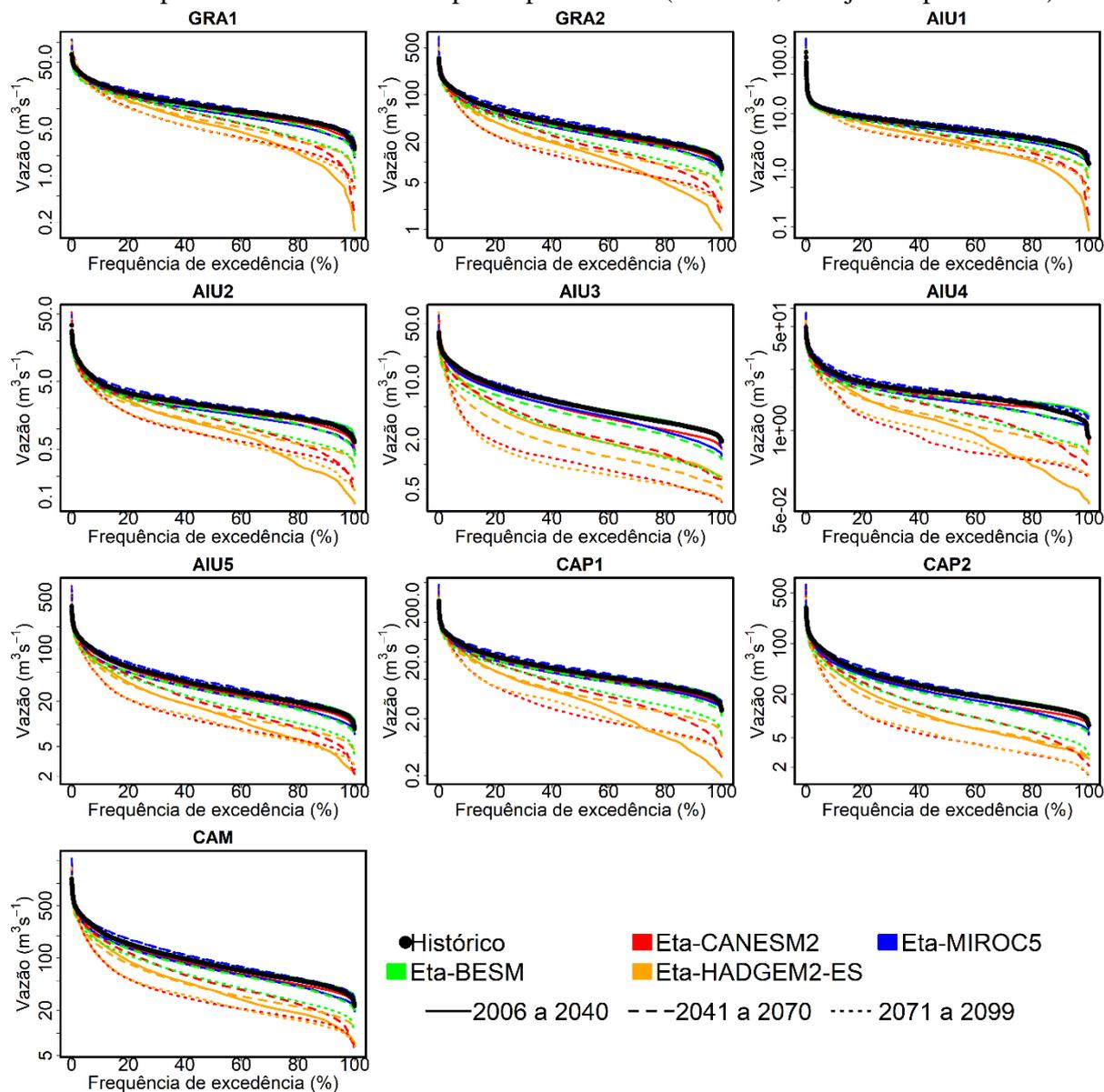
populacional e pouca demanda industrial, essa é altamente dependente das atividades agropecuárias. Portanto, o aumento da intensidade das secas pode trazer impactos econômicos locais.

Figura 4.30 - Curva de permanência da vazão diária estimada no período histórico e no cenário RCP4.5 nas bacias hidrográficas. Os diferentes modelos climáticos são separados por cores e os intervalos pelo tipo de linha (contínuo, tracejada e pontilhada).



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.31 - Curva de permanência da vazão diária estimada no período histórico e no cenário RCP8.5 nas bacias hidrográficas. Os diferentes modelos climáticos são separados por cores e os intervalos pelo tipo de linha (contínuo, tracejada e pontilhada).



Fonte: Da autora (2023).

Deve ficar claro que, os impactos relacionados aos extremos de vazão devem ser analisados com cautela. O método de correção de viés quantil-quantil modifica as variáveis climáticas de acordo com a frequência de ocorrência e, portanto, pode influenciar na análise de eventos extremos. No mais, como visto na Tabela 4.6, a calibração do modelo hidrológico na frente de Pareto apresentou variações nos extremos de vazão e, portanto, é uma fonte de incerteza adicional.

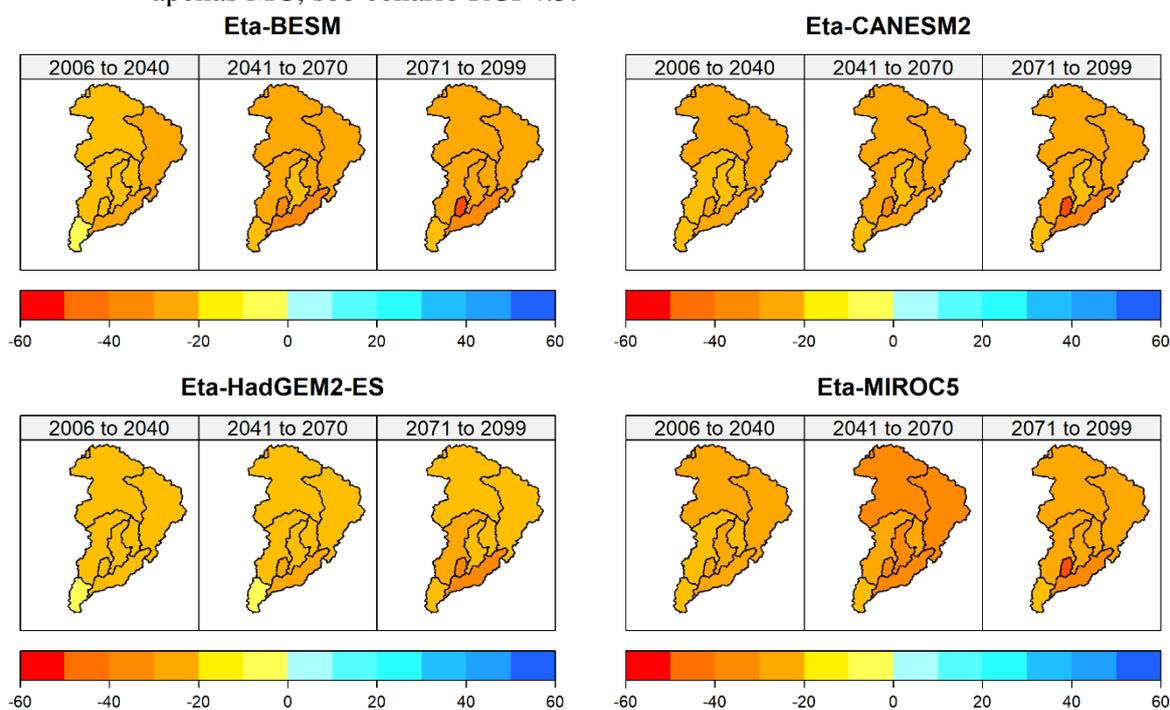
Na análise de eventos extremos de vazão na BARG, Mello et al. (2021) observaram que no período histórico de referência o modelo Eta-MIROC5 apresentou melhor desempenho ao

projetar secas, enquanto o modelo Eta-CANESM2 apresentou um bom desempenho e o modelo Eta-HadGEM2-ES não foi satisfatório, subestimando o tempo de retorno das secas extremas e moderadas. Portanto, os impactos estimados pelo último no presente estudo, considerando eventos extremos de seca, podem apresentar viés que influencie nos resultados.

Apesar das incertezas mencionadas, os impactos estimados para as vazões mínimas são severos e se assemelham à de outros estudos considerando os mesmos cenários na região (MELLO et al., 2021; ZÁKHIA et al., 2022). Em Chagas, Chaffe e Blöschl (2022) foi observada redução da vazão anual mínima de 7 dias na região sudeste em dados observados de 1980 a 2015. Portanto, os impactos dessa natureza já podem ser observados na região.

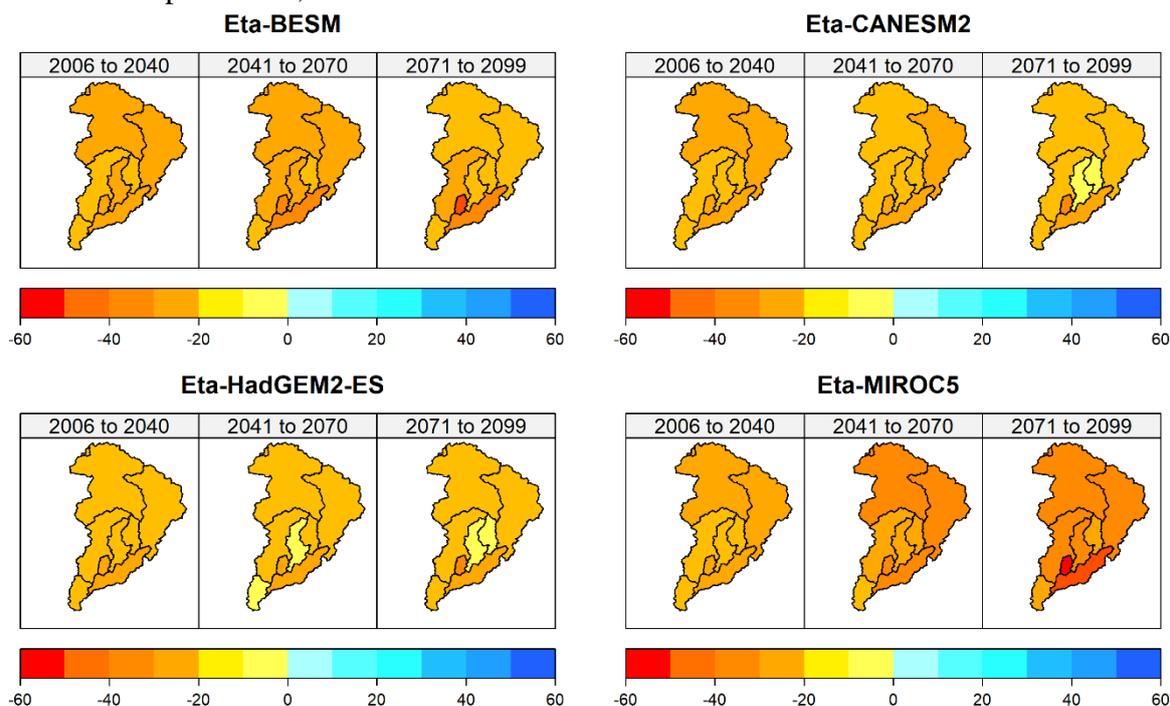
Adicionando o cenário de expansão agrícola na bacia hidrográfica dos reservatórios da BARG, estão representados nas figuras 4.32 e 4.33 a diferença do deflúvio médio estimado a partir de ambos os cenários climáticos e de mudança de uso e ocupação do solo (MC+MUO) e do deflúvio estimado considerando apenas mudanças climáticas (MC). Em ambos os cenários para todos os modelos climáticos foi estimada redução no deflúvio devido ao aumento da evapotranspiração das culturas agrícolas.

Figura 4.32 - Diferença do deflúvio médio simulado por cenários de mudança climática (MC) + mudanças de uso e ocupação do solo (MUO) para o cenário considerando apenas MC, sob cenário RCP4.5.



Fonte: Da autora (2023).

Figura 4.33 - Diferença do deflúvio médio simulado por cenários de mudança climática (MC) + mudanças de uso e ocupação do solo (MUO) para o cenário considerando apenas MC, sob cenário RCP8.5.



Fonte: Da autora (2023).

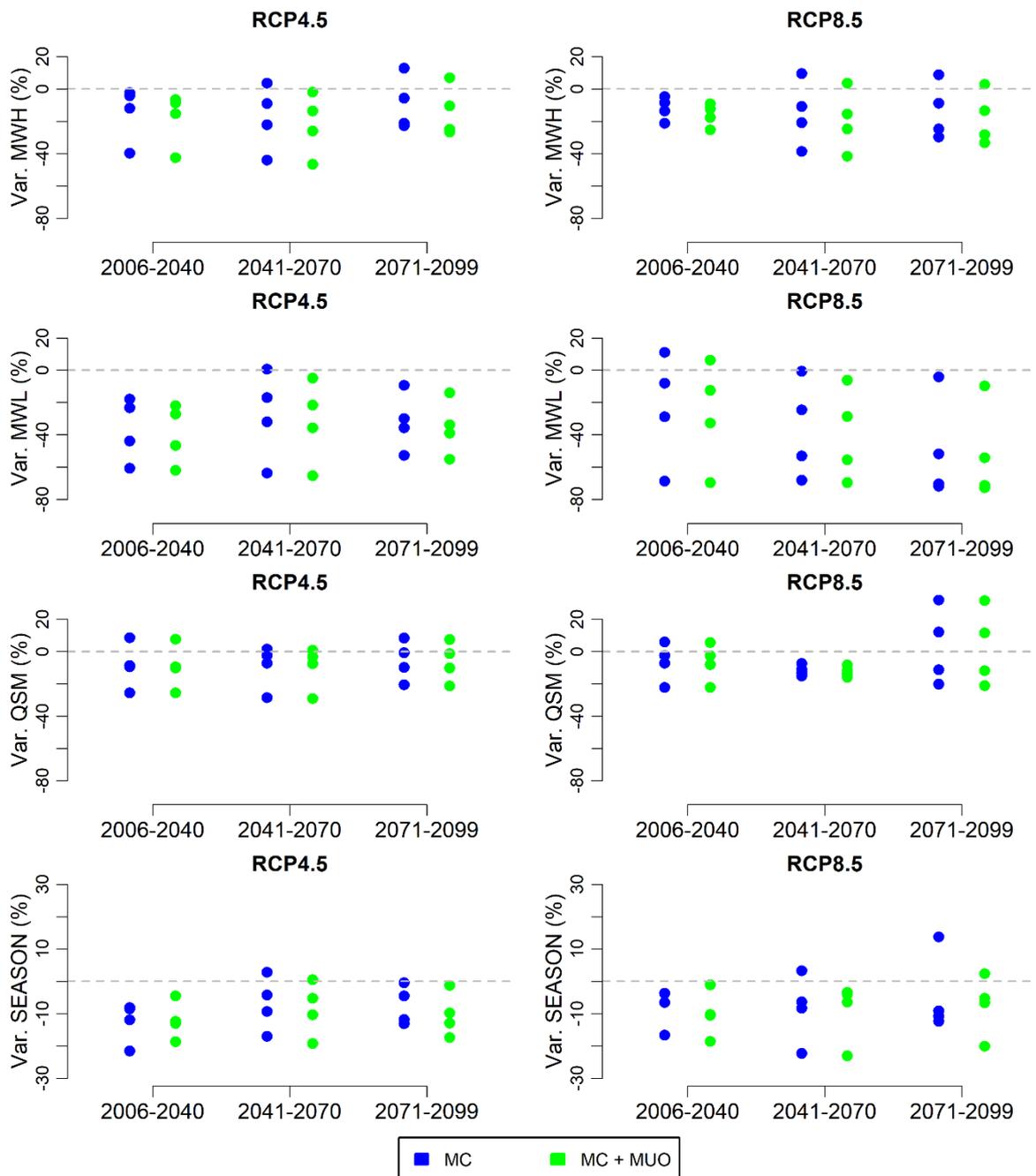
No geral, os impactos no deflúvio relacionados à expansão agrícola são muito inferiores quando comparado aos impactos em decorrência das mudanças do clima em cenários áridos, cerca de 96,5% menor na bacia CAM nos modelos Eta-CANESM2 e Eta-HadGEM2-ES. Diferentemente, no modelo Eta-MIROC5 a variação do deflúvio por expansão agrícola foi 56% maior, sendo que a maior variação do deflúvio ocorreu na bacia AIU2, com redução de 52 mm no cenário RCP8.5 entre 1971 e 2099.

Ao analisar os indicadores da curva de permanência MWH, MWL e QSM e a sazonalidade da vazão (Figura 4.34), nota-se pouca variação ao incluir o cenário de expansão agrícola na simulação da bacia do reservatório de Camargos (CAM). As maiores diferenças ocorrem nos máximos e mínimos da curva de permanência da vazão representados por MWH e MWL, respectivamente. Para MWL pouca variação ocorre em projeções climáticas em que são observados maiores impactos nas vazões mínimas.

Assim como os resultados aqui encontrados, Chagas, Chaffe e Blöschl (2022) observaram uma relação da redução de cheias e aumento das secas com o aumento do uso da água em zonas agrícolas no território brasileiro. No entanto, o estudo considera a variação no uso da água, cuja irrigação representa 68% do seu total (ANA, 2019). No caso do presente

estudo são simuladas culturas de sequeiro, sem considerar o consumo da água associado ou as condições antecedentes de umidade do solo em áreas irrigadas.

Figura 4.34 - Indicadores da curva de permanência MWH, MWL e QSM e a sazonalidade da vazão diária na bacia que abastece o reservatório de Camargos (CAM) para o cenário de mudanças climáticas (MC) e associado a mudanças de uso e ocupação do solo (MC+MUO). Os pontos representam cada um dos modelos climáticos.



Fonte: Da autora (2023).

Devido à essas condições, os resultados indicam que os menores impactos da expansão da agricultura no deflúvio médio e nas vazões mínimas ocorrem nos modelos climáticos em que são estimados maiores impactos pelo clima. Isso se dá porque em condições de estresse hídrico, há redução na transpiração das plantas devido à dificuldade de extração da água no solo (ALLEN et al., 1998). Em climas mais áridos a vegetação com comportamento anisohídrico aumenta a resistência foliar pelo fechamento estomático e há perda da condutância do xilema (KONINGS; WILLIAMS; GENTINE, 2017; TARDIEU; SIMONNEAU, 1998). Assim, a transpiração é limitada para melhorar a eficiência no uso da água.

Apesar do menor impacto hidrológico da expansão agrícola em cenários mais áridos, nessas condições há prejuízos na produtividade das culturas devido ao estresse hídrico. Em estudo de produtividade de plantações de milho no nordeste brasileiro, Martins, Tomasella e Dias (2019) verificaram redução significativa na produtividade de culturas de sequeiro sob cenários RCP4.5 e RCP8.5 relacionados à redução da precipitação e aumento da temperatura. Em cenários mais pessimistas, a demanda de água para irrigação pode subir em até 140% na região mais afetada pela redução da precipitação. Apesar do estudo mencionado ser realizado em uma região semiárida com índice de aridez médio de aproximadamente 2,5 (SILVA et al., 2017), também são estimados impactos na produtividade de culturas de milho por aumento da temperatura para a região sudeste (COSTA et al., 2009).

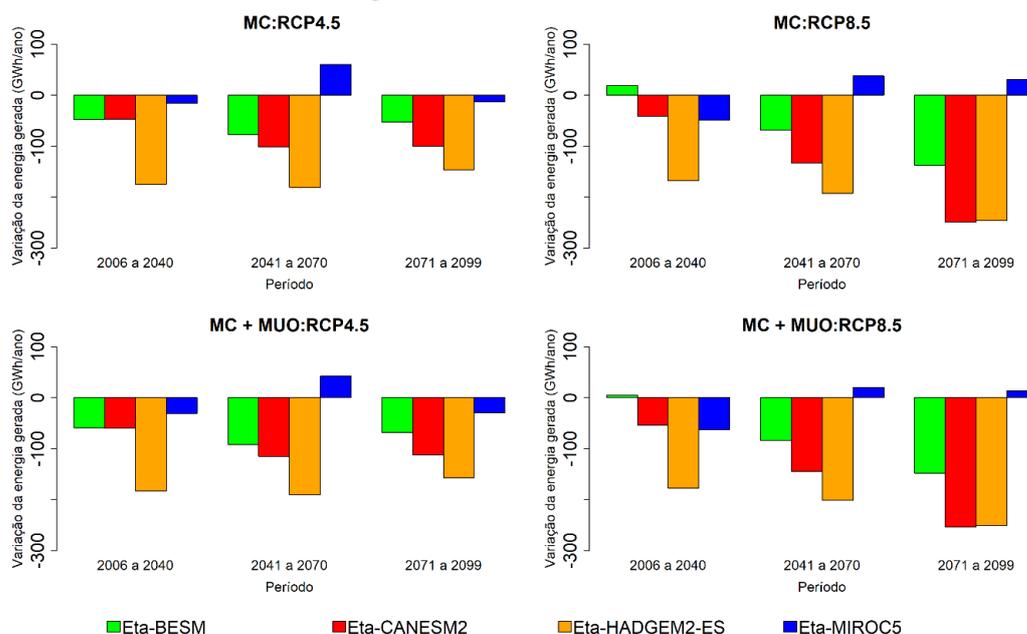
Plantas C3 como o arroz, feijão e a soja, por outro lado, podem beneficiar a sua produtividade com o aumento de CO₂ (COSTA et al., 2009; MARTINS et al., 2023; SILVA et al., 2021b). A concentração de CO₂ na atmosfera afeta na condutância estomática dessas plantas, resultando em maior eficiência no uso da água e menor transpiração (BERNACCHI et al., 2007). Em Silva et al. (2021) foi estimado aumento na produtividade média da soja nos cenários RCP4.5 e RCP8.5 nas principais regiões produtoras do Brasil. Em Martins et al. (2023) foi observado aumento da produtividade de arroz sobre cenários futuros na bacia hidrográfica do Rio Paraíba do Sul, no sudeste brasileiro. No entanto, os autores argumentam que culturas de sequeiro podem se tornar insustentáveis devido ao aumento na frequência de secas estimadas pelos cenários climáticos.

Portanto, mesmo que áreas plantadas expandam na bacia hidrográfica e o aumento de CO₂ na atmosfera beneficie a produtividade de algumas culturas, pode-se aumentar a demanda por produção irrigada na BARG. Assim, um estudo visando estimar a produtividade das principais culturas cultivadas na bacia hidrográfica e respectiva demanda de água para irrigação em cenários futuros pode trazer uma melhor caracterização dos possíveis impactos e conflitos futuros da água na bacia hidrográfica.

4.6.1 Projeção de geração de energia elétrica

A variação da geração de energia elétrica média anual em ambas as UHE de Camargos e Itutinga sob os cenários climáticos futuros são apresentados na Figura 4.35. As projeções indicam redução na geração de energia elétrica em três modelos climáticos (Eta-BESM, Eta-CANESM2 e Eta-HadGEM2-ES) e apenas o ETA-MIROC5 estima aumento (máximo de 60 GWh/ano no cenário RCP4.5 entre 2041 e 2070). No cenário RCP4.5 a maior variação ocorre entre 2041 e 2070 no modelo Eta-HadGEM2-ES, com redução de 181 GWh/ano. No cenário RCP8.5 os modelos Eta-CANESM2 e Eta-HadGEM2-ES estimam redução de 249 e 246 GWh/ano na geração de energia elétrica entre 2071 e 2099. Considerando que a geração média anual medida pela ONS (2021) de ambas as UHE de Camargos e Itutinga entre 1999 e 2010 foi de aproximadamente 400 GWh, no cenário RCP8.5 há modelos que estimam redução de até 60% desse valor entre 2071 e 2099.

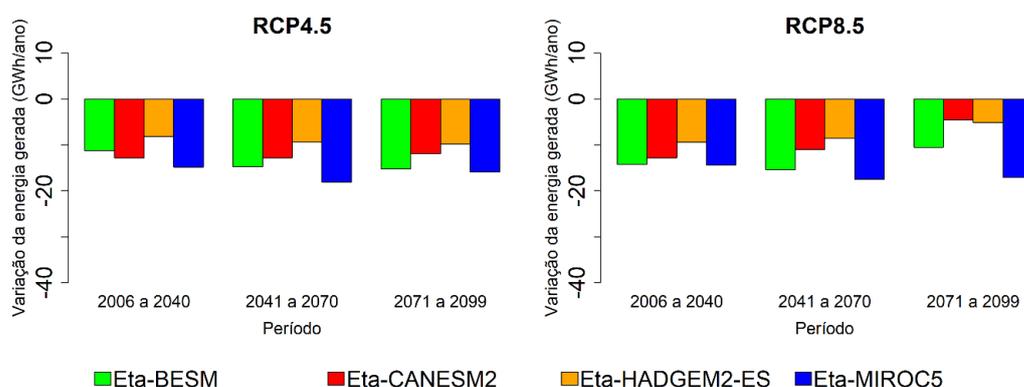
Figura 4.35 - Variação da geração de energia elétrica média anual em relação ao período histórico, projetada para os cenários RCP4.5 e RCP8.5, em ambas as UHE Camargos e Itutinga. Variações por mudança do clima (MC) estão representadas na primeira linha e em associação com mudanças no uso e ocupação do solo (MC+MUO) na segunda linha.



Em estudo semelhante (OLIVEIRA et al., 2017), na BARG, também foram estimadas reduções na geração de energia elétrica pelo modelo Eta-HadGEM2-ES de até 60%. No entanto, para o modelo Eta-MIROC5 foram estimadas reduções em todos os cenários (máxima de 29%), com impactos são mais amenos no cenário RCP8.5 (máxima de 22%). Essa diferença, como discutido anteriormente, pode estar associada ao método de correção de viés.

Adicionado o cenário de mudança de uso e ocupação do solo, pouca variação pôde ser observada na Figura 4.35 e, portanto, na Figura 4.36 são apresentadas as diferenças do cenário com mudanças do clima e de uso e ocupação do solo (MC+MUO) em relação ao cenário em que se considera apenas as mudanças climáticas (MC). A maior diferença ocorre no modelo Eta-MIROC5 no cenário RCP4.5 entre 2041 e 2070, em que a geração de energia elétrica reduz 18 GWh/ano. Como observado nos impactos do deflúvio e da vazão diária, em cenários mais áridos há limitação no consumo de água pelas culturas agrícolas. No entanto, a demanda por irrigação na região pode entrar em conflito com o uso da água para a geração de energia elétrica.

Figura 4.36 - Diferença na geração de energia elétrica anual sob o cenário de expansão agrícola (MC+MUO) em relação ao cenário em que somente são consideradas as mudanças climáticas (MC).



Fonte: Da autora (2023).

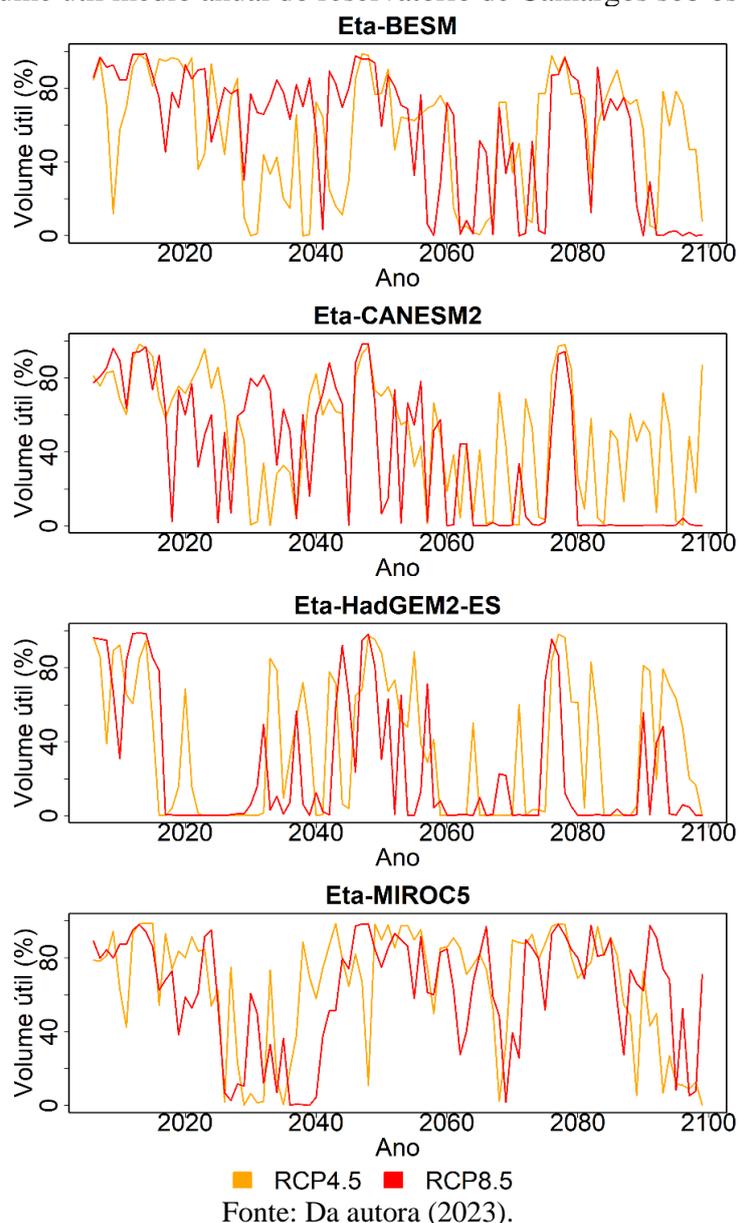
Considerando as regras de operação de energia firme, as projeções fixam a vazão regularizada que causa falhas em 5% do tempo no período histórico. Com a mesma vazão, as falhas no cenário futuro chegam a 55% do tempo com o modelo Eta-HadGEM2-ES no cenário RCP8.5. Isso significa que, em mais da metade do tempo a UHE operaria abaixo da vazão regularizada para o período histórico. Entretanto, ainda que o modelo Eta-MIROC5 estime aumento na geração de energia, as projeções indicam falhas no sistema em ambos os cenários de até 13,8% do tempo.

No estudo de Oliveira et al. (2017), considerando a vazão de montante na estimativa da geração de energia, estima-se que no cenário RCP8.5 com o modelo Eta-HadGEM2-ES a

geração na UHE de Itutinga fique abaixo da geração mínima observada em toda a operação da usina em até 69% do tempo. Enquanto no modelo Eta-MIROC5 essa redução é de até 5%. Apesar das diferenças nas metodologias, ambas indicam cenários com crises hídricas na geração de energia elétrica para o futuro.

Na Figura 4.37 está representado o volume útil médio anual do reservatório de Camargos simulado a partir de cada modelo climático, considerando cenários do clima e das mudanças de uso e ocupação do solo. Observa-se grande impacto no volume do reservatório sob o cenário RCP8.5, principalmente nos modelos Eta-CANESM2 e Eta-HadGEM2-ES, com longos períodos em que o reservatório está em seu volume mínimo.

Figura 4.37 - Volume útil médio anual do reservatório de Camargos sob os cenários futuros.



Considerando os cenários aqui apresentados, seria necessário considerar uma menor vazão regularizada para manter o armazenamento do reservatório de Camargos. O que implica, também, em menor geração de energia elétrica. Além disso, vale ressaltar que na operação dos reservatórios pela ONS, as regras dependem da demanda energética no país, de requisitos do uso múltiplo da água, de previsões meteorológicas e de afluições, das restrições para controle de cheias, dentre outros (ONS, 2022) que não são contempladas nesse estudo. Portanto, na operação real, as condições tão extremas de baixo armazenamento poderão ser melhor gerenciadas.

Essas condições estimadas para o reservatório de Camargos são especialmente preocupantes considerando a sua função de regularização da vazão para as UHEs Itutinga e Funil. No mais, a BARG abastece cerca de 50% do armazenamento do reservatório de Furnas (OLIVEIRA et al., 2017), cujo volume é de 17 km³, que regula água para a geração em cascata do Rio Paraná com 12 UHEs, incluindo Itaipu com capacidade de geração de 14 GW. Portanto, os impactos estimados na bacia hidrográfica para a geração de energia elétrica podem ter implicações em todo o sistema dos rios Grande e Paraná. Assim, é fundamental que sejam planejadas estratégias para atender à crescente demanda energética no país.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

As mudanças climáticas e a expansão agrícola impactam a disponibilidade hídrica da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande. Entre 1985 e 2015 foram observadas variações no deflúvio que se relacionam com ambas as variações no clima e de áreas agrícolas. Seis das nove bacias consideradas nesse estudo apresentaram maiores impactos no deflúvio até 2015 em decorrência de atividades antropogênicas, sendo o maior impacto na bacia CAP2 com redução de 11,1% no deflúvio. Entretanto, as oscilações no clima foram mais influentes na redução do deflúvio até o ano de 2001, com variação de 10,8% na bacia AIU2.

Dentre os parâmetros selecionados na otimização multiobjetivo do modelo hidrológico, foram observadas maiores diferenças nos extremos da curva de permanência das vazões diárias. Portanto, é necessária uma melhor avaliação sobre as incertezas na projeção de eventos extremos futuros ou em aplicações para previsão e emissão de alertas de desastres e na gestão integrada dos recursos hídricos. Recomenda-se, assim, explorar as incertezas em projeções futuras visando estimar eventos extremos futuros, bem como explorar combinações de funções objetivo em método de otimização que podem minimizar as incertezas das estimativas.

Para projeção de deflúvio de longo termo, ambos os métodos da curva de Budyko e modelo hidrológico MHD-INPE tiveram desempenho satisfatório. Poucas diferenças foram observadas entre as simulações da frente de Pareto utilizando a otimização multiobjetivo no MHD-INPE durante o período de validação e em cenários futuros. De modo geral, as projeções futuras de deflúvio de longo termo pelo método de Budyko foram quantitativamente maiores que as do MHD-INPE em condições com maior precipitação e menor índice de aridez; o oposto foi observado em condições de menor precipitação e menos úmidas. Assim, apesar das diferenças quantitativas na estimativa do deflúvio de longo termo, ambos os métodos representaram qualitativamente os mesmos padrões na variação do deflúvio.

Deve ser ressaltado que a curva de Budyko oferece ampla possibilidade de aplicação em estudos de impactos hidrológicos em bacias hidrográficas. O método da decomposição aparenta ser efetivo em indicar tendências na série hidrológica que podem ser explicadas por mudanças do clima e por interferência antropogênica. Além disso, sua aplicabilidade para estimar impactos futuros em cenários de mudanças climáticas oferecem uma alternativa para modelos hidrológicos complexos em análises de primeira ordem e/ou de aplicação em larga escala. Portanto, essa metodologia pode ser melhor explorada visto que requer poucas informações e é facilmente implementada.

Recomenda-se, entretanto, que estudos futuros explorem metodologias para estimativa de deflúvio utilizando Budyko visando incorporar variações no armazenamento de água no solo e influência de fatores climáticos e antropogênicos na variação do parâmetro w . Com isso, analisar se ao aumentar a complexidade do modelo há melhora em seu desempenho.

Por fim, os cenários futuros do clima (RCP4.5 e RCP8.5) e de expansão agrícola indicam impactos negativos na disponibilidade hídrica e energética da bacia hidrográfica do Alto Rio Grande. Os três modelos climáticos (Eta-HadGEM2-ES, Eta-CANESM2 e Eta-BESM) estimam um aumento do índice de aridez na região e, conseqüentemente, redução no deflúvio médio, bem como redução na vazão diária com ocorrência superior a 20% do tempo e, os impactos mais severos são observados nas vazões mínimas.

O cenário de expansão da agricultura apresentou menores impactos na hidrologia quando comparado com as mudanças no clima. Em cenários mais áridos, o impacto das culturas agrícolas é menor devido à redução na transpiração da vegetação em condições de estresse hídrico. No entanto, deve-se explorar melhor o impacto das mudanças do clima no consumo de água pelas culturas, na sua produtividade e na demanda por agricultura irrigada, visto que outras variáveis podem influenciar fisiologicamente, alterando a sua eficiência hídrica. Além disso, a maior frequência de eventos de secas e maior índice de aridez podem aumentar a demanda por água para irrigação, portanto os impactos na disponibilidade hídrica poderão ser mais intensos.

Com esses cenários, foi projetado uma redução de até 250 GWh/ano na geração de energia elétrica pelas hidrelétricas de Camargos e Itutinga. Estima-se, também, aumento nas falhas do sistema em que o reservatório não armazena volume suficiente para manter a geração da energia firme calculada no período histórico. Portanto, devido à importância do reservatório de Camargos para a geração de energia elétrica em cascata no Rio Grande, estratégias devem ser elaboradas para atender a demanda energética futura no país, como a busca por fontes alternativas mais sustentáveis.

Sugere-se, em estudos futuros, acoplar os cenários aqui trabalhados com um modelo de produtividade agrícola. Dessa forma, poderão ser explorados os impactos hidrológicos possíveis de cenários de expansão da agricultura irrigada. Assim, possibilita-se traçar estratégias para mitigar os impactos nos recursos hídricos.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.
- ALLEN, R. G. et al. FAO Penman-Monteith equation. Em: **FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56**. 9. ed. Rome: FAO, 1998. v. 300.
- ALMEIDA, C. T. et al. Spatiotemporal rainfall and temperature trends throughout the Brazilian Legal Amazon, 1973–2013. **International Journal of Climatology**, v. 37, n. 4, p. 2013–2026, 2017.
- ALVARENGA, C. C. et al. Continuidade espacial da condutividade hidráulica saturada do solo na bacia hidrográfica do alto Rio Grande, MG. **Revista Brasileira de Ciencia do Solo**, v. 35, n. 5, p. 1745–1757, 2011.
- ALVARENGA, L. A. et al. Hydrological responses to climate changes in a headwater watershed. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 40, n. 6, p. 647–657, 2016a.
- ALVARENGA, L. A. et al. Assessment of land cover change on the hydrology of a Brazilian headwater watershed using the Distributed Hydrology-Soil-Vegetation Model. **Catena**, v. 143, p. 7–17, 2016b.
- ALVARENGA, L. A. et al. Impacts of Climate Change on the Hydrology of a Small Brazilian Headwater Catchment Using the Distributed Hydrology-Soil-Vegetation Model. **American Journal of Climate Change**, v. 7, n. 2, p. 355–366, 2018.
- ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUA. **Base Hidrográfica Ottocodificada da Bacia do Rio Grande**. Disponível em: <<https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/api/records/b13fa102-148d-4c4a-b7cd-02f23027e5c1>>. Acesso em: 10 jul. 2023.
- ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUA. **Manual de Usos Consuntivos da Água no Brasil**. Brasília: ANA, 2019. Disponível em: <<https://metadados.snirh.gov.br/geonetwork/srv/por/catalog.search#/home>>. Acesso em: 20 jul. 2023.
- ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUA. **HIDROWEB**. Disponível em: <<https://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas>>. Acesso em: 20 jul. 2023.
- ANDRADE, M. P. DE; RIBEIRO, C. B. M. Impacts of land use and cover change on Paraíba do Sul watershed streamflow using the SWAT model. **RBRH**, v. 25, 31 jan. 2020.
- ARAÚJO, A. R. et al. **Geomorfologia, solos e aptidão agrícola das terras da Bacia do Alto Rio Grande, Minas Gerais**. [s.l.] Editora UFLA, 2018.
- BÁRDOSSY, A.; PEGRAM, G. Downscaling precipitation using regional climate models and circulation patterns toward hydrology. **Water Resources Research**, v. 47, n. 4, 2011.
- BECK, H. E. et al. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. **Scientific Data**, v. 5, n. 1, p. 180214, 30 out. 2018.

- BERNACCHI, C. J. et al. Decreases in Stomatal Conductance of Soybean under Open-Air Elevation of [CO₂] Are Closely Coupled with Decreases in Ecosystem Evapotranspiration. **Plant Physiology**, v. 143, n. 1, p. 134–144, 1 jan. 2007.
- BEVEN, K. Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. **Advances in Water Resources**, Research Perspectives in Hydrology. v. 16, n. 1, p. 41–51, 1 jan. 1993.
- BEVEN, K.; BINLEY, A. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. **Hydrological Processes**, v. 6, n. 3, p. 279–298, 1992.
- BEVEN, K. J.; KIRKBY, M. J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. **Hydrological Sciences Bulletin**, v. 24, n. 1, p. 43–69, 1 mar. 1979.
- BLÖSCHL, G. et al. At what scales do climate variability and land cover change impact on flooding and low flows? **Hydrological Processes**, v. 21, n. 9, p. 1241–1247, 2007.
- BLÖSCHL, G.; SIVAPALAN, M. Scale issues in hydrological modelling: A review. **Hydrological Processes**, v. 9, n. 3–4, p. 251–290, 1995.
- BUDYKO, M. I. **Climate and Life**. Cambridge: Academic Press, 1974.
- CABALLERO, C. B.; RUHOFF, A.; BIGGS, T. Land use and land cover changes and their impacts on surface-atmosphere interactions in Brazil: A systematic review. **Science of The Total Environment**, v. 808, p. 152134, 20 fev. 2022.
- CASAGRANDE, L. et al. Early flood warning in the Itajaí-Açu River basin using numerical weather forecasting and hydrological modeling. **Natural Hazards**, v. 88, n. 2, p. 741–757, 2017.
- CHAGAS, V. B. P.; CHAFFE, P. L. B.; BLÖSCHL, G. Climate and land management accelerate the Brazilian water cycle. **Nature Communications**, v. 13, n. 1, p. 5136, 1 set. 2022.
- CHEN, D. et al. Framing, context, and methods. Em: MASSON-DELMOTTE, V. et al. (Eds.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2021. p. 147–286.
- CHOU, C. et al. Increase in the range between wet and dry season precipitation. **Nature Geoscience**, v. 6, n. 4, p. 263–267, abr. 2013.
- CHOU, S. C. et al. Evaluation of the Eta Simulations Nested in Three Global Climate Models. **American Journal of Climate Change**, v. 03, n. 05, p. 438–454, 2014.
- COELHO, C. A. S. et al. The 2014 southeast Brazil austral summer drought: regional scale mechanisms and teleconnections. **Climate Dynamics**, v. 46, n. 11–12, p. 3737–3752, 2016.

COELHO, C. A. S.; CARDOSO, D. H. F.; FIRPO, M. A. F. Precipitation diagnostics of an exceptionally dry event in São Paulo, Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 125, p. 769–784, 2016.

COLLISCHONN, W. et al. The MGB-IPH model for large-scale rainfall-runoff modelling. **Hydrological Sciences Journal**, v. 52, n. 5, p. 878–895, 2007.

COOK, B. I.; MANKIN, J. S.; ANCHUKAITIS, K. J. Climate Change and Drought: From Past to Future. **Current Climate Change Reports**, v. 4, n. 2, p. 164–179, 1 jun. 2018.

COSTA, F.; GARRED, J.; PESSOA, J. P. Winners and losers from a commodities-for-manufactures trade boom. **Journal of International Economics**, v. 102, p. 50–69, 1 set. 2016.

COSTA, L. C. et al. Potential forcing of CO₂, technology and climate changes in maize (*Zea mays*) and bean (*Phaseolus vulgaris*) yield in southeast Brazil. **Environmental Research Letters**, v. 4, n. 1, p. 014013, mar. 2009.

CRUZ, J. S.; BLANCO, C. J. C.; OLIVEIRA JÚNIOR, J. F. 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, 10 mar. 2022.

CUNHA, A. P. M. A. et al. Extreme Drought Events over Brazil from 2011 to 2019. **Atmosphere**, v. 10, n. 11, p. 642, nov. 2019.

DALAGNOL, R. et al. Assessment of climate change impacts on water resources of the Purus Basin in the southwestern Amazon. **Acta Amazonica**, v. 47, p. 213–226, set. 2017.

DOBLAS-REYES, F. J. et al. Linking global to regional climate change. Em: MASSON-DELMOTTE, V. et al. (Eds.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2021. p. 1363–1512.

DONOHUE, R. J.; RODERICK, M. L.; MCVICAR, T. R. On the importance of including vegetation dynamics in Budyko's hydrological model. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 11, n. 2, p. 983–995, 13 mar. 2007.

DONOHUE, R. J.; RODERICK, M. L.; MCVICAR, T. R. Can dynamic vegetation information improve the accuracy of Budyko's hydrological model? **Journal of Hydrology**, v. 390, n. 1, p. 23–34, 20 ago. 2010.

DOOGE, J. C. I. **Linear theory of hydrologic systems**. Washington, DC: United States Department of Agriculture, 1973.

DOSIO, A. Projections of climate change indices of temperature and precipitation from an ensemble of bias-adjusted high-resolution EURO-CORDEX regional climate models. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 121, n. 10, p. 5488–5511, 2016.

DU, E. et al. Validation and sensitivity test of the distributed hydrology soil-vegetation model (DHSVM) in a forested mountain watershed. **Hydrological Processes**, v. 28, n. 26, p. 6196–6210, 2014.

- DUAN, Q.; SOROOSHIAN, S.; GUPTA, V. K. Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. **Journal of Hydrology**, v. 158, n. 3, p. 265–284, 15 jun. 1994.
- EYRING, V. et al. Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. **Geoscientific Model Development**, v. 9, n. 5, p. 1937–1958, 26 maio 2016.
- EYRING, V. et al. Human influence on the climate system. Em: MASSON-DELMOTTE, V. et al. (Eds.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2021. p. 423–552.
- FALCK, A. S. et al. Propagation of satellite precipitation uncertainties through a distributed hydrologic model: A case study in the Tocantins-Araguaia basin in Brazil. **Journal of Hydrology**, v. 527, p. 943–957, 2015.
- FALCK, A. S. et al. Improving the use of ground-based radar rainfall data for monitoring and predicting floods in the Iguaçú River basin. **Journal of Hydrology**, v. 567, p. 626–636, 2018.
- FALCK, A.; TOMASELLA, J.; PAPA, F. Assessing the Potential of Upcoming Satellite Altimeter Missions in Operational Flood Forecasting Systems. **Remote Sensing**, v. 13, n. 21, p. 4459, jan. 2021.
- FEAM – FUNDAÇÃO ESTADUAL DO MEIO AMBIENTE; UFV – UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA. **Mapa de Solos do Estado de Minas Gerais**. Disponível em: <https://www.dps.ufv.br/?page_id=742>.
- FREITAS, A. V. L. et al. A new species of Ypthimoides (Lepidoptera: Nymphalidae: Satyrinae) from the southern Atlantic Forest region. **Zootaxa**, v. 3526, n. 1, 2012.
- FU, B. P. On the calculation of the evaporation from land surface. **Chinese Journal of Atmospheric Sciences**, v. 5, n. 1, p. 23–31, 1981.
- GAN, G.; LIU, Y.; SUN, G. Understanding interactions among climate, water, and vegetation with the Budyko framework. **Earth-Science Reviews**, v. 212, p. 103451, 1 jan. 2021.
- GMAO - GLOBAL MODELING AND ASSIMILATION OFFICE. **MERRA-2 tavg1_2d_flux_Nx: 2d,1-Hourly,Time-Averaged,Single-Level,Assimilation,Surface Flux Diagnostics V5.12.4**. Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC), , 2015a. Disponível em: <<https://doi.org/10.5067/7MCPBJ41Y0K6>>
- GMAO - GLOBAL MODELING AND ASSIMILATION OFFICE. **MERRA-2 tavgM_2d_rad_Nx: 2d,Monthly mean,Time-Averaged,Single-Level,Assimilation,Radiation Diagnostics V5.12.4**. Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC), , 2015b. Disponível em: <<https://doi.org/10.5067/OU3HJDS97300>>
- GOBIET, A.; SUKLITSCH, M.; HEINRICH, G. The effect of empirical-statistical correction of intensity-dependent model errors on the temperature climate change signal. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 19, n. 10, p. 4055–4066, 6 out. 2015.

- GOODACRE, A. K. et al. A statistical analysis of the spatial association of seismicity with drainage patterns and magnetic anomalies in western Quebec. **Tectonophysics**, v. 217, n. 3, p. 285–305, 30 jan. 1993.
- GREVE, P.; BUREK, P.; WADA, Y. Using the Budyko Framework for Calibrating a Global Hydrological Model. **Water Resources Research**, v. 56, n. 6, p. e2019WR026280, 2020.
- GULEV, S. K. et al. Changing state of the climate system. Em: MASSON-DELMOTTE, V. et al. (Eds.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2021. p. 287–422.
- GUO, J. et al. Multi-objective optimization of empirical hydrological model for streamflow prediction. **Journal of Hydrology**, v. 511, p. 242–253, 16 abr. 2014.
- 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, p. 80–91, 20 out. 2009.
- GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S.; YAPO, P. O. Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information. **Water Resources Research**, v. 34, n. 4, p. 751–763, abr. 1998.
- GUTOWSKI JR., W. J. et al. WCRP COordinated Regional Downscaling EXperiment (CORDEX): a diagnostic MIP for CMIP6. **Geoscientific Model Development**, v. 9, n. 11, p. 4087–4095, 17 nov. 2016.
- HAGEN, A. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 17, n. 3, p. 235–249, 1 abr. 2003.
- HUFFMAN, G. J. et al. **TRMM (TMPA) Precipitation L3 1 day 0.25 degree x 0.25 degree V7**. Andrey Savtchenko, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC), , 2016. Disponível em: <<https://doi.org/10.5067/TRMM/TMPA/DAY/7>>
- IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Bases cartográficas contínuas**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/bases-cartograficas-continuas.html>>. Acesso em: 10 jul. 2023.
- IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Produção Agrícola Municipal 2020**. [s.l.] Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2020.
- INMET - INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. **Instituto Nacional de Meteorologia - INMET**. Disponível em: <<https://portal.inmet.gov.br/>>. Acesso em: 10 nov. 2020.
- IPCC. **Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, 2007**: IPCC Fourth Assessment Report: Climate Change 2007. Cambridge: IPCC, 2007.
- IPCC - INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II, and III to the Fifth**

Assesment Report. Geneva: Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014. Disponível em: <<https://archive.ipcc.ch/report/ar5/syr/>>.

JIANG, C. et al. Separating the impacts of climate change and human activities on runoff using the Budyko-type equations with time-varying parameters. **Journal of Hydrology**, v. 522, p. 326–338, 1 mar. 2015.

JONG, P. et al. Hydroelectric production from Brazil's São Francisco River could cease due to climate change and inter-annual variability. **Science of the Total Environment**, v. 634, p. 1540–1553, 2018.

JUNQUEIRA JÚNIOR, J. A. et al. Continuidade espacial de atributos físico-hídricos do solo em sub-bacia hidrográfica de cabeceira. **Ciencia e Agrotecnologia**, v. 32, n. 3, p. 914–922, 2008.

KLEMEŠ, V. Operational testing of hydrological simulation models. **Hydrological Sciences Journal**, v. 31, n. 1, p. 13–24, 1 mar. 1986.

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, 25 out. 2019.

KONINGS, A. G.; WILLIAMS, A. P.; GENTINE, P. Sensitivity of grassland productivity to aridity controlled by stomatal and xylem regulation. **Nature Geoscience**, v. 10, n. 4, p. 284–288, abr. 2017.

LEE, J.-Y. et al. Future global climate: scenario-based projections and near-term information. Em: MASSON-DELMOTTE, V. et al. (Eds.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.** Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2021. p. 553–672.

LEITE-FILHO, A. T. et al. **Modeling Environmental Dynamics with Dinamica EGO.** Belo Horizonte: Centro de Sensoriamento Remoto, 2020. v. 2

LI, H.; XU, C.-Y.; BELDRING, S. How much can we gain with increasing model complexity with the same model concepts? **Journal of Hydrology**, v. 527, p. 858–871, 1 ago. 2015.

LI, Z. et al. Impacts of projected climate change on runoff in upper reach of Heihe River basin using climate elasticity method and GCMs. **Science of The Total Environment**, v. 716, p. 137072, 10 maio 2020.

LV, X. et al. The effects of climate and catchment characteristic change on streamflow in a typical tributary of the Yellow River. **Scientific Reports**, v. 9, n. 1, p. 14535, 10 out. 2019.

LYRA, A. et al. Climate change projections over three metropolitan regions in Southeast Brazil using the non-hydrostatic Eta regional climate model at 5-km resolution. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 132, n. 1–2, p. 663–682, 2017.

MALAGÒ, A.; BOURAOU, F.; DE ROO, A. Diagnosis and Treatment of the SWAT Hydrological Response Using the Budyko Framework. **Sustainability**, v. 10, n. 5, p. 1373, maio 2018.

- MAPBIOMAS. **Mapbiomas Brasil | Coleções MapBiomas**. Disponível em: <https://mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas-1?cama_set_language=pt-BR>. Acesso em: 4 abr. 2022.
- MARAUN, D. et al. Towards process-informed bias correction of climate change simulations. **Nature Climate Change**, v. 7, n. 11, p. 764–773, nov. 2017.
- MARENGO, J. A. et al. Development of regional future climate change scenarios in South America using the Eta CPTEC/HadCM3 climate change projections: climatology and regional analyses for the Amazon, São Francisco and the Paraná River basins. **Climate Dynamics**, v. 38, n. 9, p. 1829–1848, 1 maio 2012.
- MARQUES, A. C.; VERAS, C. E.; RODRIGUEZ, D. A. Assessment of water policies contributions for sustainable water resources management under climate change scenarios. **Journal of Hydrology**, v. 608, p. 127690, 1 maio 2022.
- MARTINS, M. A. et al. On the sustainability of paddy rice cultivation in the Paraíba do Sul River basin (Brazil) under a changing climate. **Journal of Cleaner Production**, v. 386, p. 135760, 1 fev. 2023.
- MARTINS, M. A.; TOMASELLA, J.; DIAS, C. G. Maize yield under a changing climate in the Brazilian Northeast: Impacts and adaptation. **Agricultural Water Management**, v. 216, p. 339–350, 1 maio 2019.
- MASSON-DELMOTTE, V. et al. (EDS.). **Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2021.
- MELLO, C. R. et al. Climate Change Impacts on Water Resources of the Largest Hydropower Plant Reservoir in Southeast Brazil. **Water**, v. 13, n. 11, p. 1560, jan. 2021.
- MELO, P. A. et al. Sensitivity and Performance Analyses of the Distributed Hydrology–Soil–Vegetation Model Using Geomorphons for Landform Mapping. **Water**, v. 13, n. 15, p. 2032, jan. 2021.
- MELO, P. A. et al. On the performance of conceptual and physically based modelling approach to simulate a headwater catchment in Brazil. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 114, p. 103683, 1 mar. 2022a.
- MELO, P. A. et al. Analysis of hydrological impacts caused by climatic and anthropogenic changes in Upper Grande River Basin, Brazil. **Environmental Earth Sciences**, v. 81, n. 21, p. 504, 21 out. 2022b.
- MIANABADI, A. et al. Budyko framework; towards non-steady state conditions. **Journal of Hydrology**, v. 588, p. 125089, 1 set. 2020.
- 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, p. 111238, 1 set. 2021.

MOGES, E. et al. Review: Sources of Hydrological Model Uncertainties and Advances in Their Analysis. **Water**, v. 13, n. 1, p. 28, jan. 2021.

MOHOR, G. S. et al. Exploratory analyses for the assessment of climate change impacts on the energy production in an Amazon run-of-river hydropower plant. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 4, p. 41–59, 2015.

MOHOR, G. S.; MENDIONDO, E. M. Economic indicators of hydrologic drought insurance under water demand and climate change scenarios in a Brazilian context. **Ecological Economics**, v. 140, p. 66–78, 2017.

MOORE, I. D. et al. Soil Attribute Prediction Using Terrain Analysis. **Soil Science Society of America Journal**, v. 57, n. 2, p. 443–452, 1993.

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

MORIASI, D. N. et al. Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. **Transactions of the ASABE**, v. 58, n. 6, p. 1763–1785, 2015.

MOSS, R. H. et al. The next generation of scenarios for climate change research and assessment. **Nature**, v. 463, n. 7282, p. 747–756, fev. 2010.

MYERS, N. et al. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v. 403, n. 6772, p. 853–858, fev. 2000.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models part I - A discussion of principles. **Journal of Hydrology**, 1970.

NEGRÃO, A. C. et al. Previsão de vazão de eventos extremos utilizando o modelo hidrológico distribuído mhd-inpe e previsões meteorológicas do modelo Eta-inpe para uma alta resolução espacial - estudo de caso: São Luís do Paraitinga (SP). **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 4, 7 abr. 2017.

NIJZINK, R. C. et al. Constraining Conceptual Hydrological Models With Multiple Information Sources. **Water Resources Research**, v. 54, n. 10, p. 8332–8362, 2018.

NOBRE, A. D. et al. Height Above the Nearest Drainage - a hydrologically relevant new terrain model. **Journal of Hydrology**, v. 404, n. 1–2, p. 13–29, 2011.

NÓBREGA, M. T. et al. Uncertainty in climate change impacts on water resources in the Rio Grande Basin, Brazil. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 2, p. 585–595, 17 fev. 2011.

NRC. **Advancing Land Change Modeling: Opportunities and Research Requirements**. Washington, DC: The National Academies Press., 2013.

OLIVEIRA, K. D. et al. Impacts of sugarcane expansion on water availability in a river basin in southeastern Brazil. **CATENA**, v. 216, p. 106437, 1 set. 2022.

OLIVEIRA, K. D.; TOMASELLA, J.; SANCHES, L. D. Spatial-temporal analysis of the climatic and anthropogenic influences on runoff in the Jucu River Basin, Southeastern Brazil. **Land Degradation & Development**, v. 30, n. 17, p. 2073–2087, 2019.

OLIVEIRA, V. A. et al. Assessment of climate change impacts on streamflow and hydropower potential in the headwater region of the Grande River basin, Southeastern Brazil. **International Journal of Climatology**, v. 37, n. 15, p. 5005–5023, 2017.

OLIVEIRA, V. A. et al. Land-use change impacts on the hydrology of the Upper Grande River basin, Brazil. **CERNE**, v. 24, n. 4, p. 334–343, dez. 2018.

O'NEILL, B. C. et al. The Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) for CMIP6. **Geoscientific Model Development**, v. 9, n. 9, p. 3461–3482, 28 set. 2016.

ONS – OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Histórico de Operação**. Disponível em: <http://www.ons.org.br/Paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/dados_hidrologicos_volumes.aspx>. Acesso em: 2021.

ONS – OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Plano da Operação Energética (PEN) 2022**. Brasília: ONS, 2022.

ONS – OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. **Programação diária da operação eletroenergética**. Brasília: ONS, 2022.

ORTH, R. et al. Does model performance improve with complexity? A case study with three hydrological models. **Journal of Hydrology**, v. 523, p. 147–159, 1 abr. 2015.

ORTH, R.; DUTRA, E.; PAPPENBERGER, F. Improving Weather Predictability by Including Land Surface Model Parameter Uncertainty. **Monthly Weather Review**, v. 144, n. 4, p. 1551–1569, 1 abr. 2016.

ORTH, R.; SENEVIRATNE, S. I. Introduction of a simple-model-based land surface dataset for Europe. **Environmental Research Letters**, v. 10, n. 4, p. 044012, abr. 2015.

PAIVA, A. C. 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, p. 137509, 10 jun. 2020a.

PAIVA, A. C. E. **Segurança Hídrica na Bacia do Rio Paraíba do Sul**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2020b.

PIELKE SR., R. A. et al. Land use/land cover changes and climate: modeling analysis and observational evidence. **WIREs Climate Change**, v. 2, n. 6, p. 828–850, 2011.

PIKE, J. G. The estimation of annual run-off from meteorological data in a tropical climate. **Journal of Hydrology**, v. 2, n. 2, p. 116–123, 1 jan. 1964.

PINTO, L. C. et al. Land-use effect on hydrogeology in a mountainous region of Southeastern Brazil. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 41, n. 4, p. 413–427, 2017.

PIVELLO, V. R. et al. Understanding Brazil's catastrophic fires: Causes, consequences and policy needed to prevent future tragedies. **Perspectives in Ecology and Conservation**, v. 19, n. 3, p. 233–255, 1 jul. 2021.

RAO, V. B. et al. An update on the rainfall characteristics of Brazil: seasonal variations and trends in 1979–2011. **International Journal of Climatology**, v. 36, n. 1, p. 291–302, 2016.

REFSGAARD, J. C. et al. Uncertainty in the environmental modelling process – A framework and guidance. **Environmental Modelling & Software**, v. 22, n. 11, p. 1543–1556, 1 nov. 2007.

REN, Y. et al. Spatially explicit simulation of land use/land cover changes: Current coverage and future prospects. **Earth-Science Reviews**, v. 190, p. 398–415, 1 mar. 2019.

REN-JUN, Z. The Xinanjiang model applied in China. **Journal of Hydrology**, v. 135, n. 1, p. 371–381, 1 jul. 1992.

RIAHI, K. et al. RCP 8.5-A scenario of comparatively high greenhouse gas emissions. **Climatic Change**, v. 109, n. 1, p. 33–57, 2011.

ROCHEDO, P. R. R. et al. The threat of political bargaining to climate mitigation in Brazil. **Nature Climate Change**, v. 8, n. 8, p. 695–698, ago. 2018.

RODRIGUES, J. A. M. et al. Climate change impacts under representative concentration pathway scenarios on streamflow and droughts of basins in the Brazilian Cerrado biome. **International Journal of Climatology**, v. 40, n. 5, p. 2511–2526, 2020.

RODRIGUEZ, D. A.; TOMASELLA, J. On the ability of large-scale hydrological models to simulate land use and land cover change impacts in Amazonian basins. **Hydrological Sciences Journal**, v. 61, n. 10, p. 1831–1846, 2016.

RODRIGUEZ, D. A.; TOMASELLA, J.; LINHARES, C. Is the forest conversion to pasture affecting the hydrological response of Amazonian catchments? Signals in the Ji-Paraná Basin. **Hydrological Processes**, v. 24, n. 10, p. 1254–1269, 2010.

ROSA, D. W. B. et al. Hydrological impacts of urban expansion in a Brazilian metropolis – Case study of the Vargem das Flores reservoir catchment. **Urban Water Journal**, v. 0, n. 0, p. 1–9, 27 maio 2022.

SÁ, L. A.; BALLARIN, S. V. **Relatório Técnico. Atualização das Curvas Cota x Área x Volume. UHE Camargos**. Brasília: RuralTech, 2016.

SÁ, L. A.; BALLARIN, S. V. **Relatório Técnico. Atualização das Curvas Cota x Área x Volume. UHE Itutinga**. Brasília: RuralTech, 2020.

SAMUELSSON, P. et al. **The surface processes of the Rossby Centre regional atmospheric climate model (RCA4)**. [s.l.] SMHI, 2015.

SAVENIJE, H. H. G. HESS Opinions “Topography driven conceptual modelling (FLEX-Topo)”. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 14, n. 12, p. 2681–2692, 23 dez. 2010.

SCHURER, A. P. et al. Human influence strengthens the contrast between tropical wet and dry regions. **Environmental Research Letters**, v. 15, n. 10, p. 104026, set. 2020.

SCOTT, C. E. et al. Impact on short-lived climate forcers increases projected warming due to deforestation. **Nature Communications**, v. 9, n. 1, p. 157, 11 jan. 2018.

SEIBERT, J.; STAUDINGER, M.; VAN MEERVELD, H. J. (ILJA). Validation and Over-Parameterization—Experiences from Hydrological Modeling. Em: BEISBART, C.; SAAM, N. J. (Eds.). **Computer Simulation Validation: Fundamental Concepts, Methodological Frameworks, and Philosophical Perspectives**. Simulation Foundations, Methods and Applications. Cham: Springer International Publishing, 2019. p. 811–834.

SHRESTHA, M.; ACHARYA, S. C.; SHRESTHA, P. K. Bias correction of climate models for hydrological modelling – are simple methods still useful? **Meteorological Applications**, v. 24, n. 3, p. 531–539, 2017.

SILVA, C. A. et al. Fire Occurrences and Greenhouse Gas Emissions from Deforestation in the Brazilian Amazon. **Remote Sensing**, v. 13, n. 3, p. 376, jan. 2021a.

SILVA, E. H. F. M. et al. Impact assessment of soybean yield and water productivity in Brazil due to climate change. **European Journal of Agronomy**, v. 129, p. 126329, 1 set. 2021b.

SILVA, J. R. I. et al. Aplicação do método de Budyko para modelagem do balanço hídrico no semiárido brasileiro. **Scientia Plena**, v. 13, n. 10, 30 nov. 2017.

SILVA, S. H. G. et al. Geomorphometric tool associated with soil types and properties spatial variability at watersheds under tropical conditions. **Scientia Agricola**, v. 73, n. 4, p. 363–370, 2016.

SIQUEIRA JÚNIOR, J. L.; TOMASELLA, J.; RODRIGUEZ, D. A. Impacts of future climatic and land cover changes on the hydrological regime of the Madeira River basin. **Climatic Change**, v. 129, n. 1–2, p. 117–129, 2015.

SOARES, D. DE B. et al. Can significant trends be detected in surface air temperature and precipitation over South America in recent decades? **International Journal of Climatology**, v. 37, n. 3, p. 1483–1493, 2017.

SOARES-FILHO, B. et al. Simulating the response of land-cover changes to road paving and governance along a major Amazon highway: the Santarém–Cuiabá corridor. **Global Change Biology**, v. 10, n. 5, p. 745–764, 2004.

SOARES-FILHO, B. et al. Cracking Brazil’s Forest Code. **Science**, v. 344, n. 6182, p. 363–364, 25 abr. 2014.

SOARES-FILHO, B. et al. Brazil’s Market for Trading Forest Certificates. **PLOS ONE**, v. 11, n. 4, p. e0152311, 6 abr. 2016.

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

SOARES-FILHO, B. S.; CERQUEIRA, G. C.; PENNACHIN, C. L. Dinamica—a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. **Ecological Modelling**, v. 154, n. 3, p. 217–235, 1 set. 2002.

SOIL SURVEY STAFF. **Soil Survey Manual**. Washington: USDA, 1951.

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, p. 2735, jan. 2020.

TARDIEU, F.; SIMONNEAU, T. Variability among species of stomatal control under fluctuating soil water status and evaporative demand: modelling isohydric and anisohydric behaviours. **Journal of Experimental Botany**, v. 49, n. Special_Issue, p. 419–432, 1 mar. 1998.

TAYLOR, K. E.; STOUFFER, R. J.; MEEHL, G. A. An Overview of CMIP5 and the Experiment Design. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 93, n. 4, p. 485–498, 1 abr. 2012.

TERRA, M. DE C. N. S. et al. Influência topo-edafo-climática na vegetação de um fragmento de Mata Atlântica na Serra da Mantiqueira, MG. **Revista Ambiente e Água**, v. 10, n. 4, p. 928–942, 2015.

TEUTSCHBEIN, C.; SEIBERT, J. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. **Journal of Hydrology**, 2012.

THOMSON, A. M. et al. RCP4.5: A pathway for stabilization of radiative forcing by 2100. **Climatic Change**, v. 109, n. 1, p. 77–94, 2011.

TIBANGAYUKA, N.; MULUNGU, D. M. M.; IZDORI, F. Performance evaluation, sensitivity, and uncertainty analysis of HBV model in Wami Ruvu basin, Tanzania. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 44, p. 101266, 1 dez. 2022.

TOMASELLA, J. et al. Probabilistic flood forecasting in the Doce Basin in Brazil: Effects of the basin scale and orientation and the spatial distribution of rainfall. **Journal of Flood Risk Management**, v. 12, n. 1, 2019.

TOMASELLA, J. et al. Assessment of trends, variability and impacts of droughts across Brazil over the period 1980–2019. **Natural Hazards**, v. 116, n. 2, p. 2173–2190, 1 mar. 2023.

TUCCI, C. E. M. **Modelos Hidrológicos**. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos - ABRH, 2005. v. 2

TURC, L. Le bilan d'eau des sols : relations entre les précipitations, l'évaporation et l'écoulement. **Journées de l'hydraulique**, v. 3, n. 1, p. 36–44, 1955.

VAN VLIET, J. et al. A review of current calibration and validation practices in land-change modeling. **Environmental Modelling & Software**, v. 82, p. 174–182, 1 ago. 2016.

- VIEIRA, R. M. D. S. P. et al. Desertification risk assessment in Northeast Brazil: Current trends and future scenarios. **Land Degradation & Development**, v. 32, n. 1, p. 224–240, 2021.
- VIOLA, M. R. et al. Impacts of Land-use Changes on the Hydrology of the Grande River Basin Headwaters, Southeastern Brazil. **Water Resources Management**, v. 28, p. 4537–4550, 2014.
- VIOLA, M. R. et al. Assessing climate change impacts on Upper Grande River Basin hydrology, Southeast Brazil. **International Journal of Climatology**, v. 35, n. 6, p. 1054–1068, 2015.
- VOGEL, H.-J. Scale Issues in Soil Hydrology. **Vadose Zone Journal**, v. 18, n. 1, p. 190001, 2019.
- WANG, D.; HEJAZI, M. Quantifying the relative contribution of the climate and direct human impacts on mean annual streamflow in the contiguous United States. **Water Resources Research**, v. 47, n. 10, 2011.
- WANG, D.; TANG, Y. A one-parameter Budyko model for water balance captures emergent behavior in darwinian hydrologic models. **Geophysical Research Letters**, v. 41, n. 13, p. 4569–4577, 2014.
- WANG, W.; ZHANG, Y.; TANG, Q. Impact assessment of climate change and human activities on streamflow signatures in the Yellow River Basin using the Budyko hypothesis and derived differential equation. **Journal of Hydrology**, v. 591, p. 125460, 1 dez. 2020.
- WHITE, R.; ENGELEN, G.; ULJEE, I. Modelling Land Use Change with Linked Cellular Automata and Socio-economic Models: A Tool for Exploring the Impact of Climate Change on the Island of St Lucia 1S9 INTRODUCTION. Em: **Spatial Information for Land Use Management**. [s.l.] CRC Press, 2000.
- WOOD, E. F. et al. Effects of spatial variability and scale with implications to hydrologic modeling. **Journal of Hydrology**, Hydrologic Research: The U.S. — Japan Experience. v. 102, n. 1, p. 29–47, 30 set. 1988.
- WRIGHT, I. R. et al. Towards a gcm surface parameterization of Amazonia. Em: **Amazonian Deforestation and Climate**. Chichester: John Wiley and Sons, 1996. p. 473–504.
- WU, C. et al. Controlling factors of errors in the predicted annual and monthly evaporation from the Budyko framework. **Advances in Water Resources**, v. 121, p. 432–445, 1 nov. 2018.
- XING, W. et al. Projection of future runoff change using climate elasticity method derived from Budyko framework in major basins across China. **Global and Planetary Change**, v. 162, p. 120–135, 1 mar. 2018.
- YADAV, M.; WAGENER, T.; GUPTA, H. Regionalization of constraints on expected watershed response behavior for improved predictions in ungauged basins. **Advances in Water Resources**, v. 30, n. 8, p. 1756–1774, 1 ago. 2007.

YANG, D. et al. Analyzing spatial and temporal variability of annual water-energy balance in nonhumid regions of China using the Budyko hypothesis. **Water Resources Research**, v. 43, n. 4, 2007.

YANG, H. et al. New analytical derivation of the mean annual water-energy balance equation. **Water Resources Research**, v. 44, n. 3, 2008.

YANG, H. et al. The regional variation in climate elasticity and climate contribution to runoff across China. **Journal of Hydrology**, v. 517, p. 607–616, 19 set. 2014.

YU, Z. et al. Spatial and temporal scale effect in simulating hydrologic processes in a watershed. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 19, n. 1, p. 99–107, 2014.

ZÁKHIA, E. M. S. et al. Avaliação de projeções climáticas para uma bacia experimental, localizada na região sul de Minas Gerais. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v. 11, n. 6, p. 234–250, 6 jul. 2020.

ZÁKHIA, E. M. S. et al. Impactos das Mudanças Climáticas em uma Bacia Hidrográfica no Sul do Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 36, p. 667–681, 24 jan. 2022.

ZHANG, L. et al. A rational function approach for estimating mean annual evapotranspiration. **Water Resources Research**, v. 40, n. 2, 2004.

ZHANG, L.; DAWES, W. R.; WALKER, G. R. Response of mean annual evapotranspiration to vegetation changes at catchment scale. **Water Resources Research**, v. 37, n. 3, p. 701–708, 2001.

ZHANG, M. et al. A global review on hydrological responses to forest change across multiple spatial scales: Importance of scale, climate, forest type and hydrological regime. **Journal of Hydrology**, v. 546, p. 44–59, 1 mar. 2017.

ZHENG, H. et al. Responses of streamflow to climate and land surface change in the headwaters of the Yellow River Basin. **Water Resources Research**, v. 45, n. 7, 2009.

ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; THIELE, L. SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm. **TIK-Report**, v. 103, 2001.