



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA HIDRÁULICA E AMBIENTAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL (RECURSOS HÍDRICOS)

ÁLYSON BRAYNER SOUSA ESTÁCIO

**QUANTIFICAÇÃO DA INCERTEZA EM CADEIA INTEGRADA DE MODELOS
HIDROLÓGICOS E VIABILIDADE OPERACIONAL: MODELOS CLIMÁTICOS,
HIDROLÓGICOS E APRENDIZAGEM DE MÁQUINA NO CONTEXTO DAS
MUDANÇAS CLIMÁTICAS**

FORTALEZA

2023

ÁLYSON BRAYNER SOUSA ESTÁCIO

QUANTIFICAÇÃO DA INCERTEZA EM CADEIA INTEGRADA DE MODELOS
HIDROLÓGICOS E VIABILIDADE OPERACIONAL: MODELOS CLIMÁTICOS,
HIDROLÓGICOS E APRENDIZAGEM DE MÁQUINA NO CONTEXTO DAS
MUDANÇAS CLIMÁTICAS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil (Recursos Hídricos) da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil. Área de concentração: Recursos Hídricos.

Orientador: Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho.

FORTALEZA

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

E1q

Estácio, Ályson Brayner Sousa.

Quantificação da incerteza em cadeia integrada de modelos hidrológicos e viabilidade operacional :
modelos climáticos, hidrológicos e aprendizagem de máquina no contexto das mudanças climáticas /
Ályson Brayner Sousa Estácio. – 2023.

131 f. : il. color.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Civil: Recursos Hídricos, Fortaleza, 2023.

Orientação: Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho.

1. Modelagem Hidrológica. 2. Disponibilidade Hídrica. 3. Tomada de Decisão. I. Título.

CDD 627

ÁLYSON BRAYNER SOUSA ESTÁCIO

QUANTIFICAÇÃO DA INCERTEZA EM CADEIA INTEGRADA DE MODELOS
HIDROLÓGICOS E VIABILIDADE OPERACIONAL: MODELOS CLIMÁTICOS,
HIDROLÓGICOS E APRENDIZAGEM DE MÁQUINA NO CONTEXTO DAS
MUDANÇAS CLIMÁTICAS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil (Recursos Hídricos) da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil. Área de concentração: Recursos Hídricos.

Aprovada em: / / .

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Eduardo Sávio Passos Rodrigues Martins
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Profa. Dra. Samiria Maria Oliveira Da Silva
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Profa. Dra. Ticiane Marinho de Carvalho Studart
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Profa. Dra. Conceição de Maria Albuquerque Alves
Universidade de Brasília (UNB)

Prof. Dr. Luiz Martins de Araújo Júnior
Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-Brasileira (UNILAB)

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Francisco de Assis de Souza Filho, com sua visão aguçada, transdisciplinar e humanista, pela orientação, referência e inspiração, ao longo dos últimos sete anos, desde a iniciação científica, passando pelo Mestrado e Doutorado.

Às professoras e aos professores participantes da Banca examinadora, Dra. Samiria Maria Oliveira da Silva, Dra. Conceição de Maria Albuquerque Alves, Profa. Dra. Ticiania Marinho de Carvalho Studart, Dr. Eduardo Sávio Passos Rodrigues Martins e Dr. Luiz Martins de Araújo Júnior, pelo tempo dedicado e pelas valiosas colaborações e sugestões.

Aos amigos e parceiros de pesquisa da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos e da Universidade Federal do Ceará, em especial àqueles do Grupo de Gerenciamento do Risco Climático (GRC), por proporcionarem o confronto de perspectivas fundamental para a construção da minha trajetória.

À minha esposa, amiga e companheira de pesquisa, Maria Aparecida, pelo apoio emocional sem o qual esta Tese não seria possível.

Ao meu pai, José Maria, por transmitir desde cedo o amor à busca pelo conhecimento.

À minha mãe, Liduína, meu espelho, por ensinar o valor da organização e da dedicação.

À minha irmã, Jannayna, pelo carinho e por ser minha referência de família ao longo da jornada de estudos.

A todos aquelas e aquelas que não desistem da luta pela produção científica, em prol de um Brasil mais justo e sustentável.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 88887.483388/2020-00 - entre março de 2020 e março de 2021.

RESUMO

A avaliação da oferta de água é fundamental para o planejamento e a gestão dos recursos hídricos. No entanto, o conjunto de dados, métodos e modelos utilizados para a produção de informação hidrológica e, em particular, para a avaliação da oferta hídrica é incrustado de incerteza. Por um lado, a quantificação dessa incerteza é premente para uma tomada de decisão mais robusta. Por outro, a forma de explicitação e comunicação da incerteza é um desafio para a viabilidade operacional da tomada de decisão. O objetivo deste estudo é integrar quantificação da incerteza e viabilidade operacional à produção de informação hidrológica para a avaliação da oferta hídrica. Para isso são propostos novos métodos e conceitos, aplicados ao sistema de recursos hídricos superficiais do Estado do Ceará. A avaliação da oferta hídrica combinou a calibração de modelos hidrológicos, a regionalização de parâmetros e a otimização de rede de reservatórios. Foram calibrados três modelos hidrológicos em escala diária (SMAP, GR4J e SAC-SMA) para um conjunto de trinta bacias e para três funções-objetivo. A partir dos parâmetros calibrados, foram treinados modelos de Aprendizado de Máquina para a regionalização de parâmetros. As incertezas associadas aos parâmetros regionalizados foram avaliadas a partir dos diferentes métodos de regionalização e funções-objetivo. Estratégias específicas para cada método de regionalização foram adotadas para garantir a parcimônia e viabilidade operacional. A partir dos parâmetros regionalizados, foram calculadas séries históricas de afluência a reservatórios estratégicos do Ceará e projetadas séries para o século XXI, sujeitas às mudanças climáticas. Modelos de Circulação Geral do CMIP6 foram usados nas projeções. As ofertas hídricas atual e projetada foram calculadas na forma de vazão regularizada a partir da otimização da rede de reservatórios. De acordo com os resultados, GR4J e SAC-SMA são superiores ao SMAP. Os métodos de regionalização aplicados afetaram com diferentes intensidades a correlação entre os parâmetros, o que não comprometeu a correlação espacial das vazões. Os parâmetros do modelo hidrológico mantêm relação com a física da bacia. As incertezas do método de regionalização e dos parâmetros calibrados, usados como referência para a regionalização, mostraram-se ambas relevantes na contabilização da incerteza dos parâmetros regionalizados. As projeções climáticas apontam para um aumento da vazão regularizada acompanhado por um aumento substancial da incerteza. Se incorporada uma análise de risco, a oferta hídrica da região analisada pode, a depender do nível de risco admissível adotado, ser reduzida. As incertezas da oferta hídrica projetada são resultantes, principalmente, da incerteza climática. A metodologia aplicada no trabalho contribui para a gestão dos recursos hídricos no Ceará, ao mesmo tempo em que os conceitos e métodos

desenvolvidos devem enriquecer as discussões sobre a produção de informação hidrológica no contexto científico e em outros sistemas de recursos hídricos.

Palavras-chave: modelagem hidrológica; disponibilidade hídrica; tomada de decisão.

ABSTRACT

The assessment of water availability is fundamental for the water resources planning and management. However, the dataset, methods, and models used to produce hydrological information and to assess the water supply are inherently uncertain. On one hand, quantifying this uncertainty is crucial for more robust decision-making. On the other hand, articulating and communicating this uncertainty pose a challenge for the operational viability of decision-making processes. The objective of this study is to integrate uncertainty quantification and operational viability into the production of hydrological information for water supply assessment. To achieve this, new methods and concepts are proposed and applied to the surface water resources system of the State of Ceará. The assessment of water supply involved the calibration of hydrological models, parameter regionalization, and reservoir network optimization. Three daily-scale hydrological models (SMAP, GR4J, and SAC-SMA) were calibrated for the set of thirty basins considering three objective functions. Machine Learning models were trained to regionalize the parameters. Uncertainties associated with regionalized parameters were evaluated using different regionalization methods and objective functions. Specific strategies for each regionalization method were adopted to ensure parsimony and operational viability. Historical series of inflows to strategic reservoirs in Ceará were reconstructed from regionalized parameters, and the series were projected for the 21st century, considering climate change scenarios. CMIP6 models were used for projections. Current and projected water supply were calculated in the form of regulated flow through reservoir network optimization. According to the results, GR4J and SAC-SMA outperformed SMAP, with GR4J outperforming SAC-CMA in validation. The regionalisation methods applied affected the correlation between the parameters in different ways, which did not compromise the spatial correlation of the flows. Hydrological model parameters maintain a relationship with basin physics. The uncertainties of the regionalisation method and of the calibrated parameters used as a reference for regionalisation proved to be relevant in accounting for the uncertainty of the regionalised parameters. Climate projections point to an increase in regularised flow accompanied by a substantial increase in uncertainty. If a risk analysis is incorporated, the water availability in the region analysed may be reduced, depending on the admissible risk level adopted. The uncertainties in the projected water supply are mainly the result of climate uncertainty. The methodology applied in this work contributes to water resources management in Ceará. At the same time, the concepts and methods developed should enrich discussions on

hydrological information production in the scientific context and in other water resources systems.

Keywords: hydrological modelling, water availability, decision making

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Localização da área de estudo e das estações de medição de vazão selecionadas..	27
Figura 2 – Representação esquemática do GR4J.....	28
Figura 3 – Representação esquemática do SMAP.	28
Figura 4 – Representação esquemática do SAC-SMA.....	29
Figura 5 – Validação-cruzada com concatenação.....	31
Figura 6 – Calibrabilidade Regional comparada entre dois modelos. A: quando a comparação entre os modelos se dá por uma medida de desempenho. B: quando a comparação entre os modelos se dá por uma medida de erro. Cada ponto representa uma bacia.	34
Figura 7 – Representação gráfica das etapas de cálculo da CB para uma bacia.	36
Figura 8 – Desempenho dos três modelos para o conjunto de 30 bacias, na calibração e na validação, considerando os parâmetros ótimos de cada uma das três métricas de desempenho.	40
Figura 9 – Desempenho comparado entre os modelos, por bacia, na validação. A: os desempenhos obtidos nas 30 bacias com o SAC-SMA são comparados aos desempenhos obtidos com o GR4J. B: os desempenhos obtidos nas 30 bacias com o SMAP são comparados aos desempenhos obtidos com o GR4J.	41
Figura 10 – Calibrabilidade nas bacias segundo A: NSE, B: NSE-raiz e C: EVA.....	42
Figura 11 – Classificação das trinta bacias segundo a CB com cada uma das métricas de desempenho e segundo a análise multicritério com o TOPSIS.	43
Figura 12 – Área de estudo e localização das bacias e estações fluviométricas utilizadas no treino e avaliação da regionalização.	52
Figura 13 – Representação esquemática do GR4J.....	53
Figura 14 – Metodologia de seleção de características preditoras e treino dos métodos de regionalização.	57
Figura 15 – Árvores de regressão treinadas.....	61
Figura 16 – Mapeamento de bacias doadoras e receptoras de parâmetros nas projeções planas das características preditoras selecionadas.	62
Figura 17 – Desempenho dos métodos de regionalização (MLG, árvores de regressão e KNN) treinados para os parâmetros calibrados segundo três FO (NSE, NSE-raiz e EVA).....	64
Figura 18 – Banda de incerteza do hidrograma da bacia I (bacia de melhor desempenho) para o ano típico 2007, tomado como exemplo.....	66
Figura 19 – Banda de incerteza do hidrograma da bacia K (bacia de pior desempenho) para o	

ano típico 2007, tomado como exemplo.....	66
Figura 20 – Efeito da regionalização sobre a correlação entre os parâmetros do modelo.	67
Figura 21 – Efeito da regionalização sobre a correlação das vazões anuais entre as bacias. ...	69
Figura 22 – Área de estudo e localização dos reservatórios e regiões hidrográficas analisadas	75
Figura 23 – Metodologia da avaliação da oferta hídrica superficial atual e projetada.....	76
Figura 24 – Probabilidades de transição das cadeias de Markov de três estados: dia sem chuva, dia chuvoso e dia muito chuvoso; calculadas para as bacias incrementais do Castanhão, Orós e Banabuiú para os doze meses do ano com as precipitações diárias observadas e com as precipitações diária geradas a partir das precipitações mensais observadas.	86
Figura 25 – Distribuições de probabilidades acumuladas dos valores de precipitação diária, dos dias com chuva ($P > 0,3\text{mm}$) para os doze meses do ano e para as bacias incrementais do Castanhão, Orós e Banabuiú. Para melhor visualização, o eixo de x (precipitação) foi limitado a 40 mm.	87
Figura 26 – Curvas de garantias do conjunto de reservatórios da região hidrográfica para o clima atual e projetado.....	88
Figura 27 – Vazão regularizada com 90% de garantia agregada para o conjunto de reservatórios das regiões hidrográficas analisadas e segundo o clima atual e projetado.	89
Figura 28 – Incerteza na estimativa do Q90 para o clima projetado.	91

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Proposição de classificação das incertezas epistêmicas na modelagem hidrológica	38
Tabela 2 – Diferença de desempenho dos modelos pelo número de bacias onde o desempenho é superior	40
Tabela 3 – Diferença de Calibrabilidade Regional dos modelos.....	42
Tabela 4 – Características candidatas a preditoras dos parâmetros	54
Tabela 5 – Valores das características candidatas a preditoras de parâmetros para as bacias com parâmetros calibrados e para as bacias usadas na avaliação do desempenho da regionalização. A descrição das características encontra-se na Tabela 4.....	55
Tabela 6 – Modelos Lineares Generalizados ajustados.	60
Tabela 7 – Modelos Climáticos Globais do CMIP6 utilizados.	78
Tabela 8 – Estatística do Q90 e Garantia de Segunda Ordem.	90

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA	Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico
ACP	Análise de Componentes Principais
BIC	<i>Bayesian Information Criterion</i>
CB	Calibrabilidade na Bacia
CIM	Cadeia Integrada de Modelos
CMIP	Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados
CN	<i>Curve Number</i>
COGERH	Companhia de Gerenciamento dos Recursos Hídricos
CONERH	Conselho Estadual de Recursos Hídricos do Ceará
CEPEL	Centro de Pesquisas de Energia Elétrica
CPRM	Serviço Geológico do Brasil
CR	Calibrabilidade Regional
CV	Coefficiente de Variação
ETP	Evapotranspiração Pontencial
EVA	Erro percentual das Vazões Anuais
FO	Função(ões)-objetivo
FUNCAP	Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico
FUNCEME	Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos
GR4J	<i>Génie Rural Journaliar à 4 paramètres</i>
GRC	Grupo de Gerenciamento do Risco Climático
IAHS	Associação Internacional de Ciências Hidrológicas
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
KNN	<i>K-Nearest-Neighbours</i>
MCG	Modelos de Circulação Geral
MEVAZ	Grupo Metodológico para o Cálculo de Vazões
MLG	Modelos Lineares Generalizados
MOPSOCD	<i>Multi-objective Particle Swarm Optimization with Crowding Distance</i>
NSE	Coefficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe
NSE	NSE aplicado sobre as vazões amortecidas pela função raiz quadrada
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
Prof	Profundidade média do solo na bacia

PUB	<i>Prediction in Ungauged Basins</i>
Q90	Vazão regularizada com garantia de 90%
Ra	Taxa da relação de área de Horton
S1	Declividade 1 do rio principal
SAC-SMA	<i>Sacramento Soil Moisture Accounting Model</i>
SIGERH	Sistema de Gerenciamento dos Recursos Hídricos
SMAP	<i>Soil Moisture Accounting Procedure</i>
SSP	<i>Shared Socioeconomic Pathways</i>
UFC	Universidade Federal do Ceará
VIC	<i>Variable Infiltration Capacity</i>
WCRP	Programa Global de Pesquisa Climática
WARM	<i>Wavelet Autoregressive Model</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Contexto científico e justificativa	16
1.2	Contexto da aplicação	18
<i>1.2.1</i>	<i>Cadeia Integrada de Modelos para a avaliação da oferta hídrica superficial</i>	18
<i>1.2.2</i>	<i>Institucionalização da Cadeia Integrada de Modelos e atualização metodológica</i> ..	19
1.3	Objetivos	20
1.4	Estratégia geral de avaliação da incerteza	21
1.5	Inovação e contribuições científicas	21
1.6	Organização dos capítulos da Tese	22
2	CALIBRABILIDADE DE MODELOS HIDROLÓGICOS: UMA ANÁLISE MULTIMODELO E MULTIOBJETIVO	24
2.1	Introdução	24
2.2	Tipos de incerteza na modelagem hidrológica	25
2.3	Dados e métodos	26
<i>2.3.1</i>	<i>Área de Estudo e Dados Hidrometeorológicos</i>	26
<i>2.3.2</i>	<i>Modelos Hidrológicos</i>	28
<i>2.3.3</i>	<i>Calibração e validação dos modelos</i>	30
<i>2.3.4</i>	<i>Métricas de Desempenho</i>	31
2.4	Calibrabilidade	33
<i>2.4.1</i>	<i>Calibrabilidade Regional</i>	34
<i>2.4.2</i>	<i>Calibrabilidade na Bacia</i>	36
<i>2.4.3</i>	<i>Aplicação da análise da Calibrabilidade</i>	37
2.5	Resultados	38
<i>2.5.1</i>	<i>Classificação dos tipos de incerteza na modelagem</i>	38
<i>2.5.2</i>	<i>Desempenho Geral</i>	39
<i>2.5.3</i>	<i>Calibrabilidade Regional</i>	41
<i>2.5.4</i>	<i>Calibrabilidade nas Bacias</i>	42
2.6	Discussão	44
<i>2.6.1</i>	<i>Calibrabilidade Regional e incertezas</i>	44
<i>2.6.2</i>	<i>Calibrabilidade nas Bacias e incertezas</i>	46
2.7	Conclusão	47
3	APLICAÇÃO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA A REGIONALIZAÇÃO DE PARÂMETROS DE MODELO HIDROLÓGICO ...	49
3.1	Introdução	49
3.2	Dados e método	51

3.2.1	<i>Área de Estudo e Dados Fluviométricos</i>	51
3.2.2	<i>Modelo hidrológico e parâmetros calibrados</i>	52
3.2.3	<i>Características candidatas a preditoras dos parâmetros</i>	54
3.2.4	<i>Métodos de regionalização</i>	56
3.2.5	<i>Avaliação do desempenho da regionalização</i>	59
3.3	Resultados	60
3.3.1	<i>MLG</i>	60
3.3.2	<i>Árvores de Regressão</i>	60
3.3.3	<i>KNN</i>	62
3.3.4	<i>Avaliação do desempenho da regionalização</i>	63
3.3.4.1	<i>Desempenho geral para o conjunto de bacias</i>	63
3.3.4.2	<i>Hidrograma com parâmetros regionalizados e banda de incerteza</i>	64
3.3.4.3	<i>Correlação entre os parâmetros do modelo</i>	67
3.3.4.4	<i>Representação do padrão espacial das vazões</i>	68
3.4	Discussão	70
3.4.1	<i>Regionalização de parâmetros e a física dos processos hidrológicos</i>	70
3.4.2	<i>Incertezas da regionalização</i>	71
3.5	Conclusão	71
4	INCERTEZA NA OFERTA HÍDRICA ATUAL E PROJETADA PELAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS: QUANTIFICAÇÃO E COMUNICAÇÃO AOS TOMADORES DE DECISÃO	73
4.1	Introdução	73
4.2	Dados e métodos	74
4.2.1	<i>Área de estudo</i>	74
4.2.2	<i>Estrutura Metodológica</i>	76
4.3.3	<i>Modelagem Hidrológica com Parâmetros Regionalizados</i>	77
4.3.4	<i>Modelos Climáticos Globais e Projeções do CMIP6</i>	78
4.3.5	<i>Gerador de Tempo</i>	79
4.3.6	<i>Simulação e Otimização da Rede de Reservatórios</i>	82
4.2.7	<i>Incerteza e Vazão Regularizada com Garantia de Segunda Ordem</i>	84
4.3	Resultados e Discussões	85
4.3.1	<i>Gerador de tempo e distribuição diária das precipitações</i>	85
4.3.2	<i>Curvas de Garantia e Oferta Hídrica Atual e Projetada</i>	87
4.3.3	<i>Análise das incertezas na oferta hídrica projetada</i>	90
4.5	Conclusão	92
5	CONCLUSÃO GERAL	94
	REFERÊNCIAS	96
	APÊNDICE A – CALIBRABILIDADE DO MODELO NO CASO SEM	

CORRELAÇÃO	104
APÊNDICE B – REPRESENTAÇÃO MATEMÁTICA DAS ETAPAS DE CÁLCULO DA CALIBRABILIDADE DA BACIA	105
APÊNDICE C – PADRÕES REGIONAIS DE CALIBRABILIDADE NAS BACIAS	108
APÊNDICE D – PARÂMETROS DO MODELO GR4J CALIBRADOS PARA AS BACIAS CEARENSES	109
APÊNDICE E – CORRELAÇÃO ENTRE AS CARACTERÍSTICAS DAS BACIAS	112
APÊNDICE F – DISTRIBUIÇÃO DOS PARÂMETROS DOS ELEMENTOS DE CADA SUBGRUPO DAS ÁRVORES DE REGRESSÃO	113
APÊNDICE G – HIDROGRAMAS COM PARÂMETROS REGIONALIZADOS	115
APÊNDICE H – PARÂMETROS REGIONALIZADOS PARA AS BACIAS INCREMENTAIS DOS RESERVATÓRIOS DE INTERESSE	126

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contexto científico e justificativa

A Hidrologia Aplicada tem por atribuição fornecer instrumentos e informações que possam guiar o planejamento e a gestão dos recursos hídricos (CHOW; MAIDMENT; MAYS, 1988). A análise da oferta hídrica é uma aplicação da Hidrologia com repercussão direta sobre a manutenção das atividades econômicas e do bem-estar social e sobre o desenvolvimento sustentável da região analisada. A avaliação da oferta hídrica requer, no entanto, a adoção de métodos que devem, por um lado, ser adequados à configuração do sistema de recursos hídricos avaliado e, por outro, viáveis quanto à disponibilidade de dados. Os métodos de avaliação da oferta envolvem modelos climáticos, hidrológicos, hidrogeológicos, estatísticos, sistemas de simulação de reservatórios, ou, na maioria das vezes, um conjunto acoplado desses modelos, configurando o que pode ser chamado de Cadeia Integrada de Modelos (CIM).

A produção de informação hidrológica ao longo de uma CIM é, no entanto, permeada por incertezas, que repercutem na tomada de decisão por ela subsidiada. Essas incertezas distinguem-se em epistêmicas, resultantes das limitações do conhecimento humano; ontológicas, inerentes à complexidade e comportamento caótico do sistema socio-natural; e ambiguidade, que resulta das diferentes perspectivas e sistemas de valores dos atores envolvidos (p.e. preferências e aversão ao risco)(DEWULF; BIESBROEK, 2018).

Um número crescente de trabalhos incorpora a explicitação da incerteza na produção da informação hidrológica e, especificamente, na avaliação da oferta hídrica. Lv *et al.* (2020), por exemplo, incorporam simulações de Monte Carlo e *Interval-Parameter Programming* ao modelo CNEWN para quantificar as incertezas associadas à disponibilidade hídrica no contexto da produção elétrica na China. Sone *et al.* (2022), por sua vez, usam uma abordagem multimodelo para explicitar a incerteza climática associada a oferta hídrica projetada para o século XXI para bacias do Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. Já Rehana *et al.* (2020) apresentam como a simulação probabilística, *fuzzy*, cinza e as análises multiobjetivo são aplicadas à avaliação das incertezas na modelagem dos sistemas de recursos hídricos na Índia.

Ainda que parte das incertezas não possa ser reduzida (DEWULF; BIESBROEK, 2018), é dever da ciência e, em especial, da Hidrologia, não apenas entender e quantificar as incertezas (LIU; GUPTA, 2007), mas também comunicá-las adequadamente aos tomadores de decisão (CHONG; DEROUBAIX; BONHOMME, 2018).

Rehana *et al.* (2020) propõem sistemas de suporte a decisão, incorporando a avaliação da incerteza, como ferramenta para intermediar a produção científica e a tomada de decisão. Muitos trabalhos que explicitam a incerteza analisam seu impacto sobre o sistema de recursos hídricos, sem, no entanto, fornecer os meios para a incorporá-la na tomada de decisão (p.e., SONE *et al.*, 2022; LV *et al.*, 2020). Chong *et al* (2018) afirmam que os métodos de quantificação da incerteza permanecem fragmentados e acadêmicos, restando aos tomadores de decisão avaliar como incorporar essas informações.

A comunicação inadequada dessas incertezas pode comprometer a viabilidade operacional do uso da informação. De acordo com a Teoria da Viabilidade, um sistema viável é um sistema complexo e adaptativo, dotado de aprendizado e que é capaz de manter sua estabilidade interna, dentro dos limites de suas restrições naturais (AUBIN; BAYEN; SAINT-PIERRE, 2011). Neste trabalho, entende-se que, para ser viável operacionalmente, a produção de informações hidrológicas que possam ser efetivamente utilizadas na gestão dos recursos hídricos deve:

- a) Primar por métodos cujos dados requeridos sejam acessíveis;
- b) Ser confiável, com desempenho averiguável, e de fácil reprodução e adaptação;
- c) Incorporar linguagem adequada para comunicar a informação, permitindo sua internalização na tomada de decisão.

Essa viabilidade operacional é fortemente impactada pelas escolhas realizadas pelos cientistas, não somente em relação à forma como comunica as incertezas, mas também no tocante às escolhas a respeito das teorias, metodologias e dados adotados, já que as consequências dessas escolhas repercutem para além dos propósitos científicos (KING; TADAKI, 2018). Por exemplo, a escolha entre dois métodos que apresentam, alternadamente, maior desempenho e maior facilidade de operacionalização tem consequências que ultrapassam a esfera científica. Nesse sentido, as escolhas tomadas no âmbito das ciências ambientais aplicadas, como a hidrologia, apresentam um aspecto político (KING; TADAKI, 2018), o que revela a necessidade de constante reflexão sobre suas consequências e sua viabilidade operacional.

Integrar a explicitação das incertezas e a viabilidade operacional a uma CIM, demanda o desenvolvimento de métodos e a formalização de conceitos, conforme é discutido nesta Tese.

1.2 Contexto da aplicação

1.2.1 Cadeia Integrada de Modelos para a avaliação da oferta hídrica superficial

A avaliação da disponibilidade hídrica requer que a CIM adotada seja compatível com o sistema de recursos hídricos analisado. Em uma região onde a água subterrânea é a principal fonte hídrica, pode ser necessário, por exemplo, adotar uma CIM que incorpore modelagem hidrogeológica (p.e., HARKEN *et al.*, 2019; STEVENAZZI *et al.*, 2023). Já em regiões onde os principais mananciais são os cursos d'água, podem ser necessários modelos hidrológicos de bacia para avaliar a oferta hídrica (p.e., GUUG; ABDUL-GANIYU; KASEI, 2020; PANDEY *et al.*, 2020). No Sistema de Recursos Hídricos do Ceará, a oferta hídrica superficial é amparada por uma densa rede de reservatórios, de modo que a CIM para a avaliação da oferta de longo prazo passa pela simulação e otimização dessa rede.

Um dado importante para a simulação dos reservatórios são as séries de vazão afluente. Essas séries são obtidas, principalmente, por meio de duas fontes de dados: o monitoramento de vazões em seções fluviais e o monitoramento de nível dos reservatórios, a partir do qual a afluência pode ser calculada considerando o balanço hídrico reverso (CEARÁ *et al.*, 2021; MOLÉNAT *et al.*, 2021). As séries de vazão obtidas por ambas as fontes de dados incorporam as mudanças antrópicas na bacia longo do tempo, razão pela qual o monitoramento mais antigo pode não ser representativo das condições atuais da bacia. Ainda assim, essas são as principais fontes de dados observacionais sobre a hidrologia da região. Como a acurácia das afluências calculadas pelo balanço hídrico reverso necessita de validação, as estações fluviométricas têm sido a principal fonte de dados utilizada nos estudos hidrológicos do Ceará (CEARÁ *et al.*, 2021).

Para a avaliação da oferta hídrica a partir dos dados fluviométricos, é necessário, por um lado, expandir as séries no tempo, reconstruindo cenários de vazão segundo o passado climático ou projetando cenários segundo o clima estimado para o futuro. Por outro lado, também é necessário regionalizar a informação hidrológica, de modo a permitir que o regime hidrológico das seções fluviais monitoradas possa ser utilizado para inferir sobre a hidrologia das bacias dos reservatórios (CEARÁ *et al.*, 2021). Tais transposições da informação hidrológica, no tempo e no espaço, podem ser realizadas por estratégias que passam por modelagem hidrológica. Dessa forma, a oferta hídrica superficial no Ceará pode ser avaliada a partir de uma CIM que envolva as etapas de (i) modelagem hidrológica das bacias das estações fluviométricas; (ii) regionalização dos parâmetros dos modelos hidrológicos, estendendo a

informação às bacias dos reservatórios; e (iii) otimização da operação da rede de reservatórios, para cálculo da vazão regularizada.

Outras CIM, diferentes dessa, podem ser usadas para a avaliação da oferta hídrica superficial no Ceará. O uso de modelos hidrológicos distribuídos, por exemplo, permite abreviar a etapa de regionalização. Esse tipo de modelo busca representar a variabilidade espacial por meio das unidades de resposta hidrológica, permitindo estender a informação hidrológica às bacias dos reservatórios, quando essas forem hidrológicamente semelhantes. Entretanto, os modelos distribuídos estão associados a um maior custo de implementação, já que demandam uma quantidade considerável de dados, que nem sempre estão disponíveis. Além disso, o processo de calibração dos modelos distribuídos costuma ser complexo, com um grande número de parâmetros, cujos valores estimados podem ser incertos, a depender da distribuição espacial dos dados hidrológicos disponíveis (REIS *et al.*, 2007). Outra alternativa de CIM para a estimativa da oferta passa pela geração de séries sintéticas de vazão, que dispensariam a modelagem física ou conceitual dos processos hidrológicos na bacia, partindo diretamente das estatísticas da hidrologia observada. Essa alternativa poderia ser acoplada a uma regionalização das estatísticas observadas nas estações fluviométricas para permitir estender a informação hidrológica às bacias dos reservatórios. No entanto, ao não estabelecer relações de causa e efeito na representação dos processos hidrológicos, essa abordagem limita a avaliação de cenários, como, por exemplo, os cenários de mudança do clima e do uso do solo (YEVJEVIEH, 1987).

Dentre as alternativas disponíveis e em razão da acurácia e viabilidade operacional demonstradas, o Conselho Estadual de Recursos Hídricos do Ceará (CONERH) adotou no ano de 2022 uma versão da CIM composta por modelagem hidrológica, regionalização de parâmetros e otimização da rede de reservatórios, como metodologia de referência para a avaliação da oferta hídrica superficial no Ceará (resoluções nº 07/2022/CONERH e nº 08/2022/CONERH) (CEARÁ *et al.*, 2021).

1.2.2 Institucionalização da Cadeia Integrada de Modelos e atualização metodológica

A metodologia referendada pelo CONERH foi desenvolvida no âmbito do Projeto de Gerenciamento de Risco, Alocação e Operação do Sistema de Recursos Hídricos (Projeto Alocar), pertencente ao Programa Cientista Chefe em Recursos Hídricos, em uma parceria entre a Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP), a Universidade Federal do Ceará (UFC) e a Companhia de Gestão de Recursos Hídricos

(COGERH). A metodologia é detalhada no Relatório de Cálculo das Afluências aos Reservatórios Estratégicos do Ceará: Definição das Vazões Oficiais (CEARÁ *et al.*, 2021).

A partir do estudo, foram definidos valores oficiais de vazão regularizada e séries oficiais de vazão afluente aos reservatórios monitorados pela COGERH. Além da padronização metodológica, o estudo produziu resultados que hoje subsidiam o planejamento dos recursos hídricos e a alocação de águas de longo prazo.

A fim de garantir a manutenção da aplicação da metodologia, a atualização operacional das séries e o aperfeiçoamento metodológico foi instituído pelo Secretário de Recursos Hídricos do Ceará o MEVAZ (Grupo Metodológico para o Cálculo de Vazões), um grupo técnico interinstitucional, composto por COGERH e FUNCEME, com o apoio do Programa Cientista Chefe (portaria nº 2691/2022 publicada em 02/01/2023 no Diário Oficial do Estado do Ceará).

Em consonância com o aperfeiçoamento metodológico da CMI vigente, neste trabalho de Tese é proposta uma nova versão da CMI, incorporando novos modelos hidrológicos e novas estratégias de regionalização e de explicitação das incertezas

1.3 Objetivos

O objetivo principal dessa Tese é integrar quantificação da incerteza e viabilidade operacional à produção de informação hidrológica ao longo de uma Cadeia Integrada de Modelos para a avaliação da oferta hídrica superficial no estado do Ceará.

Especificamente tem-se:

1. Modelar a hidrologia no território cearense por meio de uma abordagem multimodelo e multiobjetivo;
2. Regionalizar os parâmetros de modelo hidrológico, explicitando as incertezas dos parâmetros calibrados e da escolha do método de regionalização utilizando aprendizado de máquina;
3. Incorporar a quantificação da incerteza à avaliação da oferta hídrica superficial presente e futura de uma rede de reservatórios em cadeia integrada de modelos no contexto das mudanças climáticas, utilizando um novo gerador de tempo para melhorar a representação, na escala diária, da informação climática projetada.

1.4 Estratégia geral de avaliação da incerteza

Dentre as estratégias de avaliação das incertezas na cadeia integrada de modelos (CIM), baseadas em métodos bayesianos formais e informais, uma das estratégias mais utilizadas é a abordagem multimodelo (GUPTA; GOVINDARAJU, 2023). A comparação entre alternativas permite caracterizar não só a incerteza associada a diferentes modelos, mas também a diferentes parâmetros e dados de entrada (LOWE; SZEMIS; WEBB, 2017).

Essa abordagem impõe, no entanto, limitações à quantificação precisa das incertezas. Por não se tratar de uma abordagem probabilística formal, as probabilidades atribuídas às respostas hidrológicas avaliadas são, nessa abordagem, fortemente influenciadas pelas alternativas escolhidas para a caracterizar a incerteza. Por essa razão, nessa abordagem, é fundamental justificar adequadamente a escolha das alternativas, que devem ser diferentes entre si o suficiente para caracterizar o espectro de situações possíveis.

Ainda assim, a versatilidade metodológica dessa estratégia, que permite a inclusão de novos cenários, quando disponíveis, e a combinação de diferentes fontes de incerteza, justifica a opção por essa abordagem. Foram explicitadas, nesse estudo, as seguintes incertezas:

- da estrutura dos modelos hidrológicos, ao considerar diferentes modelos. Essa incerteza foi avaliada apenas no primeiro artigo da tese (ver seção 1.6 sobre a organização dos capítulos);
- dos parâmetros, ao considerar diferentes funções-objetivo na calibração;
- da regionalização dos parâmetros, ao considerar diferentes métodos de regionalização;
- da forma como o sistema terrestre responderá às mudanças climáticas, ao considerar diferentes modelos climáticos;
- da trajetória de desenvolvimento socioeconômico a nível global, ao considerar diferentes cenários de desenvolvimento.

Além dessas incertezas, é abordada, na avaliação da oferta hídrica, a incerteza ontológica que está associada ao risco de desabastecimento. Outras incertezas ontológicas e do tipo ambiguidade, que também estão presentes no processo de uso e produção da informação hidrológica, tais como incertezas sociais e econômicas a nível regional e incertezas associadas aos sistemas de preferências dos tomadores de decisão, não serão avaliadas neste trabalho.

1.5 Inovação e contribuições científicas

Dentre as contribuições científicas e as inovações metodológicas desse estudo destacam-se:

- A formalização do conceito de Calibrabilidade, contribuindo para a discussão sobre incerteza e calibração de modelos hidrológicos, além de fornecer instrumentos para comparar modelos e bacias;
- A proposição de uma metodologia para a seleção das características preditoras dos parâmetros, incorporando a parcimoniosa como critério no treino dos modelos de regionalização;
- A introdução do conceito de vazão regularizada com Garantia de Segunda Ordem, como forma de comunicar de maneira simples e precisa as incertezas na avaliação da disponibilidade hídrica;
- A proposição de um gerador de tempo para desagregar as variáveis climáticas projetadas por modelos de circulação geral da escala mensal para a escala diária.

1.6 Organização dos capítulos da Tese

Esta Tese está organizada em seis capítulos. No capítulo introdutório, são apresentados o contexto, os objetivos, a estratégia adotada e as principais inovações e contribuições científicas do trabalho. Os três capítulos seguintes estão organizados na forma de artigos científicos.

No Capítulo 2, intitulado “Calibrabilidade de Modelos Hidrológicos: Uma Análise Multimodelo e Multiobjetivo”, é apresentado o estudo de modelagem hidrológica das bacias de trinta estações fluviométricas em território cearense. A partir da calibração de três modelos hidrológicos, segundo três funções-objetivo simultaneamente, emerge dos resultados o conceito de Calibrabilidade, que é formalizado matematicamente no capítulo.

No Capítulo 3, intitulado “Aplicação de Aprendizado de Máquina para a Regionalização de Parâmetros de Modelo Hidrológico”, é apresentado o estudo de regionalização dos parâmetros de um dos modelos hidrológicos calibrados conforme o capítulo anterior. Propõe-se no capítulo, uma estratégia de regionalização que, além de considerar diferentes métodos de regionalização e parâmetros calibrados segundo diferentes funções-objetivo, incorpora a parcimônia como critério na seleção das características preditoras dos parâmetros, conciliando a quantificação das incertezas com viabilidade operacional.

No Capítulo 4, intitulado “Incerteza na Oferta Hídrica Atual e Projetada pelas Mudanças Climáticas: Quantificação e Comunicação aos Tomadores de Decisão”, é apresentado estudo da avaliação da oferta hídrica, que parte da otimização da rede de reservatórios usando as séries afluentes obtidas pela aplicação dos modelos de regionalização discutidos no capítulo anterior. No capítulo é discutida a explicitação e comunicação das incertezas na avaliação da oferta hídrica.

No Capítulo 5 são apresentadas as conclusões do trabalho de Tese. Material suplementar, referenciado ao longo dos artigos científicos, está disponível na forma de apêndices da Tese.

2 CALIBRABILIDADE DE MODELOS HIDROLÓGICOS: UMA ANÁLISE MULTIMODELO E MULTI OBJETIVO

2.1 Introdução

Modelos hidrológicos são ferramentas amplamente utilizadas no campo da Engenharia e dos Recursos Hídricos. Por meio da representação dos processos que ocorrem na bacia, o modelo permite simular os eventos hidrológicos. Em busca de maior aderência das simulações ao regime hidrológico observado, hidrólogos e cientistas servem-se de diferentes modelos e de variações em sua estrutura conceitual (GAYATHRI; GANASRI; DWARAKISH, 2015; GEORGAKAKOS *et al.*, 2004; JIANG *et al.*, 2007; STAUDINGER *et al.*, 2011), além de diferentes configurações para os parâmetros que controlam o modelo (ADEYERI *et al.*, 2020; BOMHOF; TOLSON; KOUWEN, 2019; KOLLAT; REED; WAGENER, 2012). A qualidade da simulação hidrológica é, portanto, sensível à escolha do modelo e à calibração dos parâmetros, uma vez que ambas são objeto de incerteza (BEVEN, 1993; BEVEN; BINLEY, 1992; JACKSON *et al.*, 2011; LIU; GUPTA, 2007).

Os modelos podem diferir na aderência à hidrologia da região estudada, em função da forma com representam os processos. Gayathri, Ganasri e Dwarakish (2015) mostram, por exemplo, que o modelo VIC (*Variable Infiltration Capacity*) tem desempenho superior em regiões úmidas, enquanto o TOPMODEL é mais adaptado a bacias de topografia moderada. As divergências entre os processos hidrológicos dominantes e sua representação pelos modelos estão associadas à incerteza estrutural do modelo (LIU; GUPTA, 2007). Não havendo unanimidade em relação à seleção do modelo hidrológico (MARSHALL; NOTT; SHARMA, 2005), uma estratégia para a explicitação da incerteza estrutural é a utilização de abordagens multimodelo, de preferência que incorporem modelos de diferentes gêneros (DION; MARTEL; ARSENAULT, 2021; SEILLER; ANCTIL; PERRIN, 2012; VELÁZQUEZ; ANCTIL; PERRIN, 2010).

À parte a seleção do modelo, diversas configurações de parâmetros podem produzir simulações igualmente aderentes à hidrologia da bacia estudada, revelando a incerteza associada à determinação desses parâmetros (BEVEN, 1993; BEVEN; BINLEY, 1992). O critério de aderência é, em si, objeto de incerteza. No processo de calibração, o critério de aderência está sujeito à subjetividade do modelador, de modo que mesmo modeladores experientes tenderão a obter valores diferentes para os parâmetros (ALBANITO *et al.*, 2022). No processo de calibração automática, a determinação dos parâmetros é intermediada por um

algoritmo de otimização, que, em geral, visa maximizar a aderência de uma variável hidrológica simulada a valores medidos dessa variável, através de alguma métrica ou conjunto de métricas. Este algoritmo realiza a busca pelo valor dos parâmetros que otimize o critério de aderência adotado. A adoção de uma estratégia de calibração multicritério (ou multiobjetivo) é uma forma de explicitar ao menos parte da incerteza da determinação dos parâmetros (EFSTRATIADIS; KOUTSOYIANNIS, 2010).

Uma das formas como este conjunto de incertezas estruturais e paramétricas se manifesta na prática da modelagem hidrológica é na dificuldade de se obter uma configuração modelo-parâmetro que represente adequadamente o regime hidrológico da região estudada. Essa dificuldade é, neste trabalho, associada ao conceito de Calibrabilidade. No processo de seleção do modelo hidrológico e de calibração do modelo para uma bacia, o hidrólogo lida com a habilidade do modelo de representar a hidrologia da região e com a dificuldade de se identificar uma parametrização adequada para a bacia, lidando, portanto, com a Calibrabilidade.

O termo Calibrabilidade foi primeiramente utilizado por Cisty, Povzanova e Aleksic (2021) para designar o desempenho de calibração de uma bacia. No entanto, este conceito, que permeia a prática da modelagem hidrológica, não se encontra formalizado na literatura. Um aprofundamento do conceito de Calibrabilidade, que permita avaliar a variabilidade do desempenho de calibração, em função do modelo, da métrica de aderência e da bacia analisada, é uma ferramenta para enriquecer a discussão prática e científica sobre a calibração de modelos hidrológicos.

Neste sentido, este trabalho utiliza uma calibração regional multimodelo para formalizar o conceito de Calibrabilidade. São igualmente discutidas as implicações desse conceito, sua relação com as incertezas da modelagem hidrológica e suas implicações práticas potenciais. A fim de embasar a discussão entre a Calibrabilidade e as incertezas é apresentada uma breve revisão sobre os tipos de incerteza na modelagem hidrológica. A aplicação da análise de Calibrabilidade contempla a calibração de três modelos hidrológicos para um conjunto de trinta bacias no Estado do Ceará, na região semiárida do Brasil, considerando diferentes critérios de aderência.

2.2 Tipos de incerteza na modelagem hidrológica

A complexidade dos sistemas hidrológicos e as limitações naturais do conhecimento humano sobre esses sistemas estão na origem das diversas incertezas relacionadas ao processo de modelagem. Ao longo das últimas décadas, a comunidade científica

tem lançado esforços para entender, quantificar e reduzir essas incertezas (LIU; GUPTA, 2007). Neste sentido, diferentes tipologias para as fontes de incerteza foram propostas.

Efstratiadis e Koutsoyiannis (2010) distinguem as incertezas naturais, inerentes ao comportamento complexo e caótico da Natureza, das incertezas epistêmicas, resultantes das limitações do acesso do conhecimento humano aos sistemas naturais. Liu e Gupta (2007), por sua vez, diferenciam as incertezas preditivas das incertezas da modelagem propriamente dita. Segundo eles, a incerteza da modelagem resulta do ajuste imperfeito do modelo ao passado observado, enquanto a incerteza preditiva incorpora erros de extrapolação ou erros de previsão, em razão, por exemplo, das mudanças dos padrões naturais.

Liu e Gupta (2007) subdividem as incertezas da modelagem em (i) incertezas da estrutura do modelo, (ii) dos parâmetros, (iii) das condições iniciais e (iv) dos dados observados, de maneira similar à tipologia proposta por Pechilivanidis *et al.* (2011). Efstratiadis e Koutsoyiannis (2010) listam ainda oito fontes específicas de incertezas epistêmicas na prática da modelagem, que vão desde erros de medição até limitações dos algoritmos de otimização.

Não há classificação definitiva para os tipos de incerteza, de modo que as tipologias emergem das diferentes perspectivas sobre a modelagem hidrológica, podendo ser úteis à discussão em diferentes situações.

2.3 Dados e métodos

A formalização do conceito de Calibrabilidade surge a partir de uma aplicação prática de modelagem hidrológica. A metodologia adotada nessa aplicação e os dados utilizados são apresentados a seguir.

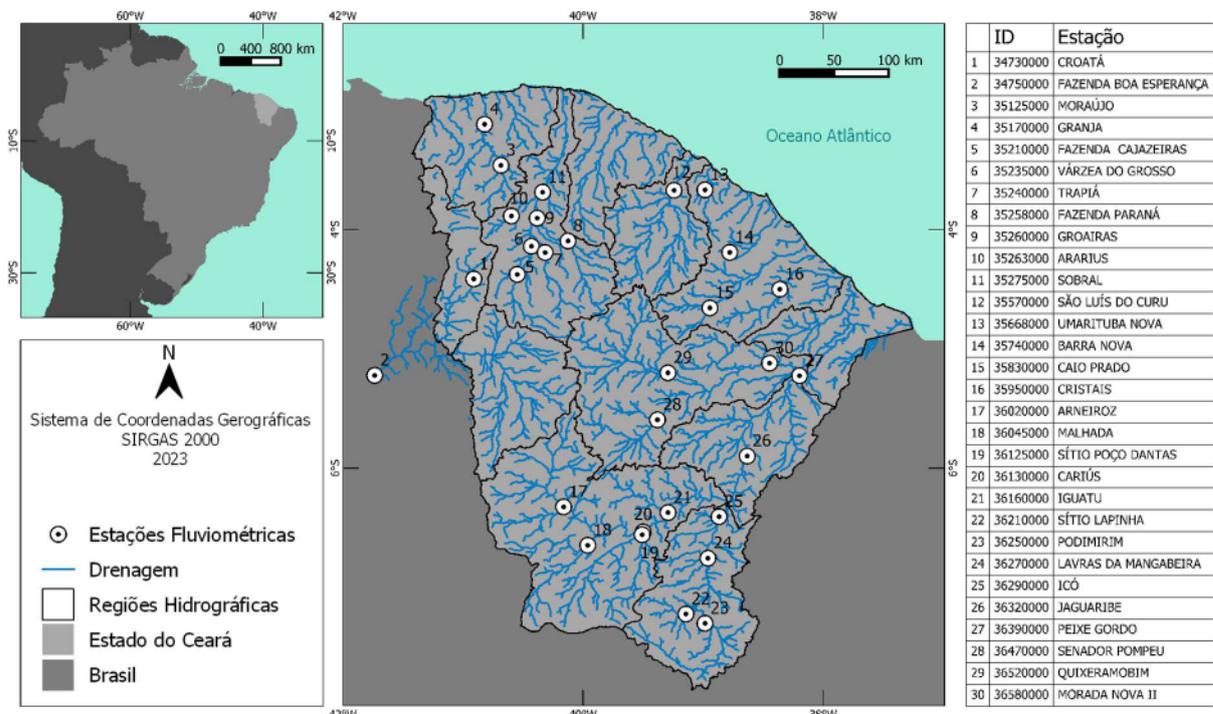
2.3.1 Área de Estudo e Dados Hidrometeorológicos

Localizado no Nordeste do Brasil, entre as latitudes 2° e 8° Sul e as longitudes 37° e 42° Oeste, o Estado do Ceará perfaz uma área de 148,9 km². O clima da região é semiárido, com pluviometria média anual em torno de 780 mm e evapotranspiração potencial superior a 1900 mm ao ano (CEARÁ *et al.*, 2021). O coeficiente de variação (CV) de 0,35 das precipitações anuais, refletem a alta variabilidade climática, que culmina em um alta variabilidade interanual do regime de vazões (CV em torno de 1,5). As precipitações concentram-se nos meses de fevereiro a maio, com pluviometria próxima a zero no segundo semestre do ano. Os solos pouco profundos da região, limitam o escoamento subterrâneo, o

que, juntamente com a forte sazonalidade das precipitações, resultam em um regime de vazões intermitente (ESTACIO *et al.*, 2021). Tais condições naturais tornam a modelagem hidrológica da região desafiadora.

As séries diárias de vazão provenientes de um total de trinta estações de medição da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) operadas pelo Serviço Geológico do Brasil (CPRM) foram utilizadas para a calibração dos modelos hidrológicos (ver Figura 1). As bacias de contribuição destas estações abrangem 83% da área do Ceará.

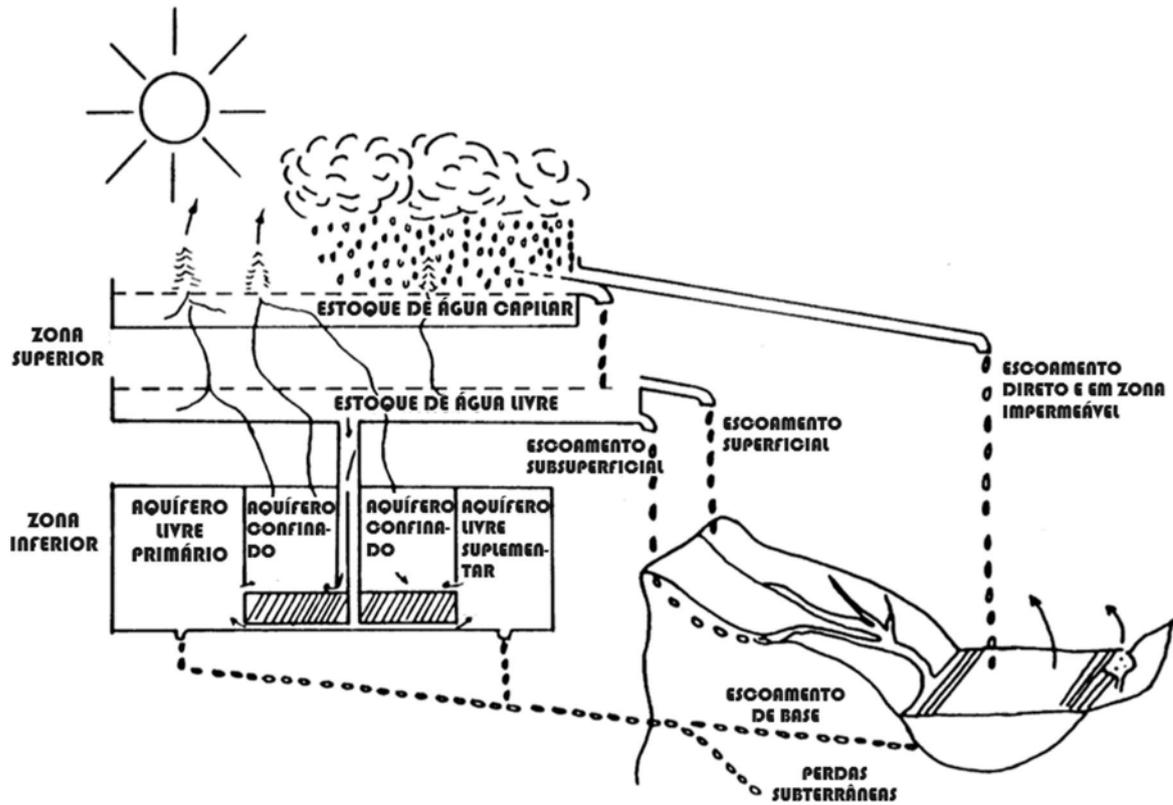
Figura 1 – Localização da área de estudo e das estações de medição de vazão selecionadas.



Fonte: elaborado pelo autor.

Séries diárias de precipitação média nas bacias foram obtidas a partir de grade de precipitações de 0,15° interpolada por Krigagem usando os dados da rede monitoramento de 550 pluviômetros mantida pela Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (Funceme). Valores médios mensais de Evapotranspiração Potencial (ETP), utilizados na estimativa de ETP diária, foram calculados pelo método de Hargreaves-Samani a partir dos dados monitorados em 16 estações meteorológicas mantidas pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). A ETP calculada nas estações meteorológicas foi espacializada para a escala das bacias pelo método de Thiessen.

Figura 4 – Representação esquemática do SAC-SMA.



Fonte: adaptado de Burnash, Ferral e McGuire (1973)

GR4J, SMAP e SAC-SMA são diários e concentrados e apresentam, nesta ordem, quatro, seis e treze parâmetros. Os três modelos distinguem-se pela forma como representam os processos hidrológicos na bacia, razão pela qual foram adotados para avaliar a incerteza estrutural.

Mais simples dos três modelos, o SMAP apresenta três reservatórios lineares que representam: (i) o balanço de água do solo; (ii) o balanço de água subterrânea e a produção de escoamento de base; e (iii) a propagação do escoamento superficial no canal fluvial. O modelo conta ainda com uma representação simplificada da interceptação, por meio de uma abstração inicial, e com uma representação da capacidade de campo, como umidade mínima do solo para a ocorrência da percolação.

O GR4J difere do SMAP principalmente na forma como representa a propagação e por supor trocas subterrâneas entre bacias. Enquanto a propagação no SMAP é simulada pelo reservatório linear, no GR4J são considerados dois hidrogramas unitários parametrizados além de um reservatório de propagação. Além disso o GR4J supõe a ocorrência de fluxos subterrâneos afluentes ou efluentes à bacia, o que é ignorado no SMAP.

O SAC-SMA, por sua vez, conta com uma representação dos processos hidrológicos mais complexa que os demais modelos, discretizando a bacia em uma quantidade maior de compartimentos e, conseqüentemente, simulando fluxos que, nos outros modelos, são representados de maneira agregada. No SAC-SMA, o estoque de água superficial é segmentado em água capilar, submetida à evapotranspiração e à difusão, e água livre, submetida à ação gravitacional. Já a água subterrânea é dividida em água confinada e água livre primária e secundária. Além do escoamento superficial e o escoamento de base, o SAC-SMA especifica outras duas componentes do escoamento: o escoamento direto (em zona impermeável) e o subsuperficial. O modelo utiliza ainda um hidrograma unitário para propagar as componentes direta, superficial e subsuperficial do escoamento; e considera perdas subterrâneas.

2.3.3 Calibração e validação dos modelos

Os modelos hidrológicos foram calibrados com algoritmo de otimização multiobjetivo, como forma de avaliar a sensibilidade da calibração à diferentes métricas de desempenho. O algoritmo adotado foi o *Multi-objective Particle Swarm Optimization with Crowding Distance* (MOPSOCD) (RAQUEL; NAVAL, 2005). Esse algoritmo é uma heurística baseada no deslocamento de enxames de partículas, que permite investigar o valor ótimo de uma função. No algoritmo, uma população de candidatos a solução ótima desloca-se, como partículas, ao longo do espaço de busca de acordo com um vetor de velocidade. O vetor de velocidade de cada partícula é calculado, em cada iteração, a partir da melhor solução encontrada pela partícula em questão e da melhor solução encontrada pelo conjunto de partículas, chamado de enxame. Dessa forma, o enxame tende a mover-se em direção às melhores soluções.

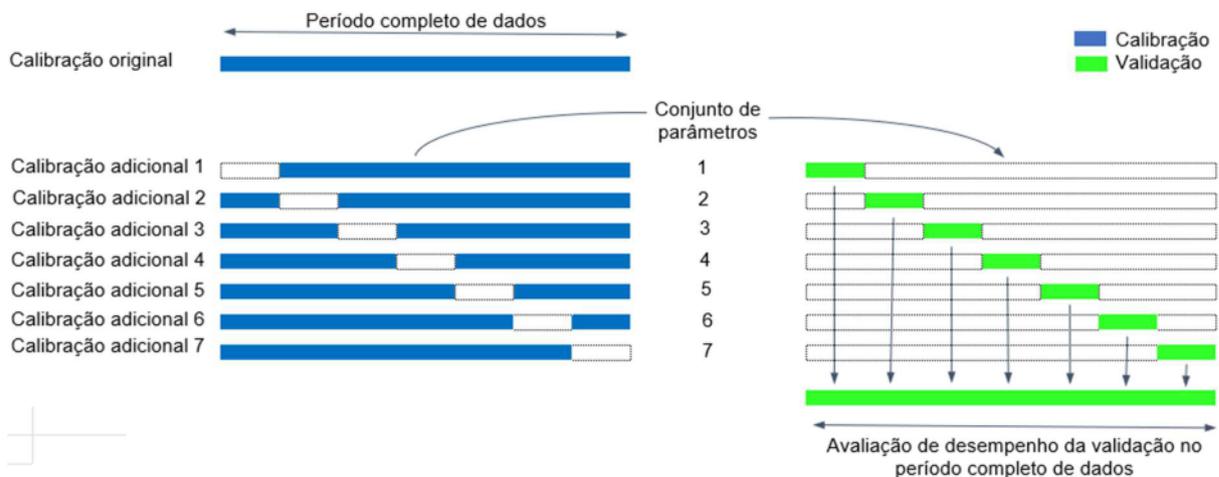
Na configuração multiobjetivo, além de fornecer as soluções ótimas segundo cada um dos critérios de desempenho adotados, esse algoritmo permite avaliar a incerteza dos parâmetros a partir do conjunto de soluções de Pareto que resultam do processo de calibração. Foram consideradas como métricas de desempenho para a calibração multicritério três funções-objetivo (FO) apresentadas na seção seguinte. Neste trabalho, apenas o valor ótimo de cada função-objetivo foi considerado.

O período de calibração de 35 anos (1985-2019) incorpora a variabilidade temporal da hidrologia da região, incluindo períodos úmidos e secos. A compatibilização do período de calibração entre as bacias garante que a variabilidade dos parâmetros entre elas não será contaminada por períodos hidrológicamente diferentes, de modo que essa variabilidade possa

refletir apenas variabilidade espacial dos parâmetros, livre de influência da variabilidade temporal.

Adotou-se a validação-cruzada como estratégia de validação. O período original de 35 anos foi subdividido em sete períodos de 5 anos. Foram então realizadas sete calibrações adicionais, além da calibração com o período completo. Em cada calibração adicional, foi subtraído do período original de 35 anos um dos períodos de 5 anos, resultando em períodos de calibração de 30 anos, contínuos ou não. Os parâmetros ótimos obtidos para cada uma das FO em cada uma das sete calibrações foram utilizados para simular as vazões no período correspondente de 5 anos subtraídos. Desta forma, com os parâmetros ótimos de cada métrica, obtêm-se vazões simuladas para os sete períodos de 5 anos sem que os 5 anos tenham sido utilizados na calibração. Ao concatenar os sete períodos, reconstitui-se a série completa de 35 anos, permitindo, na validação, uma avaliação das métricas sobre o mesmo período usado na calibração original, conforme ilustrado na Figura 5.

Figura 5 – Validação-cruzada com concatenação.



Fonte: elaborado pelo autor.

2.3.4 Métricas de Desempenho

Foram consideradas como métricas de desempenho para a calibração multicritério três FO, isto é, o coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliff (NSE), o NSE aplicado sobre as vazões amortecidas pela função raiz quadrada (NSE-raiz) e o Erro percentual das Vazões Anuais (EVA).

O NSE é uma medida de desempenho tradicionalmente usada na hidrologia, com valor máximo igual a um, no caso teórico de aderência perfeita do modelo à observação. O

NSE compara a variabilidade do erro do modelo à variabilidade da observação. O conjunto de parâmetros que maximiza o *NSE* não leva a um erro relativo uniforme ao longo do hidrograma. De fato, uma uniformidade do erro relativo representaria um erro absoluto maior nos picos de vazão. Como a maximização do *NSE* minimiza os erros absolutos ao quadrado, por construção, a maximização do *NSE* levará a um hidrograma simulado com maior aderência à observação nos momentos de maiores vazões. No caso semiárido, com grande variabilidade hidrológica intranual e interanual, este efeito pode levar a uma distorção na representação do hidrograma durante as recessões.

Uma estratégia para contornar esse efeito, é aplicar uma função de transformação nas séries de vazões observadas e simuladas de modo a amortecer as vazões altas (MOLÉNAT *et al.*, 2021). Tendo em vista a condição de hidrologia intermitente da região estudada, a aplicação da função raiz-quadrada como função de transformação garante a continuidade matemática da variável transformada mesmo nos períodos de vazão nula. Dessa forma, ainda que não seja indicado para a avaliação dos extremos de vazão, o *NSE-raiz* foi adotado como segunda FO para garantir a representação das vazões médias e baixas.

Tendo em vista a relevância da modelagem hidrológica para fins de avaliação da disponibilidade hídrica, em especial na região estudada, adotou-se, como terceira FO, uma medida de desempenho que considere a representação da produção de volume escoado numa escala de tempo maior, compatível com a escala de gestão dos recursos hídricos. O EVA mede o desvio médio percentual das vazões anuais. Tomou-se o EVA relativo à vazão média observada na bacia para permitir a comparação entre bacias. Diferentemente das demais FO, que são medidas de desempenho, a serem maximizadas, o EVA é uma métrica de erro, devendo, portanto, ser minimizado no processo de calibração.

As equações que definem as três métricas são as seguintes:

$$NSE = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Qs_i - Qo_i)^2}}{sd(Qo)} \quad (1)$$

$$NSE-raiz = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\sqrt{Qs_i} - \sqrt{Qo_i})^2}}{sd(\sqrt{Qo})} \quad (2)$$

$$EVA = \frac{\sum_{k=1}^m |Qas_k - Qao_k|}{\sum_{k=1}^m Qao_k} \quad (3)$$

onde Qo_i e Qs_i são, respectivamente, os valores de vazão diária observada e simulada pelo modelo, no dia i ; Qao_k e Qas_k são os valores médios anuais de vazão observada e simulada pelo modelo no ano k ; n e m são os números de dias e anos avaliados; $sd(Qo)$ é o desvio padrão

da série observada de vazões diárias; e $sd(\sqrt{Qo})$ é o desvio padrão da série observada de vazões diárias transformada pela função raiz quadrada.

2.4 Calibrabilidade

O termo Calibrabilidade foi utilizado por Cisty, Povoanova e Aleksic (2021) para comparar bacias quanto ao desempenho de calibração. No entanto, o conceito da Calibrabilidade não foi tratado de maneira formal na literatura, mesmo no trabalho desenvolvido por Cisty, Povoanova e Aleksic (2021). Define-se, aqui, Calibrabilidade como o desempenho de calibração de uma configuração modelo-parâmetro para uma bacia. Este conceito está intrinsecamente relacionado às incertezas do processo de modelagem nesta bacia. Por se tratar de um desempenho de calibração, a Calibrabilidade tem sua escala aderente a uma métrica pré-definida de desempenho. A Calibrabilidade pode ainda ser avaliada considerando o período de calibração ou considerando o período de validação. Dessa forma, quando se considera o período de calibração fala-se em Calibrabilidade Direta e quando se considera o período de validação fala-se em Calibrabilidade Efetiva. Vale ressaltar que a efetiva avaliação do desempenho está sujeita a repartição dos dados hidrológicos disponíveis em períodos de calibração e de validação, de modo que essa avaliação pode ser distorcida por períodos hidrológicamente atípicos. Este efeito tende a ser reduzido por meio da validação cruzada.

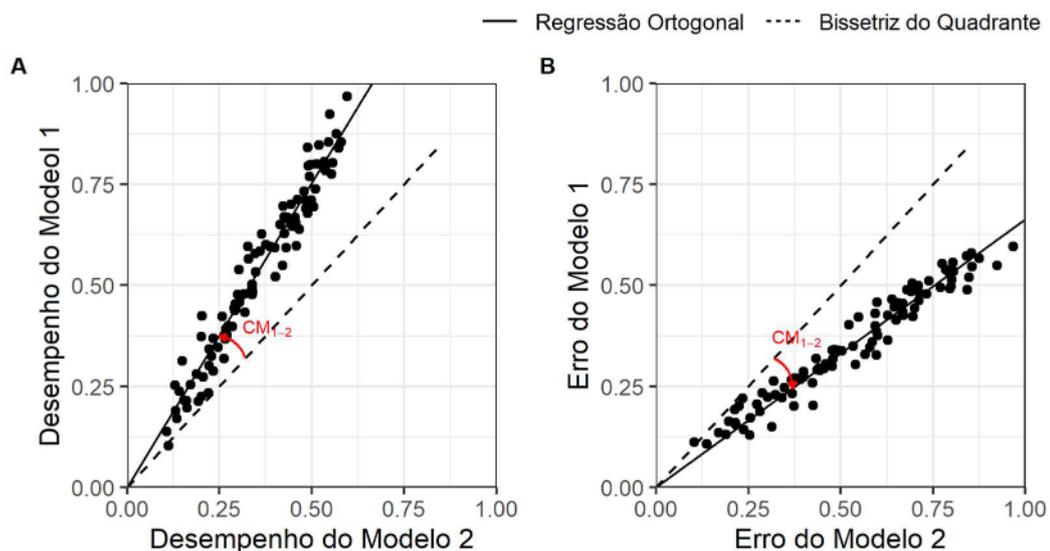
O conceito geral de Calibrabilidade, aqui definido, pode ser aprofundado em uma análise de calibração que envolva um conjunto de bacias e modelos. Ao calibrar, por exemplo, dois modelos hidrológicos diferentes para diferentes bacias espera-se que o subconjunto de bacias sujeitas a menor nível de incerteza apresente maior desempenho de calibração para ambos os modelos. Esta condição, observada em outros estudos (AYZEL; HEISTERMANN, 2021; HAILEGEORGIS; ALFREDSSEN, 2016), levaria a uma correlação positiva entre os valores de desempenho dos dois modelos. A correlação positiva, quando observada, indica que, se uma bacia apresenta desempenho superior em relação às demais segundo um modelo, a mesma bacia tende a apresentar desempenho superior às demais também segundo o outro modelo. O valor positivo da correlação não indica, no entanto, equivalência entre os modelos, já que a bacia analisada pode ter desempenho diferente para cada modelo. Podem ainda ocorrer padrões regionais de desempenho, com um modelo sistematicamente superior ao outro, mesmo nos casos sem correlação entre os desempenhos.

Surgem, assim, a partir de uma calibração regional multimodelo, instrumentos para analisar o desempenho de calibração dos modelos em um conjunto de bacias ou em uma bacia específica, dando origem aos conceitos de Calibrabilidade Regional (CR) e Calibrabilidade na Bacia (CB), apresentados a seguir.

2.4.1 Calibrabilidade Regional

Um gráfico de dispersão é uma forma direta de representar o desempenho de dois modelos para um conjunto de bacias (ver Figura 6). Nessa representação, onde cada bacia calibrada é um ponto, os pares ordenados correspondem ao desempenho dos dois modelos. Caso os dois modelos apresentassem regionalmente, ou seja, para o conjunto de bacias, desempenhos semelhantes, a nuvem de pontos estaria em torno da bissetriz do primeiro quadrante. Por outro lado, caso um dos modelos apresentasse desempenho superior, a nuvem de pontos se afastaria da bissetriz em direção ao eixo correspondente ao modelo de maior desempenho.

Figura 6 – Calibrabilidade Regional comparada entre dois modelos. A: quando a comparação entre os modelos se dá por uma medida de desempenho. B: quando a comparação entre os modelos se dá por uma medida de erro. Cada ponto representa uma bacia.



Fonte: elaborado pelo autor.

A partir dessa interpretação geométrica, propõe-se a Calibrabilidade Regional como uma métrica para comparar os dois modelos em relação ao seu desempenho regional de

calibração. Trata-se, portanto, de uma métrica relativa, para avaliar um modelo em relação a outro. Matematicamente a CR_{1-2} , Calibrabilidade Regional do modelo 1 em relação ao modelo 2, é calculada conforme a equação:

$$CR_{1-2} = \arctan(k_d) - 45^\circ \quad (4)$$

onde k_d é o coeficiente da regressão ortogonal (PALLAVI *et al.*, 2022) do modelo linear estabelecido entre as medidas de desempenho dm_2 e dm_1 dos modelos 2 e 1, ou seja:

$$dm_1' = k_d dm_2' \quad (5)$$

com,

$$\begin{aligned} dm_1' &= dm_1 + \varepsilon_1 \\ dm_2' &= dm_2 + \varepsilon_2 \end{aligned}$$

onde ε_1 e ε_2 são os erros associados ao modelo de regressão ortogonal.

Geometricamente, CR_{1-2} corresponde ao ângulo em graus, medido no sentido anti-horário, entre a bissetriz do primeiro quadrante e a reta de regressão ortogonal (Figura 6A). CR_{1-2} é positiva se o modelo 1 apresentar desempenho superior ao modelo 2. Além disso, graças a regressão ortogonal:

$$CR_{1-2} = -CR_{2-1} \quad (6)$$

Desta forma, o valor absoluto da Calibrabilidade Regional entre dois modelos, isto é, $|CR_{i-j}| = f(dm_i, dm_j)$ obedece a duas condições de um espaço métrico (LIMA, 1987):

$$f(dm_i, dm_i) = 0, \quad \text{para o mesmo modelo } i \quad (7)$$

$$f(dm_i, dm_j) = f(dm_j, dm_i) = |CR_{i-j}| \quad (8)$$

No caso de se considerar medidas de erros, em vez de medidas de desempenho, o cálculo do CR_{1-2} terá o sentido contrário:

$$CR_{1-2} = 45^\circ - \arctan(k_e) \quad (9)$$

onde k_e é o coeficiente da regressão ortogonal do modelo linear estabelecido entre as medidas de erro dos modelos 2 e 1. Nesse caso, CR_{1-2} corresponde geometricamente ao ângulo em graus, medido no sentido horário, entre a bissetriz do primeiro quadrante e a reta de regressão ortogonal (Figura 6 B).

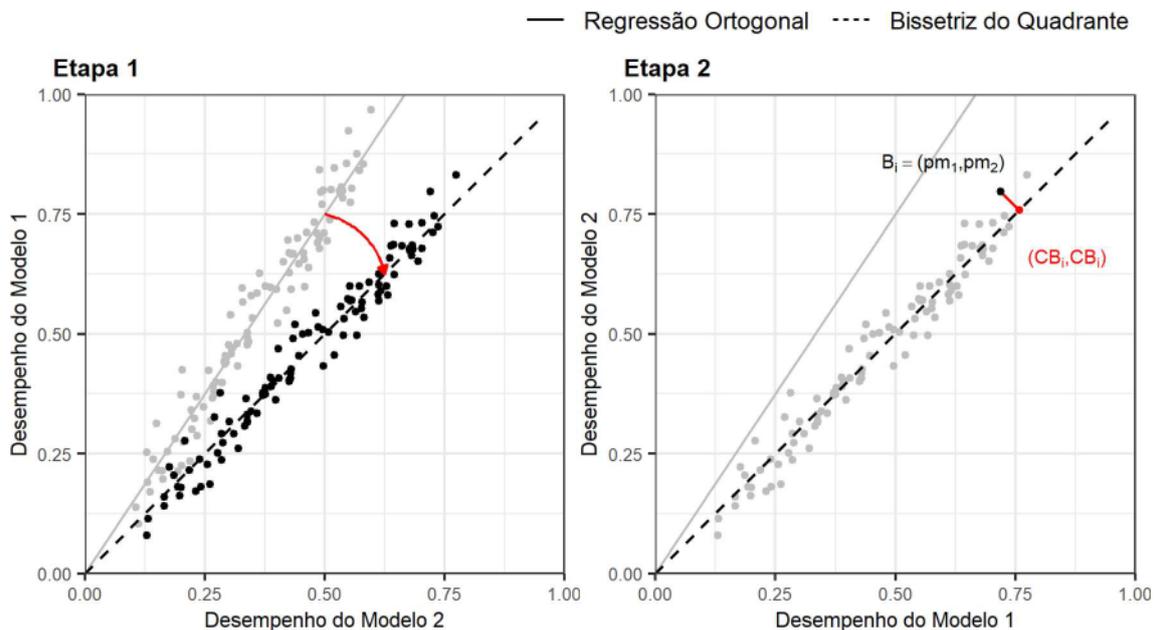
A interpretação da CR é válida mesmo quando não é observada correlação entre os desempenhos dos modelos na bacia (ver APÊNDICE A)

2.4.2 Calibrabilidade na Bacia

Ainda aproveitando a representação do gráfico de dispersão, observa-se que, em certas bacias, o desempenho é superior às demais, independentemente do modelo analisado. Quanto mais distante o ponto em relação a origem, melhor o desempenho. Há, portanto, uma Calibrabilidade associada a cada Bacia (CB).

O desempenho da calibração em uma bacia, no entanto, pode divergir segundo o modelo, em especial, caso a CR entre os modelos seja diferente de zero. Dessa forma, este desempenho incorpora o efeito da CR. Para retirar esse efeito, rotaciona-se a reta de regressão ortogonal para coincidir com a bissetriz (Figura 7 – Etapa 1). Em seguida, ao projetar sobre a bissetriz o ponto relacionado a uma bacia, obtém-se, pelo par ordenado da projeção, um valor único para CB que representa o desempenho da calibração da bacia, desprezadas as divergências regionais entre os modelos (Figura 7 – Etapa 2).

Figura 7 – Representação gráfica das etapas de cálculo da CB para uma bacia.



Fonte: elaborado pelo autor.

A representação matemática das etapas de rotação e projeção para o cálculo da CB, independentemente do número de métricas adotadas, é apresentada no APÊNDICE B

2.4.3 Aplicação da análise da Calibrabilidade

A partir das calibrações realizadas, foram avaliadas as CR entre os três modelos e as CB para as trinta bacias. Foi adotada nessa avaliação a Calibrabilidade Efetiva, isto é, considerando o desempenho na validação.

Como a Calibrabilidade é dependente da métrica, adotaram-se as configurações ótimas obtidas segundo cada uma das três métricas de desempenho (NSE, NSE-raiz e EVA), de modo que foram obtidos valores de Calibrabilidade para cada uma das métricas.

Em seguida, foi aplicado o algoritmo TOPSIS de tomada de decisão multicritério (YOON; HWANG, 1995), que permite combinar em uma classificação única, as classificações das bacias segundo as CB do NSE, NSE-raiz e EVA. Essas três versões de CB são consideradas, no algoritmo, como critérios de classificação das bacias.

A classificação fornecida pelo TOPSIS é baseada na distância euclidiana da bacia à melhor e à pior configuração de bacia, segundo os critérios de avaliação. Essa metodologia considera que cada critério é um aspecto de preferência ou aversão. Na aplicação em questão, as CB obtidas com NSE e NSE-raiz são critérios de preferência, pois são medidas de desempenho, enquanto a CB obtida com o EVA é critério de aversão, pois é medida de erro. A melhor configuração é aquela em que todos os critérios têm, simultaneamente, a maior preferência e a menor aversão, ainda que essa configuração não seja observada em nenhuma das bacias. Inversamente, a pior configuração é aquela em que os critérios têm, simultaneamente, a menor preferência ou a maior aversão. Definidas essas configurações, a classificação final é definida a partir do valor do TOPSIS-score, segundo a equação:

$$(TOPSIS - score)_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \quad (10)$$

onde d_i^- é a distância da bacia i à pior configuração e d_i^+ é a distância à melhor configuração. As distâncias são tomadas no espaço vetorial dos critérios após padronização, isto é, subtraídos da média e divididos pelo desvio padrão. Foi adotada a distância euclidiana.

Além classificar as bacias considerando simultaneamente os três critérios, o TOPSIS-score pode ser usado como uma medida quantitativa integrada para comparar as bacias quanto a sua CB.

Como esse algoritmo parte da hipótese de que os critérios de análise representam aspectos diferentes de preferência (ou de aversão), as correlações entre os pares de CB, isto é, segundo NSE e NSE-raiz; NSE e EVA; e NSE-raiz e EVA, foram calculadas para avaliar o equilíbrio entre os três critérios.

2.5 Resultados

2.5.1 Classificação dos tipos de incerteza na modelagem

Para fins de simplificação e de referência para as discussões sobre a Calibrabilidade, propõe-se, à luz das tipologias de incerteza existentes, uma classificação das incertezas em três tipos. Essa classificação incorpora a perspectiva pragmática do usuário de modelos hidrológicos, que (i) identifica e avalia as bases de dados utilizadas, (ii) seleciona o modelo e as premissas de simulação e (iii) calibra o modelo. Essa classificação foi relacionada, na Tabela 1, às oito fontes de incerteza listadas por Efstratiadis e Koutsoyiannis (2010).

Tabela 1 – Proposição de classificação das incertezas epistêmicas na modelagem hidrológica

Fontes de incertezas epistêmicas de Efstratiadis e Koutsoyiannis (2010)	Tipo	Descrição do tipo
Erros de medição Representação inadequada da variabilidade temporal e espacial dos dados usados na modelagem, que são obtidas a partir de dados processados (por exemplo, registros de vazão com base em informações de nível) ou observações pontuais (por exemplo, precipitação, temperatura) Baixa disponibilidade de dados para calibração implicando em falta de informatividade em relação ao regime completo do sistema Identificação inadequada de condições iniciais e de contorno	Incerteza tipo I	Incertezas relacionadas aos dados, isto é, dados de entrada e dados de calibração.
Uso de estruturas de modelos super-parametrizadas, cuja complexidade é inconsistente com as informações disponíveis sobre o comportamento do sistema Representação dos processos no modelo por meio de parâmetros constantes, enquanto o ambiente está em mudança, por exemplo, devido à urbanização, desmatamento, retificação de rios e outras intervenções humanas	Incerteza tipo II	Incerteza relacionada à estrutura do modelo, à representação dos processos e às premissas de simulação.
Limitações dos algoritmos de otimização não lineares em superfícies de resposta ásperas e de alta dimensão Uso de critérios de ajuste estatisticamente inconsistentes (por exemplo, métricas de erro que não levam em conta a heterocedasticidade)	Incerteza tipo III	Incertezas relacionadas ao processo de calibração

Fonte: elaborada pelo autor.

A incerteza dos parâmetros não aparece na classificação proposta por se considerar que esta incerteza é resultante das demais. De fato, a incerteza estrutural do modelo (incerteza tipo II) e a incerteza dos dados (tipo I) impedem que possa ser encontrado uma configuração única de parâmetros que leve a uma aderência perfeita entre as variáveis hidrológicas simuladas e observadas. Além disso, o próprio algoritmo de calibração, sujeito a incerteza (tipo III) pode ser um limitante à busca por parâmetros ótimos. Sob essa perspectiva, a incerteza dos parâmetros não seria um tipo diferente de incerteza, mas seria resultado do conjunto de incertezas epistêmicas propagadas ao processo de calibração (FREER; BEVEN; AMBROISE, 1996).

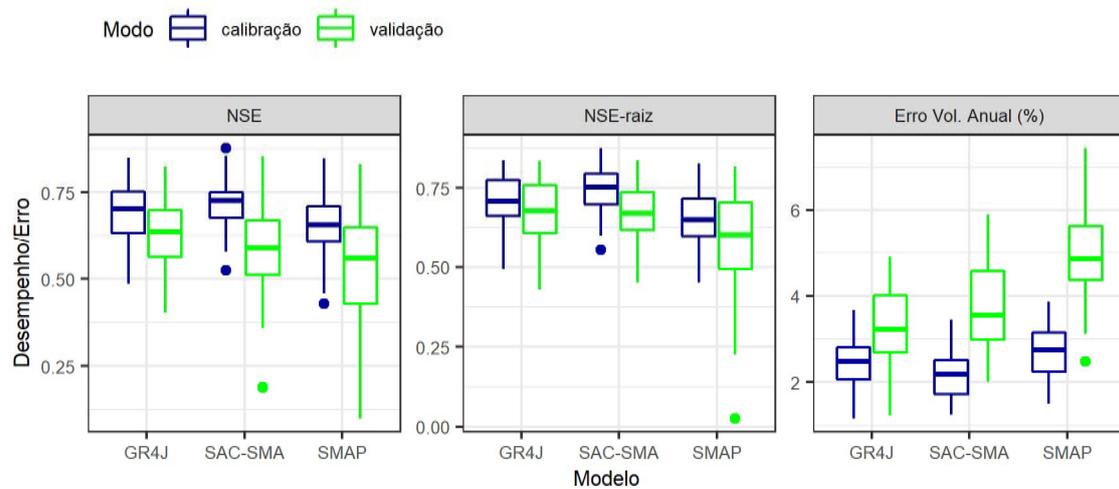
Pode-se chegar à mesma conclusão a partir de uma suposição, puramente teórica, de um caso em que as incertezas I, II e III sejam nulas. Ora, todo conjunto de dados está sujeito a algum nível incerteza (tipo I), assim como todo modelo, enquanto simplificação da realidade, está associado a incertezas (tipo II). Além disso, os algoritmos de calibração tendem a ter, na maioria dos problemas de otimização em recursos hídricos, certo grau de incerteza (tipo III). Este fato não impede de imaginar, para fins teóricos, um modelo perfeitamente aderente à realidade, alimentado por dados sem erros e calibrado por um algoritmo desprovido de incerteza. Neste caso teórico, torna-se evidente que haveria um conjunto de parâmetros que levaria a ajuste perfeito das variáveis, de modo que não haveria incerteza dos parâmetros. Assim, a quantificação da incerteza dos parâmetros pode ser uma forma indireta de quantificar o conjunto de demais incertezas da modelagem, sem, no entanto, diferenciá-las.

2.5.2 Desempenho Geral

De maneira geral, tanto na calibração quanto na validação, os valores obtidos de NSE e NSE-raiz, para os parâmetros que maximizam essas métricas, concentram-se entre 0,5 e 0,75, mantendo-se sempre positivos. Poucas bacias apresentaram NSE e NSE-raiz próximos a zero (ver *outliers* na Figura 8). O EVA, por sua vez, apresentou valores sempre inferiores a 8%. Em todos os casos, o desempenho da validação é ligeiramente inferior ao da calibração (ver Figura 8).

Os modelos GR4J e SAC-SMA apresentaram desempenho bastante similar para o conjunto de bacias, com o SAC-SMA ligeiramente superior na calibração e o GR4J ligeiramente superior na validação. O SMAP, por sua vez, apresentou desempenho geral inferior segundo as três métricas, tanto na calibração quanto na validação.

Figura 8 – Desempenho dos três modelos para o conjunto de 30 bacias, na calibração e na validação, considerando os parâmetros ótimos de cada uma das três métricas de desempenho.



Fonte: elaborado pelo autor.

A análise por bacia (ver Figura 9) mostra que mesmo com desempenho geral inferior, o SMAP apresenta, no caso de algumas bacias, desempenho superior aos demais modelos. De fato, o SMAP apresenta, em relação ao GR4J, desempenho superior em cinco bacias, segundo o NSE e o EVA, e desempenho superior em sete bacias segundo o NSE-raiz (ver Tabela 2). Entre GR4J e SAC-SMA há grande alternância de desempenho em função da bacia, ainda que o GR4J seja ligeiramente superior (reta de regressão à esquerda da bissetriz na Figura 9 A.1 e à direita da bissetriz em Figura 9 A.3)

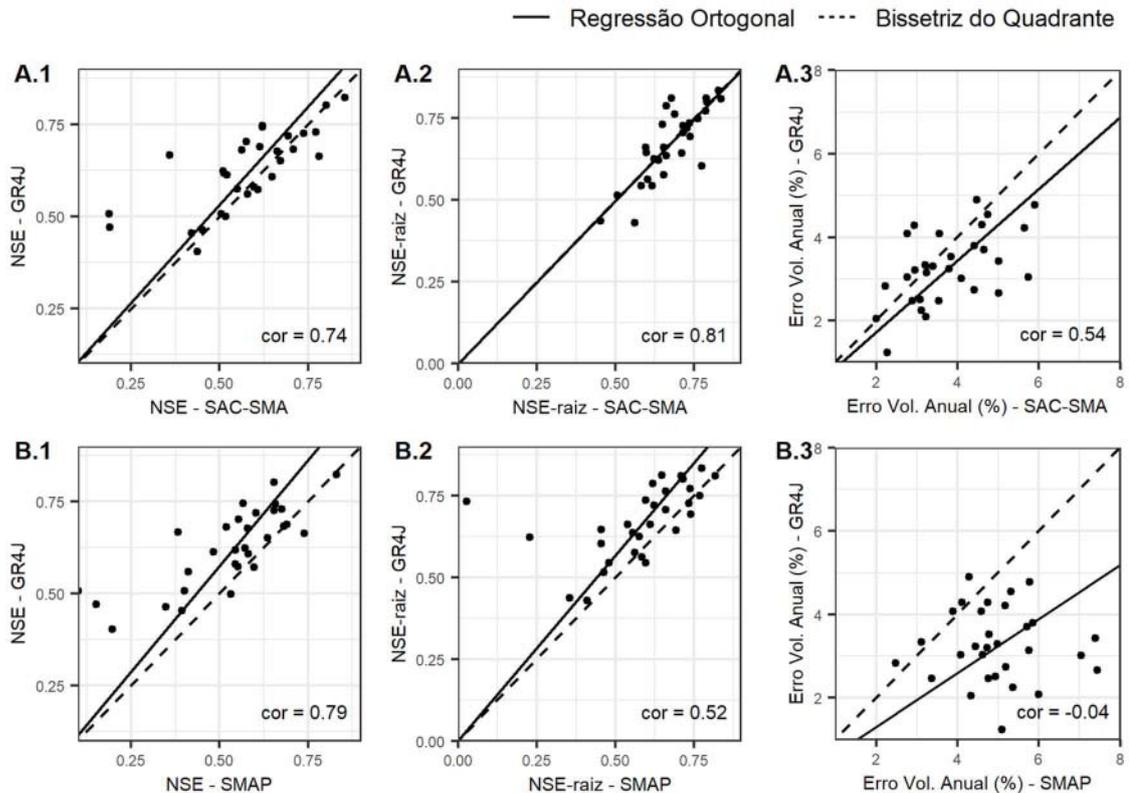
Foram ainda observadas, em quase todos os casos, correlações positivas ao comparar os desempenhos dos modelos, indicando que há diferença de Calibrabilidade entre as bacias. Nos casos com menor correlação, notadamente no caso do EVA, a diferença de Calibrabilidade entre bacias é menos pronunciada, o que quer dizer que bacias com maior desempenho segundo um modelo não tenderão a ter maior desempenho segundo o outro modelo.

Tabela 2 – Diferença de desempenho dos modelos pelo número de bacias onde o desempenho é superior

Número de bacias onde o desempenho é superior	NSE	NSE-raiz	EVA
GR4J em relação ao SAC-SMA	18 de 30	14 de 30	21 de 30
GR4J em relação ao SMAP	25 de 30	23 de 30	25 de 30
SAC-SMA em relação ao SMAP	23 de 30	27 de 30	25 de 30

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 9 – Desempenho comparado entre os modelos, por bacia, na validação. **A:** os desempenhos obtidos nas 30 bacias com o SAC-SMA são comparados aos desempenhos obtidos com o GR4J. **B:** os desempenhos obtidos nas 30 bacias com o SMAP são comparados aos desempenhos obtidos com o GR4J.



Fonte: elaborado pelo autor.

2.5.3 Calibrabilidade Regional

Os valores positivos de Calibrabilidade do GR4J em relação aos demais modelos (ver Tabela 3) indicam que esse modelo apresentou desempenho superior aos demais, exceto quando comparado ao SAC-SMA considerando o NSE-raiz como métrica. Nesse caso, o valor de $CR_{(GR4J)-(SAC-SMA)}$ muito próximo a zero indica que não há diferença de desempenho significativa entre GR4J e SAC-SMA, segundo essa métrica. De fato, na comparação usando o NSE e NSE-raiz, o SAC-SMA é superior ao GR4J em apenas 16 das 30 bacias (ver Tabela 2).

Os valores de $CR_{(GR4J)-(SAC-S)}$ inferiores a $CR_{(GR4J)-(SMAP)}$ explicitam ainda que o SAC-SMA tem desempenho mais próximo ao GR4J que o SMAP. Além disso, os valores de $CR_{(SAC-S)-(SMAP)}$ e de $CR_{(GR4J)-(SMAP)}$ confirmam o SMAP como inferior aos demais modelos, na região analisada.

O maior CR é aquele observado na comparação entre o GR4J e o SMAP com o EVA, indicando que o GR4J é bastante superior ao SMAP na representação das vazões anuais médias na região. Neste caso, além de grande diferença de desempenho em termos médios regionais, é observada menor correlação entre os desempenhos nas bacias.

Tabela 3 – Diferença de Calibrabilidade Regional dos modelos

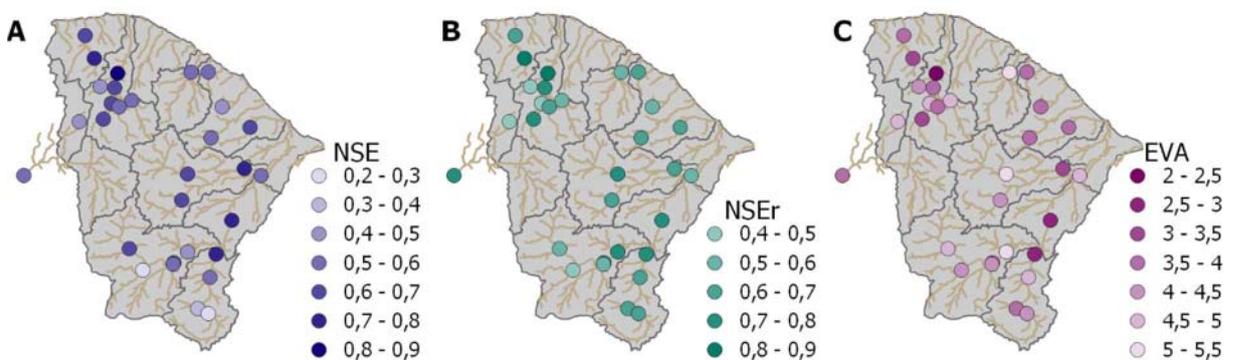
Calibrabilidade Regional	NSE	NSE-raiz	EVA
$CR_{(GR4J)-(SAC-SMA)}$	1,8°	-0,1°	4,3°
$CR_{(GR4J)-(SMAP)}$	4,0°	3,6°	12,0°
$CR_{(SAC-SMA)-(SMAP)}$	2,1°	3,7°	7,6°

Fonte: elaborada pelo autor.

2.5.4 Calibrabilidade nas Bacias

Os valores de CB, ilustrados na Figura 10, representam o desempenho de calibração em cada bacia, retirado o efeito da diferença de Calibrabilidade Regional entre os modelos. A faixa de variação da CB é de 0,2-0,9 para o NSE, 0,4-0,9 para o NSE-raiz e 2,0-5,5% para o EVA. Essas faixas de variação são aproximadamente iguais às faixas de variação média do desempenho individual de cada um dos modelos (Figura 8), indicando que não houve distorção da escala das métricas de desempenho durante o cálculo da CB.

Figura 10 – Calibrabilidade nas bacias segundo A: NSE, B: NSE-raiz e C: EVA.



Fonte: elaborado pelo autor.

Não foi identificado padrão regional claro que explique diretamente a diferença de Calibrabilidade entre as bacias, conforme apresentado no APÊNDICE C. No entanto, as bacias

com maior Calibrabilidade segundo o NSE são também as bacias com maior Calibrabilidade segundo o NSE-raiz e o EVA.

Ao classificar as bacias de 1 a 30 segundo sua Calibrabilidade (ver Figura 11), observa-se que não há uma correspondência perfeita na classificação obtida para cada uma das métricas de desempenho. No entanto, há um padrão geral de classificação, no qual bacias com maior desempenho segundo uma das métricas tendem a ter maior desempenho segundo as outras métricas. Esse padrão é refletido no valor da correlação entre as CB.

Figura 11 – Classificação das trinta bacias segundo a CB com cada uma das métricas de desempenho e segundo a análise multicritério com o TOPSIS.

Bacia	CB - NSE	CB - NSE-raiz	CB - EVA	TOPSIS	TOPSIS-score
35275000	1	1	1	1	1
35125000	3	2	4	2	0.82
36290000	5	5	2	3	0.81
36320000	4	8	3	4	0.8
35210000	6	4	5	5	0.77
36580000	2	18	6	6	0.72
36130000	8	3	16	7	0.67
35170000	10	11	7	8	0.66
35260000	9	7	14	9	0.66
34750000	16	6	11	10	0.62
35950000	14	13	10	11	0.61
35668000	17	12	13	12	0.57
36470000	13	14	18	13	0.57
35240000	15	19	12	14	0.55
35830000	18	20	15	15	0.5
36520000	11	9	28	16	0.5
36020000	7	26	26	17	0.46
35235000	12	29	22	18	0.45
36270000	19	16	24	19	0.44
35740000	25	23	8	20	0.44
36125000	22	24	17	21	0.43
35258000	20	21	25	22	0.41
36210000	28	15	9	23	0.4
36160000	24	10	30	24	0.37
35570000	21	22	29	25	0.35
36390000	23	25	27	26	0.33
36250000	30	17	21	27	0.26
35263000	27	30	20	28	0.25
34730000	26	27	23	29	0.24
36045000	29	28	19	30	0.22

Fonte: elaborado pelo autor.

As correlações entre os valores de CB para os pares NSE e NSE-raiz; NSE e EVA; e NSE-raiz e EVA são de, respectivamente, 0,56, -0,49 e -0,55. A correlação negativa com o EVA surge em razão de se compararem medidas de desempenho com medidas de erro. Em termos absolutos, os valores das correlações são próximos, com diferença inferior a 0,07. Esse resultado indica que, por um lado há um nível de concordância entre as CB obtidas com cada métrica, e, por outro, nenhum par de métricas está significativamente mais correlacionado ao

outro. Caso um dos pares de métricas apresentasse correlação muito superior aos demais, seria possível afirmar que essas duas métricas seriam critérios de classificação das bacias muito semelhantes entre si quando comparados à terceira métrica. Com correlação equilibrada entre os pares de métricas, garante-se que a avaliação multicritério com o TOPSIS é balanceada entre os três critérios.

A partir do algoritmo TOPSIS de tomada de decisão multicritério, estabeleceu-se uma classificação única para as bacias, incorporando simultaneamente a CB das três métricas de desempenho. A bacia com melhor classificação, segundo o TOPSIS, é também a bacia com melhor classificação segundo cada uma das métricas, razão pela qual o TOPSIS-*score* para esta bacia vale um.

2.6 Discussão

2.6.1 Calibrabilidade Regional e incertezas

Os processos hidrológicos, naturais e antrópicos, mais importantes para a produção de estoques e fluxos na bacia hidrográfica podem variar de uma região a outra. Estes são os processos dominantes na bacia. A forma como esses processos são representados nos modelos hidrológicos podem ter maior (ou menor) aderência à realidade da bacia. Essa aderência é normalmente avaliada do ponto de vista de como o modelo é capaz de reproduzir o hidrograma observado, ou outra variável hidrológica, em função dos dados disponíveis.

Ao mesmo tempo que o desempenho do modelo depende da representação adequada dos processos dominantes, uma maior complexidade na representação dos processos torna mais complexa a superfície de busca do algoritmo de otimização, dificultando o processo de calibração. Além disso, uma maior complexidade dos modelos pode tornar mais difícil de detectar os processos emergentes na bacia, já que, a resposta agregada dos processos detalhados em menor escala pode divergir, pelo acúmulo de incertezas, do comportamento da bacia em maior escala.

Dessa forma, o desempenho do modelo em um conjunto de bacias e, portanto, sua CR, estão associados às incertezas tipo II e III. Por um lado, os modelos cujas estruturas conceituais incluem os processos dominantes nas bacias analisadas tendem a apresentar maior Calibrabilidade. Por outro lado, uma maior complexidade pode levar a uma maior dificuldade para o algoritmo de calibração em encontrar o conjunto de parâmetros ótimo da função objetivo escolhida (EFSTRATIADIS; KOUTSOYIANNIS, 2010). Por esse motivo, a CR pode ser

afetada pela incerteza tipo III. No entanto, esse efeito foi secundário no estudo de caso apresentada neste trabalho, já que o SAC-SMA, com representação mais detalhada dos processos, teve Calibrabilidade superior ao SMAP. Dessa forma, a CR entre os modelos analisados neste estudo deve refletir a adequabilidade dos modelos em representar os processos dominantes na região, ou, ao menos, em representar o hidrograma observado. Vale ressaltar que a maior complexidade do SAC-SMA em relação ao GR4J não implicou em aumento de Calibrabilidade.

Ainda no caso das bacias do Ceará, os modelos GR4J e SAC-SMA, que apresentaram maior CR em relação ao SMAP, diferenciam-se desse modelo principalmente por simularem, ambos, a propagação de vazões por meio de hidrogramas unitários e por considerarem a ocorrência de fluxos subterrâneos entre bacias. Este resultado indica que estes devem ser processos dominantes na hidrologia da região, ou podem estar assimilando algum outro processo dominante não representado pelos modelos.

A conclusão sobre a aderência de um modelo está sujeita ao conjunto de bacias que estão sendo analisadas, já que os processos hidrológicos dominantes podem variar de uma região à outra. A análise da CR é, portanto, uma análise de validade intrinsecamente regional. Por essa razão, a conclusão sobre a CR de um modelo e, por conseguinte, a adequação da forma como ele representa a hidrologia, depende da região onde é analisado. Neste sentido, segundo os resultados apontados por Gayathri, Ganasri e Dwarakish (2015), a $CR_{VIC-TOPMODEL}$ entre o modelo VIC e o modelo TOPMODEL deve ser superior em regiões úmidas. No caso da aplicação realizada neste estudo, a superioridade do GR4J e do SAC-SMA em relação ao SMAP para as bacias do Ceará não deve ser utilizada para concluir sobre a superioridade desses modelos para outras regiões.

Além disso, ainda que CR de um modelo em relação a outro reflita um padrão regional médio que pode ser empregado para a seleção do modelo a ser utilizado na região, este padrão não é unânime para todas as bacias da região. Pode haver bacias, como é observado no caso do Ceará, que apresentem desempenho maior segundo um modelo, mesmo que regionalmente esse modelo tenha menor CR. Nestes casos, uma abordagem multimodelo pode levar a maior desempenho, já que, ao incorporar diferentes modelos, ficam contempladas as particularidades de cada bacia.

2.6.2 Calibrabilidade nas Bacias e incertezas

Ao considerar diferentes modelos hidrológicos amplia-se potencialmente a diversidade de processos que podem ser representados. Os modelos GR4J e SAC-SMA, por exemplo, consideram os fluxos subterrâneos entre bacias, ignorados pelo SMAP. O SMAP, por sua vez, modela com um dos seus parâmetros a capacidade de campo, diferentemente do GR4J. Já o SAC-SMA é o único dos três modelos que explicita o escoamento subsuperficial.

Apesar da diversidade de representações dos processos hidrológicos, ainda é possível haver desacordo entre o que ocorre na bacia e o que o conjunto de modelos é capaz de reproduzir. Quando esse desacordo ocorre em apenas parte dos modelos analisados, há diferença de CR entre os modelos, que é descontada na avaliação da CB. No entanto, quando algum processo hidrológico dominante é sub-representado em todos os modelos considerados na análise e este processo não pode ser assimilado por alguma componente do modelo, então, a CB tende a ter valores inferiores nas bacias onde este processo é mais relevante. Nesse caso, a CB sofre os efeitos da incerteza tipo II e pode ser utilizada para avaliar a ocorrência dos fenômenos sub-representados.

Não menos importante, as incertezas tipo I tendem a variar localmente, em função dos erros de medição e das distorções produzidas pela resolução espacial e temporal dos dados de entrada do modelo, que estão relacionadas aos sistemas meteorológicos preferencialmente operantes em cada bacia. Por essa razão, a CB reflete, em grande medida, o nível de incerteza tipo I associada às bacias. Vale ressaltar que, mesmo que a agregação das variáveis de entrada nas escalas espacial e temporal do modelo levem a valores médios coerentes (p.e. o acumulado diário de precipitação média na bacia), a variabilidade em escalas menores (p.e. ao longo do dia e ao longo da bacia) devem impactar a resposta hidrológica. Considerando a diversidade de sistemas meteorológicos operantes em cada bacia, essa configura-se como uma outra fonte de incerteza que pode impactar na CB.

Nessa perspectiva, a CB configura-se como uma forma alternativa de medir a incerteza da calibração na bacia, indicando o quanto os parâmetros calibrados para a bacia são adequados. Dessa forma, a CB pode ser utilizada como um discriminante de bacias dentro de uma metodologia de regionalização de parâmetros. Essa aplicação da CB aparece já nos estudos desenvolvidos por Cisty, Povoanova e Aleksic (2021). Nesse estudo, o desempenho de calibração do modelo TUW, medido pelo NSE, foi utilizado para distinguir as bacias a serem selecionadas como doadoras de parâmetros em uma aplicação de regionalização por similaridade. Outros estudos fazem a mesma aplicação (ARSENAULT *et al.*, 2019; OUDIN *et*

al., 2008). Em outra abordagem, o valor da CB pode ainda ser utilizado para ponderar os modelos de regionalização dos parâmetros, revelando a diversidade de usos práticos desse conceito.

2.7 Conclusão

Nesse estudo, foi realizada a calibração dos modelos hidrológicos GR4J, SAC-SMA e SMAP para trinta bacias na região semiárida do Brasil, considerando três critérios de desempenho. A partir dos padrões observados nos desempenhos de calibração, formalizou-se o conceito de Calibrabilidade e, especificamente, os conceitos de Calibrabilidade Regional e Calibrabilidade na Bacia.

A calibração mostrou desempenho adequado para o conjunto de bacias analisadas, independentemente do modelo e do critério de desempenho considerados. No entanto, os modelos GR4J e SAC-SMA se mostraram superiores ao modelo SMAP em todos os cenários, com vantagem para o GR4J na validação. Ainda assim, o SMAP apresentou desempenho superior em algumas bacias, indicando que uma abordagem multimodelo é recomendada para a região analisada. A diferença de desempenho regional entre os modelos foi refletida no valor da Calibrabilidade Regional dos modelos. As bacias diferiram quanto ao seu desempenho de calibração, o que foi mensurado pelos valores de Calibrabilidade na Bacia.

A formalização do conceito de Calibrabilidade na Bacia permitiu comparar as bacias por uma métrica que combina o desempenho dos modelos considerados. A combinação dos critérios por meio do algoritmo TOPSIS garantiu uma classificação consistente das bacias segundo sua Calibrabilidade.

Diversas aplicações práticas e científicas da modelagem hidrológica podem se beneficiar de uma avaliação formal da Calibrabilidade, dentre elas:

- a) A comparação de modelos hidrológicos e seleção de modelo mais adequado para uma região;
- b) A classificação das bacias quanto ao nível de incerteza de sua calibração;
- c) A ponderação por bacias em modelos de regionalização de parâmetros;
- d) A avaliação de indício de ocorrência de processos hidrológicos específicos em bacias específicas, quando os modelos divergem na representação desse processo;
- e) A quantificação das incertezas, distinguindo, até certo limite, as incertezas tipo I e tipo II e tipo III.

A Calibrabilidade é tema central da modelagem hidrológica e está presente, informalmente, nas discussões sobre o tema. A formalização desse conceito e de sua relação com as incertezas, acompanhada da proposição de métricas objetivas para sua quantificação, devem enriquecer as discussões sobre modelagem hidrológica.

3 APLICAÇÃO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA A REGIONALIZAÇÃO DE PARÂMETROS DE MODELO HIDROLÓGICO

3.1 Introdução

Prever ou reconstruir o comportamento hidrológico em bacias sem monitoramento fluvial é um desafio premente da Hidrologia, que impacta fortemente a gestão dos recursos hídricos. Mesmo em bacias monitoradas, a maior parte dos trechos fluviais não possui monitoramento das vazões. Em países em desenvolvimento, esta questão é mais sensível, já que, em geral, nesses casos, a escassez de dados está associada a maior vulnerabilidade das populações às condições de secas e cheias (HRACHOWITZ *et al.*, 2013). Para enfrentar esse desafio, podem ser adotadas estratégias de regionalização, que permitem levar informação de um trecho fluvial (ou uma bacia monitorada) para outro trecho (ou bacia) sem monitoramento, garantindo à gestão dos recursos hídricos informação hidrológica onde ela é necessária.

Em razão da relevância do tema, a Associação Internacional de Ciências Hidrológicas (IAHS) promoveu uma década (2003-2012) de pesquisas dedicadas a Previsão em Bacias Não-Monitoradas (*Prediction in Ungauged Basins - PUB*) (SIVAPALAN *et al.*, 2003), que foi acompanhada de um aumento no volume de publicações nessa temática (GUO *et al.*, 2021; HRACHOWITZ *et al.*, 2013). Dentre as estratégias de regionalização encontradas na literatura, destaca-se a regionalização de parâmetros de modelos hidrológicos, que possibilita, através da modelagem, a previsão de séries hidrológicas para bacias não-monitoradas, em contraste com outras estratégias de regionalização, que, em geral, limitam-se a previsão de assinaturas hidrológicas.

Os principais métodos de regionalização dos parâmetros encontrados na literatura são aqueles baseados na proximidade física (LEBECHEREL; ANDRÉASSIAN; PERRIN, 2016), na similaridade entre as bacias (p. ex., POOL; VIVIROLI; SEIBERT, 2019; SELLAMI *et al.*, 2014), ou em regressões, frequentemente do tipo linear (p. ex., HE *et al.*, 2011; SONG *et al.*, 2019). Alguns trabalhos optam ainda por árvores de regressão em vez das regressões lineares (p. ex., RAGETTLI *et al.*, 2017), enquanto outros combinam e comparam essas diferentes estratégias (p. ex. ARSENAULT *et al.*, 2019; ARSENAULT; BRISSETTE, 2014; OUDIN *et al.*, 2008).

Os diferentes métodos de regionalização têm por princípio estabelecer uma relação estatística entre os parâmetros e as características da bacia que possam ser preditoras desses parâmetros. Nesse sentido, a abordagem do Aprendizado de Máquina amplia a perspectiva

sobre as relações estatísticas que podem ser estabelecidas. A diferença entre os métodos de regionalização resulta das características selecionadas e do formato presumido para a relação característica-parâmetro. A regionalização por proximidade, por exemplo, caracteriza-se por ter a posição geográfica da bacia como característica preditora fundamental. Já entre a regionalização por similaridade e por regressão o que varia é forma da relação característica-parâmetro, que pode ser linear e paramétrica, com é o caso de uma regressão linear, ou não-linear e não-paramétrica, como é caso da árvore de regressão e da regionalização por similaridade.

O processo de regionalização dos parâmetros é, portanto, permeado por incertezas, seja aquela advinda da escolha do método de regionalização em si, sejam as advindas do processo de modelagem hidrológica, que fornece os parâmetros de referência para a regionalização. Alguns trabalhos sobre regionalização dos parâmetros incorporam a análise das incertezas da modelagem (ESTACIO *et al.*, 2021; POOL; VIVIROLI; SEIBERT, 2019; SONG *et al.*, 2019) e do método de regionalização (ARSENAULT *et al.*, 2019; ARSENAULT; BRISSETTE, 2014; OUDIN *et al.*, 2008). Apesar do volume crescente de trabalhos na temática, muitos estudos de regionalização dos parâmetros ainda ignoram as incertezas do processo. No entanto, a quantificação destas incertezas é fundamental para uma maior robustez da gestão dos recursos hídricos quando esta depende de informações regionalizadas.

Além de apresentar uma quantificação clara e informativa da incerteza e apresentar desempenho adequado, a regionalização deve ser parcimoniosa para que as informações dela advindas possam ser propícias ao uso na gestão e tomada de decisão, implicando em viabilidade operacional. A seleção das características preditoras, por vezes menosprezada durante a regionalização, é etapa fundamental para a parcimônia da regionalização, já que, por um lado, a escolha dos preditores tem implicação no desempenho da regionalização (HE; BÁRDOSSY; ZEHE, 2011), e, por outro lado, uma quantidade maior de preditores pode limitar a aplicação do método. Poucos trabalhos, no entanto, avaliam a seleção de preditores para a regionalização dos parâmetros (p. ex., LIVNEH; LETTENMAIER, 2013; YE *et al.*, 2014) e uma parcela ainda menor combina essa avaliação com a explicitação da incerteza.

Este estudo tem por objetivo propor uma metodologia de regionalização dos parâmetros viável operacionalmente e que quantifique adequadamente as incertezas advindas da modelagem e do método de regionalização. A estratégia de regionalização proposta incorpora três métodos de Aprendizado de Máquina, de base estatística, quais sejam, regressões lineares generalizadas, árvores de regressão multivariadas e o método dos vizinhos mais próximos (*K-Nearest-Neighbours* – KNN), que se configura como uma regionalização por

similaridade. A metodologia foi aplicada e avaliada em bacias do Estado do Ceará, na região semiárida do Brasil, onde a regionalização hidrológica tem papel importante da gestão dos recursos hídricos (CEARÁ *et al.*, 202).

3.2 Dados e método

3.2.1 Área de Estudo e Dados Fluviométricos

O estado do Ceará está localizado na região semiárida do Nordeste do Brasil. A área apresenta precipitações em torno de 780 mm, concentradas no primeiro semestre do ano, com evapotranspiração potencial superior os 1900 mm/ano (CEARÁ *et al.*, 2021). O principal fenômeno meteorológico que determina o regime de precipitações na região é o deslocamento da Zona de Convergência Intertropical em direção ao sul, alcançando as latitudes correspondes ao Ceará entre os meses de fevereiro a maio e atuando sobre a maior parte do território. Durante os meses de dezembro e janeiro, no período conhecido como pré-estação, a atuação de frentes frias, de Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis e dos Cavados de Altos Níveis pode provocar precipitações sobretudo no sul do estado, que, por essa razão, têm regime de precipitações ligeiramente diferente (UVO *et al.*, 1998).

O território do Ceará encontra-se predominantemente sobre o embasamento cristalino (i.e., 71%), exceto nas bacias sedimentares nos limites sul, nordeste e noroeste e nos tabuleiros costeiros ao norte (CPRM – SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL, 2021). Por consequência, os solos poucos profundos são dominantes (FUNCEME, 2012), favorecendo uma condição de escoamento rápido, o que explica o valor elevado de Curve Number (i.e., entre 70 e 80) (ANA, 2018). A categoria de uso e cobertura do solo predominante é a formação savânica, seguida pela formação florestal e pelo mosaico de pasto e agricultura. A maioria dos rios tem declividade variando entre baixa a média, entre 1 ‰ e 6 ‰.

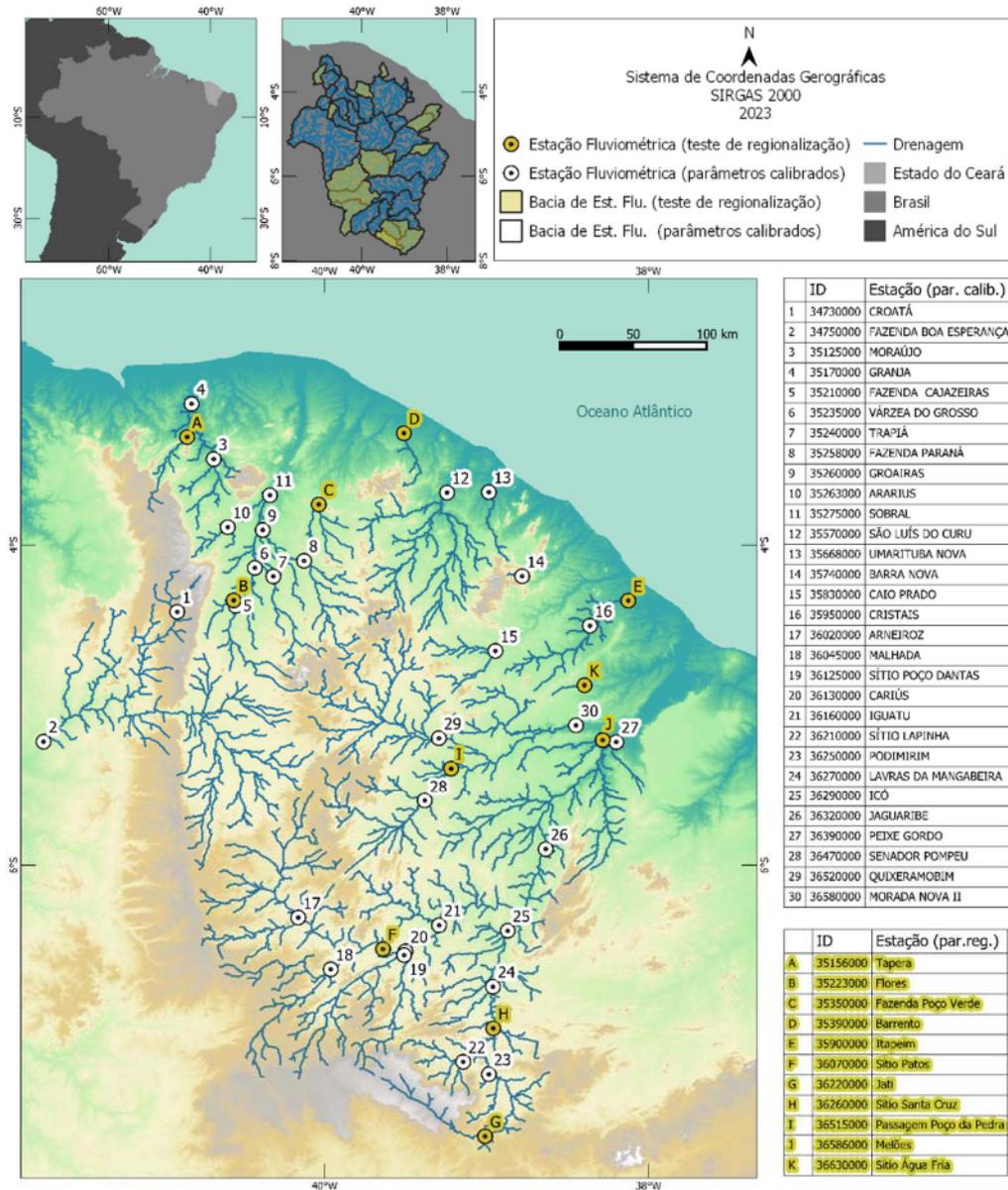
O monitoramento hidrológico que garante os dados necessários ao estudo de regionalização é proveniente da rede de estações fluviométricas da Agência Nacional de Águas (ANA) operadas pelo Serviço Geológico do Brasil (CPRM) (ver Figura 12)

✦ Ainda que a região conte com um número relevante de estações, o estudo de regionalização se justifica pela necessidade de dados fluviométricos em seções não monitoradas, como é o caso das seções dos trechos de rios afluentes a reservatórios estratégicos.

Trinta estações, com disponibilidade de dados fluviométricos no período de 35 anos (1985-2019), tiveram seus parâmetros calibrados usados como referência para treinar os

modelos de regionalização, enquanto onze estações com dados disponíveis no período de 15 anos (2005-2019) foram reservadas para a avaliação do desempenho. As onze estações usadas na validação não estão dentre aquelas usadas na calibração (ver Figura 12).

Figura 12 – Área de estudo e localização das bacias e estações fluviométricas utilizadas no treino e avaliação da regionalização.



Fonte: elaborado pelo autor.

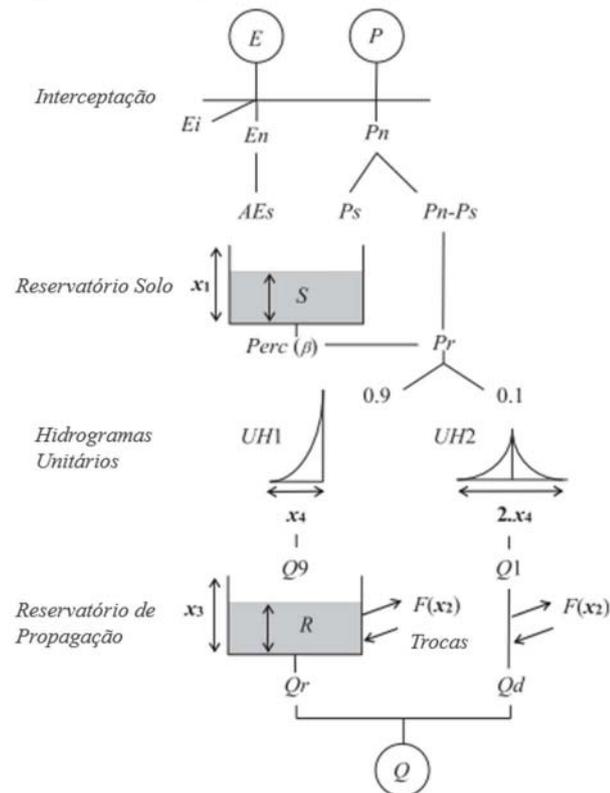
3.2.2 Modelo hidrológico e parâmetros calibrados

O modelo hidrológico adotado para a regionalização dos parâmetros foi o GR4J (*Génie Rural Journaliar à 4 paramètres*), que no estudo comparativo com outros modelos

hidrológicos, conforme apresentado no Capítulo 2, apresentou desempenho superior para bacias no Ceará. Além disso, com apenas quatro parâmetros, o ajuste de métodos de regionalização para os parâmetros do GR4J é relativamente mais simples que para outros modelos.

O GR4J é um modelo conceitual baseado em equacionamento empírico e com passo de tempo diário (FICCHI; PERRIN; ANDRÉASSIAN, 2019). Na representação dos processos hidrológicos pelo GR4J, a parcela da precipitação que infiltra percola para um reservatório de produção, que simula o balanço hídrico no solo, enquanto o escoamento é propagado por dois hidrogramas unitários parametrizados e por um reservatório de propagação. Um dos hidrogramas direciona 90% do volume para o reservatório de propagação, enquanto o outro direciona os 10% restantes diretamente para a exutório, conforme a representação esquemática da Figura 13.

Figura 13 – Representação esquemática do GR4J.



Fonte: adaptado de Perrin, Michel e Andréassian (2003).

O modelo apresenta quatro parâmetros, que representam: a capacidade do reservatório solo (x_1), o coeficiente de troca de água entre o aquífero e o reservatório de propagação (x_2), a capacidade do reservatório de propagação (x_3) e o tempo de duração dos hidrogramas unitários (x_4).

O modelo foi calibrado, com o algoritmo multiobjetivo MOPSOCD, conforme o Capítulo 2, para as trinta bacias utilizadas como referência na regionalização. Por meio da calibração, foram obtidos os valores dos parâmetros ótimos para estas trinta bacias, segundo três funções-objetivo (FO), quais sejam, (i) o coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (*NSE*), (ii) o *NSE* das vazões transformadas pela função raiz, referido como *NSE – raiz*, e (iii) o Erro do Volume Anual (*EVA*). Os valores dos parâmetros calibrados podem ser consultados no APÊNDICE D.

3.2.3 Características candidatas a preditoras dos parâmetros

Em função das particularidades de cada região, diferentes aspectos da bacia (p.e., sua forma ou tipo de solo) podem determinar os processos hidrológicos dominantes, o que explica a relevância da seleção de características preditoras para o desempenho da regionalização. Por esta razão, foram levantados dados para caracterizar as bacias segundo diversos aspectos, incluindo o uso do solo e as caracterizações pedológica, geológica e geomorfológica e hidrológica.

As características consideradas candidatas a preditoras de parâmetros, cobrindo essa diversidade de aspectos, são apresentadas na Tabela 4, juntamente com a fonte dos dados.

Tabela 4 – Características candidatas a preditoras dos parâmetros

Classe de característica	Característica	Abrev.	Unid.	Fonte de dados
Uso do solo e cobertura vegetal	Área ocupada por formação florestal	F	%	Mapbiomas (2020)
	Área ocupada por formação savânica	S	%	Mapbiomas (2020)
	Área ocupada por pastagem	P	%	Mapbiomas (2020)
	Área ocupada por mosaico de agricultura e pastagem	M	%	Mapbiomas (2020)
	Área ocupada por espelhos d'água	A	%	Funceme (2012)
Característica pedológica	Profundidade média do solo	Prof	cm	Funceme (2012)
	Porosidade média do solo	Por	-	Funceme (2012)
	Capacidade de armazenamento do solo (Prof x Por)	CA	cm	Funceme (2012)
	Percentual de finos (argila e silte) nos 10 cm superficiais	Fin	%	Funceme (2012)
Índice hidrológico	Curve Number	CN	-	ANA (2018)
Característica geológica	Área sobre o embasamento cristalino	Cris	%	CPRM (2021)
	Índice de compacidade da bacia	Kc	-	o autor*
	Fator de forma da bacia	Kf	-	o autor*
Característica geomorfológica	Declividade (max-min) do rio principal	S1	%	o autor*
	Declividade (P15-P85) do rio principal	S4	%	o autor*
	Taxa da relação de bifurcação de Horton	Rb	-	o autor*
	Taxa da relação de comprimento de Horton	Rl	-	o autor*
	Taxa da relação de área de Horton	Ra	-	o autor*

*a partir do Modelo Digital de Elevação (TOPODATA, 2011)

Fonte: tabela elaborada pelo autor.

Tabela 5 – Valores das características candidatas a preditoras de parâmetros para as bacias com parâmetros calibrados e para as bacias usadas na avaliação do desempenho da regionalização. A descrição das características encontra-se na Tabela 4.

Características das bacias com parâmetros calibrados																		
Bacia	F	S	P	M	A	Prof	Por	CA	Fin	CN	Cris	Kc	Kf	S1	S4	Rb	RI	Ra
1	16	57	8	15	0.00	127	0.42	53	17	66	0	1.9	0.24	5.8	4.9	4.8	2.7	5.8
2	4	67	10	16	0.96	93	0.41	38	23	67	44	2.6	0.17	2.0	0.7	3.8	2.1	4.1
3	24	68	3	2	1.23	89	0.46	41	33	72	92	1.9	0.22	4.2	1.1	4.0	2.3	4.7
4	37	55	3	3	1.04	108	0.46	50	31	72	77	2.2	0.15	2.5	0.6	4.6	2.5	5.1
5	4	81	5	8	1.39	86	0.42	36	29	74	96	2.7	0.09	5.4	1.6	4.1	2.2	4.8
6	11	74	4	7	3.36	98	0.44	43	28	75	88	2.4	0.12	4.4	1.3	3.7	2.3	4.8
7	5	80	5	8	1.00	69	0.42	29	27	71	91	2.4	0.14	5.5	1.8	4.1	2.3	4.4
8	4	81	3	10	2.00	69	0.41	28	25	79	94	2.1	0.17	4.3	1.9	4.2	2.3	4.7
9	4	82	3	9	1.86	70	0.41	29	25	79	93	2.5	0.10	3.3	1.4	4.4	2.4	4.7
10	38	44	5	8	3.42	88	0.44	39	26	73	79	1.8	0.25	15.3	2.1	4.2	2.6	5.6
11	10	75	4	8	2.24	82	0.43	35	27	76	87	2.2	0.20	3.4	1.1	4.3	2.4	4.8
12	9	81	2	5	2.63	83	0.42	35	23	78	97	2.2	0.24	3.8	2.2	4.4	2.3	4.8
13	18	71	1	5	5.83	114	0.46	52	22	78	93	2.9	0.07	7.0	1.1	4.3	2.7	4.7
14	97	1	0	1	1.25	152	0.50	75	23	74	100	2.0	0.15	18.1	14.6	5.0	3.2	6.5
15	9	81	2	6	2.25	73	0.43	32	27	80	97	2.1	0.21	4.4	1.6	4.0	2.9	5.5
16	3	81	2	7	2.58	98	0.48	47	26	75	82	2.1	0.16	1.4	0.7	4.2	2.4	5.0
17	1	58	11	27	2.19	103	0.44	46	34	74	92	2.3	0.27	1.7	0.8	4.2	2.1	4.7
18	1	76	12	10	0.79	109	0.44	48	34	64	73	3.0	0.17	3.9	2.1	3.7	1.9	4.0
19	10	73	10	7	0.70	110	0.45	49	34	64	74	2.2	0.15	3.8	2.2	3.7	2.1	4.2
20	19	67	7	6	0.80	98	0.46	45	38	65	73	2.3	0.22	4.3	3.8	4.0	2.1	4.3
21	7	68	9	14	1.28	94	0.45	42	36	70	81	2.8	0.23	1.2	0.7	3.9	2.3	4.5
22	39	42	7	6	0.85	116	0.47	54	40	70	40	2.1	0.26	7.4	1.5	4.0	2.1	4.5
23	25	43	16	14	0.53	139	0.47	65	37	69	41	2.7	0.10	2.9	2.4	3.9	2.4	4.5
24	22	53	12	11	0.95	110	0.47	51	44	71	58	2.1	0.09	2.2	1.8	4.2	2.2	4.4
25	18	57	12	11	1.27	108	0.46	50	42	72	67	2.4	0.09	2.1	1.6	4.4	2.2	4.5
26	10	64	11	14	1.92	96	0.45	44	37	71	78	2.7	0.19	1.8	1.5	4.2	2.2	4.5
27	8	61	11	17	2.90	93	0.45	42	35	72	79	2.9	0.14	1.6	1.0	4.4	2.3	4.5
28	4	74	7	14	1.55	90	0.41	37	28	74	98	2.4	0.18	2.6	1.7	4.0	2.1	4.4
29	4	66	8	21	2.21	80	0.41	33	31	80	98	2.2	0.28	3.4	1.4	3.4	2.0	3.9
30	4	67	8	19	2.86	82	0.42	34	27	78	97	2.7	0.18	1.7	0.9	3.7	2.1	4.0
Estadísticas das características																		
\bar{x}	15	65	7	10	1.79	98	0.44	43	30	73	79	2.4	0.17	4.4	2.1	4.1	2.3	4.7
sd/\bar{x}	1.2	0.3	0.6	0.6	0.6	0.2	0.1	0.2	0.2	0.1	0.3	0.1	0.3	0.9	1.2	0.1	0.1	0.1
Características das bacias usada na avaliação da regionalização																		
Bacia	F	S	P	M	A	Prof	Por	CA	Fin	CN	Cris	Kc	Kf	S1	S4	Rb	RI	Ra
A	64	31	1	2	0.08	144	0.45	65	27	69	40	2.2	0.14	9.5	7.9	4.8	2.9	5.5
B	29	58	3	8	1.44	108	0.45	49	24	74	76	2.2	0.23	3.7	1.5	4.5	2.7	5.1
C	2	80	8	8	2.36	65	0.42	27	23	79	95	1.9	0.26	3.6	1.9	3.9	2.7	5.0
D	58	30	1	7	2.36	115	0.43	49	25	70	78	2.1	0.11	10.1	1.7	4.2	2.8	4.9
E	13	66	1	11	2.35	112	0.47	53	22	74	62	2.3	0.12	1.1	0.6	4.4	2.4	4.8
F	2	68	10	18	1.39	93	0.45	42	35	72	85	2.7	0.25	1.4	0.8	3.8	2.3	4.6
G	60	25	7	7	0.28	147	0.49	72	39	63	12	2.6	0.11	4.2	3.3	4.0	2.2	4.3
H	26	48	13	11	0.67	126	0.47	59	40	70	48	2.3	0.09	2.5	2.0	4.1	2.3	4.4
I	4	73	7	14	1.57	86	0.41	35	28	74	97	2.5	0.14	2.2	1.3	4.1	2.1	4.4
J	1	36	14	47	3.87	68	0.41	28	22	80	88	2.3	0.12	1.4	0.8	4.0	1.9	4.5
K	3	75	4	14	2.62	67	0.46	31	33	73	99	2.2	0.15	3.1	1.5	4.9	3.5	6.0
Estadísticas das características																		
\bar{x}	21	58	10	15	3.88	98	0.43	44	32	69	72	2.3	0.18	3.2	1.8	4.0	2.2	4.4
sd/\bar{x}	1.3	0.3	1.1	0.8	3.1	0.3	0.2	0.3	0.2	0.2	0.3	0.2	0.4	0.7	0.8	0.2	0.2	0.2

Fonte: elaborado pelo autor.

A Tabela 5 apresenta os valores das características para o conjunto de bacias utilizadas no treino dos métodos de regionalização e na avaliação do desempenho. A correlação entre as características das bacias pode ser consultada no *APÊNDICE E*.

3.2.4 Métodos de regionalização

Foram estabelecidas relações entre os parâmetros e as características das bacias para o conjunto de trinta bacias com parâmetros calibrados. Como cada bacia possui três conjuntos de parâmetros, um para cada FO, resultantes da calibração multiobjetivo, os modelos de regionalização foram treinados para cada conjunto.

A fim de avaliar diferentes formatos de relação característica-parâmetro foram utilizados três métodos de regionalização, i.e., Modelos Lineares Generalizados (MLG) (MCCULLAGH; NELDER, 1989), árvores de regressão (BREIMAN *et al.*, 2017) e o método do KNN (SINGH; HADDON; MARKOU, 2001).

Os MLG são uma alternativa às regressões ordinárias dos mínimos quadrados (OLS – *ordinary least-square regression*), que apresenta, em relação a estas, a vantagem de admitir estruturas de erro com distribuição diferente da normal, podendo ser mais aderentes aos dados, caso estes apontem para uma distribuição assimétrica do erro (MCCULLAGH; NELDER, 1989). No entanto, assim como as OLS, os MLG limitam-se a identificar padrões lineares. Os MLG são sensíveis à seleção das variáveis preditoras, uma vez que preditores menos informativos tendem a adicionar ruído. Além disso, o método pressupõe que os preditores são independentes. A regionalização com MLG apresenta a vantagem de fornecer uma predição contínua dos parâmetros, não se limitando aos valores discretos dos parâmetros usados no treino.

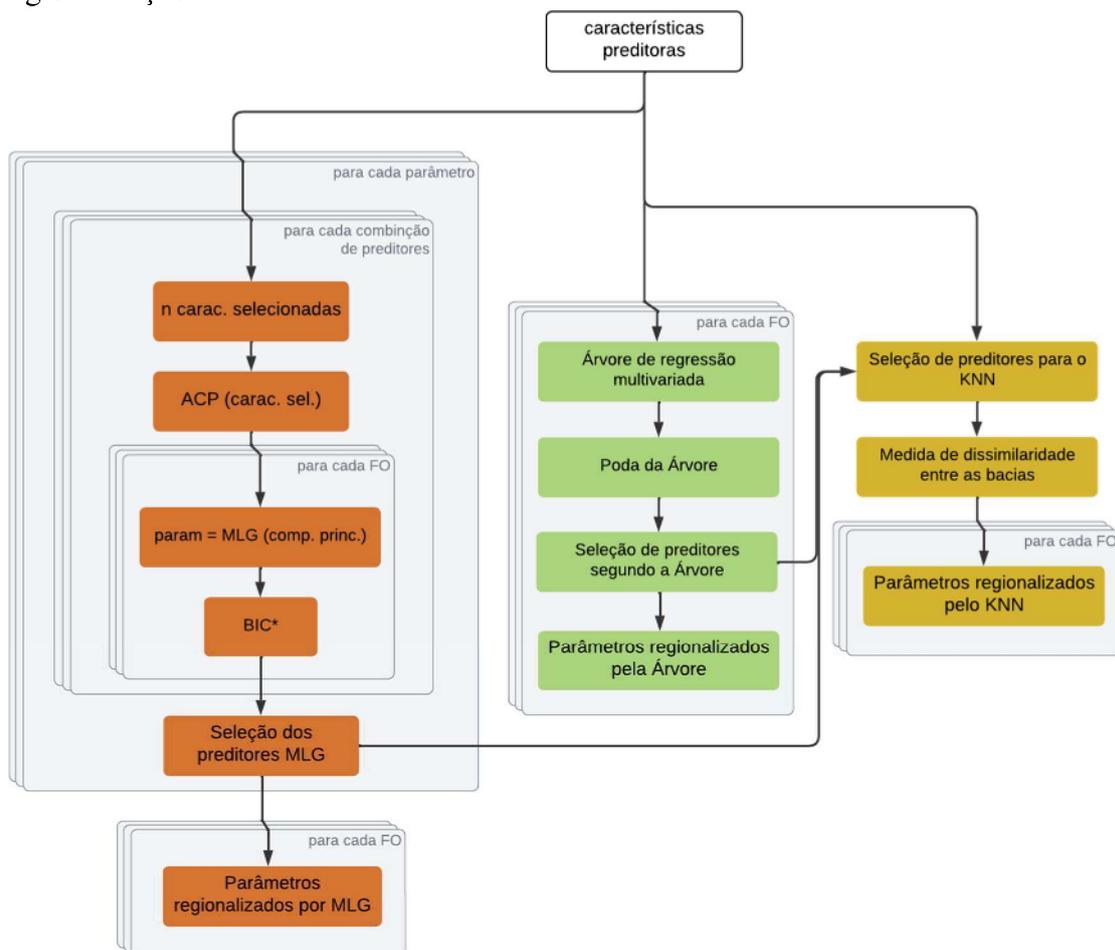
Na regionalização de parâmetros com árvores de regressão, os grupos de bacias são separados em subgrupos. São estabelecidos limiares para os valores de preditores, produzindo subgrupos os mais distintos possíveis do ponto de vista do valor dos seus parâmetros. Esse método permite estabelecer relações não-lineares entre as características das bacias e seus parâmetros, além de resultarem em uma hierarquização dos preditores. No entanto, a previsão que as árvores de regressão fornecem limita-se ao valor médio dos parâmetros observados no subgrupo.

Assim como as árvores de regressão, o KNN permite estabelecer uma relação não linear entre as características e os parâmetros. No KNN, a predição dos parâmetros para uma determinada bacia r é realizada comparando-a ao conjunto D de bacias cujos parâmetros são conhecidos. Na abordagem com um vizinho, adotada neste trabalho, a bacia mais similar (d)

dentre as bacias D , chamada de bacia doadora de parâmetros, empresta seus parâmetros para a bacia r , chamada de receptora. A medida de similaridade entre bacias doadoras e receptoras é calculada a partir das características das bacias. O método não leva em conta o valor dos parâmetros para estabelecer a relação entre as bacias, assumindo que a similaridade entre as bacias do ponto de vista de suas características é suficiente para presumir sua similaridade em relação ao valor dos parâmetros, o que revela a sensibilidade do método à seleção das características consideradas predictoras. Por outro lado, na regionalização com o KNN, os valores dos parâmetros atribuídos a bacia receptora são sempre valores que foram observados em outra bacia, o que tende a contribuir com maior consistência na relação entre os quatro parâmetros da bacia.

Tendo em vista as particularidades de cada um dos métodos de regionalização adotados, propõe-se um esquema metodológico que combina desempenho com parcimônia na seleção de preditores, conforme a Figura 14.

Figura 14 – Metodologia de seleção de características predictoras e treino dos métodos de regionalização.



A fim de identificar a seleção de preditores mais parcimoniosa para os MLG, foram avaliadas todas as combinações possíveis de preditores. Para cada combinação, foi aplicada a Análise de Componentes Principais (ACP), identificando-se os componentes que explicassem no mínimo 80% da variância. Em seguida foi ajustado o MLG utilizando, como preditores dos parâmetros, os componentes principais, que são, por definição, não correlacionados em si, conforme é requerido nos MLG. Foi ajustado, de maneira independente, um MLG para cada um dos quatro parâmetros obtidos segundo cada uma das três FO. Além disso, cada MLG foi ajustado considerando a Calibrabilidade nas Bacias como pesos, a fim de incorporar o diferente nível de incerteza associados aos parâmetros de cada bacia, conforme discutido na seção 2.6.2 deste documento. Dessa forma, os erros no MLG são ponderados pela Calibrabilidade de cada observação.

Os MLG, assim ajustados para cada uma das combinações de preditores, variam em desempenho e em quantidade de dados necessários. Para identificar a seleção definitiva de preditores, adotou-se como critério o *Bayesian Information Criterion* (BIC), que avalia de maneira combinada a verossimilhança e a complexidade do modelo, conforme a equação:

$$BIC = k \times \ln(n) - 2\ln(L) \quad (11)$$

onde L é a verossimilhança do model estatístico ajustado; n é o número de observações que alimentam o modelo ($n = 30$ bacias); e k é o número de parâmetros do modelo estatístico, que está associado, no MLG, ao número de variáveis independentes.

Quanto menor o valor do BIC, maior a verossimilhança do modelo, compensado o efeito da complexidade, de modo que o BIC pode ser adotado como uma métrica da parcimônia do modelo.

Como a parcimônia da regionalização está associada ao número de características preditoras e não ao número de variáveis independentes do MLG, o BIC utilizado na avaliação da seleção de preditores foi adaptado com k igual ao número de características preditoras.

Em razão das diferenças conceituais dos parâmetros do modelo hidrológico, que controlam processos diferentes, foi adotada uma seleção de preditores para cada um dos parâmetros, independente da FO. A fim de permitir essa seleção, foi adotado um procedimento em duas etapas: (i) as combinações de preditores possíveis foram avaliadas com o BIC para cada parâmetro e cada FO; (ii) a fim de agregar a classificação obtida com o BIC para as três FO em uma avaliação única para cada parâmetro, isto é, independente da FO, utilizou-se uma análise multicritério, por meio do método TOPSIS (YOON; HWANG, 1995), adotando, como critérios, os valores de BIC obtidos segundo as FO.

No caso da regionalização pelas árvores de regressão, a seleção de preditores é realizada intrinsecamente pelo método ao hierarquizar os preditores que levam a cisões mais informativas dos grupos originais. Por meio da poda da árvore limitou-se o número de cisões e o número de preditores, ajustando a árvore a uma configuração parcimoniosa. Foi adotada versão multivariada da árvore de regressão (DE'ATH, 2002), permitindo que as cisões nos grupos de bacias considerassem simultaneamente os quatro parâmetros. Obteve-se, assim, uma árvore para cada FO. O algoritmo adotado para a construção das árvores de regressão foi o CART, com avaliação das cisões por meio da análise de variância (LOH, 2011).

Para a seleção de preditores na regionalização com o KNN, tomaram-se o conjunto de preditores selecionados nos MLG e nas árvores de regressão. A medida de dissimilaridade entre bacias foi a distância euclidiana no espaço vetorial das características preditoras padronizadas, ponderada pela Calibrabilidade na Bacia, conforme a equação:

$$D_{d-r} = w_d \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (\tilde{p}_{i,d} - \tilde{p}_{i,r})^2} \quad (12)$$

onde D_{d-r} é a medida de dissimilaridade entre a bacia doadora d e a bacia receptora r ; $p_{i,d}$ e $p_{i,r}$ são, respectivamente, os valores da característica preditora i para a bacia doadora d e a bacia receptora r ; O símbolo \tilde{p} indica que a variável p foi padronizada, isto é, subtraída do valor médio e dividida pelo desvio padrão; n é o número de características preditoras selecionadas; e w_d é a Calibrabilidade na Bacia doadora d .

3.2.5 Avaliação do desempenho da regionalização

Cada um dos três métodos de regionalização treinados permite estimar os parâmetros das bacias segundo as três FO utilizadas na calibração dos parâmetros. Para avaliar o desempenho dos parâmetros regionalizados, aplicaram-se os métodos treinados às onze bacias não utilizadas no treino. As vazões calculadas com os parâmetros regionalizados são então comparadas às vazões observadas nessas bacias.

Adotaram-se como métricas de avaliação da regionalização as mesmas três métricas adotadas como FO, isto é, o *NSE*, o *NSE - raiz* e o *EVA*. Além disso, plotaram-se as bandas de incerteza das séries de vazões obtidas com os parâmetros regionalizados e avaliou-se a consistência da regionalização em termos da correlação entre os parâmetros e do padrão espacial das séries anuais de vazão.

3.3 Resultados

3.3.1 MLG

A seleção de características preditoras para os MLG usando o BIC como critério, levou a seleção de apenas um preditor para cada um dos parâmetros, indicando que não há aumento de desempenho que justifique a inclusão de mais preditores. Foram selecionados como melhores preditores a profundidade média do solo na bacia (Prof) para o parâmetro x_1 , a taxa da relação de área de Horton (R_a) para o parâmetro x_2 , o CN para o parâmetro x_3 e a declividade do rio principal (S_1) para o parâmetro x_4 .

Ainda que as equações resultantes do ajuste dos MLG (ver Tabela 6) apresentem diferentes coeficientes em cada FO da calibração multiobjetivo, é observada consistência no sinal dos coeficientes. Dessa forma, independentemente da FO, x_1 é maior tanto quanto Prof for maior, assim como x_2 e x_3 são maiores tanto quanto R_a e CN forem, respectivamente maiores, e x_4 é maior tanto quanto S_1 for menor.

Tabela 6 – Modelos Lineares Generalizados ajustados.

Param.	Função Objetivo	Equação	Famíl. de distrib.	Fun. de ligação
x_1	NSE	$x_1 = 1/(8,29 \cdot 10^{-3} - 5,06 \cdot 10^{-5} \cdot Prof)$	Gamma	Inversa
x_1	NSE-raiz	$x_1 = 1/(7,42 \cdot 10^{-3} - 4,40 \cdot 10^{-5} \cdot Prof)$	Gamma	Inversa
x_1	EVA	$x_1 = 1/(5,86 \cdot 10^{-3} - 3,50 \cdot 10^{-5} \cdot Prof)$	Gamma	Inversa
x_2	NSE	$x_2 = -11,45 + 1,62 \cdot R_a$	Gaussiana	Identidade
x_2	NSE-raiz	$x_2 = -8,83 + 1,07 \cdot R_a$	Gaussiana	Identidade
x_2	EVA	$x_2 = -8,04 + 1,30 \cdot R_a$	Gaussiana	Identidade
x_3	NSE	$x_3 = 1/(3,26 \cdot 10^{-2} - 2,90 \cdot 10^{-4} \cdot CN)$	Gamma	Inversa
x_3	NSE-raiz	$x_3 = 1/(10,88 \cdot 10^{-2} - 11,93 \cdot 10^{-4} \cdot CN)$	Gamma	Inversa
x_3	EVA	$x_3 = 1/(6,90 \cdot 10^{-2} - 8,06 \cdot 10^{-4} \cdot CN)$	Gamma	Inversa
x_4	NSE	$x_4 = 1/(0,605 + 31 \cdot S_1)$	Gamma	Inversa
x_4	NSE-raiz	$x_4 = 1/(0,609 + 30 \cdot S_1)$	Gamma	Inversa
x_4	EVA	$x_4 = 1/(0,628 + 20 \cdot S_1)$	Gamma	Inversa

Fonte: elaborado pelo autor.

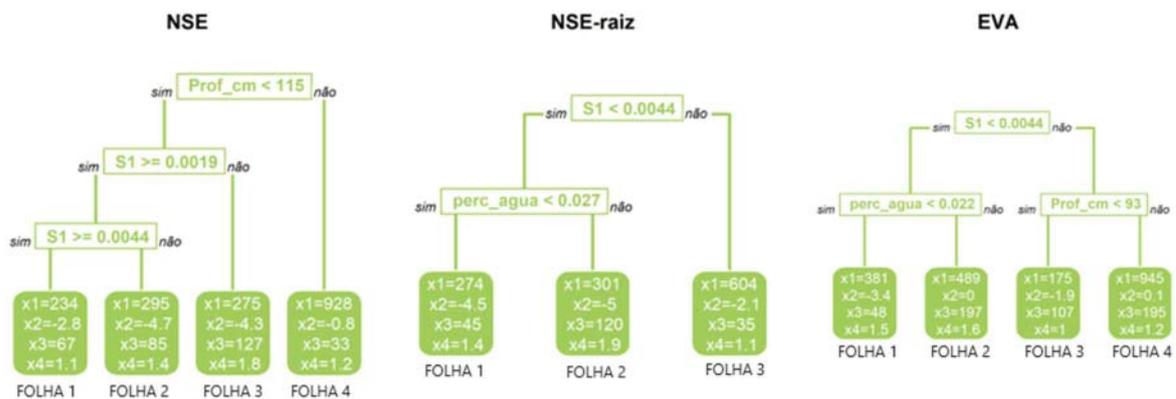
3.3.2 Árvores de Regressão

Com as árvores de regressão, as bacias de treino são separadas em subgrupos de bacia, em função do valor de suas características. Estes subgrupos são as folhas da árvore (ver Figura 15).

Os valores médios dos parâmetros entre as bacias de cada subgrupo são, nessa metodologia, as estimativas dos parâmetros na regionalização. A distribuição dos parâmetros do conjunto de bacias de cada subgrupo está disponível no APÊNDICE F.

Ainda que as árvores treinadas para cada FO variem na hierarquização dos preditoras, as características S1 e Prof, também selecionadas nos MLG, foram igualmente selecionadas como preditoras em, respectivamente, três e duas das árvores, indicando a relevância dessas características mesmo quando não se supõe a linearidade da relação entre parâmetro e característica. Por outro lado, Ra e CN não foram selecionadas, enquanto a área percentual ocupada por espelhos d'água (A), que não é preditora nos MLG, aparece como preditora nas árvores de regressão de duas FO.

Figura 15 – Árvores de regressão treinadas.



Fonte: elaborado pelo autor.

De maneira consistente com os MLG, nas árvores, quanto maior o valor de S1 da bacia, menor o valor do parâmetro $x4$, e quanto maior o valor de Prof, maior o valor de $x1$. Essa relação apresenta consistência física, conforme discutido na seção 3.4.1.

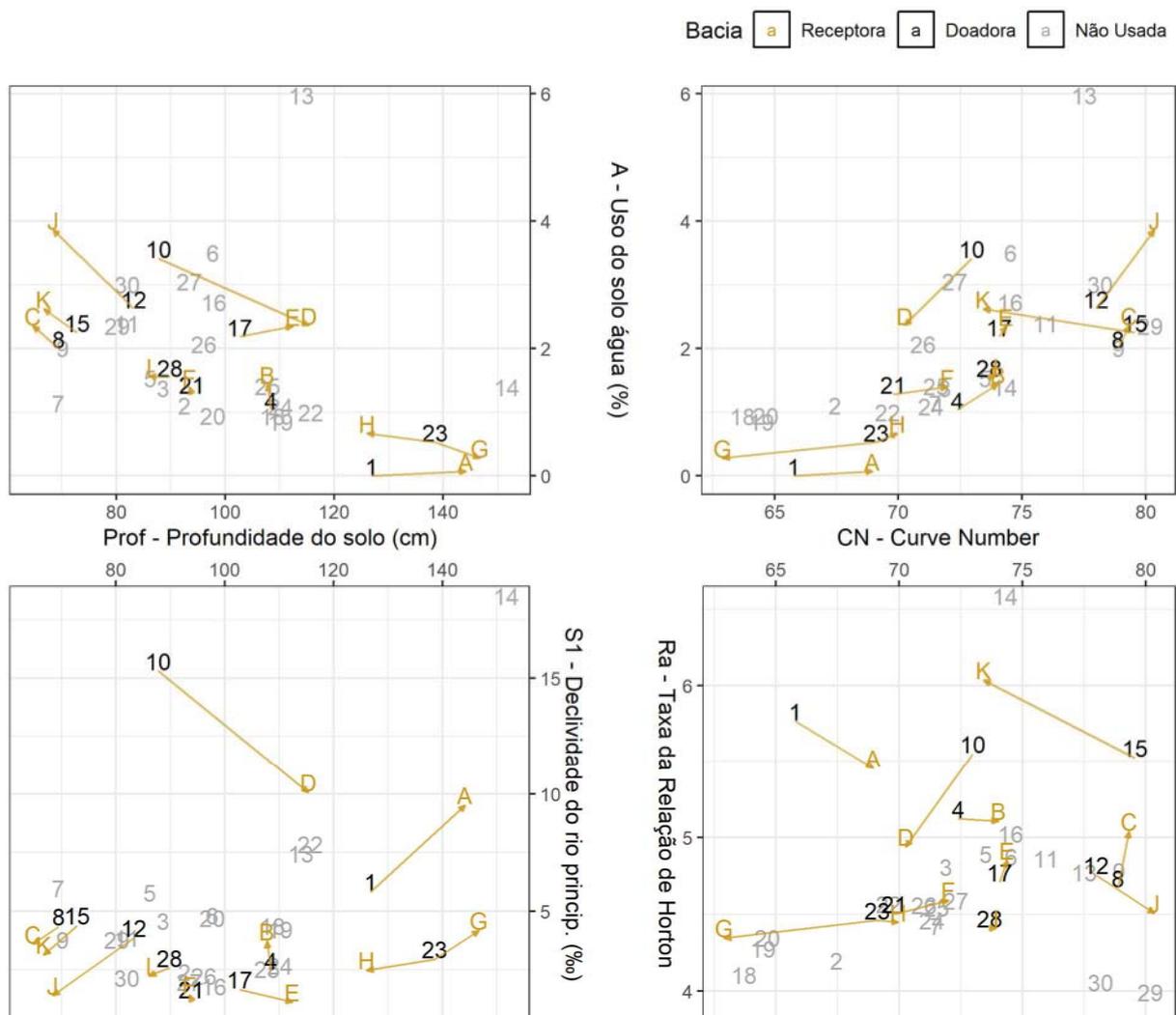
As árvores mostram também que bacias com maiores percentuais ocupados por espelhos d'água estão associadas a menores valores do parâmetro $x3$, indicando que os reservatórios superficiais distribuídos pela bacia podem estar sendo assimilados, durante a calibração, ao reservatório de propagação do modelo.

Além disso, o limiar 0,0044, para a declividade S1, foi identificado nas três árvores. A partir desse limiar, distinguem-se 30% das bacias com maior declividade, dentre as bacias usadas no treino. Ao aparecer de maneira reiterada nas três árvores, pode-se inferir que esse valor de declividade é um limiar importante para distinguir as bacias cearenses quanto ao seu comportamento hidrológico.

3.3.3 KNN

As características selecionadas como preditoras nos MLG e nas árvores de regressão, isto é, Prof, S1, CN, Ra e A, foram tomadas como dimensões da similaridade entre as bacias, permitindo estabelecer o mapeamento entre bacias doadoras e receptoras de parâmetros conforme o método do KNN. Como a visualização da proximidade entre as bacias em um plano cartesiano multidimensional é limitada, a similaridade foi representada nas projeções planas, considerando os pares das cinco dimensões de similaridade (ver Figura 16).

Figura 16 – Mapeamento de bacias doadoras e receptoras de parâmetros nas projeções planas das características preditoras selecionadas.



Fonte: elaborado pelo autor.

A análise da relação bacia doadora-receptora, evidencia que a bacia mais similar não é obrigatoriamente a mais similar segundo cada uma das características preditoras isoladamente. Além disso, a bacia mais próxima segundo um par de características, ou seja, a bacia com menor distância euclidiana no plano cartesiano dessas duas características, na maioria das vezes, não é a bacia mais próxima segundo o conjunto de cinco características (ver Figura 16). Tomando o caso da bacia A, por exemplo, a bacia mais similar, do ponto de vista da profundidade e do percentual de água, é a bacia 23. Ambas as bacias, A e 23, drenam regiões de chapada. A bacia A encontra-se no noroeste do estado, próxima à chapada da Ibiapaba, enquanto a bacia 23 encontra-se próxima à chapada do Araripe. Apesar da similaridade quanto à profundidade e ao percentual do uso de solo tipo água, essas bacias se distanciam substancialmente no ponto de vista das outras características, CN, S1 e Ra, de modo que, considerando todas as cinco características simultaneamente, a bacia mais similar a bacia A é a bacia 1, que, assim como a bacia A, encontra-se na Ibiapaba. Este resultado evidencia a sensibilidade da seleção dos preditores na regionalização pelo método do KNN.

Ao incorporar a Calibrabilidade como peso na avaliação da distância entre as bacias, diminuiu-se a influência de bacias onde o desempenho de calibração dos parâmetros foi menor. Esse caso ocorre com a bacia 22, que não foi selecionada como bacia doadora de nenhuma das bacias de teste. Essa é a bacia mais similar à bacia H, no entanto, em razão da sua baixa Calibrabilidade, a ponderação no KNN levou a seleção da bacia 23 como doadora de parâmetros para a bacia H.

O mapeamento com o KNN mostra ainda que as bacias de treino foram, na maioria dos casos, selecionadas como doadoras por apenas uma bacia de teste. A única exceção foi a bacia 23 que foi doadora de parâmetros para as bacias G e H. As três bacias encontram-se no sul do estado, onde a profundidade dos solos é maior, implicando em comportamento hidrológico singular.

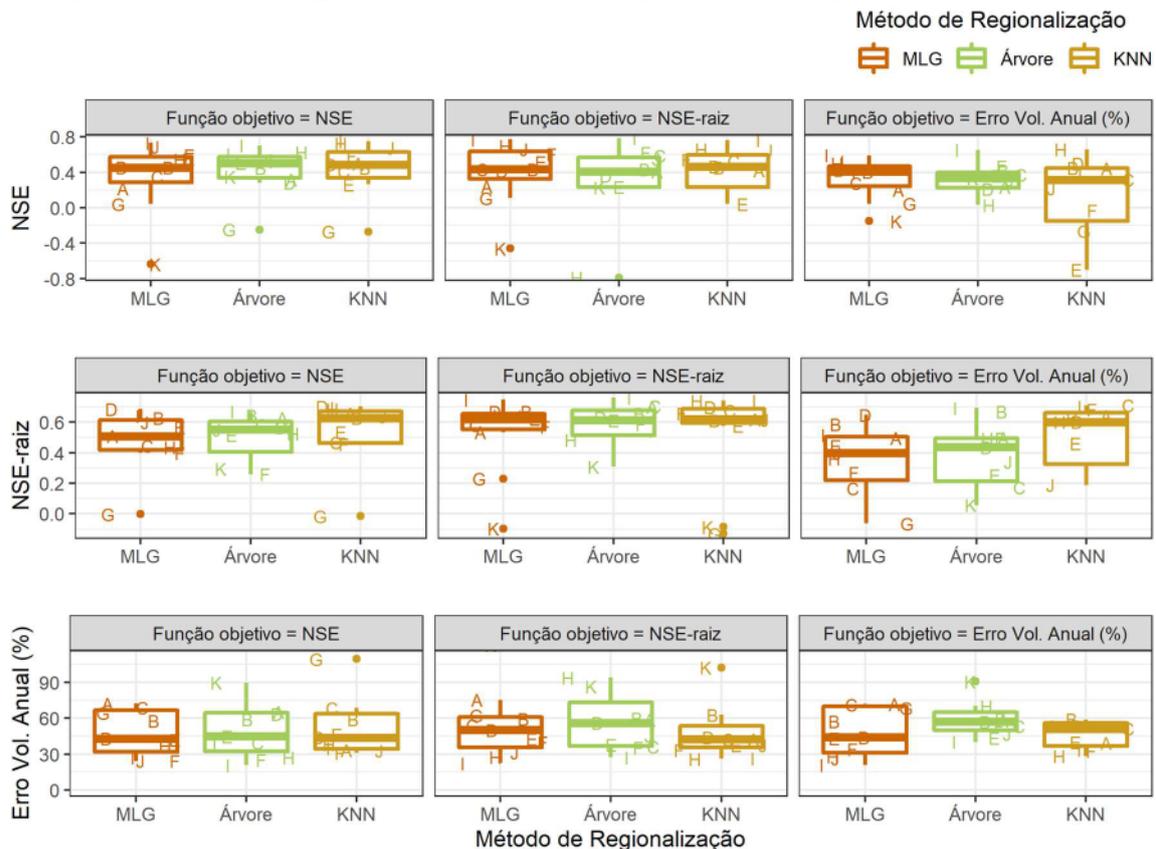
3.3.4 Avaliação do desempenho da regionalização

3.3.4.1 Desempenho geral para o conjunto de bacias

Os métodos de regionalização apresentaram, para a maioria das bacias, valores de NSE entre 0,2 e 0,6, NSE-raiz entre 0,4 e 0,6 e EVA entre 30% e 60%. A regionalização dos parâmetros calibrados com o EVA, apresentou, segundo a métrica do NSE-raiz, desempenho inferior às demais FO. O mesmo acontece segundo a métrica do NSE, mas, neste caso, apenas

para a regionalização com o KNN. No entanto, considerando as três métricas em conjunto, não há variação considerável de desempenho nem entre os métodos de regionalização nem entre as FO usada na calibração dos parâmetros (ver Figura 17)

Figura 17 – Desempenho dos métodos de regionalização (MLG, árvores de regressão e KNN) treinados para os parâmetros calibrados segundo três FO (NSE, NSE-raiz e EVA)



Fonte: elaborado pelo autor.

Em particular, é interessante notar que usar os parâmetros calibrados segundo uma determinada FO não induz necessariamente a um melhor desempenho segundo a métrica desta mesma FO. Observa-se, por exemplo, um desempenho ligeiramente superior das regionalizações que usam os parâmetros do NSE-raiz, quando essa mesma métrica é considerada na avaliação do desempenho. No entanto, o mesmo não ocorre de maneira clara para o NSE nem para o EVA.

3.3.4.2 Hidrograma com parâmetros regionalizados e banda de incerteza

A diversidade de parâmetros obtidos a partir da regionalização, seja em razão do método de regionalização em si, seja em razão da FO, resulta em nove configurações possíveis

para o regime hidrológico da bacia. O conjunto dessas configurações materializa-se em um espectro de possibilidades para as séries de vazões calculadas com os parâmetros regionalizados. Esse espectro de possibilidades pode ser utilizado com uma das formas de avaliação das incertezas (LOWE; SZEMIS; WEBB, 2017).

A fim de comparar a incerteza proveniente da escolha da FO com a incerteza da escolha do método de regionalização, foram traçadas bandas de incerteza para as séries de vazão. Adotando um método de regionalização por vez, é possível avaliar a banda de incerteza produzida pelas três FO, já que cada FO implica em uma série de vazão. Nesse caso, a banda de incerteza produzida pelas FO é aquela que abrange os valores mínimos e máximos de vazão que poderiam ser obtidos, em cada data, segundo as três FO. De maneira análoga, considerando uma FO por vez, é possível avaliar os valores mínimos e máximos de vazão que poderiam ser obtidos em cada data considerando os três métodos de regionalização, permitindo avaliar a banda de incerteza produzida pela escolha do método. Quando consideradas as nove configurações de parâmetros simultaneamente, obtêm-se a banda de incerteza combinada. Estas bandas de incerteza refletem unicamente o espalhamento produzido pelas alternativas de método e FO.

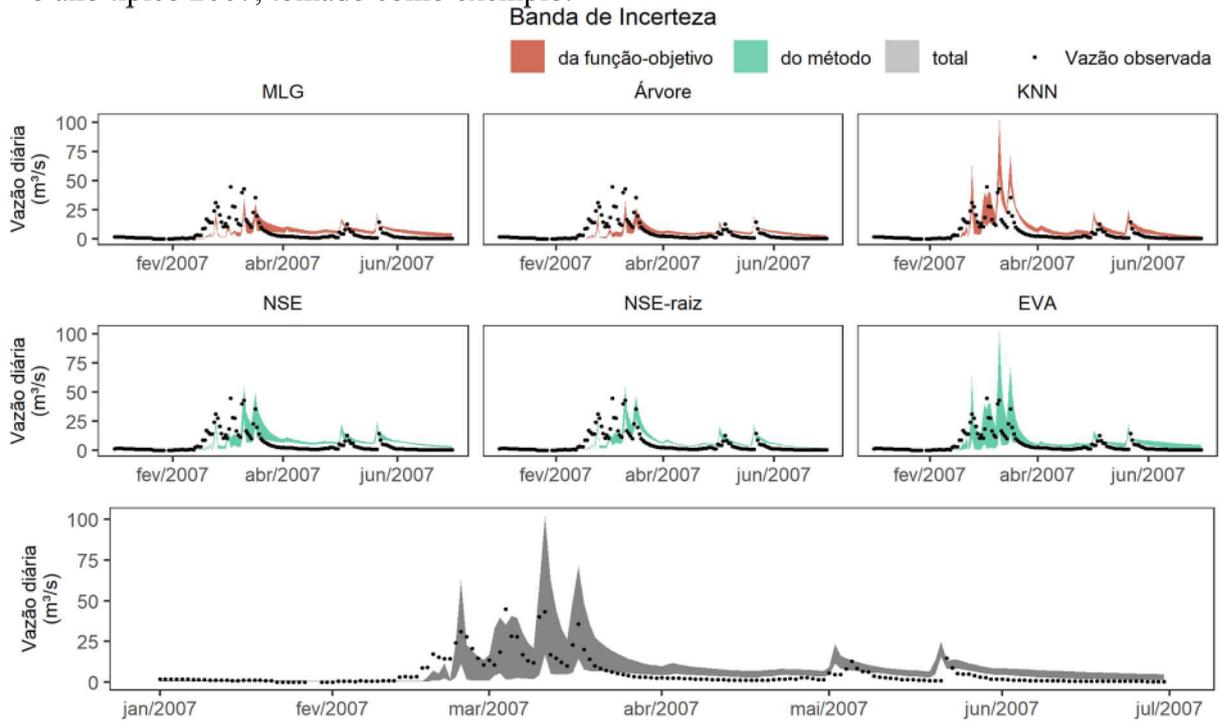
A título de exemplo, são apresentadas as bandas de incerteza das séries para o primeiro semestre (período chuvoso) do ano típico de 2007, para as bacias com melhor e pior desempenhos na regionalização (ver Figura 18 e Figura 19).

Se por um lado, as bandas de incerteza isoladas, isto é, do método de regionalização ou da FO, deixam escapar alguns dos picos de vazão, ou têm suas curvas de recessão deslocadas em relação às observadas, a banda de incerteza combinada é capaz de englobar a maior parte das vazões observadas. Este resultado revela a vantagem de se considerar simultaneamente um conjunto de alternativas para os parâmetros regionalizados.

Ainda que a banda de incerteza resultante da escolha do método seja ligeiramente mais espessa que a banda de incerteza resultante da escolha da FO, a primeira não sobrepõe totalmente a segunda, de modo que a banda de incerteza total é mais espessa que as demais. Esse resultado indica a relevância dessas duas fontes de incerteza na quantificação da incerteza associada à determinação de parâmetros via regionalização.

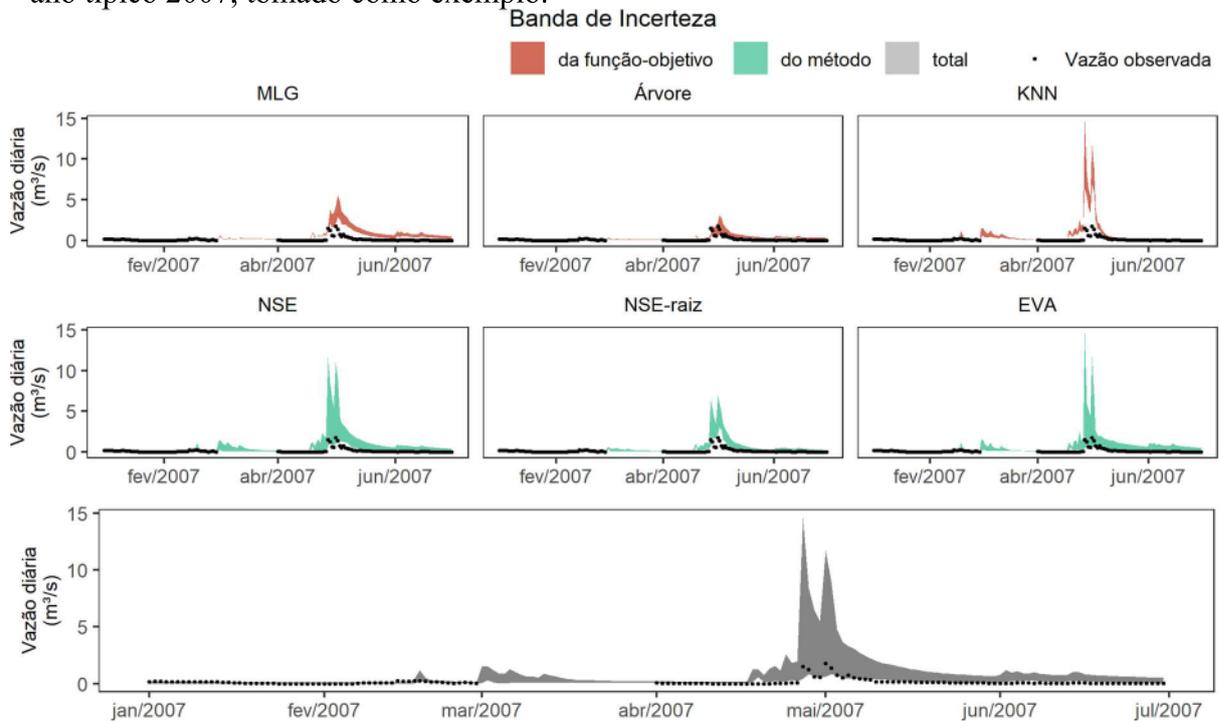
As séries de vazão e as respectivas bandas de incerteza para os primeiros semestres dos 15 anos de dados 2005-2019 das onze bacias usadas no teste podem ser consultadas no APÊNDICE G.

Figura 18 – Banda de incerteza do hidrograma da bacia I (bacia de melhor desempenho) para o ano típico 2007, tomado como exemplo.



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 19 – Banda de incerteza do hidrograma da bacia K (bacia de pior desempenho) para o ano típico 2007, tomado como exemplo.

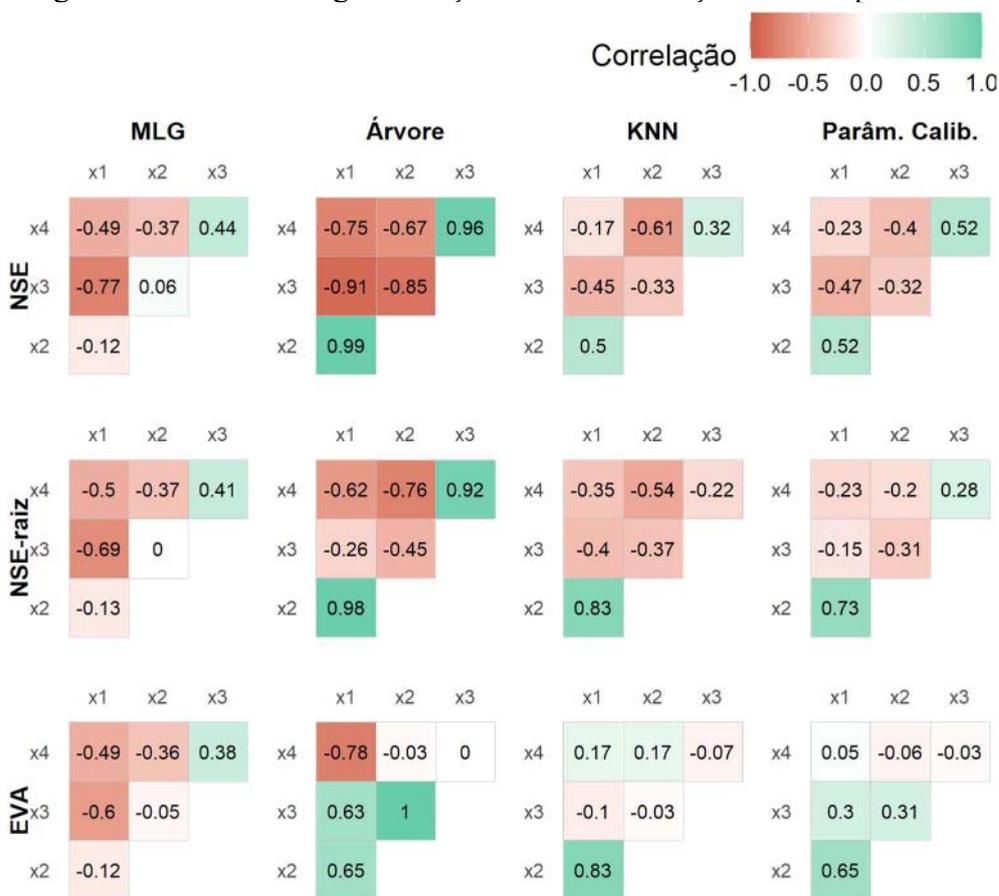


Fonte: elaborado pelo autor.

3.3.4.3 Correlação entre os parâmetros do modelo

A consistência das séries de vazões estimadas a partir da regionalização dos parâmetros está condicionada à representação adequada das correlações que podem existir entre os parâmetros. No entanto, em razão das particularidades de cada método de regionalização, as correlações entre os parâmetros regionalizados diferem daquelas observadas nos parâmetros calibrados (ver Figura 20).

Figura 20 – Efeito da regionalização sobre a correlação entre os parâmetros do modelo.



Fonte: elaborado pelo autor.

Na regionalização com MLG, a independência entre as relações estabelecidas para cada parâmetro explica esse método ter apresentado a estrutura de correlação que mais difere da estrutura dos parâmetros calibrados. Ainda assim, a correlação entre as características das bacias garantiu a manutenção do sentido da correlação para alguns parâmetros. Esse é o caso, por exemplo, dos parâmetros x2 e x4 cujos valores regionalizados têm correlação negativa explicada pelo fato de seus preditores, Ra e S1, serem correlacionados positivamente.

Na regionalização com as árvores de regressão, o sentido (i.e., positivo ou negativo) na correlação dos parâmetros regionalizações mantém o padrão da estrutura de correlação dos parâmetros calibrados. Essa manutenção está relacionada ao caráter multivariado da árvore, que separa os grupos de bacia considerando simultaneamente seus quatro parâmetros. Por conseguinte, os subgrupos nas folhas da árvore, assim como os valores de parâmetros previstos pelas árvores, mantêm a relação entre parâmetros. No entanto, ao ser adotado como previsão o valor médio dos parâmetros em cada subgrupo, pode ocorrer uma diluição da correlação entre os parâmetros. Por outro lado, a limitação dos parâmetros previstos à valores discretos, com poucos subgrupos, tende a intensificar as correlações.

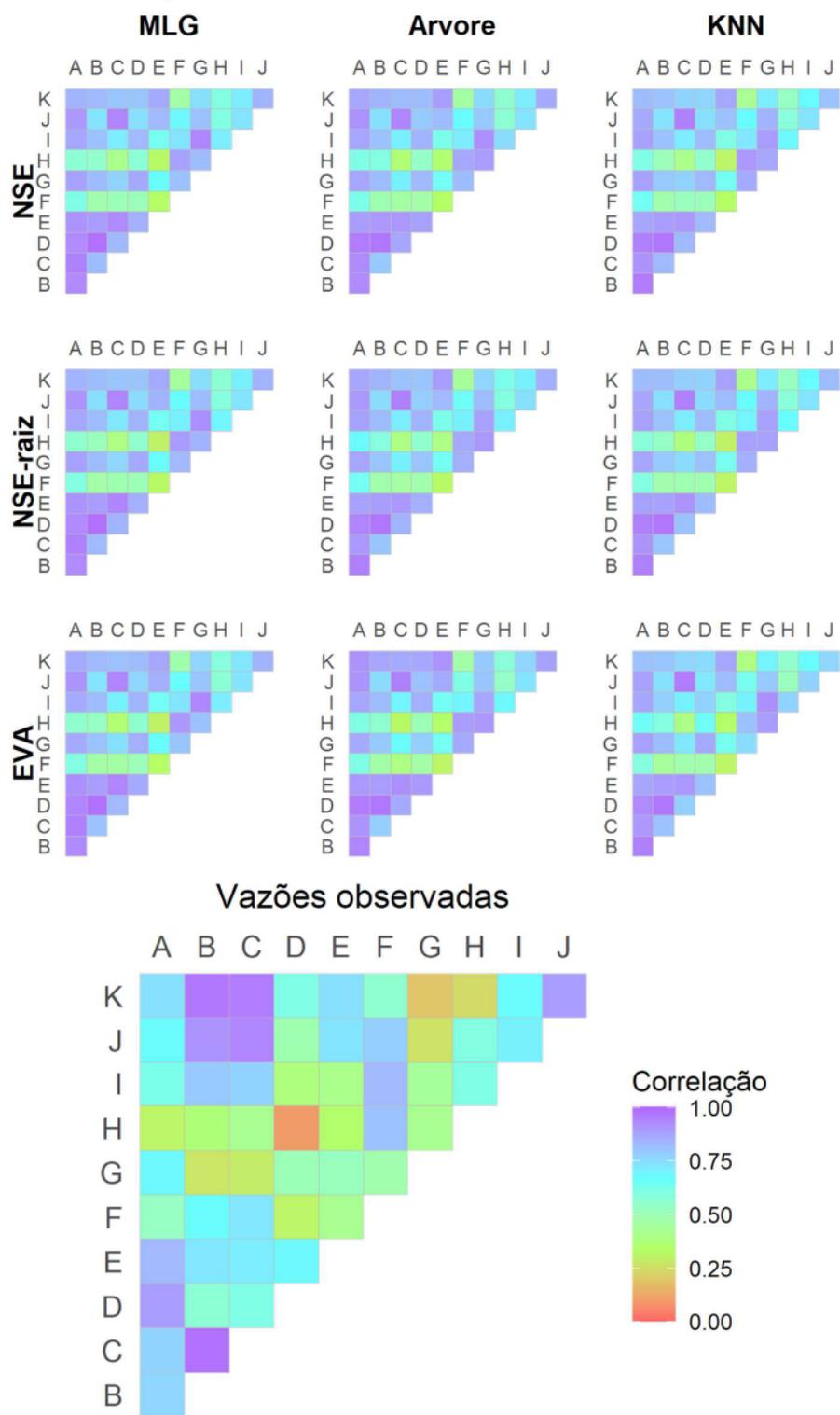
A regionalização com o KNN, por sua vez, é aquela para qual a estrutura de correlação dos parâmetros mais se assemelha a estrutura dos parâmetros calibrados. Isto ocorre pelo fato de os parâmetros previstos para as bacias de teste serem parâmetros doados pelas bacias do treino. Neste caso, a manutenção da estrutura de correlação está condicionada unicamente a diversidade de bacias de teste, que, se tomarem por bacias doadoras uma amostra significativa das bacias de treino, manterão a estrutura de parâmetros.

3.3.4.4 Representação do padrão espacial das vazões

A estrutura espacial da correlação das séries de vazão varia muito pouco segundo o método de regionalização ou segundo a FO (ver Figura 21), com diferenças entre os valores de correlação inferiores a 0,06 em mais 90% dos casos. Este resultado pode indicar que a estrutura espacial está mais fortemente relacionada a precipitação que alimenta o modelo hidrológico que aos parâmetros do modelo. Corrobora esta hipótese o fato de as vazões médias na região estarem mais correlacionadas às precipitações que às características fisiográficas das bacias, conforme mostrado por Estácio *et al.* (2021).

Ainda que com intensidade de correlações diferentes, a estrutura de correlação prevista pela regionalização assemelha-se à estrutura espacial das vazões observadas, com as bacias ao sul do estado (p.e., bacias H e F) menos correlacionadas às demais. A exceção é bacia G, que também fica na região sul do estado, mas não teve suas correlações mais baixas com as demais bacias bem representadas pela regionalização. Vale ressaltar que essa bacia está entre as bacias com pior desempenho na regionalização.

Figura 21 – Efeito da regionalização sobre a correlação das vazões anuais entre as bacias.



Fonte: elaborado pelo autor.

3.4 Discussão

3.4.1 Regionalização de parâmetros e a física dos processos hidrológicos

Conceitualmente, os parâmetros do modelo representam implicitamente as características da bacia que comandam os processos físicos ou, em outra perspectiva, quantificam os processos emergentes na bacia enquanto sistema complexo. No entanto, seja pela agregação espacial ou temporal da forma como os processos são representados no modelo, seja pela própria complexidade do conjunto de processos, os parâmetros do modelo, na maior parte das vezes, não têm relação direta com parâmetros físicos mensuráveis em campo (BEVEN, 1990). No entanto, ao relacionar parâmetro a característica da bacia, os métodos de regionalização atribuem sentido físico aos parâmetros. Song *et al.* (2019), por exemplo, identificaram correlações positivas entre características geomorfológicas da bacia, tais como declividade e forma, com os parâmetros do modelo Tank que controlam a formação de escoamento superficial direto e a propagação.

A seleção automática das características Prof e S1 com preditoras dos parâmetros, tanto na avaliação do BIC para os MLG, quanto através das árvores de regressão, indicam o potencial dessas características em explicar os parâmetros do modelo. Mais do que isso, a relação direta entre Prof e x1 e a relação inversa entre S1 e x4, ambas verificadas nos MLG e nas árvores, carregam forte aderência com o modelo conceitual. De fato, o parâmetro x1, que representa, no GR4J, a capacidade do reservatório solo, está conceitualmente ligado à profundidade média do solo na bacia, enquanto o parâmetro x4, que representa o tempo de duração dos hidrogramas unitários, é, em grande medida, explicado conceitualmente pela declividade do rio principal.

Ao verificar essa relação conceitual entre características e parâmetros, uma regionalização consistente pode recuperar a correlação entre parâmetros a partir da correlação entre as características preditoras. Esse é o caso dos parâmetros x2 e x4, cuja correlação com os MLG é recuperada a partir da correlação entre os respectivos preditores Ra e S1.

Nesse sentido, pode-se afirmar que a regionalização, além de ferramenta prática para extensão da informação hidrológica, configura-se como uma ferramenta de materialização do sentido físico atribuído aos parâmetros e de validação do modelo conceitual. No entanto, pela natureza aplicada da regionalização, enquanto mapeamento estatístico, seu uso tende a ter validade limitada à faixa de variação das características, à escala das bacias utilizadas no treino e à região de análise.

3.4.2 Incertezas da regionalização

A diversidade de relações característica-parâmetro obtidas, seja pelos diferentes métodos de regionalização, seja pelas diferentes FO utilizadas na calibração, explicitam incertezas relacionadas à determinação dos parâmetros via regionalização, ou, pelo menos, o espalhamento entre as alternativas.

Por um lado, os parâmetros calibrados com FO diferentes estão relacionados à incerteza dos parâmetros, que, segundo a classificação proposta por Liu e Gupta (2007), quantifica uma parte da incerteza da modelagem hidrológica. Por outro lado, ao incorporar diferentes métodos de regionalização, com abordagens complementares, quantifica-se a parte da incerteza da regionalização que está associada a escolha do método.

No estudo desenvolvido por Arsenaoult e Brissette (2014) em bacias canadenses, foi observado que a incerteza dos parâmetros é responsável por uma parte pequena da incerteza total da regionalização. Esse resultado contrasta com o observado nas bacias do Ceará, onde a incerteza da escolha da função-objetivo, ainda que inferior, não é desprezível em relação à incerteza da escolha do método de regionalização. Nas bacias cearenses, ambas as incertezas contribuem para a quantificação da incerteza total. Uma possível explicação para a divergência de resultados é o fato de terem sido consideradas estratégias diferentes para a quantificação da incerteza paramétrica, uma vez que Arsenaoult e Brissette (2014) utilizaram o NSE como única métrica.

3.5 Conclusão

Neste estudo foram aplicados três métodos estatísticos para a regionalização de parâmetros do modelo hidrológico GR4J, a partir dos parâmetros calibrados para trinta bacias, segundo três funções-objetivo diferentes. A metodologia proposta permite avaliar incertezas relacionadas a escolha da função-objetivo e à escolha do método de regionalização, além de incorporar a parcimônia como critério na seleção das características preditoras dos parâmetros.

O desempenho da regionalização não variou significativamente entre os métodos nem entre as funções-objetivo. No entanto, cada método de regionalização apresentou comportamento diferente quanto à manutenção da correlação entre os parâmetros. Enquanto o KNN manteve a estrutura de parâmetros, os MLG, ajustados independentemente, modificaram a correlação, o que não comprometeu a correlação espacial das vazões. Para a manutenção da

estrutura de correlação dos parâmetros com modelos lineares, podem ser avaliados, em trabalhos futuros, por meio de modelos lineares multivariados.

A seleção de características preditoras e as relações característica-parâmetros obtidas a partir da regionalização indicam que os parâmetros do modelo hidrológico mantêm relação com a física da bacia, apontando a regionalização como uma ferramenta de verificação de modelos conceituais.

Ainda que a incerteza do método de regionalização seja superior à incerteza da função-objetivo, ambas são relevantes na contabilização da incerteza total. A quantificação dessa incerteza e a parcimônia do método proposto devem colaborar para uma tomada de decisão mais robusta sobre os recursos hídricos no Ceará, garantido viabilidade operacional e explicitação do valor da informação hidrológica fornecida.

4 INCERTEZA NA OFERTA HÍDRICA ATUAL E PROJETADA PELAS MUDANÇAS CLIMÁTICAS: QUANTIFICAÇÃO E COMUNICAÇÃO AOS TOMADORES DE DECISÃO

4.1 Introdução

As mudanças climáticas impulsionam alterações no regime hidrológico em diversas regiões do planeta (BHATTA *et al.*, 2019; DE OLIVEIRA *et al.*, 2019; DIBABA; DEMISSIE; MIEGEL, 2020; LAMICHHANE; SHAKYA, 2019; PHAM-DUC *et al.*, 2020; SILVEIRA *et al.*, 2016). Essas alterações tendem a impactar a gestão dos recursos hídricos e, em especial, a disponibilidade hídrica (DÖLL *et al.*, 2015; GUO *et al.*, 2019; IGLESIAS; GARROTE, 2015; POFF *et al.*, 2016). Nesse sentido, diversos estudos avaliaram os efeitos das mudanças climáticas sobre os recursos hídricos (BANCO MUNDIAL, 2013; SECRETARIA DE ASSUNTOS ESTRATÉGICOS DA PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA, 2015), apontando projeções de mudanças na ocorrência de secas e no acesso à água.

Tendo em vista os impactos potenciais, os estudos de disponibilidade hídrica devem incorporar os efeitos projetados pelas mudanças do clima. No entanto, tanto a avaliação da oferta hídrica atual quanto suas projeções estão sujeitas a incertezas por vezes desconsideradas na tomada de decisão.

Para projetar o padrão estatístico das variáveis climáticas são utilizados Modelos de Circulação Geral (MCG). Como parte de uma iniciativa planetária de enfrentamento às mudanças do clima, as projeções de diferentes MCG são reunidas no Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados (CMIP) (KNUTTI *et al.*, 2010), que está em sua sexta fase, o CMIP6 (EYRING *et al.*, 2016).

A diversidade de projeções, inerente ao comportamento caótico da atmosfera, configura-se como uma incerteza climática, que pode ser explicitada utilizando um conjunto de MCG (KNUTTI *et al.*, 2010; MURPHY *et al.*, 2004; PARKER, 2010)

O impacto das mudanças climáticas e suas incertezas sobre o regime hidrológico pode ser recuperado por meio do acoplamento das projeções dos MCG a modelos hidrológicos (CLARK *et al.*, 2016; KUNDZEWICZ *et al.*, 2018).

Se por um lado, as projeções climáticas com os MCG buscam representar as tendências de longo prazo das variáveis climáticas a nível global, essas projeções não têm desempenho esperado na representação de eventos na escala diária e regional, o que pode comprometer o acoplamento com modelos hidrológicos nessas escalas (LEE; IM; BAE, 2019).

Nesse sentido, podem ser adotados geradores de tempo e estratégias de *downscaling* para adequar as projeções a escalas temporais e espaciais menores.

Assim como para as projeções climáticas, o processo de modelagem hidrológica é permeado por incertezas. Alguns estudos compararam as incertezas da modelagem e das mudanças climáticas (HER *et al.*, 2019; LUDWIG *et al.*, 2009).

Esse conjunto de incertezas climáticas e hidrológicas deve ser explicitado e comunicado aos tomadores de decisão, para que a gestão dos recursos hídricos incorpore o risco associado a informação disponível sobre esse futuro projetável (DEWULF; BIESBROEK, 2018). Nesse contexto, a comunicação da incerteza deve se valer de ferramentas e conceitos adequados à prática da gestão de recursos hídricos da região analisada (CHONG; DEROUBAIX; BONHOMME, 2018).

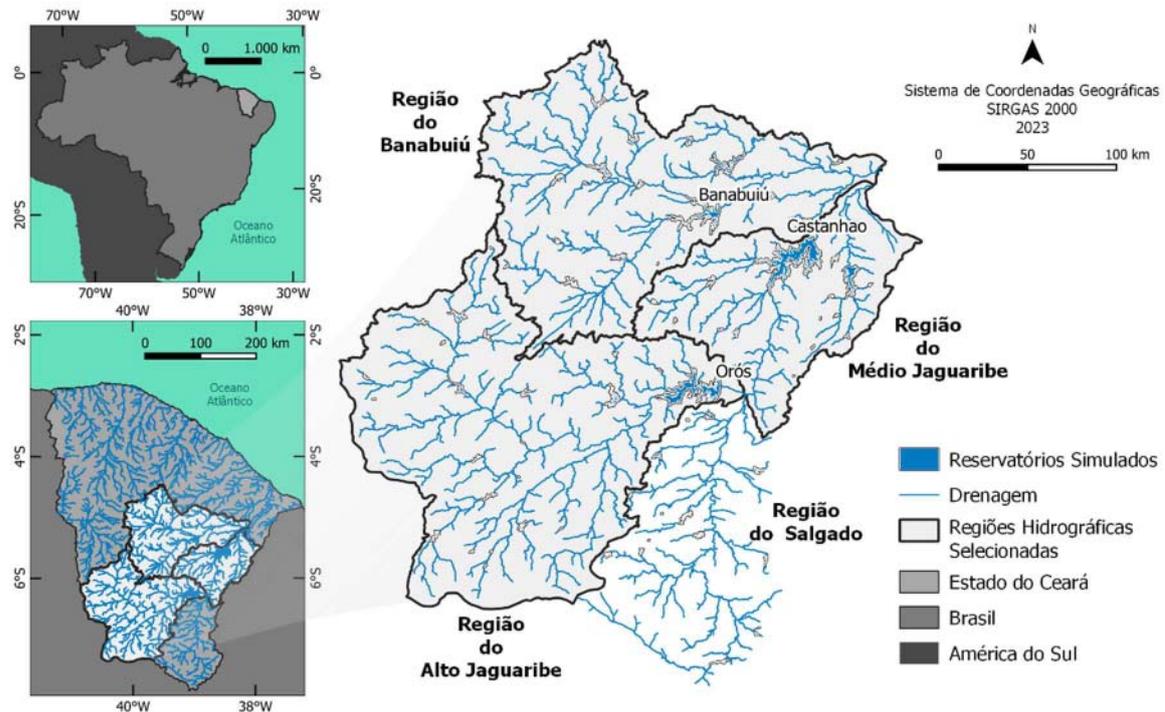
Esse estudo tem por objetivo quantificar as incertezas climáticas e hidrológicas na avaliação da oferta hídrica de uma complexa rede de reservatórios no Estado do Ceará, na região semiárida do Nordeste do Brasil. Como forma de comunicar as incertezas quantificadas, propõe-se o conceito de vazão regularizada com Garantia de Segunda Ordem. Além disso, é proposto e avaliado um gerador de tempo para desagregar as variáveis climáticas dos MCG da escala mensal para a escala diária, buscando uma melhor representação das variáveis nessa escala e permitindo o acoplamento entre os modelos climático e o modelo hidrológico.

4.2 Dados e métodos

4.2.1 Área de estudo

Localizado na região semiárida do Nordeste do Brasil (ver Figura 22), o estado do Ceará está sujeito a um regime de precipitações irregular e com sazonalidade pronunciada. O coeficiente de variação das precipitações anuais é da ordem de 0,35 e as precipitações são concentradas entre os meses de fevereiro a maio, com acumulados próximos a zero no segundo semestre do ano, caracterizando um cenário de elevada variabilidade interanual e intra-anual do regime de precipitações. Com precipitações médias de 780 mm/ano, a região apresenta elevada evapotranspiração potencial, que atinge 1900 mm/ano. Somam-se a esse cenário, os solos rasos, que favorecem a condição de escoamento rápido, contribuindo com o caráter intermitente da hidrologia no Ceará. A variabilidade das vazões anuais na região alcança coeficientes de variação de 1,5 (CEARÁ *et al.*, 2021).

Figura 22 – Área de estudo e localização dos reservatórios e regiões hidrográficas analisadas



Fonte: elaborado pelo autor.

Como resposta à elevada variabilidade do regime hidrológico e ao quadro histórico de escassez hídrica, foram realizados, desde o início do século XX, grandes investimentos em infraestrutura para reservação de água no Ceará, visando a produção de estoques durante o período úmido a serem usadas durante a estiagem, reduzindo a variabilidade da disponibilidade hídrica (CAMPOS, 2015). Em paralelo, a iniciativa particular replicou a estratégia de construção de açudes, resultando na multiplicação de pequenos reservatórios nas últimas décadas (RABELO *et al.*, 2022). Como resultado desse histórico de açudagem, a rede de reservatórios do Ceará conta com mais de 100 mil barramentos (FUNCEME, 2021), dos quais 157, de médio e grande porte, são monitorados pela Companhia de Gerenciamento dos Recursos Hídricos (COGERH).

Será avaliada, neste trabalho, a oferta hídrica da rede de 57 reservatórios monitorados pela COGERH nas regiões hidrográficas do Alto e Médio Jaguaribe e do Banabuiú (ver Figura 22), responsáveis por 57% da oferta hídrica superficial do estado do Ceará (CEARÁ *et al.*, 2021). Nestas regiões, encontram-se os três maiores reservatórios do estado, Castanhão (6,7 bi m³), Orós (1,9 bi m³) e Banabuiú (1,6 bi m³), que, juntos, respondem por 55% da capacidade de reservação dos reservatórios monitorados (ANA, 2017). Para a avaliação da oferta, por meio da otimização da rede de reservatórios, se fez necessário incorporar à simulação

os reservatórios à montante daqueles de interesse para o estudo. Por essa razão, foram incorporados os reservatórios na região do Salgado, a montante da região do Médio Jaguaribe, totalizando 72 reservatórios simulados (ver Figura 22).

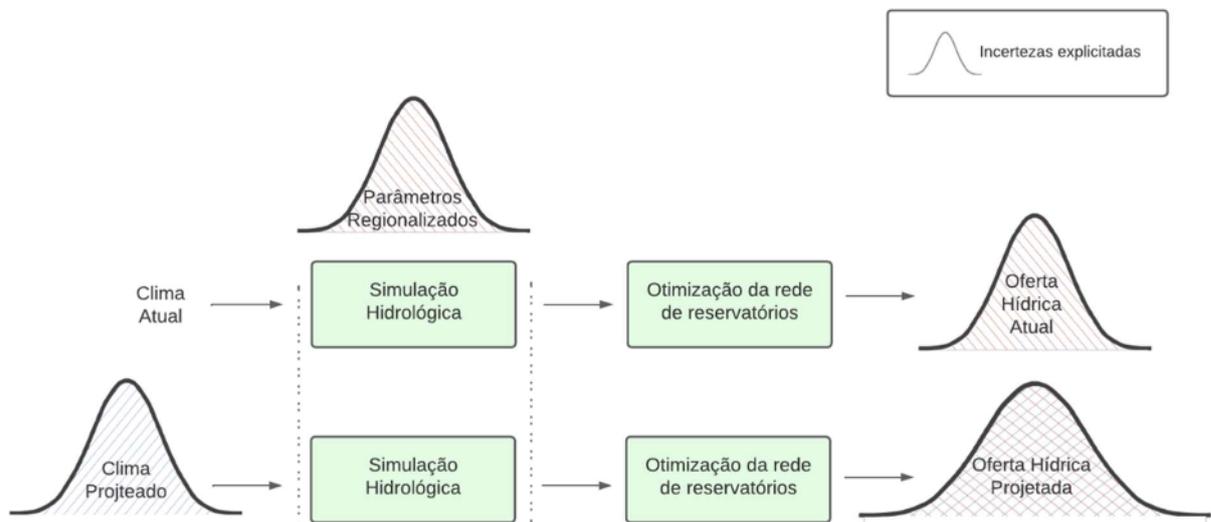
4.2.2 Estrutura Metodológica

A oferta hídrica da rede de reservatórios é avaliada, neste trabalho, a partir da simulação hidrológica das afluições aos reservatórios e da otimização da rede (ver Figura 23). As afluições são simuladas com modelo hidrológico e com os parâmetros regionalizados para as bacias incrementais dos reservatórios. A otimização da rede de reservatórios permite o cálculo da vazão regularizada com 90% de garantia para cada reservatório, que é a vazão de referência para a outorga no Estado do Ceará (Decreto estadual nº 23.067 de 1994).

A simulação das afluições está sujeita às incertezas dos parâmetros regionalizados, que foram explicitadas a partir dos diferentes métodos de regionalização e funções-objetivo, conforme o Capítulo 3. A propagação dessas incertezas atinge a estimativa da vazão regularizada.

Para a projeção de oferta, considerou-se o clima projetado por diferentes MCG. As variáveis climáticas dos MCG alimentam novas simulações hidrológicas, seguidas da otimização da operação da rede. Dessa forma, a oferta hídrica projetada explicita, as incertezas climática e hidrológica. As seções seguintes detalham os métodos adotados.

Figura 23 – Metodologia da avaliação da oferta hídrica superficial atual e projetada



Fonte: elaborado pelo autor.

4.2.3 Modelagem Hidrológica com Parâmetros Regionalizados

O modelo hidrológico diário GR4J (*Génie Rural Journaliar à 4 paramètres*) (FICCHÌ; PERRIN; ANDRÉASSIAN, 2019) foi adotado para a simulação das afluições aos reservatórios analisados. Este modelo conceitual e concentrado apresentou desempenho superior a outros modelos hidrológicos no Ceará, conforme o Capítulo 2. Além disso, são disponíveis, para esse modelo, três métodos de regionalização ajustados e validados no território cearense, permitindo estimar, a partir das características fisiográficas, os valores dos parâmetros do GR4J para as bacias da região.

Os métodos de regionalização disponíveis são baseados em Modelos Lineares Generalizados (MLG), árvores de regressão e K-Nearest-Neighbours (KNN). Os métodos foram ajustados com os parâmetros calibrados segundo três funções-objetivo diferentes, resultando em três versões ajustadas de cada um dos métodos. As funções-objetivo consideradas foram o coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliff (NSE), o NSE das vazões transformadas pela função raiz, referido como NSE-raiz, e o Erro do Volume Anual (EVA). Contabilizam-se, assim, nove combinações, método *vs.* função-objetivo, cujo espalhamento está associado à incerteza dos parâmetros regionalizados. A descrição dos métodos de regionalização e sua validação podem ser consultadas no Capítulo 3.

A partir da regionalização, estimaram-se, neste trabalho, os parâmetros do GR4J para as bacias incrementais dos reservatórios de interesse. A bacia incremental de um reservatório é aqui referida como a parte da área de drenagem do reservatório não-controlada pelos reservatórios a montante. O APÊNDICE H apresenta os valores dos parâmetros regionalizados.

Com os parâmetros para estas áreas e a partir da simulação hidrológica com o GR4J, calcularam-se as afluições produzidas nas bacias incrementais, necessárias à simulação e à otimização da rede de reservatórios.

As simulações na condição do clima atual foram alimentadas com os dados de precipitação da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME) e os dados meteorológicos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), usados no cálculo da Evapotranspiração Potencial com o método de Hargreaves-Samani. As simulações hidrológicas segundo o clima projetado foram alimentadas, após processamento apresentado nas próximas seções, com os dados das variáveis climáticas projetadas pelos MCG. Foram considerados os

períodos 1975-2019 e 2021-2065, ambos de 45 anos, para representar, respectivamente, o clima atual e o clima projetado.

4.2.4 Modelos Climáticos Globais e Projeções do CMIP6

Num esforço global de produção científica sobre as mudanças climáticas, diversos grupos de pesquisa, em torno do Programa Global de Pesquisa Climática (WCRP), têm colaborado no desenvolvimento de MCG, que buscam projetar as condições do clima no próximo século, em função dos cenários de ação antrópica. Desde 1996, diversos MCG têm sido padronizados, reunidos e disponibilizados por meio do projeto CMIP do WCRP.

Para a caracterização dos possíveis efeitos das mudanças climáticas sobre a disponibilidade hídrica no Ceará, foram considerados oito MCG da versão mais recente do CMIP (CMIP6). Os oito modelos selecionados, i.e., BCC-CSM2-MR, CanESM5, FGOALS-g3, MIROC6, MPI-ESM1-2-HR, MRI-ESM2-0, NESM3 e IPSL-CM6A-LR foram desenvolvidos por grupos de pesquisa de diferentes países (ver Tabela 7) e simulam a dinâmica de circulação atmosférica global, segundo sua própria representação física. Na análise de agrupamento desenvolvida por Brands (2022), em estudo que avalia a similaridade entre os MCG do CMIP, esses oito MCG foram identificados como pertencentes a grupos diferentes. Dessa forma, espera-se que o espalhamento das projeções produzidas por esses modelos possa ser usado para estimar a incerteza climática.

Tabela 7 – Modelos Climáticos Globais do CMIP6 utilizados.

MCG	País	Resolução horizontal (lon. vs. lat)	Referência	Grupo segundo a clusterização de Brands (2022)
BCC-CSM2-MR	China	1,1° x 1,1°	Wu <i>et al.</i> (2019)	CAM
CanESM5	Canadá	2,8° x 2,8°	Swart <i>et al.</i> (2019)	CanAM
FGOALS-g3	China	2,0° x 2,3°	Não disponível	GAMIL
MIROC6	Japão	1,4° x 1,4°	Tatebe <i>et al.</i> (2019)	MIROC-AGCM/CCSR
MPI-ESM1-2-HR	Alemanha	0,9° x 0,9°	Mauritsen <i>et al.</i> (2019)	ECHAM
MRI-ESM2-0	Japão	1,1° x 1,1°	Yukimoto <i>et al.</i> (2019)	GSMUV/MRI-AGCM
NESM3	China	1,9° x 1,9°	Cao <i>et al.</i> (2018)	ECHAM
IPSL-CM6A-LR	França	2,5° x 1,3°	Não disponível	LMDZ

Fonte: elaborado pelo autor.

No CMIP6, os cenários que condicionam os fatores climáticos são definidos em função das possíveis trajetórias de desenvolvimento socioeconômico a nível global, resumidos nos SSP (*Shared Socioeconomic Pathways*), segundo cinco cenários:

- SSP1: a sociedade global se desenvolve economicamente, com melhora significativa das condições de saúde e educação e com estabilidade institucional, por meio de práticas em prol da sustentabilidade;
- SSP2: a sociedade global segue as tendências atuais de desenvolvimento;
- SSP3: observa-se pouco investimento em saúde e educação, grande crescimento populacional e aumento das desigualdades, acompanhados por tendência global protecionista;
- SSP4: observa-se pouco investimento em saúde e educação, grande crescimento populacional e aumento das desigualdades, acompanhados por forte desigualdade entre países;
- SSP5: a sociedade global se desenvolve economicamente, com melhora significativa das condições de saúde e educação e com estabilidade institucional, no entanto, por meio de uma economia baseada na exploração dos combustíveis fósseis.

Em cada um desses cenários, as projeções de emissão de gases do efeito estufa condicionam as mudanças na dinâmica global de trocas de calor, que pode ser mensurada por uma forçante radioativa (dada em W/m^2). Nesse estudo, os oito MMC serão avaliados considerando os cenários SSP2-4,5 e SSP5-8,5, que correspondem às forçantes radioativas $4,5 W/m^2$ e $8,5 W/m^2$, respectivamente, sendo o SSP2 um cenário intermediário e o SSP5 o cenário de maiores emissões.

4.2.5 Gerador de Tempo

Visando uma melhor representação das variáveis climáticas projetadas na escala diária é proposto, neste trabalho, um gerador de tempo a ser aplicado sobre as projeções dos MCG. O gerador, baseado na metodologia proposta por Steinschneider e Brwon (2013), desagrega a informação climática projetada pelos MCG da escala mensal para a escala diária, mantendo os totais mensais projetados. Além disso, o método permite estimar o valor das variáveis climáticas na escala de bacias, configurando-se como um método de *downscaling* estatístico.

Com o aquecimento da atmosfera, os padrões de distribuição diária das precipitações e as correlações espaciais do regime de precipitações tendem a se modificar. A estratégia adotada no gerador de tempo proposto é identificar os eventos climáticos observados similares aos eventos projetados para reconstruir uma estrutura de desagregação realista das variáveis climáticas.

O método proposto se distingue daquele apresentado por Steinschneider e Brwon (2013) por incorporar uma desagregação que parte da escala mensal. No método original a desagregação parte da escala anual. Em razão da sazonalidade pronunciada da área de estudo semiárida se fez necessário distinguir, entre os meses do ano, as probabilidades de transição de ocorrência de precipitação diária, por meio de cadeias de Markov que variem mensalmente. Além disso, o método original não era acoplado a um modelo físico como um MCG, mas partia de séries sintéticas anuais geradas com um WARM (*Wavelet Autoregressive Model*). Tais modificações ampliam a aplicabilidade do método para diversas regiões.

A aplicação do gerador de tempo proposto neste trabalho pode ser descrita a partir da sequência de etapas:

1. Correção de viés e de variância das variáveis climáticas projetadas pelos MCG (i.e., precipitação e temperatura) na escala mensal e na escala da região de análise (i.e., para a região agregada do Banabuiú, Alto e Médio Jaguaribe) usando o método do Mapeamento de Quantis com ajuste de distribuição Gamma (HEO *et al.*, 2019). A evapotranspiração potencial (ETP) foi calculada pelo método de Hargreaves-Samani a partir das projeções de temperatura dos MCG e também foi corrigida com o Mapeamento de Quantis;
2. Seleção dos meses observados similares aos meses projetados. Cada mês projetado a ser desagregado, são comparados aos meses observados. Essa comparação é feita na escala regional, usando, como métrica, a distância euclidiana no espaço vetorial da precipitação e da temperatura corrigidas e padronizadas. Cada mês observado i é classificado de acordo com sua distância ao mês projetado. A classificação vai do mês observado mais próximo, isto é, mais semelhante ao mês projetado, ao mês mais distante. De acordo com essa classificação, são selecionadas k meses mais próximos, sendo atribuído um peso w_i para o mês observado i , tal como:

$$w_i = \frac{\frac{1}{j}}{\sum_{j=1}^k \frac{1}{j}} \quad (13)$$

onde j é a classificação do mês i segundo a distância euclidiana. Por meio de um *bootstrapping*, são amostrados, com repetição, a partir do conjunto de meses observados, 100 meses, considerados semelhantes ao mês projetado que se deseja desagregar. Conforme proposto por Steinschneider e Brwon (2013), essa amostragem usa a função kernel w_i como peso. Lall e Sharma (1996) recomendam k igual à raiz quadrada do número de observações. Neste caso, k é igual a 7.

3. Simulação da ocorrência de precipitação com Cadeia de Markov. São calculadas, a partir dos 100 meses semelhantes selecionados, as probabilidades de transição de ocorrência de precipitação diária com uma Cadeia de Markov de ordem 1 com três estados: (i) dia sem chuva S_0 ($P < 0,3$ mm), (ii) dia chuvoso S_1 ($0,3$ mm $< P < p_{80}$) e (iii) dia muito chuvoso S_2 ($P > p_{80}$), onde p_{80} é o percentil 80 das precipitações diárias dos 100 meses amostrados. A partir dessa Cadeia de Markov é simulada a ocorrência de precipitação diária em três estados para o mês projetado a ser desagregado.
4. Identificação de dias semelhantes para desagregação das variáveis climáticas. Uma vez simulada a ocorrência de precipitação diária para o mês projetado, com a Cadeia de Markov, o valor da precipitação e da ETP de cada dia é atribuído a partir da similaridade com um dia observado. Para identificar os dias semelhantes é considerado o par de dias p_x formado pelo dia que se quer gerar e o dia anterior, já gerado. Conhecido o estado de precipitação desses dois dias, obtido com a Cadeia de Markov, são selecionados, entre todos os pares de dias dos 100 meses semelhantes, aqueles pares de dias em que sejam observados os mesmos estados de precipitação. Por exemplo, se entre o dia gerado e o dia se quer gerar o estado de precipitação for S_1 - S_2 , são selecionados todos os n pares de dias, nos 100 meses semelhantes, em que se observa S_1 - S_2 . Esses pares de dias são comparados ao par de dias p_x . A comparação é feita pelo valor das variáveis climáticas do primeiro dia do par, já que esse dia já foi gerado em p_x . É calculada a distância euclidiana no espaço vetorial das variáveis climáticas padronizadas, classificando os n pares de dias segundo sua semelhança ao par p_x . Em seguida, é feito um *bootstrapping* para amostrar um par p_k dos n pares de dias semelhantes. Essa amostragem usa o peso no mesmo formato de w_i , agora calculado com as distâncias euclidianas dos n pares de dias a p_x e considerando k igual a raiz quadrada de n . A data do segundo dia do par de dias

amostrado p_k é considerada como data representativa do dia a ser gerado. As variáveis climática, precipitação e ETP, observadas no conjunto de bacias nessa data são adotadas como valores gerados das variáveis climáticas no segundo dia de p_x . Repetindo a etapa 2 para todos os pares de dias no mês projetado, geram-se os valores diários das variáveis climáticas no mês.

5. Um fator de correção multiplicativo é aplicado para garantir que o valor da variável climática média no mês gerado corresponda ao valor da variável climática média projetada para o mês.
6. O processo de 2 a 5 é repetido para cada mês projetado.

A desagregação das variáveis climáticas para a escala diária e para a escala de bacias com o gerador de tempo, conforme o conjunto de etapas acima, permitiu o acoplamento entre os modelos climático e o modelo hidrológico.

Uma vez que os valores mensais das variáveis climáticas projetadas pelos MCG são mantidos pelo gerador de tempo, mantêm-se também as estatísticas de longo prazo dessas variáveis, segundo o projetado pelos MCG. Dessa forma, o gerador preserva as médias e variâncias anuais, bem como a tendência das variáveis projetadas pelos MCG. Além disso, como as variáveis diárias são geradas, para o conjunto de bacias, a partir dos valores observados das variáveis em uma data específica, a correlação espacial dessas variáveis em cada dia do mês segue o padrão espacial observado. Essa metodologia pode ser entendida como uma abordagem inicial para a desagregação da precipitação mensal em acumulados diários.

Tendo em vista a sensibilidade do modelo hidrológico à distribuição diária das precipitações, o gerador de tempo foi avaliado quanto à manutenção das estatísticas das precipitações diárias.

4.2.6 Simulação e Otimização da Rede de Reservatórios

A avaliação da oferta hídrica da rede de reservatórios foi realizada a partir da simulação e otimização da rede nos cenários de vazão afluente para o clima atual e para o clima projetado. Foram necessários a essas simulações, além das séries de vazão calculadas para as bacias incrementais dos reservatórios, os dados de batimetria, capacidade e evaporação de referência para os 72 reservatórios simulados. Esses dados foram fornecidos pela Companhia de Gestão dos Recursos Hídricos (COGERH). Para a estimativa de evaporação nos cenários de mudança climática foram estabelecidas, para cada reservatório, modelos lineares entre a ETP observada, calculada por Haregreaves Samani, e a evaporação de referência. A aplicação dos

modelos lineares sobre as projeções de ETP dos MCG permitiu estimar as lâminas evaporadas projetadas.

A simulação da rede de reservatórios é realizada na escala mensal, com volume inicial de 50%. Na simulação, o volume evaporado dos reservatórios foi calculado considerando a média da área superficial simulada do lago entre o início e o final do mês. Os vertimentos foram computados pelo excedente do volume armazenado a cada mês.

As afluências totais a cada reservatório foram calculadas como a soma de afluência produzida em sua bacia incremental com os vertimentos dos reservatórios imediatamente a montante. Desprezaram-se as afluências provenientes de regularização de trechos de rios a montante, considerando-se que esse volume é, em geral, consumido antes de alcançar o reservatório a jusante. Além disso, desprezaram-se efeitos de translação do hidrograma, tendo em vista o passo de tempo mensal.

Para cada reservatório, de montante para jusante, a operação foi simulada considerando retirada constante, ou seja, realizando a retirada enquanto há estoque disponível. O valor de retirada constante de cada reservatório representa, na simulação, o valor da vazão regularizada.

A oferta hídrica é, nesse contexto, entendida como a vazão que pode ser regularizada com um nível predefinido de risco admissível. Ora, vazões regularizadas maiores levam a um esvaziamento mais frequente do reservatório, interrompendo a regularização até que o volume do reservatório seja reestabelecido. Há, portanto, um *trade-off* entre o valor da vazão regularizada e o risco de interrupção da regularização, que dá origem ao conceito de garantia. A garantia, em frequência, associada a uma vazão regularizada é o percentual do tempo simulado em que esse valor de vazão, fixo ao longo da simulação, pode ser retirado do reservatório (HASHIMOTO; STEDINGER; LOUCKS, 1982).

O Decreto estadual nº 23.067, de 1994, que regulamenta o artigo 4º da Lei nº 11 de 1992, define que o valor de referência para a outorga de água superficial no Ceará é a descarga regularizada anual com garantia de 90% (Q90). Por essa razão, o Q90 é adotado como referência da oferta hídrica de longo prazo dos reservatórios analisados.

Na simulação, cada valor de retirada constante imposta resultará em um valor de garantia. De fato, uma vez definidos os outros dados necessários à simulação, a garantia poderia ser escrita como uma função da retirada:

$$G = f(R) \quad (14)$$

onde G é a garantia, R é a retirada e f é uma função crescente em sentido lato. Definindo a função $h(R)$ com sendo:

$$h(R) = |f(R) - 90\%| \quad (15)$$

o valor do Q90 pode ser obtido pela minimização de $h(R)$.

A otimização de rede foi realizada de montante a jusante, permitindo incorporar o efeito da simulação dos reservatórios de montante sobre os de jusante. O algoritmo utilizado para calcular o Q90 foi o *zeroin* (BRENT, 1973).

Para a avaliação da oferta hídrica nas regiões hidrográficas do Banabuiú, Médio e Alto Jaguaribe, foram somados os Q90 do conjunto de reservatórios em cada região.

O mesmo procedimento de otimização foi utilizado para outros valores de garantia, a fim de se avaliar a curva de garantia dos reservatórios, que materializa o *trade-off* entre a garantia e a vazão regularizada.

Replicando o processo de simulação e otimização da rede para as nove configurações de parâmetros regionalizados, os oito modelos climáticos e os dois cenários de evolução socioeconômica, analisou-se o espalhamento de possibilidades na avaliação da oferta hídrica, que está relacionado às incertezas climáticas e hidrológicas.

4.2.7 Incerteza e Vazão Regularizada com Garantia de Segunda Ordem

Ao adotar o conceito de garantia de 90% para a definição da vazão de referência, o setor de recursos hídricos no Ceará incorpora a noção de risco à avaliação da oferta hídrica. Este risco, medido pela garantia, reflete a incerteza ontológica da disponibilidade hídrica (DEWULF; BIESBROEK, 2018), uma vez que, pela natureza estocástica da hidrologia, o sistema de recursos hídricos está sujeito a falhas no suprimento das demandas.

No entanto, uma vez que são explicitadas incertezas nas simulações climáticas e hidrológicas, com impacto na avaliação da oferta hídrica, evidencia-se um outro tipo de risco, associado à incerteza da informação disponível que é, sob essa perspectiva, uma incerteza epistêmica (DEWULF; BIESBROEK, 2018).

Dessa forma, pode-se conceber uma segunda medida de risco, que podemos chamar de Garantia de Segunda Ordem. Uma vez definido o risco ontológico admissível, ou seja, uma vez definida a garantia de 90% e o valor da vazão Q90, pode-se avaliar a distribuição do Q90 variando com a incerteza epistêmica. Assim, pode-se definir um risco epistêmico admissível, associado à Garantia de Segunda Ordem, determinando um novo valor de referência para a oferta hídrica, que passa a incorporar ambas as incertezas.

Escolher o nível de risco que se admite nesse contexto é, naturalmente, uma tarefa política que cabe aos tomadores de decisão, responsáveis pela gestão dos recursos hídricos. O conceito de Garantia de Segunda Ordem deve contribuir na tomada de decisão ao explicitar a incerteza epistêmica, aproveitando-se do conceito de garantia que já é utilizado no sistema de recursos hídricos da região para tratar do risco associado à variabilidade hidrológica. A partir desse conceito, pode-se derivar do Q90, o Q90-X, ou seja, a vazão regularizada com 90% de garantia primária e X% de Garantia de Segunda Ordem.

4.3 Resultados e Discussões

4.3.1 Gerador de tempo e distribuição diária das precipitações

A fim de avaliar se a distribuição das precipitações diárias obtidas com o gerador de tempo preserva um padrão estatístico realista das precipitações, analisou-se como as precipitações mensais observadas são desagregadas com o gerador.

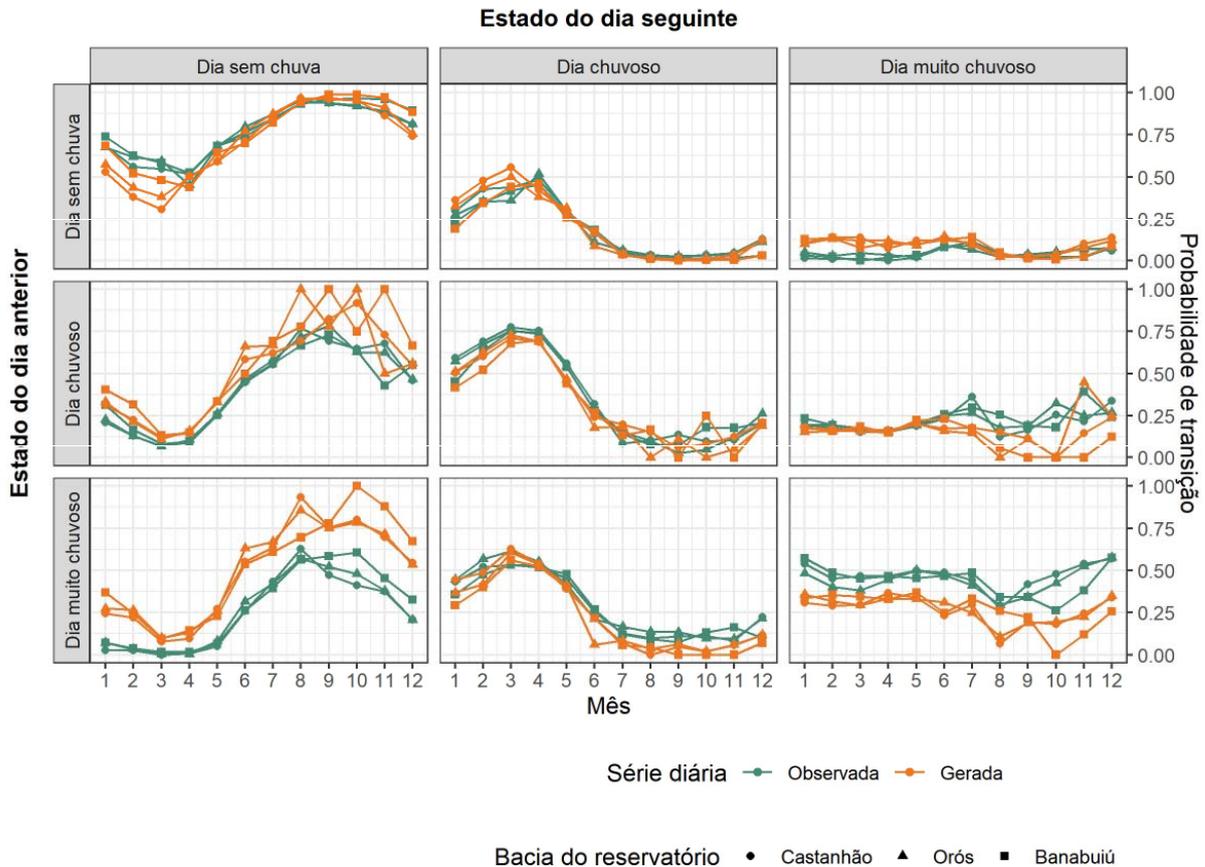
Os resultados mostram que os padrões sazonais de ocorrência de precipitação e de transição entre estados de precipitação são, de maneira geral, mantidos com o gerador de tempo, com dias chuvosos concentrados no primeiro semestre, sendo estes mais prováveis após dias também chuvosos (ver Figura 24). As maiores diferenças entre as probabilidades de transição geradas e observadas ocorrem nos eventos de dias muito chuvosos. Por serem eventos menos frequentes, as probabilidades de transição são baseadas em uma quantidade menor de eventos e, portanto, sujeita a maiores variações numéricas.

O gerador de tempo apresenta também uma tendência de aumentar a probabilidade de ocorrência de dias sem chuva em detrimento de dias muito chuvosos, após dias chuvosos e muito chuvosos no segundo semestre. Essa tendência não é revertida, na região em questão, em mudanças expressivas no padrão de precipitações, pois, o percentil 80, adotado como limiar de dia muito chuvoso, resulta em valores muito baixos de precipitação quando calculado nos meses do segundo semestre ($p_{80} < 1 \text{ mm}$).

As semelhanças entre as distribuições de probabilidades das precipitações observadas e geradas (ver Figura 25) ilustra a habilidade do gerador de tempo em reproduzir o padrão estatístico de precipitações, com acumulados diários podendo chegar a mais de 120 mm de fevereiro a abril, enquanto, em setembro, mais de 90% dos dias em que ocorre precipitação os acumulados são inferiores a 10 mm. As maiores diferenças entre as precipitações observadas

e geradas ocorrem nos meses de julho a novembro, onde os eventos de precipitação são menos frequentes.

Figura 24 – Probabilidades de transição das cadeias de Markov de três estados: dia sem chuva, dia chuvoso e dia muito chuvoso; calculadas para as bacias incrementais do Castanhão, Orós e Banabuiú para os doze meses do ano com as precipitações diárias observadas e com as precipitações diária gerada a partir das precipitações mensais observadas.

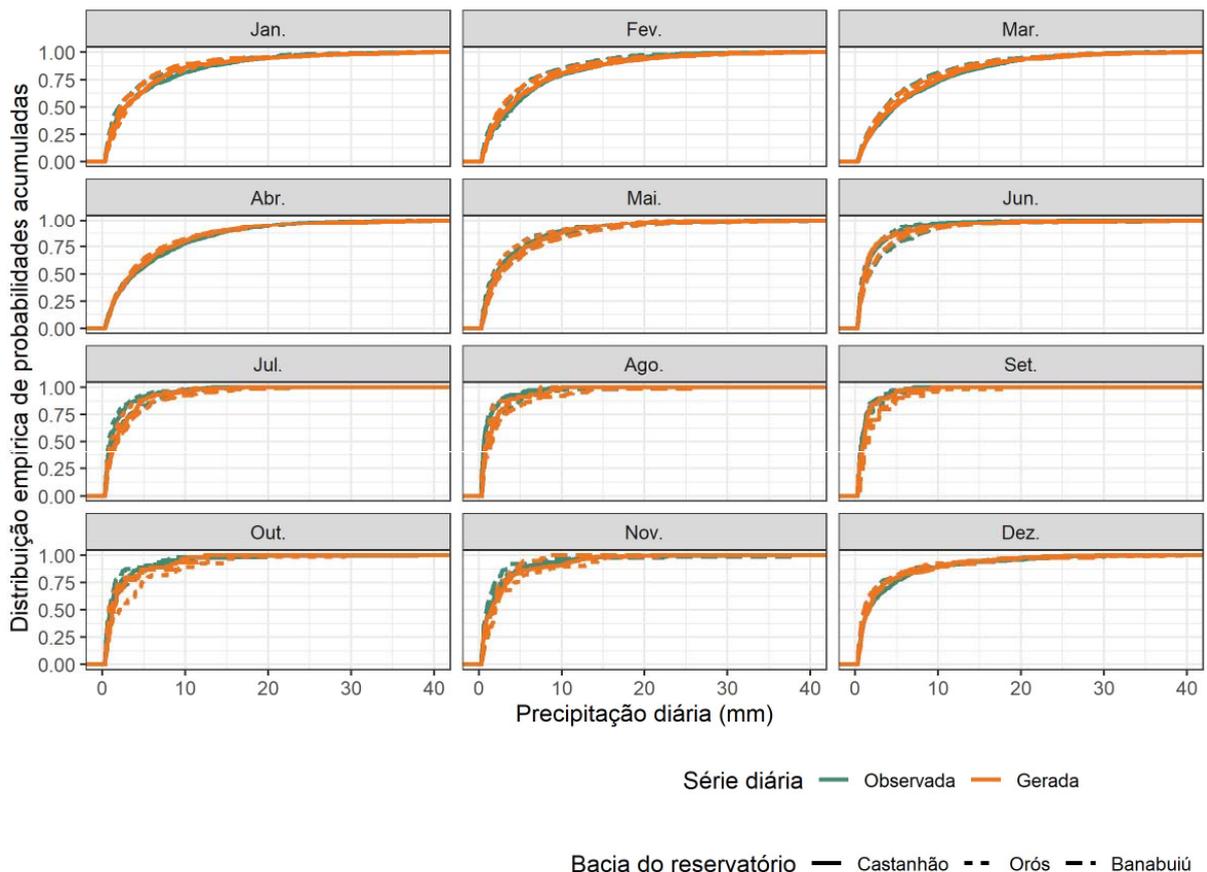


Fonte: elaborado pelo autor.

A suposição de que os padrões de distribuição das precipitações diárias do clima futuro podem ser estimados a partir de períodos selecionados no clima observado é uma hipótese não verificada dessa metodologia. No entanto, na medida em que as projeções de longo prazo, baseada na física atmosférica, não são adequadas à representação direta da precipitação na escala diária (LEE; IM; BAE, 2019), a metodologia proposta com o gerador de tempo permanece uma estratégia viável para desagregar a precipitação mensal em valores diários com um padrão estatístico realista, baseado em padrões observados. Além disso, o padrão de distribuição obtido com o gerador de tempo para o clima projetado não é uma réplica do padrão

do clima observado, uma vez que o padrão de precipitações é recuperado a partir de períodos observados similares ao projetado.

Figura 25 – Distribuições de probabilidades acumuladas dos valores de precipitação diária, dos dias com chuva ($P > 0,3\text{mm}$) para os doze meses do ano e para as bacias incrementais do Castanhão, Orós e Banabuiú. Para melhor visualização, o eixo de x (precipitação) foi limitado a 40 mm.



Fonte: elaborado pelo autor.

4.3.2 Curvas de Garantia e Oferta Hídrica Atual e Projetada

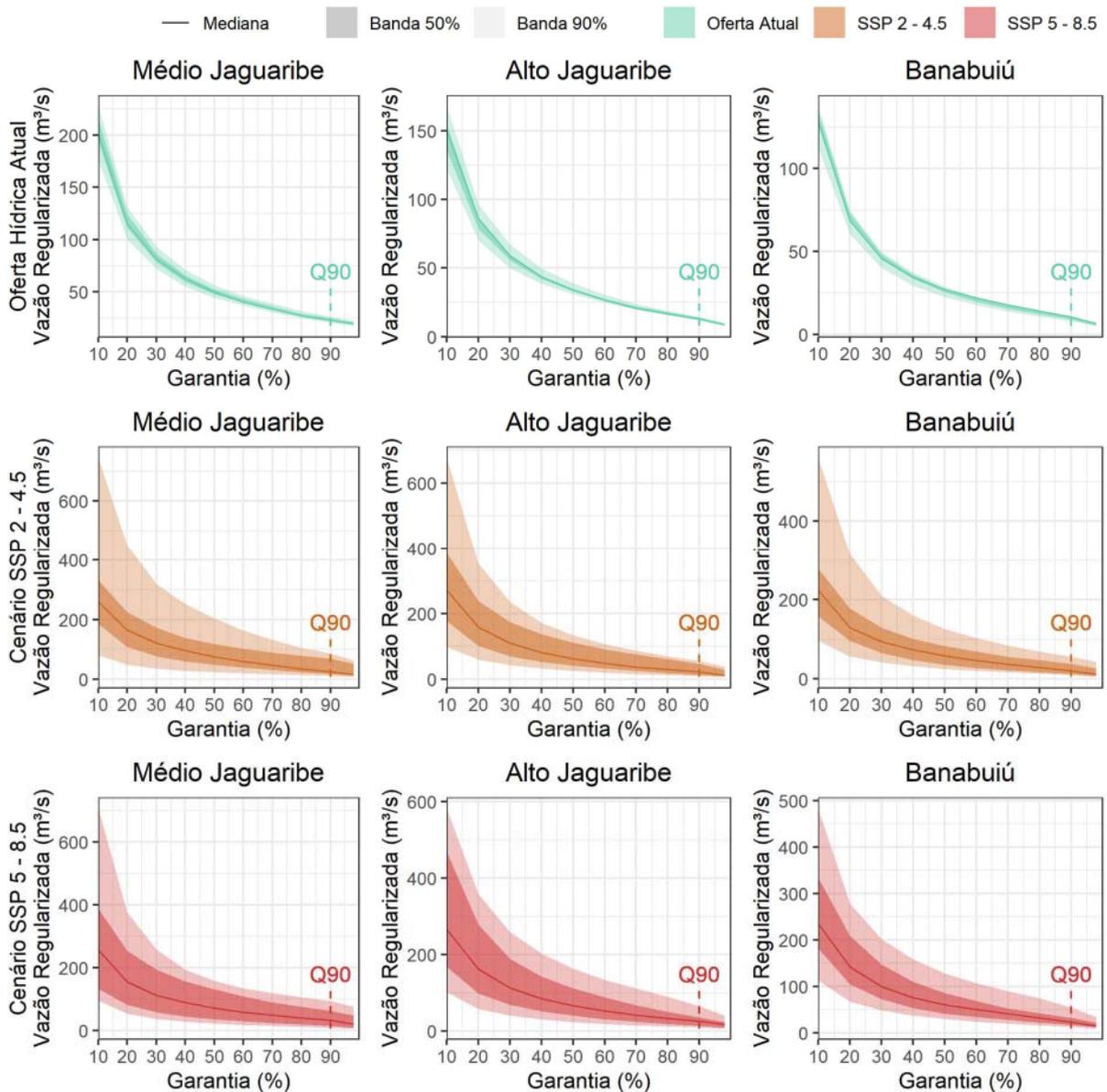
A rede de 72 reservatórios simulados nas regiões de interesse e na região a montante foi otimizada para garantias de 10%-90% e para a garantia de 98%, permitindo construir a curva de garantia com as vazões regularizadas agregadas por região. O espalhamento entre as configurações de nove parâmetros regionalizados e oito MCG resultou em bandas de valores prováveis de vazão regularizada para cada garantia.

As bandas de incerteza das curvas de garantia obtidas para o clima projetado são mais espessas que aquelas obtidas para o clima atual (ver Figura 26), já que, no primeiro caso,

além das incertezas dos parâmetros regionalizados, são incorporadas as incertezas climáticas. Por outro lado, não há diferença expressiva de espessura das bandas de incerteza entre os cenários SSP2 e SSP5.

As bandas de incerteza são mais espessas em garantias mais baixas, estreitando-se nas garantias mais altas. Ainda assim, as incertezas observadas no Q90 não são desprezíveis (ver Figura 27 e Tabela 8).

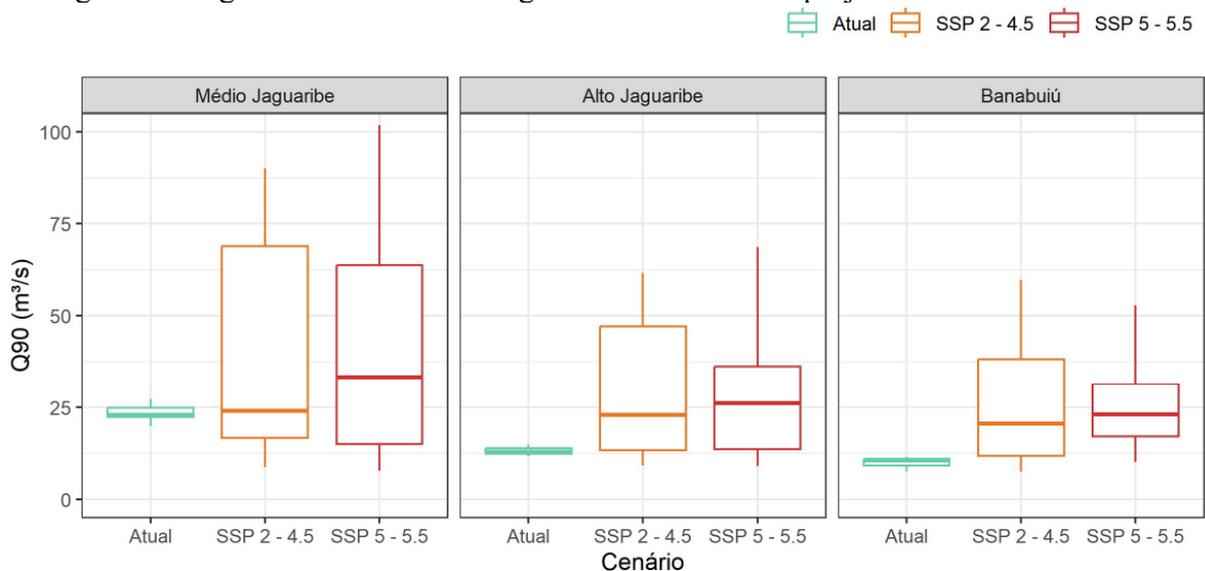
Figura 26 – Curvas de garantias do conjunto de reservatórios da região hidrográfica para o clima atual e projetado.



Fonte: elaborado pelo autor.

Se for considerada apenas a mediana da vazão regularizada, é projetado um aumento da oferta hídrica nas regiões, com aumento mais expressivo no cenário SSP5, de mais emissões, que no cenário SSP2, de manutenção de tendências de emissão.

Figura 27 – Vazão regularizada com 90% de garantia agregada para o conjunto de reservatórios das regiões hidrográficas analisadas e segundo o clima atual e projetado.



Fonte: elaborado pelo autor.

Estes resultados contrastam com aqueles encontrados por Banco Mundial (2013) e Secretaria de Assuntos Estratégicos (2015) que indicam redução das vazões na região nordeste do Brasil, a partir, respectivamente, das projeções do CMIP4 e CMIP5. Além das atualizações dos modelos, a quantidade de modelos utilizada na análise pode explicar a divergência entre os resultados, uma vez tais estudos usam apenas dois MCG. Banco Mundial (2013) usa os modelos INCM3 e MIMR; enquanto Secretaria de Assuntos Estratégicos (2015) usa os modelos MIROC5 e HadGEM2-ES.

Outros estudos ressaltam a grande incerteza nas projeções de precipitação para o nordeste brasileiro pelos MCG do CMIP5 e CMIP6 (MAGRIN, 2014; SILVEIRA *et al.*, 2016), o que explica a incerteza na vazão regularizada projetada observada neste estudo.

Se, por um lado, a mediana da vazão regularizada projetada é superior à atual, por outro lado, com o aumento da incerteza, o limite inferior da banda de incerteza alcança, no Médio e Alto Jaguaribe, vazões mais baixas no clima projetado que no clima atual. Este resultado é observado para o conjunto de vazões regularizadas (Figura 26) e também pode ser verificado, especificamente, para o Q90 (Figura 27 e Tabela 8).

Em termos práticos, ainda que as projeções apontem, em média, um aumento da oferta hídrica, também é observado um aumento substancial da incerteza, de modo que, a depender do risco admissível, o valor de vazão de referência para a oferta hídrica futura pode ser inferior ao atual.

Se os tomadores de decisão adotarem, por exemplo, uma Garantia de Segunda Ordem de 90%, o valor do Q90-90 atual para a região do Médio Jaguaribe seria de 21,8 m³/s, caindo para 12,3 m³/s e 11,0 m³/s nos cenários SSP2 e SSP5, respectivamente. Ainda que em menor escala, também ocorre redução do Q90-90 nos cenários de mudança do clima para o Alto Jaguaribe (ver Tabela 8). Este não é, no entanto, o caso da região do Banabuiú, onde o aumento do risco da informação não foi suficiente para compensar a tendência média de aumento da oferta.

Tabela 8 – Estatística do Q90 e Garantia de Segunda Ordem.

Estatística* do Q90	Garantia de Segunda Ordem	Q90 do Médio Jaguaribe (m ³ /s)			Q90 do Alto Jaguaribe (m ³ /s)			Q90 do Banabuiú (m ³ /s)		
		Atual	SSP2	SSP5	Atual	SSP2	SSP5	Atual	SSP2	SSP5
Mínimo	Firme	19.8	8.7	7.8	11.6	9.1	9.0	7.4	7.5	10.1
Percentil 10%	90%	21.8	12.3	11.0	12.0	12.0	11.0	8.6	10.0	14.4
Percentil 20%	80%	22.3	14.2	13.6	12.3	12.9	12.2	9.0	11.4	16.3
Percentil 30%	70%	22.4	19.2	16.7	12.5	14.4	14.1	9.5	12.4	18.5
Percentil 40%	60%	22.6	22.2	24.6	12.6	20.9	20.5	10.3	16.1	20.7
Percentil 50%	50%	22.9	24.0	33.4	12.9	23.0	26.1	10.5	20.6	23.1
Percentil 60%	40%	23.8	26.9	43.4	13.3	25.9	30.7	10.7	25.9	25.9
Percentil 70%	30%	24.6	66.2	59.0	13.7	44.2	33.9	10.9	34.8	27.9
Percentil 80%	20%	25.0	72.2	67.8	14.0	48.7	38.9	11.0	45.6	45.6
Percentil 90%	10%	25.5	80.8	85.8	14.3	53.8	59.4	11.2	50.8	50.2
Máximo	Fraca	27.2	90.1	101.8	14.9	61.6	71.5	11.5	59.7	57.8

* Estatística calculada sobre o conjunto de alternativas

Fonte: elaborado pelo autor.

4.3.3 Análise das incertezas na oferta hídrica projetada

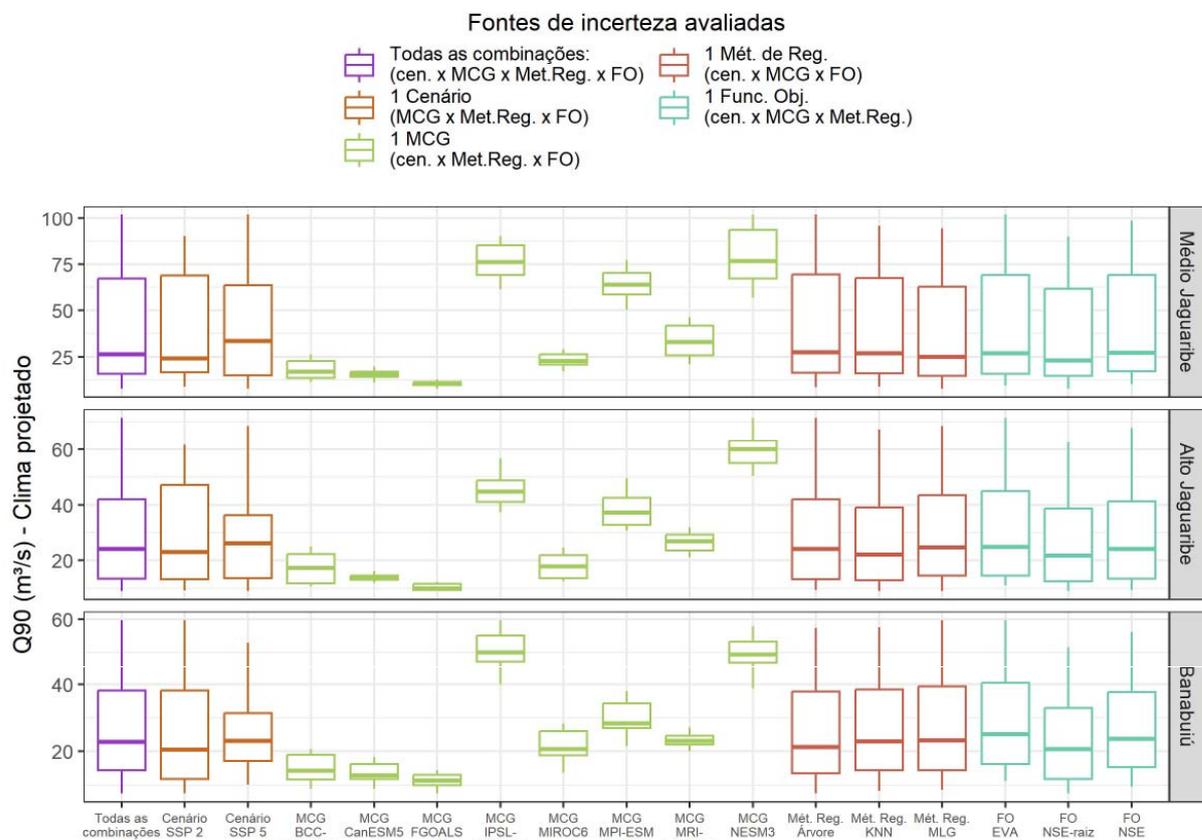
Como, neste trabalho, a incerteza da oferta hídrica é avaliada a partir do espalhamento gerado pelas combinações de diferentes métodos de regionalização, funções-objetivo usados na calibração dos parâmetros de referência, modelos climáticos e cenários de desenvolvimento socioeconômico, é importante avaliar a contribuição dessas diferentes dimensões no espalhamento total observado na estimativa de oferta hídrica.

Em uma metodologia alternativa, que considerasse apenas uma função-objetivo, um método de regionalização, um MCG e um cenário de desenvolvimento, não seria observado

esse espalhamento, de modo que a estimativa de oferta hídrica poderia ser fortemente afetada pelas escolhas adotadas. Nesse sentido, como forma de avaliar a contribuição de cada uma dessas dimensões da incerteza, foram adotadas, para cada uma das dimensões, uma escolha de função-objetivo, método, MCG e cenário, e preservadas as combinações nas demais dimensões (Figura 28). Nessa análise, a diferença entre o espalhamento total e o espalhamento remanescente, em cada uma das escolhas, reflete a contribuição da dimensão escolhida na contabilização da incerteza.

Os resultados mostram que a incerteza do Q90 projetado é quase totalmente explicada pela incerteza climática, representada pelos diferentes MCG. Se fosse considerado, por exemplo, apenas o IPSL-CM6A-LR, as estimativas de Q90 seriam mais de quatro vezes maiores que aquelas que seriam obtidas se tivesse sido considerado o FGOAS-g3. Por outro lado, não há variação significativa da faixa de valores de Q90 quando adotado apenas um método de regionalização ou apenas uma função-objetivo, já que, nesses casos, a incerteza climática domina o espalhamento no valor do Q90.

Figura 28 – Incerteza na estimativa do Q90 para o clima projetado.



Fonte: elaborado pelo autor.

Esse resultado contrasta com o encontrado por Ludwig *et al.* (2009), segundo os quais a incerteza hidrológica gera mais incertezas do que os MCG. Esta diferença pode estar relacionada ao fato de a incerteza hidrológica ter sido representada, neste estudo de Tese, por meio de diferentes funções-objetivos e métodos de regionalização, sem, no entanto, considerar diferentes modelos hidrológicos e cenários regionais de mudança do uso do solo. Her *et al.* (2019), por sua vez, mostram que a incerteza climática tem um efeito mais relevante nos componentes hidrológicos rápidos, enquanto a incerteza dos parâmetros é dominante para os componentes lentos. Como na hidrologia da área de estudo os escoamentos rápidos são dominantes, a incerteza das precipitações implica em grande incerteza no escoamento, o que explica a grande incerteza da oferta hídrica.

Na região do Alto Jaguaribe e, em especial, na região do Banabuiú, a escolha do cenário de desenvolvimento também afeta o nível de incerteza sobre a oferta (*boxplots* com variabilidades diferentes entre o SSP2 e o SSP5). No entanto, esse efeito é inferior àquele produzido pela escolha do MCG, indicando que a forma como a atmosfera irá responder às forçantes radioativas é mais incerta que o próprio valor de forçante que resultará das trajetórias de desenvolvimento global.

4.5 Conclusão

Nesse estudo, são avaliadas as incertezas da oferta hídrica de uma rede de 72 reservatórios no semiárido brasileiro, na condição do clima atual e do clima projetado com as mudanças climáticas. As incertezas foram avaliadas através do espalhamento produzido pela combinação de diferentes configurações de parâmetros hidrológicos regionalizados, modelos climáticos e cenários de desenvolvimento global.

Para o acoplamento dos modelos climáticos ao modelo hidrológico diário, foi desenvolvido um gerador de tempo que permitisse desagregar as variáveis climáticas da escala mensal para a escala diária mantendo um padrão realista de distribuição das precipitações diárias. Os padrões de ocorrência de precipitação, assim como as distribuições de probabilidade das precipitações diárias, são, de maneira geral, mantidos com o gerador de tempo. Trabalhos futuros devem aprofundar a avaliação das vantagens do uso do gerador de tempo frente ao uso das variáveis diárias diretamente projetadas pelos modelos climáticos. Além disso, são encorajados aperfeiçoamentos no gerador de tempo.

Em termos médios, as projeções climáticas apontam para um aumento da vazão regularizada acompanhado por um aumento substancial da incerteza, de modo que, se incorporada uma análise de risco, a oferta hídrica das regiões analisadas pode ser reduzida, a depender do nível de risco admissível adotado.

As incertezas da oferta hídrica projetada são resultantes, principalmente, da incerteza climática, que supera até mesmo o espalhamento gerado pelos cenários de desenvolvimento global selecionados. Recomenda-se, para trabalhos futuros, incorporar outros modelos hidrológicos e cenários de mudanças regionais do uso do solo, além de incorporar outras formas de quantificação das incertezas.

Como forma de comunicar aos tomados de decisão as incertezas epistêmicas associadas à oferta hídrica, foi proposto o conceito de Garantia de Segunda Ordem, que, baseado no conceito de garantia, já utilizado no setor de recursos hídricos local, funciona como ferramenta para a análise de risco.

Ainda que limitada do ponto de vista da quantificação das probabilidades, a avaliação da incerteza por meio da combinação de diferentes configurações é uma estratégia flexível e replicável. Essa estratégia, associada à aplicação do conceito de Garantia de Segunda Ordem tem potencial para contribuir para a gestão de recursos hídricos, em especial, em sistemas para os quais a oferta é regularizada por redes de reservatórios.

5 CONCLUSÃO GERAL

Nesta Tese modelou-se a hidrologia no território cearense por meio de uma abordagem multimodelo e multiobjetivo; regionalizaram-se, com técnicas de aprendizado de máquina, os parâmetros de modelo hidrológico, explicitando as incertezas dos parâmetros calibrados e da escolha do método de regionalização; e incorporou-se a quantificação da incerteza à avaliação da oferta hídrica superficial presente e no contexto das mudanças climáticas.

Foram desenvolvidos novos conceitos e métodos em prol da quantificação da incerteza na produção da informação hidrológica. Dentre os conceitos propostos, o conceito de Calibrabilidade, lança novas perspectivas sobre a análise das incertezas na modelagem hidrológica, ao propor a análise da incerteza a partir do desempenho. Outro conceito inaugurado neste estudo, a Garantia de Segunda Ordem traduz de forma numérica a incerteza epistêmica associada à vazão regularizada. Além de incorporar a avaliação das incertezas, os métodos e conceitos propostos promovem a viabilidade operacional no uso da informação hidrológica. A estratégia adotada para a avaliação da incerteza, por meio da análise de alternativas, permitiu a combinação de diferentes fontes de incerteza. Essa forma de análise favorece a explicitação da incerteza no uso da informação hidrológica de maneira flexível e de simples interpretação, contribuindo para sua viabilidade operacional. A inclusão da parcimônia para a seleção de características preditoras nos modelos de regionalização configura-se como outro método que visa a viabilidade operacional. É também em prol desta viabilidade que o conceito de Garantia de Segunda Ordem ancora-se no conceito de garantia, já utilizado no setor de recursos hídricos.

Estes conceitos e métodos foram aplicados ao longo de uma cadeia de modelagem usada na avaliação da oferta hídrica no Ceará. Foram calibrados, segundo três funções-objetivo, três modelos hidrológicos para representar a hidrologia no território cearense. Em seguida, os parâmetros do modelo de maior desempenho foram regionalizados, segundo três métodos de regionalização, e utilizados para simular a afluência a reservatórios estratégicos, na condição do clima presente e do clima projetado segundo as mudanças climáticas. Um gerador de tempo foi desenvolvido para desagregar as variáveis climáticas, projetadas pelos modelos, da escala mensal para a escala diária. A otimização da rede de reservatórios foi utilizada para avaliar a oferta hídrica.

A calibração dos modelos hidrológicos revelou desempenho adequado para as bacias estudadas, destacando a superioridade dos modelos GR4J e SAC-SMA sobre o SMAP em todos os cenários. Na regionalização dos parâmetros do GR4J, o método do KNN preservou

a estrutura de parâmetros, enquanto os MLG alteraram a correlação. Os três métodos de regionalização apresentaram desempenho adequado, ao mesmo tempo em que a seleção de características preditoras e as relações característica-parâmetro indicaram que os parâmetros do modelo hidrológico estão relacionados à física da bacia. Além disso, constatou-se que, embora a incerteza do método de regionalização seja superior à da função-objetivo, ambas são relevantes na avaliação da incerteza total.

Com o uso do gerador de tempo, os padrões de precipitação e as distribuições de probabilidade diárias mantiveram-se consistentes. No tocante às projeções de oferta, foram observadas tendências de aumento da vazão regularizada, que foram, no entanto, acompanhadas por aumento considerável da incerteza. Desse modo, o valor de referência para a oferta hídrica pode reduzir em razão das mudanças climáticas, dependendo do nível de risco admissível adotado. As incertezas na oferta hídrica projetada são predominantemente derivadas da incerteza climática, superando o espalhamento gerado pelos cenários de desenvolvimento global.

Para trabalhos futuros, recomendam-se aplicações dos estudos de Calibrabilidade incorporando maior diversidade de modelos hidrológicos e outras métricas de avaliação. Na regionalização de parâmetros, podem ser incorporados outros métodos multivariados para preservar a estrutura de correlação entre os parâmetros. São recomendados, igualmente, aperfeiçoamentos no gerador de tempo proposto, tais como alternativas ao fator de correção multiplicativo. Além disso, uma seleção de modelos de circulação geral que incorpore a gênese e desempenho dos modelos deve contribuir para a avaliação mais precisa da incerteza climática. Por fim, incorporar uma avaliação da incerteza segundo uma estratégia probabilística formal, a partir das distribuições do erro, deve levar a uma quantificação mais precisa das incertezas.

As informações hidrológicas produzidas neste trabalho de Tese devem contribuir com a gestão dos recursos hídricos no Ceará, ao mesmo tempo em que os conceitos e métodos desenvolvidos devem enriquecer as discussões sobre a produção de informação hidrológica no contexto científico e em outros sistemas de recursos hídricos.

REFERÊNCIAS

ADEYERI, O. E. *et al.* Conceptual hydrological model calibration using multi-objective optimization techniques over the transboundary Komadugu-Yobe basin, Lake Chad Area, West Africa. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 27, 1 fev. 2020.

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO (ANA). **RESERVATÓRIOS DO SEMIÁRIDO BRASILEIRO: Hidrologia, Balanço Hídrico e Operação - Anexo C (Jaguaribe)**. Brasília, 2017

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO (ANA). **Curve Number para BHO**. Brasília, 2018.

ALBANITO, F. *et al.* How Modelers Model: The Overlooked Social and Human Dimensions in Model Intercomparison Studies. **Environmental Science and Technology**, v. 56, n. 18, p. 13485–13498, 20 set. 2022.

ARSENAULT, R. *et al.* Streamflow prediction in ungauged basins: analysis of regionalization methods in a hydrologically heterogeneous region of Mexico. **Hydrological Sciences Journal**, v. 64, n. 11, p. 1297–1311, 2019.

ARSENAULT, R.; BRISSETTE, F. P. Continuous streamflow prediction in ungauged basins: The effects of equifinality and parameter set selection on uncertainty in regionalization approaches. **Water Resources Research**, v. 50, n. 7, p. 6135–6153, 2014.

AUBIN, J. P.; BAYEN, A. M.; SAINT-PIERRE, P. **Viability theory**: Springer, 2011.

AYZEL, G.; HEISTERMANN, M. The effect of calibration data length on the performance of a conceptual hydrological model versus LSTM and GRU: A case study for six basins from the CAMELS dataset. **Computers and Geosciences**, v. 149, 1 abr. 2021.

BANCO MUNDIAL. **Adaptation Challenges and Opportunities in Northeast Brazil Climate Change Impacts on Water Resources Management Environment & Water Resources**. Washington, 2013.

BEVEN, K. Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. **Advances in Water Resources**, v. 51, 1993

BEVEN, K.; BINLEY, A. The Future of Distributed Models: Model Calibration and Uncertainty Prediction. **Hydrological Processes**, p.279-298, 1992.

BEVEN, K. J. A Discussion of Distributed Hydrological Modelling. Em: **Water Science and Technology Library**. Dordrecht: Springer, v. 22, p. 255–278, 1990

BHATTA, B. *et al.* Evaluation and application of a SWAT model to assess the climate change impact on the hydrology of the Himalayan River Basin. **CATENA**, v. 181, p. 104082, out. 2019.

BOMHOF, J.; TOLSON, B. A.; KOUWEN, N. Comparing single and multi-objective

hydrologic model calibration considering reservoir inflow and streamflow observations. **Canadian Water Resources Journal**, v. 44, n. 4, p. 319–336, 2 out. 2019.

BRANDS, S. Common Error Patterns in the Regional Atmospheric Circulation Simulated by the CMIP Multi-Model Ensemble. **Geophysical Research Letters**, v. 49, n. 23, 16 dez. 2022.

BREIMAN, L. *et al.* **Classification And Regression Trees**. [s.l.] Routledge, 2017.

BRENT, R. P. **Algorithms for Minimization without Derivatives**. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1973.

BURNASH, R. J. C.; FERRAL, R. L.; MCGUIRE, R. A. **A generalized streamflow simulation system Conceptual modeling for digital computers: Sacramento**, 1973.

CAMPOS, J. N. B. Paradigms and Public Policies on Drought in Northeast Brazil: A Historical Perspective. **Environmental Management**, v. 55, n. 5, p. 1052–1063, 21 maio 2015.

CEARÁ. **Relatório de Cálculo das Afluências aos Reservatórios Estratégicos do Ceará: Definição das Vazões Oficiais. Projeto Gerenciamento de Risco, Alocação e Operação do Sistema de Recursos Hídricos**. Fortaleza, 2021.

CHONG, N.; DEROUBAIX, J. F.; BONHOMME, C. Eyes wide shut: Exploring practices of negotiated ignorance in water resources modelling and management. **Journal of Environmental Management**, v. 227, p. 286–293, 1 dez. 2018.

CHOW, V. TE; MAIDMENT, D. R.; MAYS, L. W. **Applied Hydrology**. [s.l.] McGraw-Hill, 1988.

CISTY, M.; POVAZANOVA, B.; ALEKSIC, M. Evaluation of catchments' similarity by penalization in the context of engineering tasks—a case study of four slovakian catchments. **Water (Switzerland)**, v. 13, n. 20, 1 out. 2021.

CLARK, M. P. *et al.* Characterizing Uncertainty of the Hydrologic Impacts of Climate Change. **Current Climate Change Reports**, v. 2, n. 2, p. 55–64, 6 jun. 2016.

CPRM – SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL. **Mapa Geológico do Brasil**. Rio de Janeiro, 2021.

DE OLIVEIRA, V. A. *et al.* Modeling the effects of climate change on hydrology and sediment load in a headwater basin in the Brazilian Cerrado biome. **Ecological Engineering**, v. 133, p. 20–31, ago. 2019.

DE'ATH, G. Multivariate Regression Trees: a new technique for modeling species-environment relationships. **Ecology**, v. 83, n. 4, p. 1105-1117, 2002.

DEWULF, A.; BIESBROEK, R. Nine lives of uncertainty in decision-making: strategies for dealing with uncertainty in environmental governance. **Policy and Society**, v. 37, n. 4, p. 441–458, 2 out. 2018.

DIBABA, W. T.; DEMISSIE, T. A.; MIEGEL, K. Watershed Hydrological Response to Combined Land Use/Land Cover and Climate Change in Highland Ethiopia: Finchaa Catchment. **Water**, v. 12, n. 6, p. 1801, 24 jun. 2020.

DION, P.; MARTEL, J. L.; ARSENAULT, R. Hydrological ensemble forecasting using a multi-model framework. **Journal of Hydrology**, v. 600, 1 set. 2021.

DÖLL, P. *et al.* Integrating risks of climate change into water management. **Hydrological Sciences Journal**, v. 60, n. 1, p. 4–13, 2 jan. 2015.

EFSTRATIADIS, A.; KOUTSOYIANNIS, D. One decade of multi-objective calibration approaches in hydrological modelling: a review. **Hydrological Sciences Journal**, v. 55, n. 1, p. 58-78, 2010.

ESTACIO, A. B. S. *et al.* Uncertainty analysis in parameter regionalization for streamflow prediction in ungauged semi-arid catchments. **Hydrological Sciences Journal**, v. 66, n. 7, p. 1132–1150, 2021.

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.

FICCHÌ, A.; PERRIN, C.; ANDRÉASSIAN, V. Hydrological modelling at multiple sub-daily time steps: Model improvement via flux-matching. **Journal of Hydrology**, v. 575, p. 1308–1327, 1 ago. 2019.

FREER, J.; BEVEN, K.; AMBROISE, B. Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach. **Water Resources Research**. Blackwell Publishing Ltd, 1996.

FUNDAÇÃO CEARENSE DE METEOROLOGIA E RECURSOS HÍDRICOS (FUNCEME). **Levantamento de Reconhecimento de Média Intensidade dos Solos**. Fortaleza: FUNCEME, 2012.

FUNDAÇÃO CEARENSE DE METEOROLOGIA E RECURSOS HÍDRICOS (FUNCEME). **Mapeamento das barragens dos pequenos reservatórios d'água situados no Estado do Ceará**. Fortaleza: FUNCEME, 2021

GAYATHRI, K. D.; GANASRI, B. P.; DWARAKISH, G. S. A Review on Hydrological Models. **Aquatic Procedia**, v. 4, p. 1001–1007, 2015.

GEORGAKAKOS, K. P. *et al.* **Towards the characterization of streamflow simulation uncertainty through multimodel ensembles**. Journal of Hydrology. **Anais**. 1 out. 2004.

GUO, A. *et al.* Uncertainty analysis of water availability assessment through the Budyko framework. **Journal of Hydrology**, v. 576, p. 396–407, set. 2019.

GUO, Y. *et al.* Regionalization of hydrological modeling for predicting streamflow in ungauged catchments: A comprehensive review. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Water** John Wiley and Sons Inc, , 1 jan. 2021.

GUPTA, A.; GOVINDARAJU, R. S. Uncertainty quantification in watershed hydrology: Which method to use? **Journal of Hydrology**, Elsevier B.V., , 1 jan. 2023.

GUUG, S. S.; ABDUL-GANIYU, S.; KASEI, R. A. Application of SWAT hydrological model for assessing water availability at the Sherigu catchment of Ghana and Southern Burkina Faso. **HydroResearch**, v. 3, p. 124–133, 2020.

HAILEGEORGIS, T. T.; ALFREDSEN, K. Multi-basin and regional calibration based identification of distributed precipitation-runoff models for hourly runoff simulation: Calibration and transfer of full and partial parameters. **Hydrology Research**, v. 47, n. 2, p. 239–259, 1 abr. 2016.

HARKEN, B. *et al.* Hydrogeological Modeling and Water Resources Management: Improving the Link Between Data, Prediction, and Decision Making. **Water Resources Research**, v. 55, n. 12, p. 10340–10357, 1 dez. 2019.

HASHIMOTO, T.; STEDINGER, J. R.; LOUCKS, D. P. Reliability, Resiliency, and Vulnerability Criteria For Water Resource System Performance Evaluation. **Water Resources Research**, p. 14-20, 1982

HE, M. *et al.* Corruption of parameter behavior and regionalization by model and forcing data errors: A Bayesian example using the SNOW17 model. **Water Resources Research**, v. 47, n. 7, 2011.

HE, Y.; BÁRDOSSY, A.; ZEHE, E. A review of regionalisation for continuous streamflow simulation. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 11, p. 3539–3553, 2011.

HEO, J. H. *et al.* Probability distributions for a quantile mapping technique for a bias correction of precipitation data: A case study to precipitation data under climate change. **Water (Switzerland)**, v. 11, n. 7, 1 jul. 2019.

HER, Y. *et al.* Uncertainty in hydrological analysis of climate change: multi-parameter vs. multi-GCM ensemble predictions. **Scientific Reports**, v. 9, n. 1, 1 dez. 2019.

HRACHOWITZ, M. *et al.* A decade of Predictions in Ungauged Basins (PUB)-a review. **Hydrological Sciences Journal**, 2013.

IGLESIAS, A.; GARROTE, L. Adaptation strategies for agricultural water management under climate change in Europe. **Agricultural Water Management**, v. 155, p. 113–124, jun. 2015.

JACKSON, B. *et al.* **Catchment scale hydrological modelling: A review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and app.** [s.l: s.n.]. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/publication/266341273>>.

JIANG, T. *et al.* Comparison of hydrological impacts of climate change simulated by six hydrological models in the Dongjiang Basin, South China. **Journal of Hydrology**, v. 336, n. 3–4, p. 316–333, 7 abr. 2007.

KING, L.; TADAKI, M. A framework for understanding the politics of science (core tenet #2). Em: **The Palgrave Handbook of Critical Physical Geography**. [s.l.] Springer International Publishing, p. 67–88, 2018

KNUTTI, R. *et al.* Challenges in Combining Projections from Multiple Climate Models. **Journal of Climate**, v. 23, n. 10, p. 2739–2758, 15 maio 2010.

KOLLAT, J. B.; REED, P. M.; WAGENER, T. When are multiobjective calibration trade-offs in hydrologic models meaningful? **Water Resources Research**, v. 48, n. 3, 2012.

KUNDZEWICZ, Z. W. *et al.* Uncertainty in climate change impacts on water resources. **Environmental Science & Policy**, v. 79, p. 1–8, jan. 2018.

LALL, U.; SHARMA, A. A Nearest Neighbor Bootstrap For Resampling Hydrologic Time Series. **Water Resources Research**, v. 32, n. 3, p. 679–693, mar. 1996.

LAMICHHANE; SHAKYA. Integrated Assessment of Climate Change and Land Use Change Impacts on Hydrology in the Kathmandu Valley Watershed, Central Nepal. **Water**, v. 11, n. 10, p. 2059, 2 out. 2019.

LEBECHEREL, L.; ANDRÉASSIAN, V.; PERRIN, C. On evaluating the robustness of spatial-proximity-based regionalization methods. **Journal of Hydrology**, v. 539, p. 196–203, ago. 2016.

LEE, M.; IM, E.; BAE, D. Impact of the spatial variability of daily precipitation on hydrological projections: A comparison of GCM- and RCM-driven cases in the Han River basin, Korea. **Hydrological Processes**, v. 33, n. 16, p. 2240–2257, 30 jul. 2019.

LIMA, E. L. **Espaços Métricos**. [s.l.] Projeto Euclides, 1987.

LIU, Y.; GUPTA, H. V. **Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework**. **Water Resources Research**, jul. 2007.

LIVNEH, B.; LETTENMAIER, D. P. Regional parameter estimation for the unified land model. **Water Resources Research**, v. 49, n. 1, p. 100–114, 2013.

LOH, W. Y. Classification and regression trees. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, v. 1, n. 1, p. 14–23, 1 jan. 2011.

LOPES, J. C.; BRAGA, J. B. F.; CONEJO, J. L. **Simulação Hidrológica: Aplicações de um modelo simplificado**. III Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. **Anais**. Fortaleza: ABRHidro, 1981.

LOWE, L.; SZEMIS, J.; WEBB, J. A. Uncertainty and Environmental Water. Em: **Water for the Environment: From Policy and Science to Implementation and Management**. [s.l.] Elsevier Inc., 2017. p. 317–344.

LUDWIG, R. *et al.* **The role of hydrological model complexity and uncertainty in climate change impact assessment** **Adv. Geosci.** [s.l.: s.n.]. Disponível em: <www.adv-geosci.net/21/63/2009/>.

LV, J. *et al.* Quantifying the impact of water availability on China's energy system under uncertainties: A perceptive of energy-water nexus. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 134, 1 dez. 2020.

MAGRIN, G. O. **Central and South America. In: Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part B: Regional Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the IPCC.** Cambridge: [s.n.].

MAPBIOMAS PROJECT. **Collection 6 of the Annual Series of Land Use and Land Cover Maps of Brazil.**, 2020.

MARSHALL, L.; NOTT, D.; SHARMA, A. Hydrological model selection: A Bayesian alternative. **Water Resources Research**, v. 41, n. 10, out. 2005.

MCCULLAGH, P.; NELDER, J. A. **Generalized Linear Models.** Boston, MA: Springer US, 1989.

MOLÉNAT, J. *et al.* Can small reservoirs be used to gauge stream runoff? **Journal of Hydrology**, v. 603, 1 dez. 2021.

MURPHY, J. M. *et al.* Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations. **Nature**, v. 430, n. 7001, p. 768–772, ago. 2004.

LOUDIN, L. *et al.* Spatial proximity, physical similarity, regression and ungaged catchments: A comparison of regionalization approaches based on 913 French catchments. **Water Resources Research**, v. 44, n. 3, mar. 2008.

PALLAVI *et al.* Comprehensive Review of Orthogonal Regression and its Applications in Different Domains. **Archives of Computational Methods in Engineering**, 8 jun. 2022.

PANDEY, V. P. *et al.* Spatio-temporal distribution of water availability in Karnali-Mohana Basin, Western Nepal: Hydrological model development using multi-site calibration approach (Part-A). **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 29, 1 jun. 2020.

PARKER, W. S. Predicting weather and climate: Uncertainty, ensembles and probability. **Studies in History and Philosophy of Science Part B: Studies in History and Philosophy of Modern Physics**, v. 41, n. 3, p. 263–272, set. 2010.

PERRIN, C.; MICHEL, C.; ANDRÉASSIAN, V. Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. **Journal of Hydrology**, v. 279, n. 1–4, p. 275–289, ago. 2003.

PHAM-DUC, B. *et al.* The Lake Chad hydrology under current climate change. **Scientific Reports**, v. 10, n. 1, p. 5498, 26 mar. 2020.

POFF, N. L. *et al.* Sustainable water management under future uncertainty with eco-engineering decision scaling. **Nature Climate Change**, v. 6, n. 1, p. 25–34, 14 jan. 2016.

POOL, S.; VIVIROLI, D.; SEIBERT, J. Value of a Limited Number of Discharge Observations for Improving Regionalization: A Large-Sample Study Across the United States.

Water Resources Research, v. 55, n. 1, p. 363–377, 1 jan. 2019.

PROJETO TOPODATA. **Modelo Digital de Elevação (MDE) e Banco de Dados Geomorfológicos do Brasil**. São José dos Campos, 2011.

RABELO, U. P. *et al.* Impact of Dense Networks of Reservoirs on Streamflows at Dryland Catchments. **Sustainability**, v. 14, n. 21, p. 14117, 29 out. 2022.

RAGETTLI, S. *et al.* Modeling flash floods in ungauged mountain catchments of China: A decision tree learning approach for parameter regionalization. **Journal of Hydrology**, v. 555, p. 330–346, 1 dez. 2017.

RAQUEL, C. R.; NAVAL, P. C. **An Effective use of Crowding Distance in Multiobjective Particle Swarm Optimization**. Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2005). **Anais...**Washington, D.C.: jun. 2005.

REIS, D. S. *et al.* **Quantification and Reduction of Predictive Uncertainty for Sustainable Water Resources Management**. IAHS Publ, 2007.

SECRETARIA DE ASSUNTOS ESTRATÉGICOS DA PRESIDÊNCIA DA REPÚBLICA. **Brasil 2040**, 2015.

SEILLER, G.; ANCTIL, F.; PERRIN, C. Multimodel evaluation of twenty lumped hydrological models under contrasted climate conditions. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 16, n. 4, p. 1171–1189, 2012.

SELLAMI, H. *et al.* Uncertainty analysis in model parameters regionalization: A case study involving the SWAT model in Mediterranean catchments (Southern France). **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 18, n. 6, p. 2393–2413, 26 jun. 2014.

SILVEIRA, C. DA S. *et al.* Mudanças climáticas na bacia do rio São Francisco: Uma análise para precipitação e temperatura. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 21, n. 2, p. 416–428, 2016.

SINGH, S.; HADDON, J.; MARKOU, M. Nearest-neighbour classifiers in natural scene analysis. **Pattern Recognition**, v. 34, n. 8, p. 1601–1612, ago. 2001.

SIVAPALAN, M. *et al.* IAHS Decade on Predictions in Ungauged Basins (PUB), 2003-2012: Shaping an exciting future for the hydrological sciences. **Hydrological Sciences Journal**, v. 48, n. 6, p. 857–880, dez. 2003.

SONE, J. S. *et al.* Water Security in an Uncertain Future: Contrasting Realities from an Availability-Demand Perspective. **Water Resources Management**, v. 36, n. 8, p. 2571–2587, 1 jun. 2022.

SONG, J. H. *et al.* Regionalization of a rainfall-runoff model: Limitations and potentials. **Water (Switzerland)**, v. 11, n. 11, 1 nov. 2019.

STAUDINGER, M. *et al.* Comparison of hydrological model structures based on recession and low flow simulations. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 11, p. 3447–

3459, 2011.

STEINSCHNEIDER, S.; BROWN, C. A semiparametric multivariate, multisite weather generator with low-frequency variability for use in climate risk assessments. **Water Resources Research**, v. 49, n. 11, p. 7205–7220, nov. 2013.

STEVENAZZI, S. *et al.* Hydrogeological characteristics and water availability in the mountainous aquifer systems of Italian Central Alps: A regional scale approach. **Journal of Environmental Management**, v. 340, 15 ago. 2023.

UVO, C. B. *et al.* The Relationships between Tropical Pacific and Atlantic SST and Northeast Brazil Monthly Precipitation. **Journal of Climate**, v. 11, n. 4, p. 551–562, abr. 1998.

VELÁZQUEZ, J. A.; ANCTIL, F.; PERRIN, C. Performance and reliability of multimodel hydrological ensemble simulations based on seventeen lumped models and a thousand catchments. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 14, n. 11, p. 2303–2317, 2010.

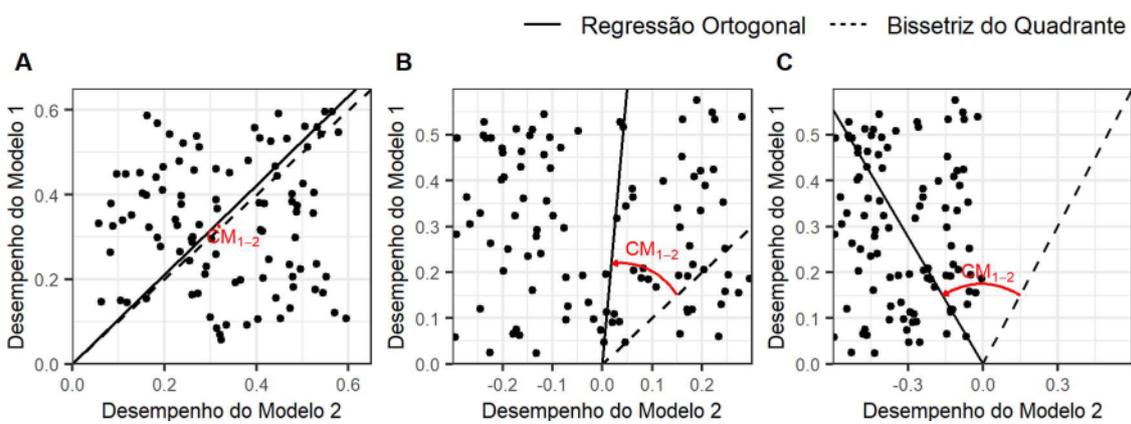
YE, S. *et al.* Regionalization of subsurface stormflow parameters of hydrologic models: Derivation from regional analysis of streamflow recession curves. **Journal of Hydrology**, v. 519, n. PA, p. 670–682, 7 nov. 2014.

YEVJEVIEH, V. Stochastic Hydrology and ltydraufics Stochastic models in hydrology. **Stochastic Hydrol. Hydraul**, 1987

YOON, K.; HWANG, C.-L. **Multiple Attribute Decision Making**. 2455 Teller Road, Thousand Oaks California 91320 United States of America : SAGE Publications, Inc., 1995.

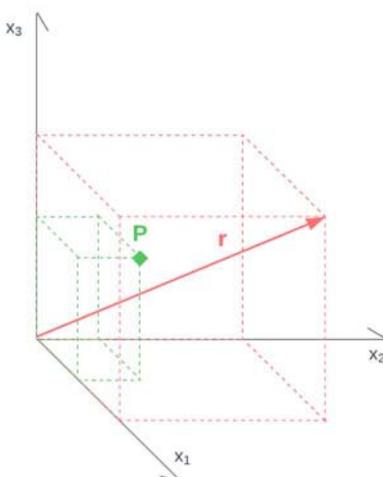
APÊNDICE A – CALIBRABILIDADE DO MODELO NO CASO SEM CORRELAÇÃO

A figura a seguir ilustra três casos nos quais não há correlação entre os desempenhos dos modelos nas bacias. No caso A os modelos são aproximadamente equivalentes, enquanto, nos casos B e C, o modelo 2, que passa a apresentar desempenhos negativos, é progressivamente inferior ao modelo 1, de modo que, no caso B, CM_{1-2} é maior que no caso C.



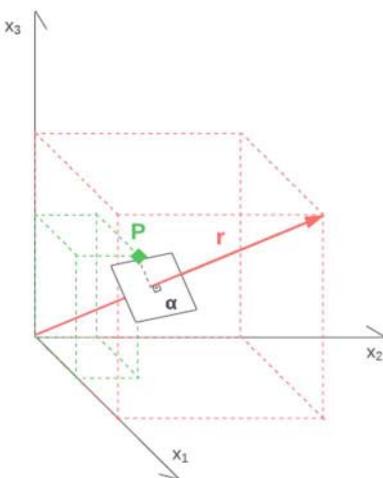
APÊNDICE B – REPRESENTAÇÃO MATEMÁTICA DAS ETAPAS DE CÁLCULO DA CALIBRABILIDADE DA BACIA

Suponha um ponto $P = (p_1, \dots, p_n)$ no espaço n -dimensional \mathbb{R}^n que se deseja projetar sobre uma reta $r \in \mathbb{R}^n$ definida por $r = \lambda(r_1, \dots, r_n) + R_0$, onde λ é um escalar qualquer, os valores de r_i com $i \in \{1, \dots, n\}$ definem a direção da reta em cada dimensão e o ponto R_0 define a posição da reta. Cada valor admissível de $\lambda \in \mathbb{R}$ está associado a um dos infinitos pontos sobre a reta r . O ponto projetado será chamado de $S = (s_1, \dots, s_n)$.



Para o cálculo da Calibrabilidade da Bacia, a reta sobre a qual se deseja projetar os pontos é a bissetriz dos quadrantes ímpares. Para essa reta, $r_i = 1 \forall i \in \{1, \dots, n\}$ e $R_0 = (0, \dots, 0)$, ou seja, $r = \lambda(1, \dots, 1)$.

A projeção de P sobre r passa pela definição de um plano α ortogonal a r e que contenha P , conforme a figura:



Por definição, os planos ortogonais a r são planos cujos pontos $X = (x_1, \dots, x_n)$ obedecem a seguinte relação $r_1 \cdot x_1 + \dots + r_n \cdot x_n + k = 0$. Assim, no caso da reta ser a bissetriz, os planos perpendiculares a reta são aqueles cujos pontos obedecem a relação $x_1 + \dots + x_n + k = 0$. A constante k define a translação do plano ao longo da reta r , já que para uma reta há infinitos planos ortogonais. Como a reta de interesse passa pelo ponto P , a constante k , que define o plano α , pode ser encontrada admitindo que as coordenadas p_i com $i \in \{1, \dots, n\}$ obedecem $x_1 + \dots + x_n + k = 0$. Dessa forma:

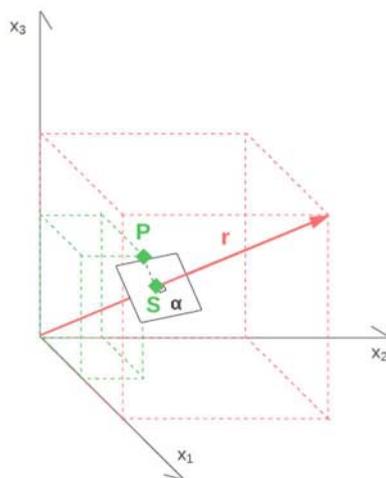
$$p_1 + \dots + p_n + k = 0$$

$$k = - \sum_{i=1}^n p_i$$

Assim, os pontos pertencentes a α são aqueles que obedecem a relação

$$x_1 + \dots + x_n - \sum_{i=1}^n p_i = 0$$

É geometricamente evidente que a projeção ortogonal de P sobre r é a interseção entre r e α , conforme a figura:



Como $S \in r = \lambda(1, \dots, 1)$ suas coordenadas s_i são todas iguais a um escalar λ_0 . Em outras palavras, como a projeção pertence à bissetriz todas as suas coordenadas serão iguais, com $S = (\lambda_0, \dots, \lambda_0)$, bastando encontrar o valor de λ_0 para definir S . Como S também pertence a α :

$$\lambda_0 + \dots + \lambda_0 - \sum_{i=1}^n p_i = 0$$

$$n \cdot \lambda_0 - \sum_{i=1}^n p_i = 0$$

$$\lambda_0 = \frac{\sum_{i=1}^n p_i}{n}$$

$$\text{Assim, } S = \left(\frac{\sum_{i=1}^n p_i}{n}, \dots, \frac{\sum_{i=1}^n p_i}{n} \right).$$

$$\text{De modo que a Calibrabilidade da Bacia é } CB = \frac{\sum_{i=1}^n p_i}{n}.$$

Em outras palavras, a Calibrabilidade da Bacia, enquanto projeção sobre a bissetriz dos quadrantes ímpares, é matematicamente igual à média dos desempenhos dessa bacia para os diferentes modelos.

APÊNDICE C – PADRÕES REGIONAIS DE CALIBRABILIDADE NAS BACIAS

Com correlações próximas ou inferiores a 0,5 entre as CB e as características fisiográficas das bacias (ver figura abaixo), não foi possível identificar padrões regionais relevantes que pudessem explicar a diferença de Calibrabilidade entre as bacias.



A tabela a seguir descreve as características fisiográficas consideradas na avaliação e suas abreviaturas, usadas na figura acima.

Característica Fisiográfica	Abreviatura
Área ocupada por formação florestal	F
Área ocupada por formação savânica	S
Área ocupada por pastagem	P
Área ocupada por mosaico de agricultura e pastagem	M
Área ocupada por espelhos d'água	A
Profundidade média do solo	Prof
Porosidade média do solo	Por
Capacidade de armazenamento do solo (Prof x Por)	CA
Percentual de finos (argila e silte) nos 10 cm superficiais	Fin
Curve Number	CN
Área sobre o embasamento cristalino	Cris
Índice de compactidade da bacia	Kc
Fator de forma da bacia	Kf
Declividade (max-min) do rio principal	S1
Declividade (P15-P85) do rio principal	S4
Taxa da relação de bifurcação de Horton	Rb
Taxa da relação de comprimento de Horton	Rl
Taxa da relação de área de Horton	Ra

**APÊNDICE D – PARÂMETROS DOS MODELO GR4J CALIBRADOS PARA AS
BACIAS CEARENSES**

Parâmetros calibrados com o NSE:

Bacia	Cod	x1	x2	x3	x4	NSE- cal	NSE- val
CROATÁ	34730000	745	1.8	52	1	0.59	0.45
FAZENDA BOA ESPERANÇA	34750000	321	-5.0	68	1.4	0.70	0.68
MORAÚJO	35125000	285	-5	90	1.3	0.74	0.73
GRANJA	35170000	304	-5	114	1.3	0.67	0.65
FAZENDA CAJAZEIRAS	35210000	222	-1.9	82	1.1	0.74	0.68
VÁRZEA DO GROSSO	35235000	419	-5	111	1.3	0.70	0.68
TRAPIÁ	35240000	117	-0.5	128	1.1	0.61	0.57
FAZENDA PARANÁ	35258000	165	-5	119	1.4	0.63	0.57
GROAIRAS	35260000	155	-5	143	1.3	0.72	0.69
ARARIUS	35263000	291	-5.0	65	1.1	0.55	0.46
SOBRAL	35275000	177	-4.0	133	1.4	0.85	0.82
SÃO LUÍS DO CURU	35570000	218	-5	89	1.4	0.74	0.61
UMARITUBA NOVA	35668000	413	-3.4	33	1.2	0.65	0.58
BARRA NOVA	35740000	1188	-0.1	33	1.0	0.53	0.51
CAIO PRADO	35830000	128	-3.2	24	1.1	0.64	0.62
CRISTAIS	35950000	210	-1.0	92	1.8	0.67	0.61
ARNEIROZ	36020000	224	-5.0	99	1.3	0.76	0.74
MALHADA	36045000	448	-5	34	1.2	0.49	0.47
SÍTIO POÇO DANTAS	36125000	380	-5.0	69	1.9	0.65	0.56
CARIÚS	36130000	369	-5.0	57	1.3	0.73	0.72
IGUATU	36160000	280	-5.0	81	1.8	0.77	0.67
SÍTIO LAPINHA	36210000	1200	0.1	20	1.3	0.52	0.40
PODIMIRIM	36250000	577	-5	27	1.4	0.53	0.51
LAVRAS DA MANGABEIRA	36270000	352	-5	90	1.3	0.69	0.62
ICÓ	36290000	393	-5	67	1.4	0.76	0.73
JAGUARIBE	36320000	381	-5	149	1.7	0.78	0.66
PEIXE GORDO	36390000	309	-5	192	1.9	0.71	0.50
SENADOR POMPEU	36470000	251	-2.3	43	1.2	0.77	0.70
QUIXERAMOBIM	36520000	192	-4.7	49	1.3	0.80	0.75
MORADA NOVA II	36580000	246	-5	151	2	0.81	0.80

Parâmetros calibrados com o NSE-raiz:

Bacia	Cod	x1	x2	x3	x4	NSE-raiz-cal	NSE-raiz-val
CROATÁ	34730000	1115	1.2	20	1.0	0.56	0.52
FAZENDA BOA ESPERANÇA	34750000	222	-5.0	41	1.4	0.75	0.75
MORAÚJO	35125000	238	-5.0	51	1.3	0.84	0.83
GRANJA	35170000	210	-5	76	1.3	0.71	0.71
FAZENDA CAJAZEIRAS	35210000	295	-1.2	20	1.2	0.82	0.80
VÁRZEA DO GROSSO	35235000	1200	1.2	58	1.2	0.49	0.43
TRAPIÁ	35240000	170	-1.3	31	1.2	0.66	0.63
FAZENDA PARANÁ	35258000	210	-5	60	1.4	0.62	0.58
GROAIRAS	35260000	177	-4.8	54	1.3	0.74	0.73
ARARIUS	35263000	318	-4.9	69	1.0	0.51	0.44
SOBRAL	35275000	161	-5	101	1.3	0.82	0.81
SÃO LUÍS DO CURU	35570000	247	-5	95	1.1	0.66	0.54
UMARITUBA NOVA	35668000	487	-4.6	23	1.2	0.76	0.72
BARRA NOVA	35740000	1194	-1.6	48	1.0	0.59	0.56
CAIO PRADO	35830000	182	-3.7	20	1.1	0.68	0.66
CRISTAIS	35950000	220	-3.7	35	1.6	0.76	0.74
ARNEIROZ	36020000	261	-5	30	1.4	0.70	0.62
MALHADA	36045000	304	-5.0	20	1.2	0.74	0.73
SÍTIO POÇO DANTAS	36125000	330	-5.0	45	1.9	0.66	0.65
CARIÚS	36130000	285	-5.0	31	1.4	0.82	0.81
IGUATU	36160000	231	-5	32	1.6	0.78	0.76
SÍTIO LAPINHA	36210000	474	-3.6	26	1.3	0.67	0.64
PODIMIRIM	36250000	459	-5	20	1.4	0.64	0.64
LAVRAS DA MANGABEIRA	36270000	271	-5	35	1.2	0.70	0.66
ICÓ	36290000	295	-4.9	39	1.4	0.78	0.77
JAGUARIBE	36320000	626	0.1	20	2.0	0.73	0.69
PEIXE GORDO	36390000	307	-5	100	1.9	0.66	0.54
SENADOR POMPEU	36470000	248	-2.9	37	1.2	0.79	0.79
QUIXERAMOBIM	36520000	214	-4.5	39	1.4	0.83	0.81
MORADA NOVA II	36580000	296	-5.0	140	1.9	0.67	0.60

Parâmetros calibrados com o EVA:

Bacia	Cod	x1	x2	x3	x4	EVA-cal	EVA-val
CROATÁ	34730000	997	1.1	20	1.0	3%	4%
FAZENDA BOA ESPERANÇA	34750000	190	-5.0	20	1.3	2%	2%
MORAÚJO	35125000	301	-4.9	83	1.6	1%	1%
GRANJA	35170000	310	-5	117	1.3	2%	3%
FAZENDA CAJAZEIRAS	35210000	297	0.8	282	1.0	2%	3%
VÁRZEA DO GROSSO	35235000	797	3	300	1.1	3%	4%
TRAPIÁ	35240000	155	0.0	21	1.0	3%	4%
FAZENDA PARANÁ	35258000	241	-1.8	20	1.6	4%	5%
GROAIRAS	35260000	241	-5	224	1.7	3%	3%
ARARIUS	35263000	113	-4.9	105	1.1	4%	5%
SOBRAL	35275000	398	1.5	257	1.4	2%	3%
SÃO LUÍS DO CURU	35570000	722	1.7	138	1.5	2%	5%
UMARITUBA NOVA	35668000	939	-0.3	135	1.5	3%	4%
BARRA NOVA	35740000	1200	-1.0	300	1.2	3%	3%
CAIO PRADO	35830000	134	-3.5	20	1	3%	3%
CRISTAIS	35950000	338	-0.1	20	1.6	3%	4%
ARNEIROZ	36020000	244	-2.5	20	1.4	3%	3%
MALHADA	36045000	346	-5.0	24	1.3	3%	3%
SÍTIO POÇO DANTAS	36125000	218	-5.0	25	1.9	2%	4%
CARIÚS	36130000	274	-5.0	29	1.2	2%	2%
IGUATU	36160000	178	-5.0	20	1.6	2%	3%
SÍTIO LAPINHA	36210000	790	-2.2	220	1.3	2%	2%
PODIMIRIM	36250000	961	-0.5	21	1.5	2%	3%
LAVRAS DA MANGABEIRA	36270000	574	-0.4	20	1.1	2%	4%
ICÓ	36290000	892	0.8	71	1.6	1%	2%
JAGUARIBE	36320000	841	0.5	20	1.9	2%	2%
PEIXE GORDO	36390000	684	1.5	267	1.9	3%	4%
SENADOR POMPEU	36470000	164	-5.0	38	1.3	2%	3%
QUIXERAMOBIM	36520000	122	-4.9	22	1.6	2%	3%
MORADA NOVA II	36580000	303	-4.7	300	1.5	3%	3%

APÊNDICE E – CORRELAÇÃO ENRE AS CARACTERÍSTICAS DAS BACIAS



	Característas das bacias de treino															Característas das bacias de teste																			
	F	S	P	M	A	Prof	Por	CA	Fin	CN	Cris	Kc	Kf	S1	S4	Rb	RI	F	S	P	M	A	Prof	Por	CA	Fin	CN	Cris	Kc	Kf	S1	S4	Rb	RI	
Ra	0.66	-0.48	0.56	0.43	0.06	0.35	0.3	0.37	-0.46	0.17	-0.02	0.52	0.06	0.69	0.65	0.76	0.91	Ra	0.03	0.25	-0.56	0.31	0.13	-0.21	0.12	-0.19	0.22	0.12	0.27	-0.56	0.21	0.35	0.3	0.81	0.94
RI	0.63	-0.41	0.61	0.48	0.21	0.29	0.32	0.33	-0.5	0.3	0.09	-0.36	0.08	0.64	0.6	0.7	RI	0.16	0.22	-0.62	0.51	0.03	0.09	0.21	-0.07	0.02	-0.1	0.19	-0.49	0.19	0.47	0.27	0.72		
Rb	0.55	-0.42	0.38	0.32	0.01	0.36	0.31	0.38	-0.3	0.09	-0.11	0.28	0.14	0.4	0.53	Rb	0.28	-0.03	0.67	0.34	0.09	0.16	0.28	0.17	-0.21	0.12	0.05	0.38	0.23	0.39	0.44				
S4	0.79	-0.7	-0.24	0.32	0.23	0.58	0.37	0.6	-0.23	0.09	0.02	0.28	0.01	0.73	S4	0.69	-0.49	0.36	0.45	0.65	0.6	0.25	0.57	0.1	-0.48	0.57	-0.1	-0.16	0.68						
S1	0.79	-0.62	0.44	0.46	0.12	0.35	0.28	0.38	-0.34	0.04	0.07	-0.39	0.08	S1	0.81	-0.56	0.61	-0.5	-0.32	0.48	-0.03	0.4	-0.13	0.41	0.29	0.32	0.19								
Kf	-0.02	0.07	0.05	0.27	-0.1	-0.17	0.13	0.18	0.09	0	-0.05	0.43	Kf	-0.41	0.6	0	-0.12	0.06	-0.44	0.23	0.43	0.19	0.39	0.47	-0.09										
Kc	-0.4	0.26	0.39	0.32	0.19	-0.03	0.13	0.06	0.17	-0.12	0.11	Kc	0.01	-0.13	0.26	0.14	-0.38	0.29	0.27	0.31	0.55	-0.49	0.29												
Cris	-0.09	0.29	-0.5	-0.13	0.52	-0.51	0.13	0.43	0.13	0.66	Cris	-0.76	0.7	0.13	0.38	0.72	-0.91	0.73	0.94	0.45	0.8														
CN	-0.08	0.2	-0.54	0.03	0.63	-0.48	0.29	0.44	0.37	CN	-0.77	0.54	0.29	0.57	0.8	-0.85	0.71	0.87	0.68																
Fin	0	-0.17	0.63	0.13	-0.32	0.17	0.46	0.23	Fin	0.17	-0.13	0.36	-0.21	0.59	0.37	0.59	0.43																		
CA	0.72	-0.79	0.2	-0.19	0.23	0.99	0.8	CA	0.83	-0.65	0.32	0.54	0.81	0.99	0.73																				
Por	0.66	-0.63	0.02	-0.37	0.04	0.7	Por	0.41	-0.21	0.23	0.46	0.58	0.63																						
Prof	0.66	-0.76	0.26	-0.11	0.26	Prof	0.87	-0.68	0.35	0.54	-0.8																								
A	-0.12	0.2	-0.42	0.01	A	-0.62	0.29	0.19	0.69																										
M	-0.49	0.06	0.64	M	-0.55	0.05	0.68																												
P	-0.27	0.13	P	-0.51	0.06																														
S	-0.88	S	-0.8																																

APÊNDICE F – DISTRIBUIÇÃO DOS PARÂMETROS DOS ELEMENTOS DE CADA SUBGRUPO DAS ÁRVORES DE REGRESSÃO

A Tabela a seguir apresenta a nomenclatura dos subgrupos/folhas identificados em cada árvore de regressão, os respectivos parâmetros médios e número de bacias no subgrupo.

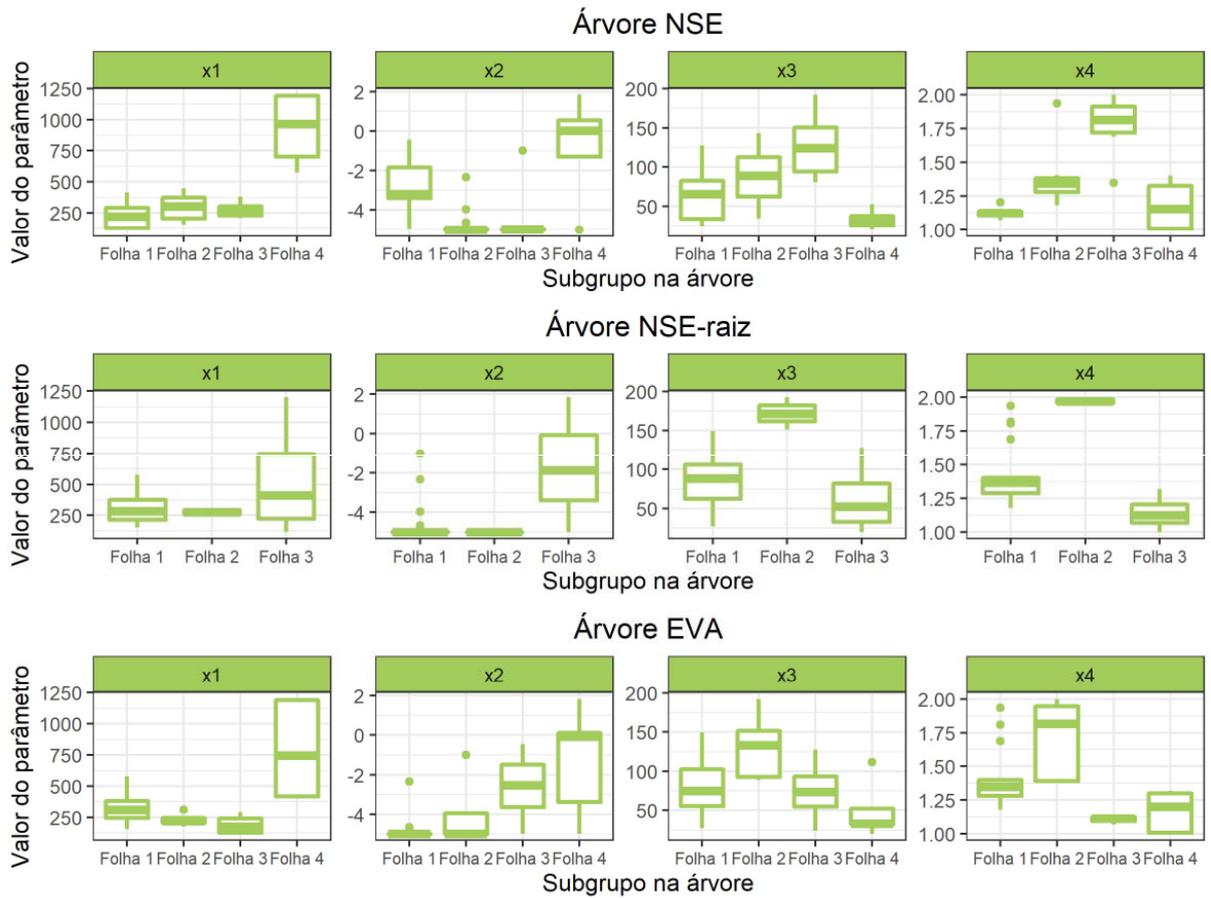
Árvore com NSE					
Subgrupos	Parâmetro médio das bacias no subgrupo				nº de bacias
	x1	x2	x3	x4	
Folha 1	234	-2.8	67	1.1	5
Folha 2	295	-4.7	85	1.4	15
Folha 3	275	-4.3	127	1.8	6
Folha 4	928	-0.8	33	1.2	4

Árvore com NSE-raiz					
Subgrupos	Parâmetro médio das bacias no subgrupo				nº de bacias
	x1	x2	x3	x4	
Folha 1	274	-4.5	45	1.4	19
Folha 2	301	-5.0	120	1.9	2
Folha 3	604	-2.1	35	1.1	9

Árvore com EVA					
Subgrupos	Parâmetro médio das bacias no subgrupo				nº de bacias
	x1	x2	x3	x4	
Folha 1	381	-3.4	48	1.5	16
Folha 2	489	0.0	197	1.6	5
Folha 3	175	-1.9	107	1.0	4
Folha 4	945	0.1	195	1.2	5



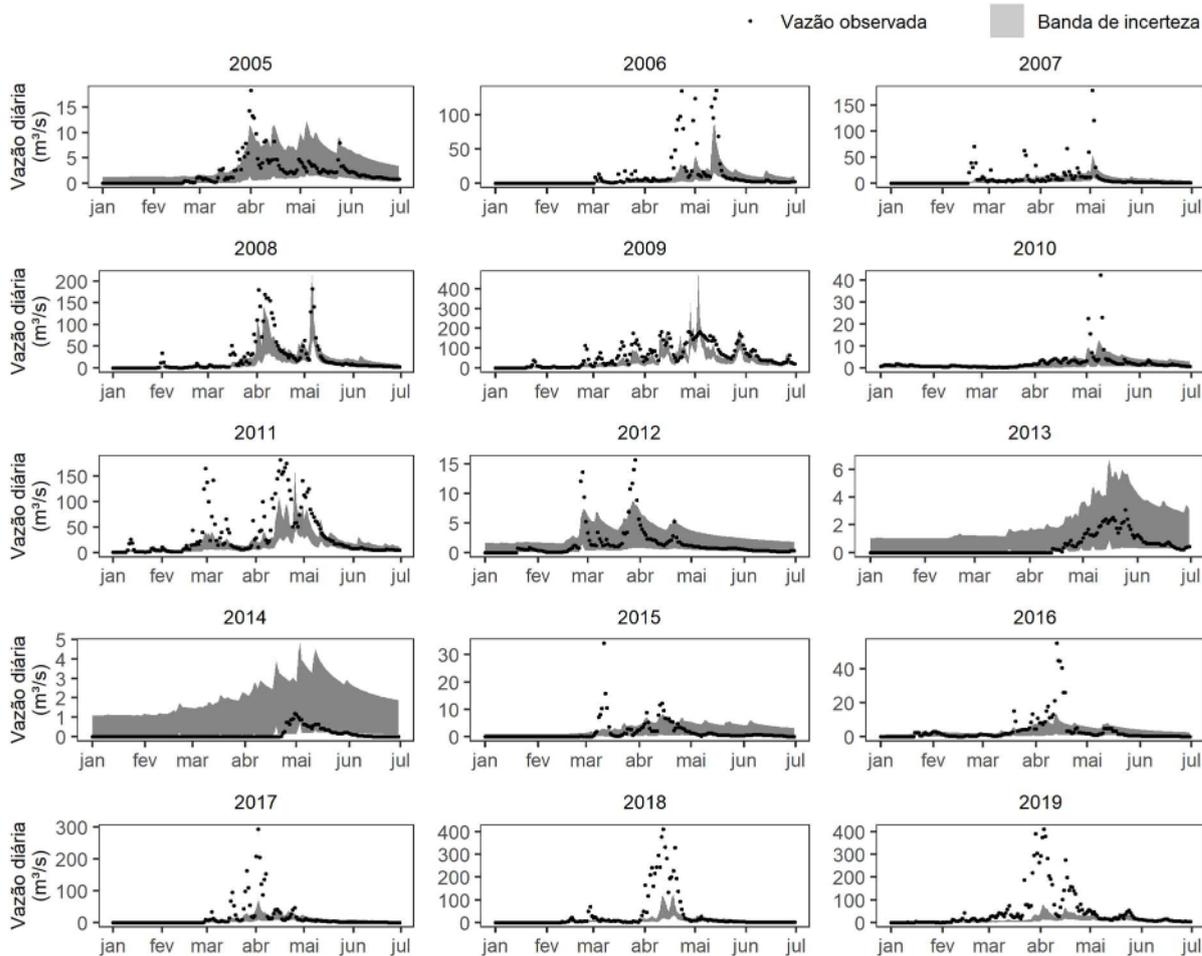
A Figura a seguir apresenta a distribuição dos valores de parâmetros dentro dos subgrupos/folhas de cada árvore.



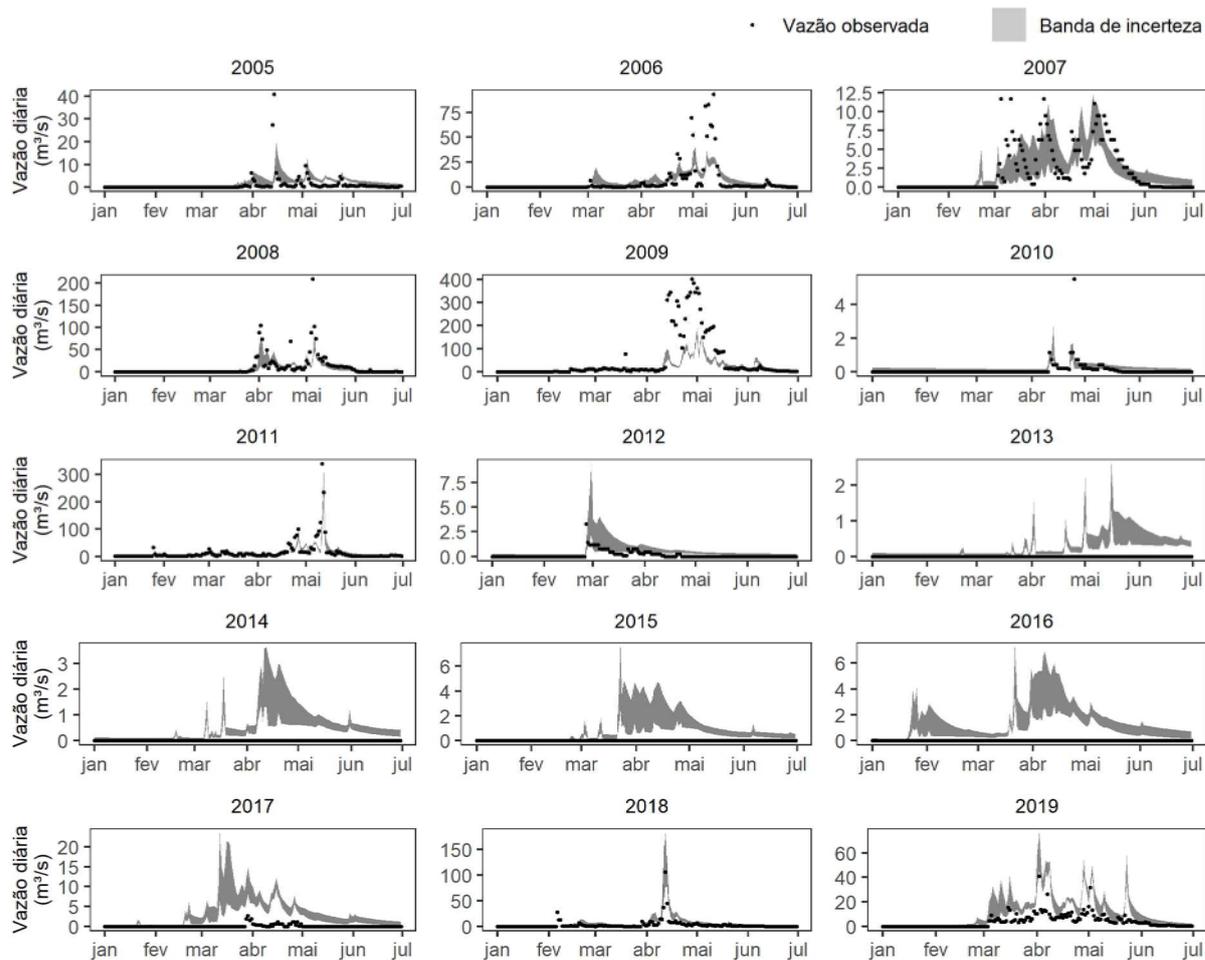
APÊNDICE G – HIDROGRAMAS COM PARÂMETROS REGIONALIZADOS

Banda de incerteza das séries de vazões calculadas com parâmetros regionalizados nas onze bacias usadas no teste.

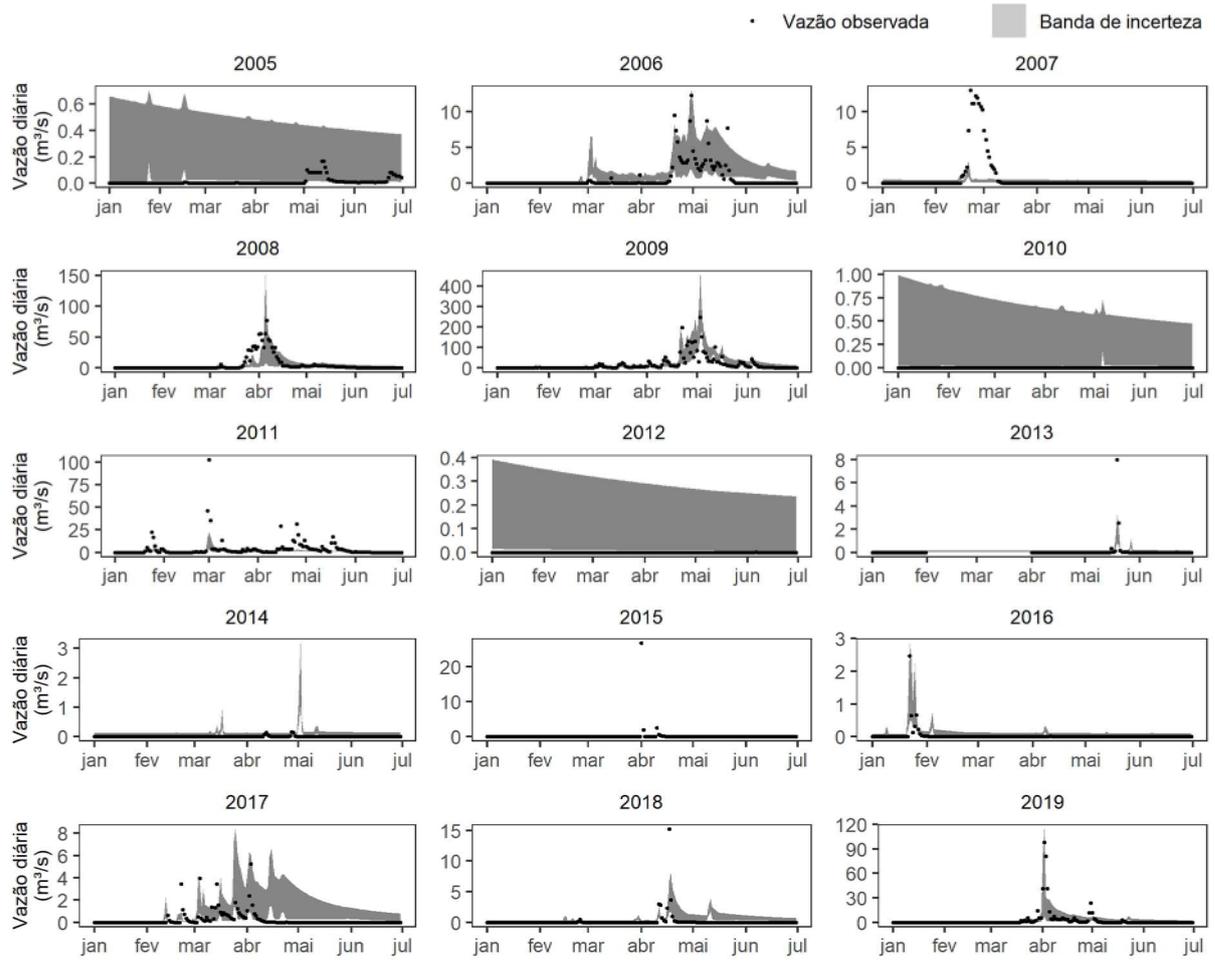
Bacia A



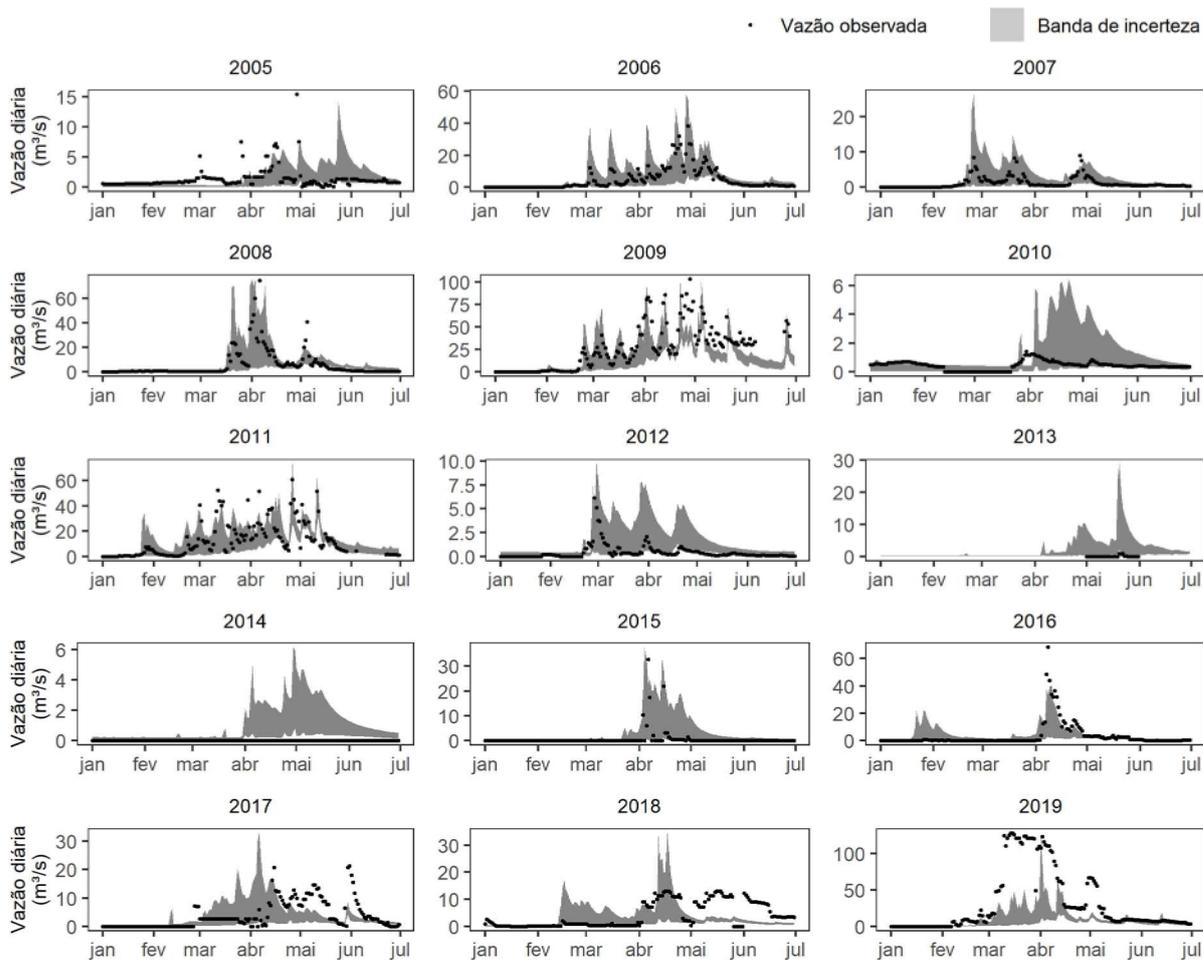
Bacia B



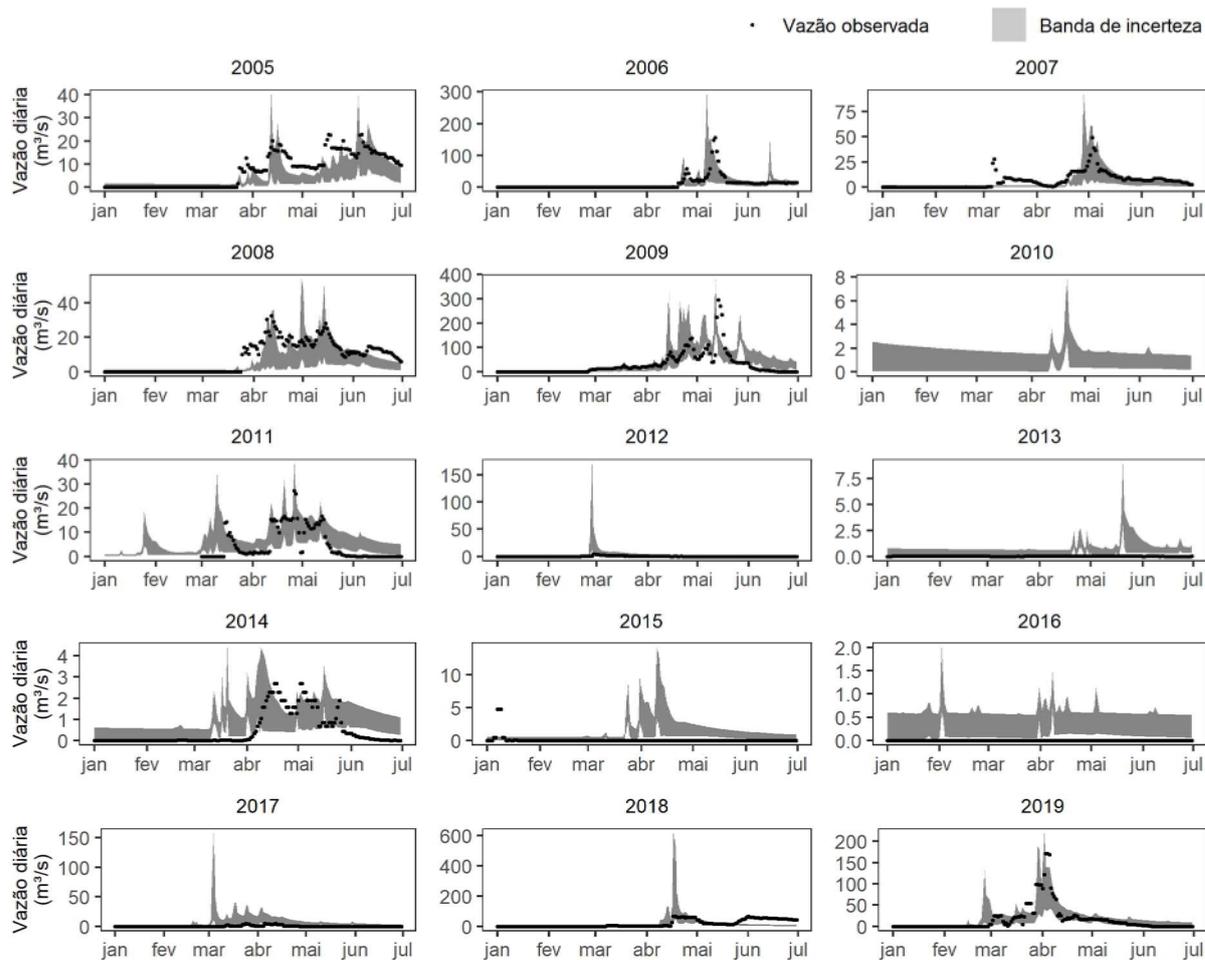
Bacia C



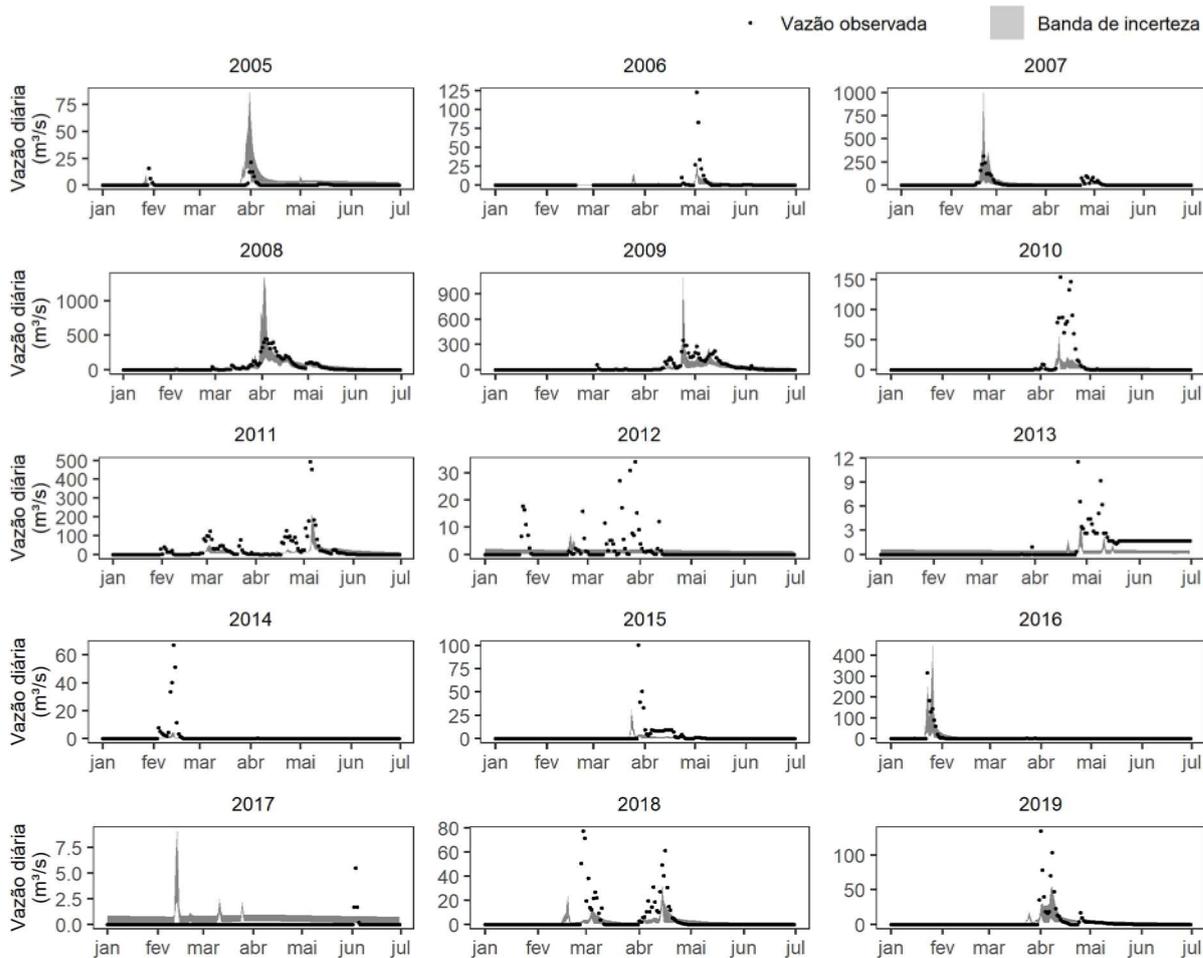
Bacia D



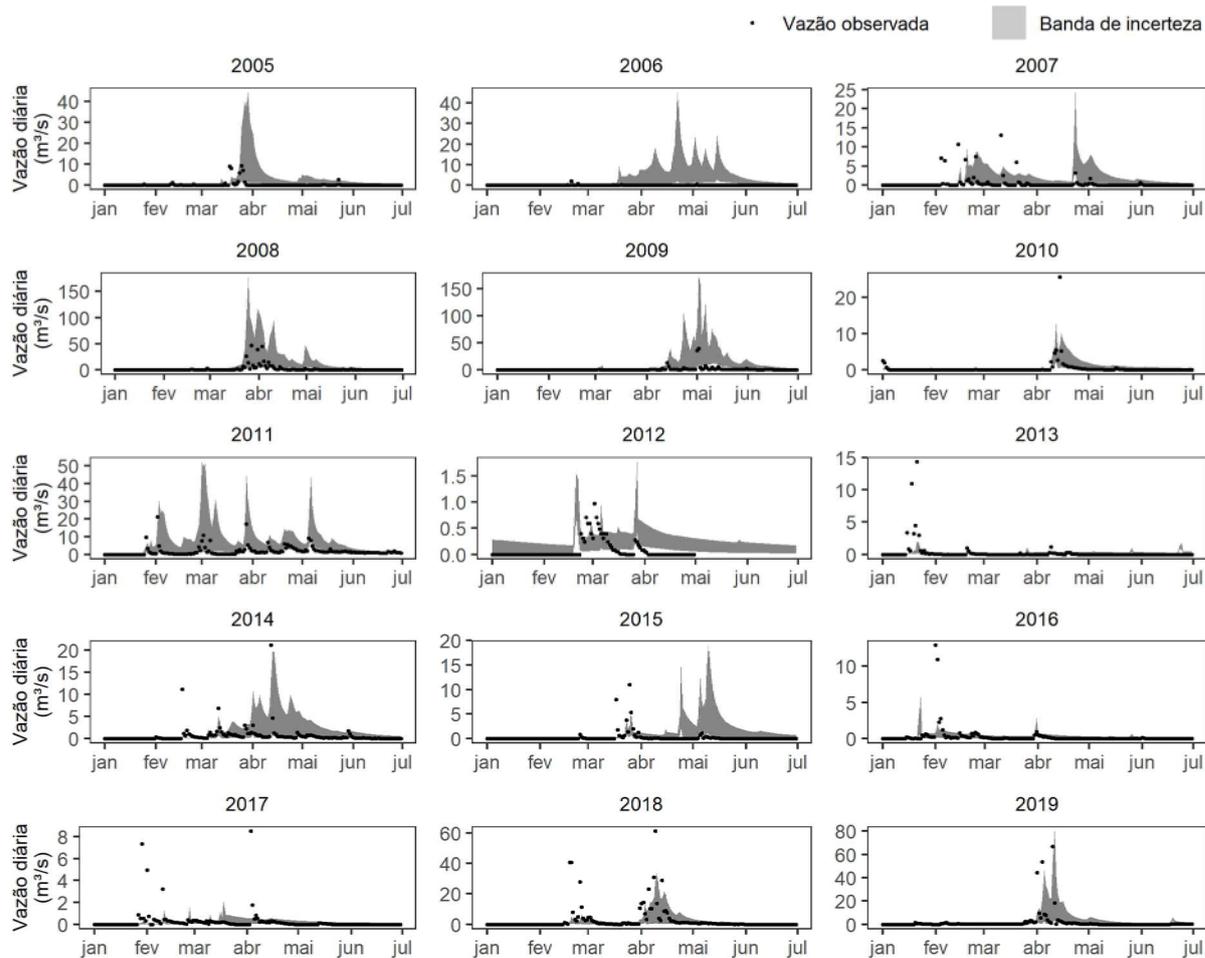
Bacia E



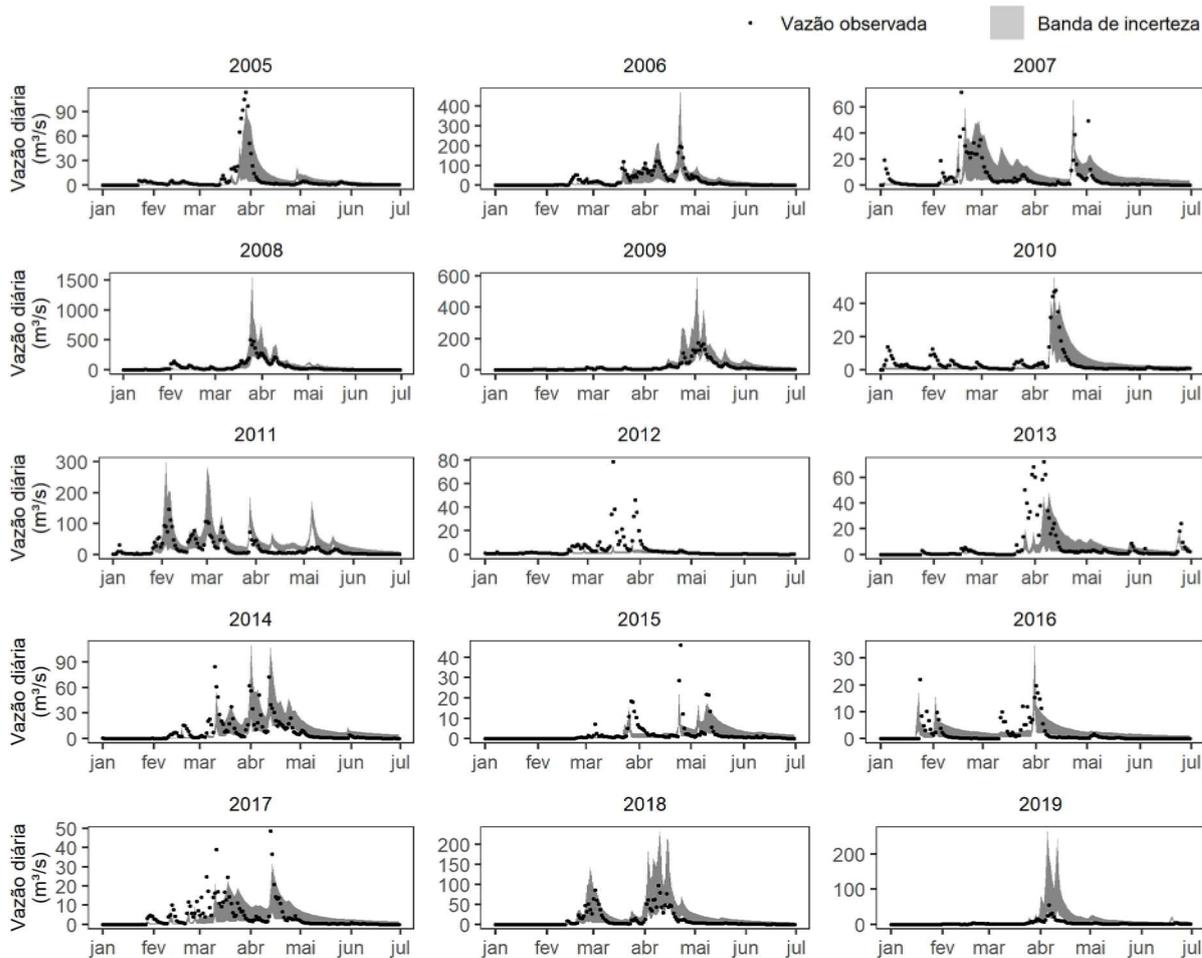
Bacia F



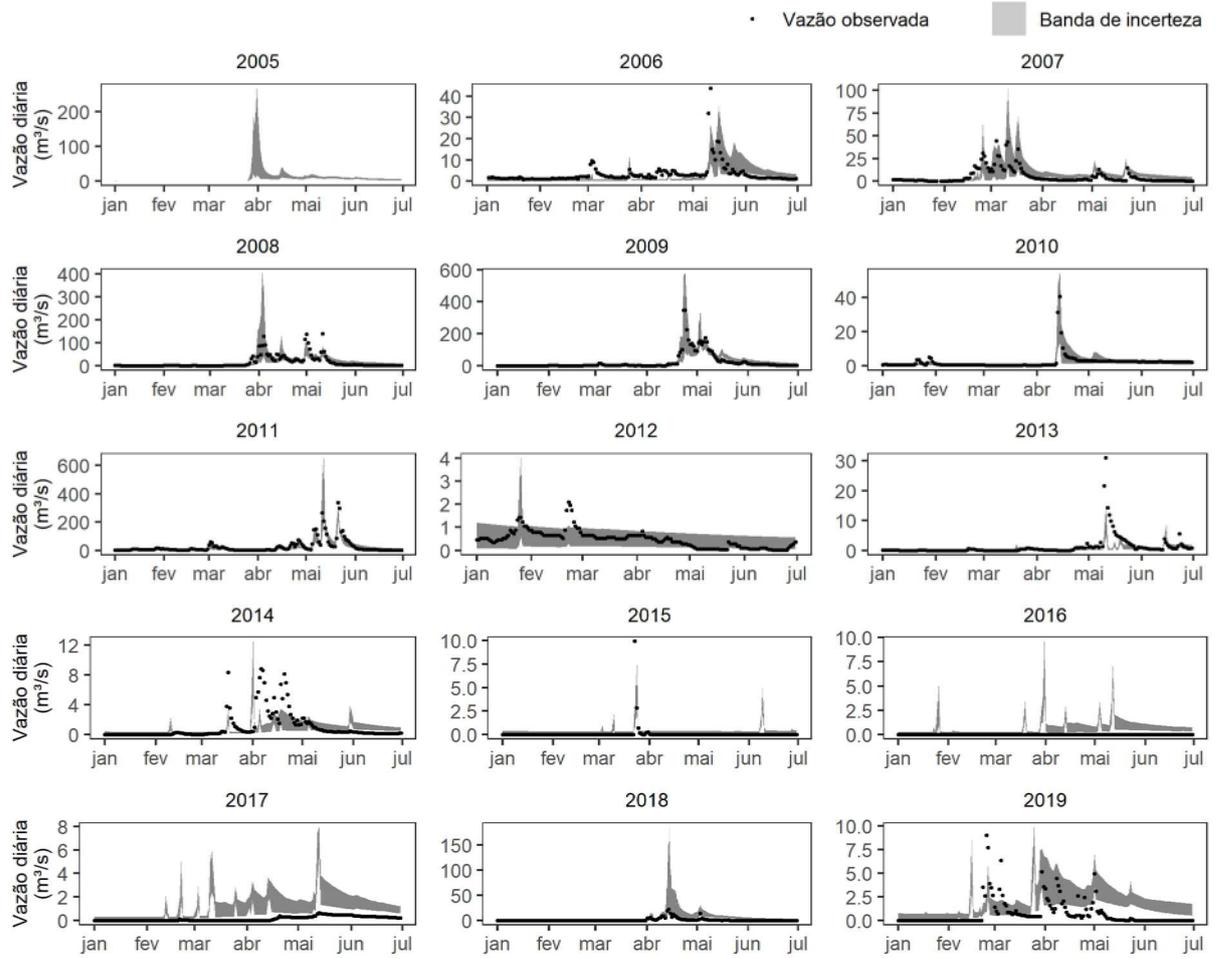
Bacia G



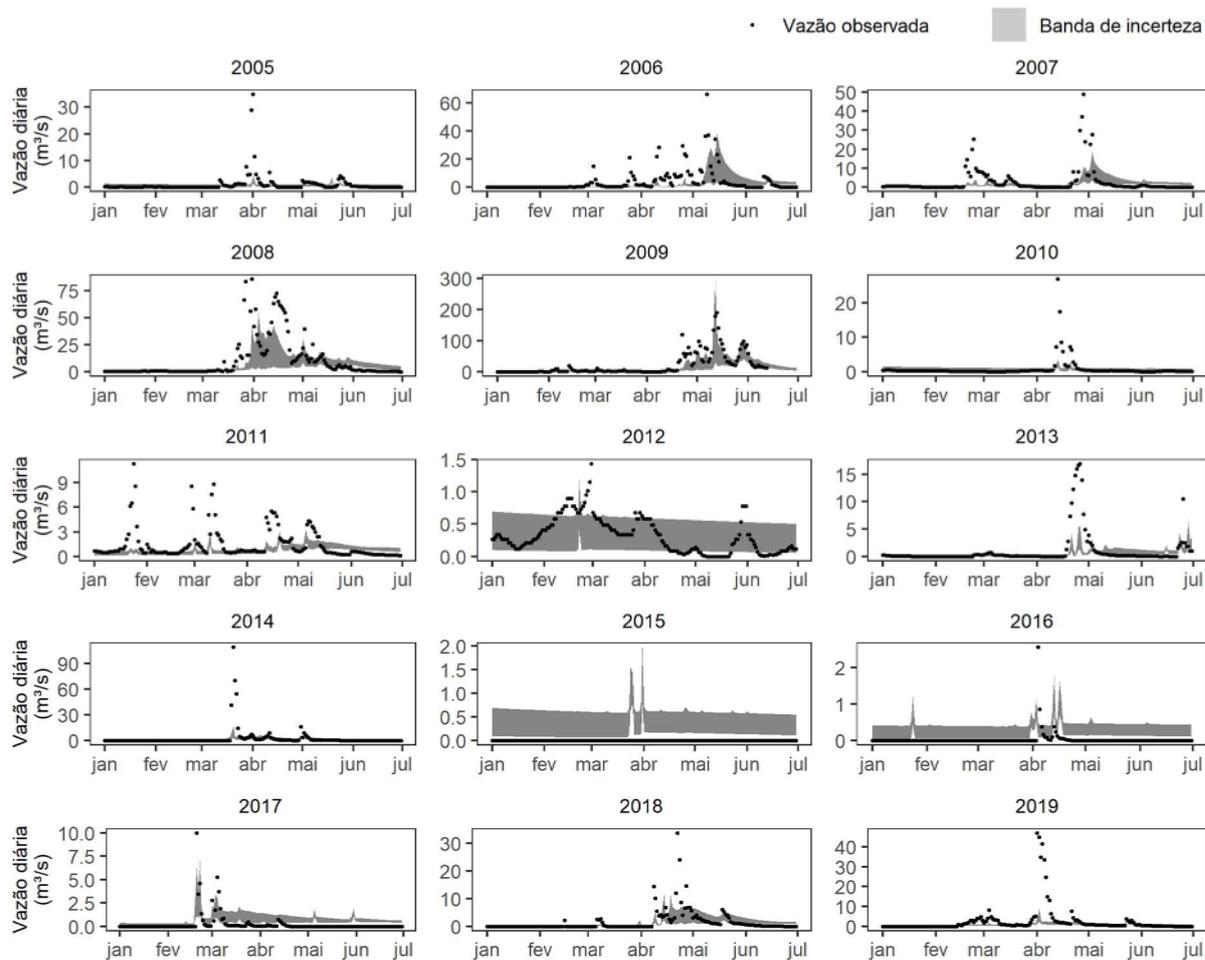
Bacia H



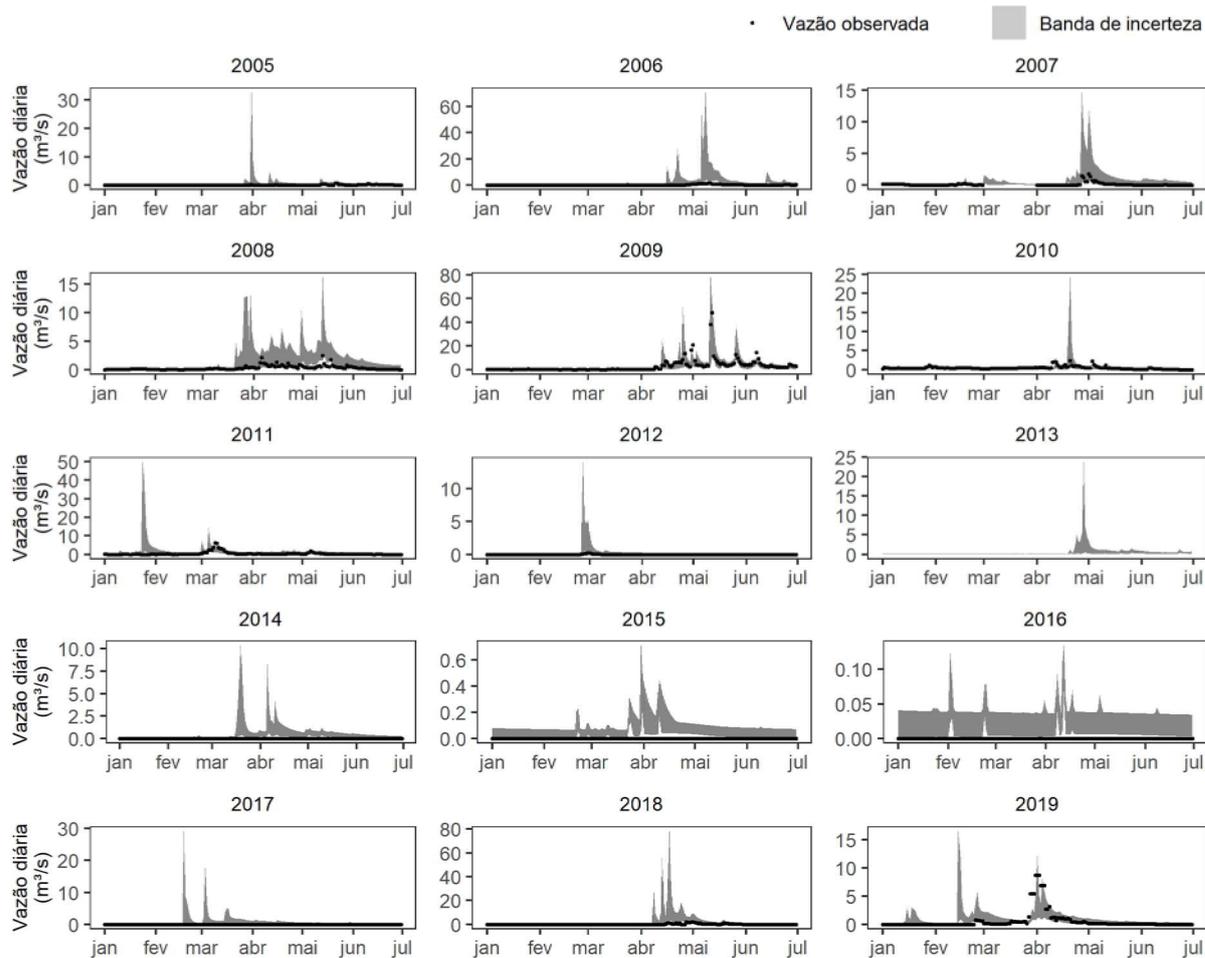
Bacia I



Bacia J



Bacia K



**APÊNDICE H – PARÂMETROS REGIONALIZADOS PARA AS BACIAS
INCREMENTAIS DOS RESERVATÓRIOS DE INTERESSE**

ID	Reservatório	Parâmetros regionalizados com MLG											
		NSE				NSE-raiz				EVA			
		x1	x2	x3	x4	x1	x2	x3	x4	x1	x2	x3	x4
32	Adauto Bezerra	-	-1.8	71	1.2	6232	-2.4	30	1.2	12281	-0.3	56	1.3
240	Arneiroz II	418	-3.2	84	1.3	436	-3.4	42	1.3	562	-1.4	87	1.4
47	Atalho	709	-5.6	74	1.4	694	-4.9	33	1.4	910	-3.3	63	1.4
2	Banabuiú	242	-4.1	94	1.5	262	-4.0	53	1.5	335	-2.2	123	1.5
177	Benguê	363	-5.1	80	1.4	383	-4.6	38	1.4	493	-2.9	75	1.4
125	Broco	197	-6.7	99	1.4	216	-5.6	62	1.4	275	-4.2	157	1.4
170	Cachoeira	159	-5.8	79	1.1	176	-5.1	37	1.1	224	-3.6	73	1.2
217	Caldeirões	200	-6.9	98	1.4	219	-5.8	59	1.4	279	-4.4	147	1.4
74	Canafistula	498	-5.3	87	0.7	510	-4.8	45	0.7	661	-3.2	95	0.8
127	Canoas	721	-3.1	72	1.1	704	-3.3	32	1.1	923	-1.4	59	1.2
33	Capitão Mor	186	-5.0	115	1.1	205	-4.5	95	1.1	260	-2.8	393	1.2
194	Castanhão	276	-5.6	94	1.6	297	-4.9	54	1.5	380	-3.3	126	1.5
4	Cedro	189	-5.2	105	1.4	208	-4.7	72	1.4	265	-3.0	207	1.4
84	Cipoadá	222	-4.4	116	1.5	242	-4.1	96	1.5	309	-2.4	407	1.5
197	Curral Velho	351	-5.2	99	1.5	372	-4.7	61	1.5	478	-3.0	152	1.5
134	Do Coronel	227	-5.4	107	1.3	247	-4.8	75	1.3	315	-3.2	225	1.4
30	Ema	259	-3.9	90	0.8	280	-3.8	49	0.8	358	-2.0	108	1.0
208	Facundo	1075	-4.1	66	1.3	978	-4.0	27	1.3	1304	-2.2	48	1.3
239	Faé	243	-4.9	71	1.4	263	-4.5	31	1.4	337	-2.8	57	1.4
6	Favelas	283	-5.6	92	1.5	304	-5.0	51	1.5	389	-3.4	114	1.5
212	Figueiredo	402	-4.5	88	1.2	421	-4.2	46	1.2	543	-2.5	100	1.3
119	Fogareiro	244	-4.9	103	1.4	264	-4.5	68	1.4	338	-2.8	188	1.4
72	Forquilha II	173	-5.5	122	1.4	191	-4.9	117	1.4	243	-3.3	821	1.4
36	Gomes	170	-6.1	102	1.0	188	-5.3	67	1.0	239	-3.8	179	1.2
135	Jatobá	181	-3.0	95	1.2	199	-3.3	55	1.2	253	-1.3	128	1.3
171	Jenipapeiro	331	-5.9	74	1.3	352	-5.1	33	1.3	452	-3.6	63	1.4
1120	Jenipapeiro II	227	-4.2	104	1.2	247	-4.1	70	1.2	315	-2.3	198	1.3
147	João Luís	698	-3.8	64	1.3	685	-3.8	25	1.3	898	-1.9	45	1.3
28	Joaquim Távora	190	-6.1	99	1.4	209	-5.3	61	1.4	266	-3.8	153	1.4
189	Junco	663	-7.0	66	0.7	655	-5.9	27	0.7	857	-4.4	49	0.9
63	Lima Campos	237	-5.6	112	1.5	257	-4.9	87	1.5	329	-3.4	307	1.5
164	Madeiro	340	5.8	66	0.7	361	2.6	27	0.7	464	5.8	49	0.8
201	Mamoeiro	303	-4.7	70	1.3	325	-4.3	30	1.3	416	-2.6	56	1.4
8	Manoel Balbino	281	-6.1	84	0.7	303	-5.3	42	0.7	388	-3.7	87	0.9
161	Mons. Tabosa	229	-6.6	75	1.2	249	-5.6	34	1.2	318	-4.2	64	1.3
206	Monte Belo	531	-5.1	55	1.2	540	-4.6	20	1.2	701	-3.0	34	1.3
168	Muquém	163	-4.2	68	1.4	180	-4.0	29	1.4	229	-2.3	52	1.4
26	Nova Floresta	174	-3.0	109	1.4	191	-3.2	79	1.4	243	-1.3	249	1.4
155	Olho D'água	176	-6.0	67	1.2	194	-5.2	27	1.2	247	-3.7	50	1.3

9	Orós	257	-3.9	84	1.5	278	-3.8	42	1.5	355	-2.0	86	1.5
89	Parambu	1181	-3.1	62	1.0	1052	-3.3	24	1.0	1410	-1.4	43	1.1
10	Patu	391	-5.7	89	1.3	410	-5.0	47	1.3	529	-3.4	103	1.3
148	Pau Preto	774	-7.4	56	1.1	747	-6.2	21	1.1	983	-4.8	36	1.2
11	Pedras Brancas	287	-6.0	103	1.4	308	-5.2	68	1.4	394	-3.7	185	1.4
167	Pirabibu	190	-5.7	111	1.5	208	-5.0	83	1.5	265	-3.5	282	1.5
27	Poço da Pedra	1025	-4.8	54	1.3	941	-4.4	19	1.3	1253	-2.7	33	1.4
67	Poço do Barro	279	-4.1	106	1.5	301	-3.9	73	1.5	385	-2.1	215	1.5
82	Potiretama	434	-5.2	109	1.1	451	-4.7	81	1.1	582	-3.0	261	1.2
14	Prazeres	173	-5.9	99	1.2	190	-5.1	61	1.2	242	-3.6	154	1.3
68	Quincoé	313	-5.6	73	1.5	334	-4.9	32	1.5	429	-3.4	61	1.5
15	Quixabinha	157	-4.1	105	1.2	174	-4.0	71	1.2	221	-2.2	201	1.3
16	Quixeramobim	240	-6.4	113	1.3	260	-5.5	90	1.3	333	-4.0	339	1.4
186	Riacho da Serra	238	-2.2	76	1.1	258	-2.7	35	1.1	330	-0.7	67	1.2
17	Riacho do Sangue	201	-4.2	91	1.5	220	-4.1	50	1.5	281	-2.3	113	1.5
174	Rivaldo de Carvalho	358	-4.8	74	1.4	378	-4.5	33	1.3	486	-2.8	62	1.4
181	Rosário	242	-4.5	67	1.2	263	-4.2	28	1.2	336	-2.5	51	1.3
166	Santa Maria	1110	-3.8	70	1.2	1003	-3.8	30	1.2	1339	-1.9	54	1.3
190	São Domingos II	-546	-7.4	74	0.9	-725	-6.2	33	0.9	-875	-4.8	63	1.0
39	São José I	195	-1.8	110	1.1	214	-2.4	81	1.1	272	-0.3	266	1.2
85	São José II	224	-5.5	70	1.4	244	-4.9	30	1.4	312	-3.3	55	1.4
99	Serafim Dias	227	-4.9	103	1.4	247	-4.5	68	1.4	315	-2.8	184	1.4
75	Tatajuba	149	-6.7	105	1.3	165	-5.7	71	1.3	210	-4.3	201	1.4
23	Thomás Osterne	469	-6.3	73	0.8	483	-5.4	32	0.8	625	-3.9	61	0.9
111	Tigre	178	-4.6	71	1.2	196	-4.3	31	1.2	249	-2.6	57	1.3
96	Trapiá II	256	-5.8	117	1.2	277	-5.1	99	1.2	354	-3.5	443	1.3
24	Trici	620	-3.2	85	1.5	618	-3.4	43	1.4	807	-1.5	90	1.5
122	Trussu	251	-5.1	84	1.5	272	-4.6	42	1.5	347	-2.9	87	1.5
162	Ubalzinho	337	-5.4	70	1.4	358	-4.8	30	1.4	459	-3.2	56	1.4
191	Umari	237	-6.1	115	1.2	258	-5.3	94	1.2	329	-3.7	379	1.3
110	Valério	2133	-5.0	63	1.0	1609	-4.6	25	1.0	2233	-2.9	44	1.1
25	Várzea do Boi	211	-5.3	107	1.5	230	-4.8	76	1.5	294	-3.1	233	1.5
130	Vieirão	259	-4.3	116	1.2	280	-4.1	97	1.2	358	-2.3	415	1.3

ID	Reservatório	Parâmetros regionalizados com árvores de regressão											
		NSE				NSE-raiz				EVA			
		x1	x2	x3	x4	x1	x2	x3	x4	x1	x2	x3	x4
32	Adauto Bezerra	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
240	Arneiroz II	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
47	Atalho	928	-0.8	33	1.2	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
2	Banabuiú	275	-4.3	127	1.8	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
177	Benguê	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
125	Broco	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
170	Cachoeira	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
217	Caldeirões	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
74	Canafistula	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
127	Canoas	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
33	Capitão Mor	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
194	Castanhão	275	-4.3	127	1.8	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
4	Cedro	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
84	Cipoada	275	-4.3	127	1.8	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
197	Curral Velho	275	-4.3	127	1.8	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
134	Do Coronel	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
30	Ema	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
208	Facundo	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
239	Faé	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
6	Favelas	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
212	Figueiredo	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
119	Fogareiro	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
72	Forquilha II	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
36	Gomes	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
135	Jatobá	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
171	Jenipapeiro	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
1120	Jenipapeiro II	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
147	João Luís	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
28	Joaquim Távora	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
189	Junco	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
63	Lima Campos	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
164	Madeiro	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
201	Mamoeiro	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
8	Manoel Balbino	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
161	Mons. Tabosa	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
206	Monte Belo	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
168	Muquém	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
26	Nova Floresta	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
155	Olho D'água	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
9	Orós	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
89	Parambu	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
10	Patu	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
148	Pau Preto	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2

11	Pedras Brancas	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
167	Pirabibu	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
27	Poço da Pedra	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
67	Poço do Barro	275	-4.3	127	1.8	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
82	Potiretama	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
14	Prazeres	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
68	Quincoé	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	489	0.0	197	1.6
15	Quixabinha	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
16	Quixeramobim	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
186	Riacho da Serra	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
17	Riacho do Sangue	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	489	0.0	197	1.6
174	Rivaldo de Carvalho	295	-4.7	85	1.4	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
181	Rosório	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
166	Santa Maria	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
190	São Domingos II	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
39	São José I	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
85	São José II	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	489	0.0	197	1.6
99	Serafim Dias	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
75	Tatajuba	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
23	Thomás Osterne	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
111	Tigre	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
96	Trapiá II	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
24	Trici	928	-0.8	33	1.2	274	-4.5	45	1.4	381	-3.4	48	1.5
122	Trussu	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
162	Ubalzinho	295	-4.7	85	1.4	301	-5.0	120	1.9	489	0.0	197	1.6
191	Umari	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0
110	Valério	928	-0.8	33	1.2	604	-2.1	35	1.1	945	0.1	195	1.2
25	Várzea do Boi	295	-4.7	85	1.4	274	-4.5	45	1.4	489	0.0	197	1.6
130	Vieirão	234	-2.8	67	1.1	604	-2.1	35	1.1	175	-1.9	107	1.0

ID	Reservatório	Parâmetros regionalizados com KNN											
		NSE				NSE-raiz				EVA			
		x1	x2	x3	x4	x1	x2	x3	x4	x1	x2	x3	x4
32	Adauto Bezerra	745	1.8	52	1.0	1115	1.2	20	1.0	997	1.1	20	1.0
240	Arneiroz II	577	-5.0	27	1.4	459	-5.0	20	1.4	961	-0.5	21	1.5
47	Atalho	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
2	Banabuiú	309	-5.0	192	1.9	307	-5.0	100	1.9	684	1.5	267	1.9
177	Benguê	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
125	Broco	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
170	Cachoeira	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
217	Caldeirões	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
74	Canafistula	291	-5.0	65	1.1	318	-4.9	69	1.0	113	-4.9	105	1.1
127	Canoas	745	1.8	52	1.0	1115	1.2	20	1.0	997	1.1	20	1.0
33	Capitão Mor	165	-5.0	119	1.4	210	-5.0	60	1.4	241	-1.8	20	1.6
194	Castanhão	309	-5.0	192	1.9	307	-5.0	100	1.9	684	1.5	267	1.9
4	Cedro	218	-5.0	89	1.4	247	-5.0	95	1.1	722	1.7	138	1.5
84	Cipoada	218	-5.0	89	1.4	247	-5.0	95	1.1	722	1.7	138	1.5
197	Curral Velho	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
134	Do Coronel	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
30	Ema	291	-5.0	65	1.1	318	-4.9	69	1.0	113	-4.9	105	1.1
208	Facundo	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
239	Faé	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
6	Favelas	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
212	Figueiredo	309	-5.0	192	1.9	307	-5.0	100	1.9	684	1.5	267	1.9
119	Fogareiro	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
72	Forquilha II	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
36	Gomes	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
135	Jatobá	165	-5.0	119	1.4	210	-5.0	60	1.4	241	-1.8	20	1.6
171	Jenipapeiro	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
1120	Jenipapeiro II	165	-5.0	119	1.4	210	-5.0	60	1.4	241	-1.8	20	1.6
147	João Luís	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
28	Joaquim Távora	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
189	Junco	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
63	Lima Campos	309	-5.0	192	1.9	307	-5.0	100	1.9	684	1.5	267	1.9
164	Madeiro	291	-5.0	65	1.1	318	-4.9	69	1.0	113	-4.9	105	1.1
201	Mamoêiro	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
8	Manoel Balbino	291	-5.0	65	1.1	318	-4.9	69	1.0	113	-4.9	105	1.1
161	Mons. Tabosa	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
206	Monte Belo	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
168	Muquém	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
26	Nova Floresta	218	-5.0	89	1.4	247	-5.0	95	1.1	722	1.7	138	1.5
155	Olho D'água	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
9	Orós	309	-5.0	192	1.9	307	-5.0	100	1.9	684	1.5	267	1.9
89	Parambu	745	1.8	52	1.0	1115	1.2	20	1.0	997	1.1	20	1.0

10	Patu	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
148	Pau Preto	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
11	Pedras Brancas	309	-5.0	192	1.9	307	-5.0	100	1.9	684	1.5	267	1.9
167	Pirabibu	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
27	Poço da Pedra	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
67	Poço do Barro	218	-5.0	89	1.4	247	-5.0	95	1.1	722	1.7	138	1.5
82	Potiretama	413	-3.4	33	1.2	487	-4.6	23	1.2	939	-0.3	135	1.5
14	Prazeres	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
68	Quincoé	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
15	Quixabinha	165	-5.0	119	1.4	210	-5.0	60	1.4	241	-1.8	20	1.6
16	Quixeramobim	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
186	Riacho da Serra	291	-5.0	65	1.1	318	-4.9	69	1.0	113	-4.9	105	1.1
17	Riacho do Sangue	218	-5.0	89	1.4	247	-5.0	95	1.1	722	1.7	138	1.5
174	Rivaldo de Carvalho	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
181	Rosário	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
166	Santa Maria	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
190	São Domingos II	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
39	São José I	291	-5.0	65	1.1	318	-4.9	69	1.0	113	-4.9	105	1.1
85	São José II	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
99	Serafim Dias	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
75	Tatajuba	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
23	Thomás Osterne	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
111	Tigre	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
96	Trapiá II	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
24	Trici	577	-5.0	27	1.4	459	-5.0	20	1.4	961	-0.5	21	1.5
122	Trussu	309	-5.0	192	1.9	307	-5.0	100	1.9	684	1.5	267	1.9
162	Ubalzinho	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
191	Umari	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
110	Valério	448	-5.0	34	1.2	304	-5.0	20	1.2	346	-5.0	24	1.3
25	Várzea do Boi	192	-4.7	49	1.3	214	-4.5	39	1.4	122	-4.9	22	1.6
130	Vieirão	218	-5.0	89	1.4	247	-5.0	95	1.1	722	1.7	138	1.5