



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA**  
**CURSO DE ENGENHARIA CIVIL**

**LUIS FERNANDO DE SOUZA MOREIRA**

**CALIBRAÇÕES DE MÚLTIPLOS MODELOS HIDROLÓGICOS EM DIFERENTES  
PASSOS DE TEMPO: PREVISÃO DE VAZÃO COM DADOS ESCASSOS**

**FORTALEZA**

**2022**

LUIS FERNANDO DE SOUZA MOREIRA

CALIBRAÇÕES DE MÚLTIPLOS MODELOS HIDROLÓGICOS EM DIFERENTES  
PASSOS DE TEMPO: PREVISÃO DE VAZÃO COM DADOS ESCASSOS

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado ao Curso de Engenharia Civil  
da Universidade Federal do Ceará, como  
requisito parcial para obtenção do título de  
Bacharel em Engenharia Civil.

Orientador: Prof. Dr. Eduardo Sávio  
Passos Rodrigues Martins

FORTALEZA

2022

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)

---

M837c Moreira, Luis Fernando de Souza.

Calibrações de múltiplos modelos hidrológicos em diferentes passos de tempo : previsão de vazão com dados escassos / Luis Fernando de Souza Moreira. – 2022.

73 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Curso de Engenharia Civil, Fortaleza, 2022.

Orientação: Prof. Dr. Eduardo Sávio Passos Rodrigues Martins.

1. Modelos hidrológicos. 2. Escala temporal de calibração. 3. Escassez de dados. I. Título.

CDD 620

---

LUIS FERNANDO DE SOUZA MOREIRA

CALIBRAÇÕES DE MÚLTIPLOS MODELOS HIDROLÓGICOS EM DIFERENTES  
PASSOS DE TEMPO: PREVISÃO DE VAZÃO COM DADOS ESCASSOS

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado ao Curso de Engenharia Civil  
da Universidade Federal do Ceará, como  
requisito parcial para obtenção do título de  
Bacharel em Engenharia Civil.

Aprovado em 18/02/2022.

BANCA EXAMINADORA

---

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

---

Prof. Dr. Dirceu Silveira Reis Júnior  
Universidade de Brasília (UnB)

---

Me. Ályson Brayner Sousa Estácio  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

A Deus, porque dele, e por meio dele, e  
para ele são todas as coisas.

À Nara, amada esposa, dádiva divina.

Aos meus pais, guias pacientes.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao Deus Trino, por sua bondade eterna e por sua graça imensurável e irresistível.

À Nara, pelo apoio, paciência e carinho ternos e abundantes e pelo dom da vida matrimonial.

Aos meus pais e irmãs, pelo amparo familiar e pela compreensão dos dias ausentes.

Ao Prof. Dr. Eduardo Sávio Passos Rodrigues Martins, pela intensa orientação acadêmica e profissional, pela confiança depositada, pela motivação e pelos conselhos.

Ao Prof. Dr. Dirceu Silveira Reis Júnior, por suas contribuições cruciais para esta pesquisa e pelo vasto conhecimento disponibilizado.

Ao Me. Ályson Brayner Sousa Estácio, pela grande atenção dispensada a este trabalho, bem como pelas sugestões precisas e explicações detalhadas.

Aos colegas e amigos da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos e da Universidade Federal do Ceará que contribuíram para minha formação, influenciando direta ou indiretamente neste trabalho, e aos amigos mantidos desde o colégio, pela rede próxima de apoio.

À Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos, pela bolsa de pesquisa.

## RESUMO

A escassez de dados de vazão observada, especialmente em regiões em desenvolvimento, como o estado do Ceará, dificulta a gestão de recursos hídricos, na medida em que esta se apoia na modelagem hidrológica. Por isso, é mister um estudo local que avalie o quão refinadas as séries de vazão devem ser para que se possam prever vazões em diferentes escalas de tempo. Neste trabalho, são feitos experimentos com bacias hidrográficas de 21 estações fluviométricas do Ceará, utilizando os modelos de Budyko, de Fu, GR1A, GR2M e GR4J, de modo a investigar os efeitos de calibrações realizadas em escalas menos refinadas que as convencionais, a partir do coeficiente NSE calculado em diferentes escalas. Experimentos com uso de validação cruzada são executados, em face das limitações previamente verificadas da calibração e da validação tradicionais com períodos fixos. Os modelos anuais obtiveram bons resultados, com ressalva para o desempenho de Budyko nas bacias de solo sedimentar. O modelo mensal apresentou bons resultados quando calibrado com dados anuais observados ou mesmo com dados provenientes de Budyko (exceto em bacias sedimentares). O modelo diário não apresentou boa performance quando calibrado em escalas temporais maiores, tendo sido rejeitado já nos experimentos iniciais.

**Palavras-chave:** modelos hidrológicos; escala temporal de calibração; escassez de dados.

## ABSTRACT

The scarcity of observed flow data, especially in developing regions, such as the state of Ceará, limits the management of water resources in Ceará, since it relies on hydrological modeling. For this reason, a local study is necessary to evaluate how refined the flow series should be in order to be effective to predict flows at different time scales. In this study, experiments are carried out with watersheds of 21 pluviometric gauge stations in Ceará, using Budyko's, Fu's, GR1A, GR2M and GR4J models, in order to investigate the effects of calibrations performed at less refined scales than the conventional ones, based on the NSE coefficient computed at different scales. Experiments using cross-validation are performed, given the previously verified limitations of traditional calibration and validation with fixed periods. The annual models performed well, with an exception for Budyko's performance at the sediment soil basins. The monthly model performed well when calibrated with observed annual data or even with data from Budyko (except in sedimentary basins). The daily model did not perform well when calibrated on longer time scales, and was rejected already in the early experiments.

**Keywords:** hydrologic models; calibration time scale; data scarcity.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Estações fluviométricas utilizadas na modelagem hidrológica .....	24
Figura 2 – Bacias hidrográficas delimitadas .....	28
Figura 3 – Esquema do Modelo GR4J .....	34
Figura 4 – Esquema do Modelo GR2M .....	37
Figura 5 – Relações complementares de $F_u$ : (a) Condição árida com $E_0$ constante (b) Condição úmida com $P$ constante .....	41
Figura 6 – $E/P$ em função de $E_0/P$ para diferentes valores de $\omega$ .....	41
Figura 7 – Esquema das calibrações realizadas. Em azul, as combinações convencionais entre modelos e escalas dos dados de vazão. Em amarelo, o emprego de escalas menos refinadas. Em vermelho, o caso da calibração sem dado de vazão observada, substituída por vazão simulada.....	49
Figura 8 – Resultados de calibração dos modelos de Budyko, $F_u$ e GR1A.....	51
Figura 9 – Resultados de validação dos modelos de Budyko, $F_u$ e GR1A .....	52
Figura 10 – Resultados de calibração e validação do modelo GR2M. Na parte superior, “m”, “a” e “b” se referem ao uso de dados de vazão mensal, anual e de Budyko, respectivamente, na calibração, sendo as validações feitas com dados mensais. Na parte inferior, a primeira letra se refere à escala da calibração e a segunda à escala em que o NSE foi calculado, sendo “b” referente à escala anual com dados de Budyko .....	56
Figura 11 – Resultados de calibração e validação do modelo GR4J. Na parte superior, “d”, “m” e “a” se referem ao uso de dados de vazão diária, mensal e anual, respectivamente, na calibração, sendo as validações feitas com dados diários. Na parte inferior, a primeira letra se refere à escala da calibração e a segunda à escala em que o NSE foi calculado .....	59

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	10
<b>1.1 Modelagem Hidrológica e Calibrações</b> .....	10
<b>1.2 Escalas de Tempo e Famílias de Modelos Hidrológicos</b> .....	11
<b>1.3 Objetivos</b> .....	13
<b>1.3.1 Objetivo Geral</b> .....	13
<b>1.3.2 Objetivos Específicos</b> .....	13
<b>1.4 Estrutura da Monografia</b> .....	14
<b>2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	15
<b>2.1 Tipologias de Modelos Hidrológicos</b> .....	15
<b>2.2 Calibração Automática e Validação</b> .....	16
<b>2.3 Calibração de Modelos Hidrológicos em Escalas Múltiplas de Tempo</b> .....	18
<b>3 MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	22
<b>3.1 Linguagem de Programação</b> .....	22
<b>3.2 Área de Estudo</b> .....	23
<b>3.3 Seleção das Estações Fluviométricas</b> .....	23
<b>3.4 Delimitação das Bacias Hidrográficas</b> .....	26
<b>3.5 Pré-Processamento e Agregação das Séries de Vazão Observada</b> .....	28
<b>3.6 Dados de Precipitação e Evapotranspiração Potencial</b> .....	30
<b>3.7 Modelos Hidrológicos Implementados</b> .....	30
<b>3.7.1 Modelo GR4J</b> .....	31
<b>3.7.2 Modelo GR2M</b> .....	35
<b>3.7.3 Modelo GR1A</b> .....	37
<b>3.7.4 Modelos de Budyko e Fu</b> .....	38
<b>3.8 Calibração e Validação dos Modelos</b> .....	41
<b>3.8.1 Algoritmo de Calibração e Função Objetivo</b> .....	42
<b>3.8.2 Períodos de Calibração e Validação</b> .....	44
<b>3.8.3 Experimentos Realizados</b> .....	46

<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>50</b>
<b>4.1 Modelos Anuais .....</b>	<b>50</b>
<b>4.2 GR2M.....</b>	<b>55</b>
<b>4.3 GR4J.....</b>	<b>58</b>
<b>5 CONCLUSÕES .....</b>	<b>61</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>63</b>
<b>APÊNDICE A – RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS PRELIMINARES.....</b>	<b>65</b>
<b>APÊNDICE B – VALORES MÉDIOS DE PARÂMETROS CALIBRADOS E DE NSE OBTIDOS E VALORES DE NSE DE VALIDAÇÃO CRUZADA .....</b>	<b>69</b>
<b>APÊNDICE C – DESVIOS-PADRÃO DE PARÂMETROS CALIBRADOS E DE NSE DE CALIBRAÇÃO OBTIDOS.....</b>	<b>72</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A modelagem tem um papel de grande relevância na engenharia, pois permite a apreensão de problemas reais por meio de medições realizadas a partir de experimentos com modelos, que não envolvem grande ônus de tempo ou materiais, viabilizando, assim, a aplicação de conhecimentos científicos a tais problemas. O desenvolvimento crescente da computação tem viabilizado, cada vez com menos custos, nas últimas décadas, a execução de rotinas computacionais que fazem uso de modelos diversos. Neste trabalho, modelos hidrológicos são empregados para simular vazões, levando-se em conta escassezes de dados de vazão observada para calibração.

Nos tópicos seguintes desta introdução, são apresentadas as temáticas envolvidas na contextualização deste estudo, de forma resumida, de modo a expor os problemas por ele abordados. Compõem também este capítulo os objetivos deste trabalho, bem como a descrição de sua estrutura.

### 1.1 Modelagem Hidrológica e Calibrações

Na área de Gestão de Recursos Hídricos, os problemas enfrentados dependem de fenômenos naturais complexos e de larga escala, sendo amplos e duradouros os impactos das decisões tomadas. Por exemplo, a operação de reservatórios para suprir a demanda por água é bastante complexa e exige a avaliação de vários cenários, o que somente pode ser feito por meio de modelagem. Um problema científico anterior está relacionado à compreensão da formação dos fluxos nos rios em uma bacia hidrográfica. Nesse caso, os modelos utilizados são chamados de modelos chuva-vazão ou modelos hidrológicos.

Modelos hidrológicos buscam representar fenômenos naturais que regem a geração de escoamento de água em uma bacia hidrográfica. Bacia hidrográfica pode ser definida como uma área que drena água para um mesmo exutório, sendo, portanto, determinada por características topográficas (Chow *et al.*, 1988). Assim, a chuva que precipita sobre toda uma bacia hidrográfica pode gerar vazões, que se direcionam para o exutório. Assim como a precipitação e o escoamento superficial,

que são etapas do ciclo hidrológico, outros fenômenos desse ciclo impactam na vazão resultante, como a evaporação e a infiltração.

Para calcular com precisão a vazão gerada a partir da água precipitada, modelos hidrológicos fazem uso de equacionamentos para representar os processos hidrológicos, de maneira mais ou menos detalhada, de tal forma que o desempenho desses modelos depende de parâmetros numéricos. O cálculo dos parâmetros que otimizam a representatividade de uma bacia hidrográfica por um modelo hidrológico é chamado de calibração. Tal processo é necessário devido a impossibilidade de se medirem fisicamente parâmetros que representam componentes da bacia inteira ou mesmo que exprimem conceitos abstratos.

A calibração determina, então, os parâmetros de forma indireta, a partir da minimização ou maximização de uma função matemática. Como modelos chuva-vazão visam representar a geração de escoamento numa bacia, a calibração faz uso de séries de vazão observada, obtidas a partir de estações fluviométricas, para avaliar o desempenho dos parâmetros. A aludida função matemática, chamada de função objetivo, é, portanto, uma medida que relaciona a série de vazão observada com a série de vazão simulada pelo modelo em um mesmo período e tenta quantificar a proximidade ou a distância entre estas duas séries.

No caso de calibração automática, algoritmos computacionais realizam cálculos para identificar o conjunto de parâmetros que otimiza uma determinada função objetivo, sem a necessidade de interferência do modelador ao longo do processo.

## **1.2 Escalas de Tempo e Famílias de Modelos Hidrológicos**

Modelos hidrológicos estimam a vazão de rios em diferentes escalas de tempo, sendo as escalas diária, mensal e anual as mais comuns. Os vários processos do ciclo hidrológico em uma bacia hidrográfica apresentam maior ou menor relevância em um modelo hidrológico a depender da escala de tempo para a qual ele foi construído, uma vez que tais processos naturais podem ser responsáveis por grande parte do fluxo de água numa determinada escala, enquanto se tornam relativamente desprezíveis em passos de tempo maiores. Por isso, modelos que operam em escalas

distintas tendem a enfatizar diferentes componentes e fenômenos naturais, e, portanto, possuem, em geral, conjuntos diferentes de parâmetros.

Existem, não obstante, famílias de modelos hidrológicos, ou seja, conjuntos de modelos que foram projetados conjuntamente para diferentes escalas de tempo. Essas famílias permitem atender às diferentes demandas de planejamento de recursos hídricos, as quais podem ser de prazo mais curto ou longo.

A escolha da escala de tempo da modelagem hidrológica depende fortemente da disponibilidade de dados, tanto de entrada para o modelo, por exemplo, precipitação, como também de calibração do modelo, ou seja, vazão observada, sendo geralmente este último caso o fator limitante. Dados em escalas de tempo menores são mais escassos e de qualidade mais duvidosa. A escassez de dados é, geralmente, mais grave em regiões menos desenvolvidas, como o estado do Ceará, que, não obstante, possui um histórico de secas de grandes impactos. Também nesse contexto, os dados de vazão observada são mais escassos que os de precipitação, ou seja, a rede estações fluviométricas fornece um conjunto de dados menos satisfatório que a rede de postos pluviométricos.

Apesar de haver a possibilidade de um modelo diário ser utilizado para obter resultados acumulados mensais ou anuais, uma conversão de escala maior, menos refinada, para menor não é possível *a priori*, pois escalas menores apresentam outras variabilidades, devido aos processos hidrológicos que ganham relevância, deixando de ser desprezíveis, conforme já exposto, e também por causa da própria sazonalidade climática da escala menos refinada, não levada em conta nas simulações de passo de tempo maior. Apesar de os dados observados em escalas maiores serem geralmente obtidos a partir da agregação de escalas menores, há bancos de dados que disponibilizam apenas escalas maiores, menos falhas (Vorosmarty et al., 1998). Quanto a estimativas de vazão que não exigem dados prévios de vazão observada, há maior viabilidade em escalas maiores, devido sua menor variabilidade. Assim, a escassez de dados em escalas menores, mais refinadas, constitui um desafio para a modelagem hidrológica, e, conseqüentemente, para a gestão de recursos hídricos mais detalhada.

Não obstante, a escassez de dados de vazão observada em países em desenvolvimento leva alguns modeladores a calibrar modelos hidrológicos com dados em escalas maiores, ou seja, de intervalos de tempo mais longos, prática essa que instiga investigações acerca de sua validade (Vorosmarty et al., 1998; Pandey et al.,

2008; Sudheer *et al.*, 2007). Ora, se um modelo pode ser calibrado com dados numa escala maior do que a sua escala de computação de vazão, pode-se dizer que a exigência do modelo por dados observados é menor. Assim, é possível avaliar a escala máxima, ou seja, com maior passo de tempo, de dados observados que pode calibrar eficientemente determinado modelo.

### **1.3 Objetivos**

Diante dos problemas enfrentados pela gestão de recursos hídricos, no que diz respeito à necessidade de previsão de vazões via modelagem hidrológica, a qual depende de disponibilidade de dados de vazão observada, em termos tanto de quantidade como de qualidade desses dados, foram estabelecidos os objetivos geral e específicos deste trabalho.

#### **1.3.1 Objetivo Geral**

Investigar o quão refinado o passo de tempo do dado de vazão observada precisa ser para que se possam prever vazões no Ceará em diferentes escalas de tempo, ou seja, para que modelos hidrológicos sejam calibrados eficientemente.

#### **1.3.2 Objetivos Específicos**

O intento do objetivo geral foi distribuído entre os seguintes objetivos específicos:

- a) avaliar o desempenho dos modelos hidrológicos, incluindo os de uma mesma família escolhida, para representar vazões no Ceará, por meio da calibração e validação dos modelos em suas escalas de tempo originais (anual, mensal e diária);
- b) calibrar e validar os modelos hidrológicos escolhidos utilizando dados de vazão observada em escalas temporais menos refinadas;
- c) determinar, para vazões simuladas em cada um dos três passos de tempo, a escala temporal de dados necessária para eficientes calibrações.

#### **1.4 Estrutura da Monografia**

Esta monografia possui cinco capítulos, sendo a introdução o primeiro deles. A revisão bibliográfica constitui o segundo, aprofundando conceitos e os temas introduzidos e resgatando importantes pesquisas prévias que se relacionam com o tema. O terceiro capítulo apresenta os materiais e métodos adotados, detalhando também os dados de entrada utilizados e as etapas deste estudo. Os resultados obtidos, acompanhados de discussões relacionadas, são encontrados no capítulo quatro. O último capítulo traz as conclusões do trabalho, resumindo avanços alcançados e propondo recomendações para futuras pesquisas.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os itens subsequentes apresentam uma revisão bibliográfica dos principais temas e conceitos associados a esta pesquisa, recuperando definições relevantes da literatura e estudos realizados anteriormente, bem como resultados prévios.

### 2.1 Tipologias de Modelos Hidrológicos

Modelos hidrológicos estão entre os mais importantes para a gestão de recursos hídricos e visam estimar os fluxos de água em uma bacia hidrográfica, os quais se devem, primeiramente, à precipitação, o que explica a terminologia alternativa de modelos chuva-vazão. Para estimar a vazão no exutório de uma bacia hidrográfica, esses modelos possuem representações, algumas mais detalhadas, outras menos, de fenômenos naturais associados ao ciclo hidrológico.

Modelos chuva-vazão se apresentam em diversos tipos. Conforme revisam Jajarmizadeh *et al.* (2012), quanto à forma de representação dos fenômenos, diferenciam-se modelos matemáticos e físicos. Os modelos matemáticos utilizam variáveis numéricas como entrada, e calculam variáveis numéricas de saída a partir de uma sequência definida de passos lógicos. Já os modelos físicos são uma forma de representação física em pequena escala de um sistema real maior. Devido à velocidade de implementação proporcionada pelo avanço computacional, modelos matemáticos são largamente utilizados em Hidrologia, a partir de rotinas em linguagens de programação que visam explicar a parte terrestre do ciclo hidrológico no espaço e no tempo. Estes, por sua vez, podem ser classificados em termos de sua base de simulação e representação espacial.

Quanto à base de simulação, modelos conceituais possuem representações simplificadas e limitadas dos processos hidrológicos, ligando alguns processos, como percolação e trocas subterrâneas, a reservatórios conceituais, que representam etapas ou componentes do ciclo hidrológico, como o armazenamento no solo ou a propagação da água ao longo da bacia. Diferentemente, equações dos modelos de base física buscam representar mais detalhadamente as etapas do ciclo hidrológico, o que requer a medição de grande quantidade de dados associados às grandezas físicas. As simplificações dos modelos conceituais facilitam sua aplicação,

mas, por outro lado, grande relevância recai sobre aos parâmetros utilizados, dos quais depende a acurácia do modelo. Além dessas duas classificações, há também os modelos chamados caixas-pretas, que, sem nenhuma representação dos processos hidrológicos, empregam ferramentas matemáticas, como regressões lineares ou redes neurais, para explicar a saída do modelo em função da entrada.

Quanto à representação espacial, modelos se classificam em concentrados e distribuídos, sendo os últimos aqueles que levam em consideração a variabilidade espacial das características de uma bacia hidrográfica, dividindo-a em unidades de propriedades semelhantes e utilizando grandes quantidades de dados de entrada e de parâmetros. Já os modelos hidrológicos concentrados têm seus parâmetros ajustados para representar as características médias de uma bacia. Dessa forma, os elementos constituintes no modelo, como o armazenamento de água no solo, o escoamento superficial ou a precipitação, aparecem uma vez no modelo representando a bacia completa. Por isso, exigem menos dados de entrada, dispensando a discretização espacial, e tendem a apresentar processamento computacional mais leve e rápido. Em contrapartida, suas simplificações constituem um desafio para a representação do sistema real de geração de escoamento. Modelos semidistribuídos se adaptam parcialmente às unidades homogêneas nas quais dividem as bacias, tratando de forma concentrada cada unidade.

## **2.2 Calibração Automática e Validação**

Por meio da calibração de um modelo hidrológico, são determinados os parâmetros que otimizam o seu desempenho, ou seja, produzem séries de vazões modeladas mais próximas das séries observadas. As métricas que medem o desempenho, ou seja, o grau de similaridade entre as séries observada e modelada de um mesmo período, são funções matemáticas chamadas de funções objetivo, as quais precisam ser minimizadas (ou maximizadas, a depender de sua natureza).

Segundo Barros *et al.* (2010), o aumento da capacidade de processamento dos computadores possibilitou o desenvolvimento de diversos algoritmos de calibração automática, que substituem a calibração manual, na qual são necessários, por parte do modelador hidrólogo, bastante conhecimento sobre a bacia hidrográfica e uma intuição advinda de muita experiência prévia, para se obterem bons parâmetros

em tempo hábil. Os algoritmos de calibração realizam cálculos para identificar o conjunto de parâmetros que otimiza o desempenho do modelo maximizando uma determinada função objetivo. É possível, também, calibrar parâmetros utilizando mais de uma função objetivo (calibração multiobjetivo).

Uma classe de algoritmos de otimização que tem se destacado por sua simplicidade é a dos algoritmos evolucionários, que buscam emular comportamentos coletivos biológicos, associados ao princípio da sobrevivência do mais adaptado, em uma abordagem que avalia uma grande quantidade de possibilidades simultaneamente para assegurar um ótimo de fato global.

Um dos mais simples algoritmos evolucionários é o *Particle Swarm Optimization* (PSO), que se baseia no comportamento de grupos de animais como enxames de insetos ou bandos de aves. Uma breve descrição desse algoritmo é apresentada no capítulo 3, que discorre sobre os materiais e métodos desta pesquisa.

O processo tradicional de calibração e validação, em Hidrologia, consiste em dividir a série de dados de vazão em dois períodos, sendo um deles utilizado para calibração e o outro para validação. Tal procedimento, especialmente quando as séries de dados não são muito longas e há significativas alterações hidroclimatológicas ao longo delas, pode consistir numa avaliação inapropriada dos modelos, ao treiná-los e testá-los em condições consideravelmente distintas.

Uma alternativa é chamada validação cruzada, que divide determinada série em  $N$  partes e, de modo iterativo, valida o modelo em cada uma delas, após ser esse calibrado com as demais  $N-1$  partes (Hastie et al. 2009). Em uma variante da validação cruzada, que interessa em casos de séries curtas, para as quais há poucos dados para que se gerem  $N$  partes suficientemente longas para validação, também com  $N$  suficiente, pode-se, ao invés de se calcularem métricas de validação  $N$  vezes e obter a média, validar conjuntamente a série completa de dados, formada da concatenação das  $N$  séries geradas a partir das  $N$  calibrações. Não obstante, utiliza-se o valor médio da métrica de calibração, calculada  $N$  vezes, com séries formadas por  $N-1$  partes, suficientemente longas. Da mesma forma, pode ser obtida a média dos  $N$  valores calibrados de cada parâmetro.

### 2.3 Calibração de Modelos Hidrológicos em Escalas Múltiplas de Tempo

Geralmente, quando é necessário se trabalhar com escalas múltiplas de tempo em Hidrologia, a calibração de modelos nessas escalas é realizada, numa primeira estratégia, para cada escala de tempo individualmente, preferencialmente utilizando-se modelos que pertencem a uma mesma família ou de mesma origem. Alternativamente, o modelo hidrológico de escala de tempo mais refinada pode ser adotado, agregando temporalmente a resposta do modelo para se obterem os resultados nas outras escalas de tempo.

Na primeira estratégia, a coerência de resultados entre esses modelos associados com escalas de tempo diferentes não é assegurada, mesmo se eles pertencerem a uma mesma família de modelos. Na segunda estratégia, por outro lado, a simples agregação temporal pode não levar à estimativa adequada de alguma variável hidrológica, dados os importantes processos hidrológicos que são modelados em cada escala de tempo (MOUELHI *et al.*, 2013).

Mas, sobretudo, em ambos esses casos, é preciso dispor de dados de vazão na escala temporal mais refinada, ou seja, séries de dados com comprimento e qualidade suficientes. Escalas mais refinadas, como a diária, no entanto, apresentam mais falhas e são menos frequentemente disponibilizadas, ou seja, apresentam mais escassez, o que é mais grave em regiões menos desenvolvidas, como o estado do Ceará. Além disso, as poucas estimativas que independem de dados de vazão são para escalas temporais longas.

Modelos hidrológicos conceituais são parcimoniosos, e vêm sendo desenvolvidos há décadas, aumentando sua capacidade de previsão com poucos parâmetros e em diferentes escalas de tempo. Beven e Kirkby (1979) apresentam um modelo hidrológico de previsão concentrado e de base física, que utiliza equacionamentos diferentes para prever as vazões de curto prazo (mais associada à capacidade de armazenamento de solo e à topografia) e vazões de médio prazo (mais associada às águas subterrâneas e, portanto, à infiltração e ao armazenamento subsuperficial), entre outras particularidades. Thomas Jr (1981) propõe um modelo mensal, mas também adaptável para dados de entrada semanais. Milly (1994) investiga o efeito das variações sazonais de precipitação e evapotranspiração potencial sobre o balanço hídrico anual, sugerindo que a variabilidade intrassazonal

dificulta a previsão de vazão na escala anual, mesmo quando o modelo utilizado busca incorporar fatores associados à variabilidade sazonal.

Outras pesquisas têm atentado de forma mais específica à questão dos diferentes passos de tempo usados por modelos hidrológicos. Nesses estudos, mudanças de passo de tempo são feitas no intuito de calibrar os parâmetros e otimizar as funções dos modelos. Além disso, há uma tendência crescente de se investigar a interdependência de parâmetros de um mesmo modelo de um passo de tempo para outro (MOUELHI *et al.*, 2013).

Hughes (1993) apresenta um método baseado em limites de precipitação para determinar automaticamente os melhores passos de tempo para modelos hidrológicos determinísticos, concluindo que tal método pode incrementar a eficiência dos modelos. Em seu estudo, que utilizou o modelo HYMAS (*Hydrological Modelling Application System*), são explicadas as diferenças que distintos passos de tempo usados na modelagem causam na operação de diferentes componentes desse modelo.

Nalbantis (1995) se dirige ao problema de calibração de modelos hidrológicos em uma escala temporal de passos menores com dados disponíveis apenas em passos maiores. No entanto, sua metodologia proposta se concentra em modelos de escala menor que a diária, nos quais se pretende usar dados diários. Os modelos nos quais tal metodologia foi testada são conceituais. Quanto aos resultados apresentados, apontaram que a proposta foi eficiente para casos em que as séries de dados observados apresentam falhas em alguns eventos de cheia.

Kavetski *et al.* (2003) investigam, usando as implementações conceituais originais e também aproximações numéricas de modelos semidistribuídos, a dependência de seus parâmetros em relação à escala temporal. Em uma abordagem mais voltada à hidrometeorologia, Haddeland *et al.* (2006) percebem a sensibilidade que os fluxos de umidade apresentam com relação ao passo de tempo adotado no balanço de energia e desenvolvem um esquema de cálculo de fatores de correção para parâmetros de modelos, de forma a combinar fluxos de umidade, simulados em escala horária, balanços de energia simulados em escala de 3 horas e o balanço hídrico, cujo passo de simulação é diário.

Sudheer *et al.* (2007) avaliam o impacto da escala temporal da calibração de modelos hidrológicos em sua habilidade preditiva, utilizando o modelo *Soil and Water Assessment Tool* (SWAT), calibrado nas escalas mensal e diária para uma

bacia nos Estados Unidos. Os resultados da pesquisa mostram que a calibração do modelo com um passo de tempo mensal não garante uma boa performance no passo de tempo diário. Mesmo que as funções objetivos indiquem boa performance nesses casos, os resíduos dos valores simulados apresentam indícios de falta de homoscedasticidade e independência.

Em um estudo mais recente, Adla *et al.* (2019) também abordam a temática de calibrações de modelos hidrológicos em escalas de tempo mais longas que as escalas computacionais desses modelos, geralmente realizadas por motivos de busca de melhores coeficientes de performance, menor esforço computacional ou mesmo pela falta de dados confiáveis de vazão observada em escalas temporais mais curtas (especificamente em países em desenvolvimento).

Também utilizando o modelo SWAT em suas calibrações, esses pesquisadores aplicaram-no a uma bacia hidrográfica asiática, e apontaram que as simulações diárias de vazão, quando calibradas com dados mensais, não foram realísticas, apesar de que, quando a comparação é feita no passo de tempo mensal, os coeficientes de performance apresentam valores melhores para a calibração com dados mensais. Os autores concluem que o modelo calibrado mensalmente captura bem os padrões de vazão mensal, mas falham em representar os processos de geração de escoamento na escala diária. Por isso, sugerem que o mesmo passo de tempo computacional dos modelos hidrológicos seja utilizado em sua calibração, desafiando a prática de se trabalhar com passos temporais distintos para atender demandas da modelagem.

As publicações nesse tópico listadas são de pesquisas que tiveram por área de estudo bacias hidrográficas em locais diversos: Milly (1994), Haddeland *et al.* (2006) e Sudheer *et al.* (2007) nos Estados Unidos da América, Hughes (1993) em uma região árida dos Estados Unidos e em outra semiárida da África do Sul, Nalbantis (1995) na Grécia, Adla *et al.* (2019) na Planície Indo-Gangética (Ásia) e Kavetski *et al.* (2003) na Malásia.

No entanto, o regime peculiar das chuvas e as vazões comumente intermitentes no Ceará, associados ao problema da escassez de dados históricos de vazão nessa região, ensejam uma investigação específica dos impactos, na modelagem hidrológica, do uso de diferentes escalas de tempo na calibração, de maneira a avaliar o quão refinadas precisam ser as escalas usadas na calibração para que sejam previstas eficientemente vazões na escala computacional de tempo de um

modelo. A presença de muitos reservatórios monitorados e não monitorados no Ceará contribui para a particularidade da modelagem hidrológica nesse estado.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo descreve os meios que este trabalho utiliza para alcançar seus objetivos, passando pelo caso de estudo selecionado, obtenção dos dados necessários e seu tratamento, bem como descrevendo os modelos calibrados e os algoritmos empregados.

São explicados, assim, os passos seguidos para a investigação acerca dos impactos que o passo de tempo da calibração pode exercer no desempenho da modelagem hidrológica, na área de estudo escolhida, explicitando as etapas desde as coletas de dados, etapas essas que são relevantes por sinalizarem aspectos importantes para a análise posterior dos resultados.

#### 3.1 Linguagem de Programação

Consistindo em uma das principais ferramentas computacionais utilizadas ao longo do desenvolvimento deste trabalho, a linguagem de programação *Python* foi empregada no *download* e processamento dos dados, no desenvolvimento de algoritmos que executassem os experimentos desejados e na análise dos resultados, inclusive elaboração de gráficos. Os próprios algoritmos dos modelos hidrológicos e de calibração automática foram também desenvolvidos nessa linguagem.

Nas últimas décadas, o conhecimento na área de programação computacional passou a ser cada vez mais acessível, inclusive porque o desenvolvimento e barateamento dos computadores permitiu suas aplicações em cada vez mais áreas do cotidiano e em cada vez mais profissões. A linguagem de programação *Python* possui código aberto (*open-source*) e tornou-se, desde os anos 2000, uma das mais populares do mundo, sendo a única a ser eleita a linguagem de programação do ano quatro vezes. Trata-se de uma linguagem interpretada, de relativamente fácil compreensão e com uma poderosa orientação a objetos (McKinney, 2018). Atualmente está na versão *Python* 3, tendo o *Python* 2 sido descontinuado em 2020.

Dentre as bibliotecas do *Python*, destacam-se *numpy*, *pandas* e *matplotlib*. O *numpy* permite operações com matrizes e vetores multidimensionais, sendo bastante recomendado para tarefas que envolvam álgebra linear. É considerado

fundamental para programação científica em *Python*, sendo popular em aplicações de aprendizagem de máquina e computação gráfica. Já a biblioteca *pandas*, construída baseada no *numpy*, tornou-se a mais popular na área de ciência de dados, ao facilitar operações com dados tabulares, como de planilhas de *Excel* ou tabelas SQL e matrizes. Seu principal objeto, o *DataFrame*, permite de forma rápida e fácil a leitura, manipulação, agregação e exibição de dados diversos. Para se trabalhar com dados geoespaciais, é bastante proveitoso também utilizar a biblioteca *geopandas*. *Matplotlib* é a biblioteca mais popular para gráficos, sendo também baseada em *numpy*. Com ela, é possível gerar grande diversidade de tipos de gráficos personalizados.

Ainda no âmbito computacional, o desenvolvimento deste trabalho fez uso também dos softwares *Git*, utilizado para controle de versões de arquivos e *Visual Studio Code*, um editor de códigos inteligente.

### **3.2 Área de Estudo**

A área de estudo desta pesquisa se relaciona com o seu objetivo, que, notadamente, se trata de uma investigação acerca de bacias hidrográficas do estado do Ceará. Buscou-se estudar de maneira geral essa região, de forma a conferir mais confiabilidade aos resultados obtidos, ao invés de se focar numa bacia específica.

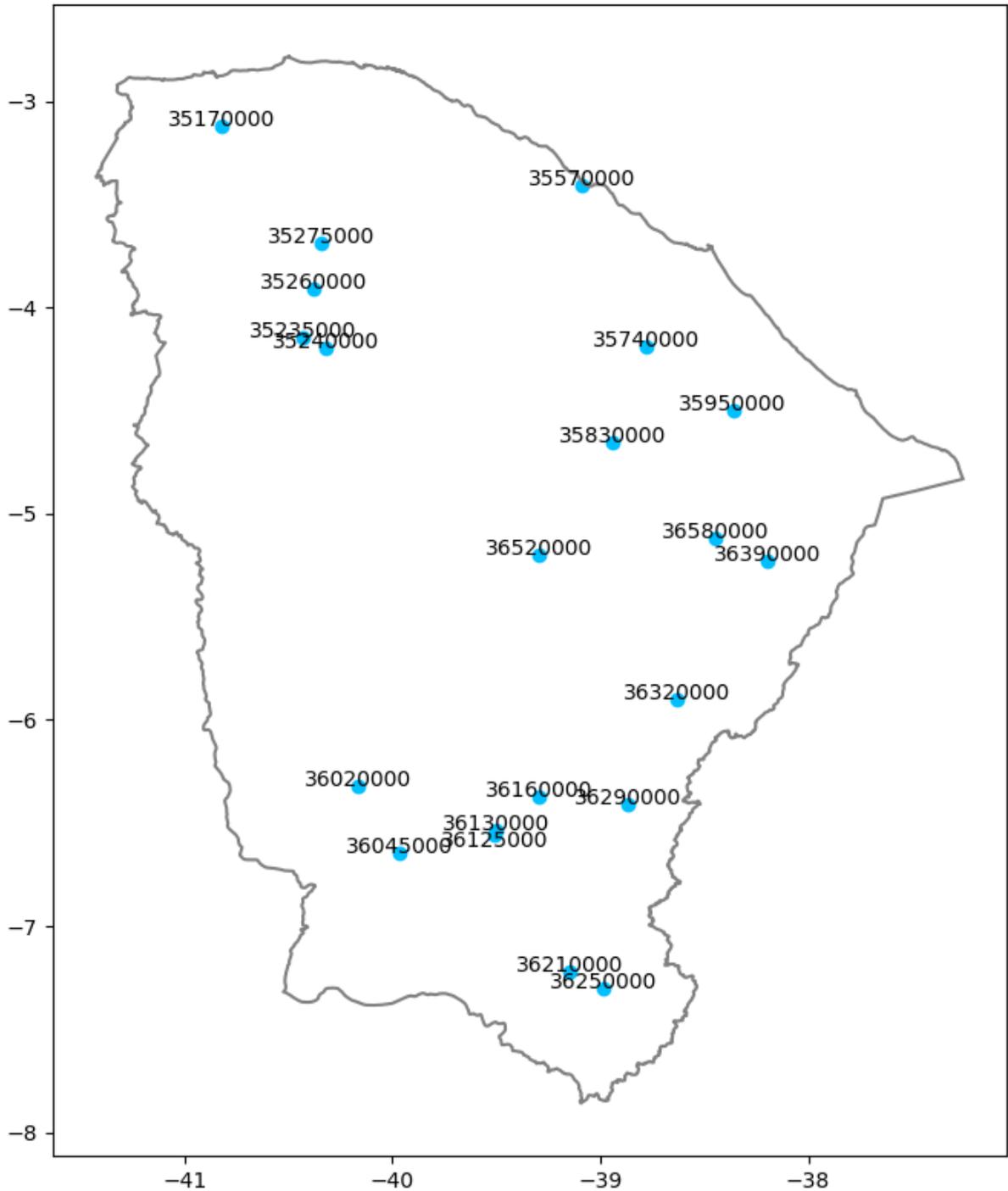
Uma vez que os experimentos realizados requerem dados de vazão observada, foram tomadas como bacias a serem analisadas aquelas cujos exutórios correspondem às estações fluviométricas, para as quais há dados de vazão disponíveis. Para se conseguir a maior abrangência possível no Ceará, foram avaliadas todas as estações fluviométricas e selecionadas as que apresentaram condições mínimas (explicitadas adiante) de disponibilidade de dados. O conjunto final escolhido está representado na Figura 1.

### **3.3 Seleção das Estações Fluviométricas**

Foi realizado um estudo inicial acerca das estações fluviométricas no estado do Ceará, analisando-se a disponibilidade de dados diários e excluindo-se aquelas que não satisfizessem critérios mínimos. Apesar de os experimentos

pretendidos utilizarem dados de vazão em escalas diferentes, a escala diária é necessária para que se possam fazer comparações conclusivas.

Figura 1 – Estações fluviométricas utilizadas na modelagem hidrológica



Fonte: Autor, 2022

As estações fluviométricas foram consultadas mediante o portal Hidroweb, da Agência Nacional de Águas (ANA), que agrega as séries históricas e os dados

dessas estações no Brasil. Realizado o *download* dos dados, aplicaram-se critérios mínimos para a utilização das estações no presente estudo. Vale observar que foram considerados todos os dados disponíveis igualmente, independentemente de sua classificação de consistência atribuída pela ANA, devido à escassez de dados.

Das 68 estações localizadas no Ceará, 55 passaram no critério de possuir dados recentes, apresentando dados até o ano de 2020 completo, no mínimo. Em seguida foram aplicados os critérios de disponibilidade percentual de dados diários mínima de 85% e início de série histórica anterior a 1985, restando assim 22 estações. Somente uma dessas estações (código 35258000) foi excluída posteriormente devido à escassez dos dados de postos pluviométricos em seus arredores. Os experimentos foram então conduzidos com os dados de 21 estações fluviométricas (Figura 1). A Tabela 1 contém os dados básicos relativos a cada estação, incluindo informações cuja obtenção é descrita apenas nos próximos tópicos, a saber: as áreas das bacias hidrográficas e os valores médios anuais de evapotranspiração potencial ( $E_0$ ), precipitação (P) e vazão (Q).

Tabela 1 – Estações fluviométricas selecionadas e seus dados básicos

<b>código</b>	<b>longitude</b>	<b>latitude</b>	<b>área (km<sup>2</sup>)</b>	<b>E0 (mm)</b>	<b>P (mm)</b>	<b>Q (mm)</b>
36020000	-40,1617	-6,3244	5904,7	1812	1104	205
36125000	-39,5086	-6,5578	3560,6	1843	828	80
36160000	-39,2933	-6,3744	20674,8	1794	705	120
36130000	-39,4997	-6,5344	5957,4	1763	679	81
36520000	-39,2922	-5,2014	7078,9	1815	785	118
36250000	-38,9847	-7,3000	4334,8	1571	756	49
35570000	-39,0847	-3,4075	8585,0	1490	1399	245
35950000	-38,3608	-4,5006	2051,3	1657	709	72
35740000	-38,7797	-4,1933	230,4	1686	736	80
36320000	-38,6331	-5,8997	39673,2	1837	566	38
35830000	-38,9433	-4,6578	1628,4	1822	562	18
35235000	-40,4300	-4,1442	3660,2	1802	725	48
35275000	-40,3389	-3,6883	11320,4	1820	805	53
36210000	-39,1439	-7,2222	1675,0	1822	666	38
35240000	-40,3178	-4,1950	1550,7	1806	1019	76
36390000	-38,1978	-5,2275	48415,2	1787	848	25
36045000	-39,9617	-6,6461	3499,0	1814	894	67
35260000	-40,3797	-3,9092	2825,2	1831	735	40
35170000	-40,8217	-3,1217	4002,2	1833	751	53
36290000	-38,8672	-6,4067	12456,7	1766	624	56
36580000	-38,4464	-5,1219	17317,8	1795	674	48

Fonte: Autor, 2022

### 3.4 Delimitação das Bacias Hidrográficas

Os dados de área de bacia hidrográfica das estações se fizeram necessários porque os modelos hidrológicos escolhidos processam os dados de vazão na forma de lâminas de água ao longo da bacia, em milímetros, conforme detalhado no próximo tópico.

Não apenas a área da bacia hidrográfica das estações se fazia necessária, mas também a sua delimitação de contorno em si, para a obtenção das lâminas precipitadas e evapotranspiradas (potencialmente). Por essa razão, realizou-se a delimitação das bacias de cada estação. Para tanto, foi feito uso do Modelo Digital de Elevação (MDE) do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), versão 3 (SRTM Plus), com preenchimentos de vazios, disponível globalmente com resolução de 30 metros (1 arco de segundo) desde 2014.

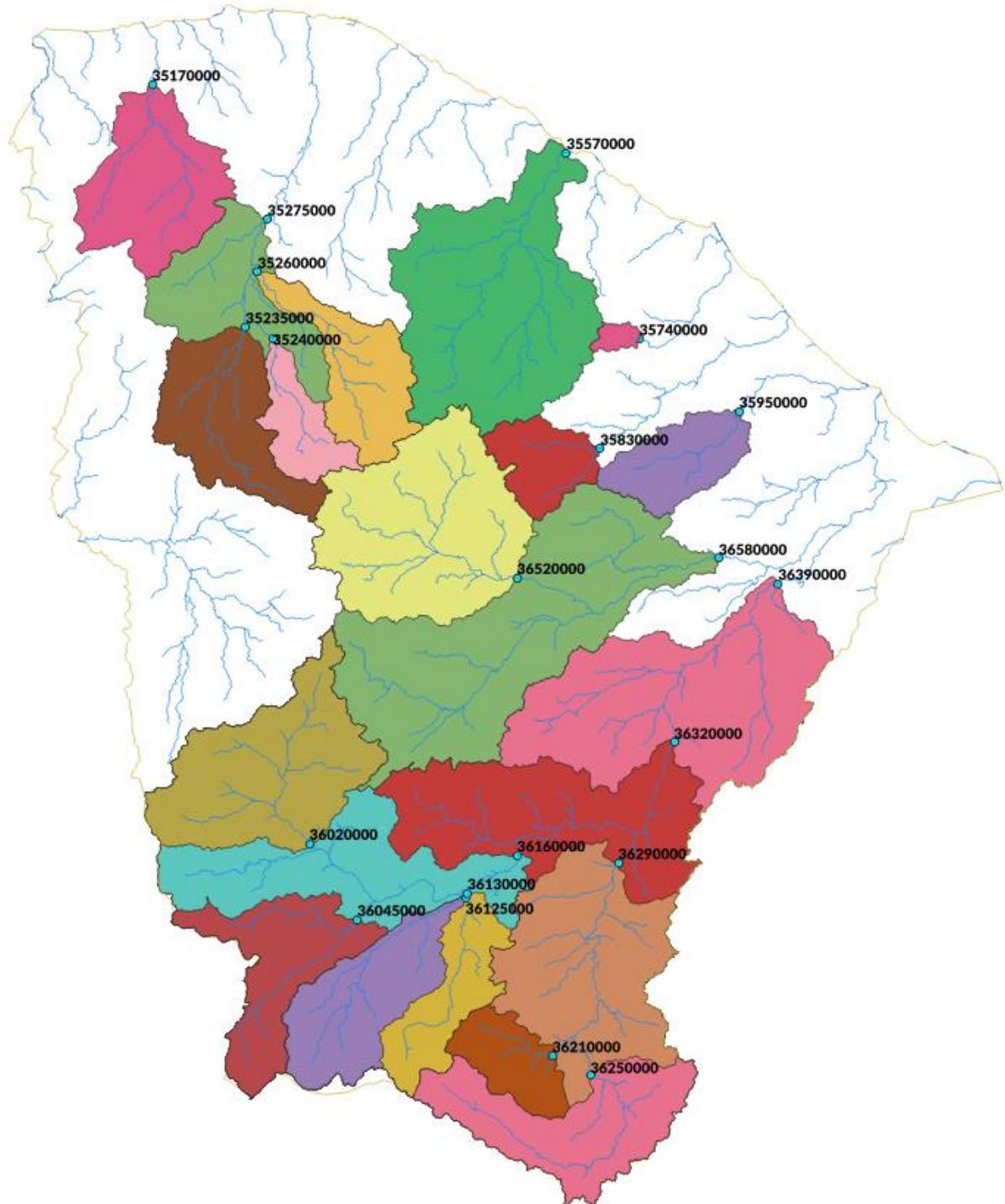
Uma vez dispondo desse MDE do território cearense, com sistema de coordenadas WGS 84 (EPSG 4326), foram desenvolvidos algoritmos em *Python* que chamam funções do *software Geographic Resources Analysis Support System* (GRASS GIS) para preencher células nulas e cavidades (*r.fillnulls* e *r.hydrodem*), calcular as direções de fluxo e as acumulações de fluxo por célula (*r.watershed*) e extrair a rede de drenagem (*r.stream.extract*), levando em conta o parâmetro *threshold* que determina a quantidade mínima de células contribuintes para a formação fluxo. Tal parâmetro foi escolhido como 100, correspondendo a uma área de contribuição de aproximadamente 9 ha, após uma série de testes que avaliaram a qualidade das redes de drenagem geradas.

A partir de um *shapefile* gerado com as coordenadas das estações fluviométricas, chamou-se, por fim, a função *r.stream.snap* para se obterem os pontos da rede de drenagem mais próximos das estações. Nessa função, os parâmetros foram escolhidos de forma a aceitar uma distância máxima de 100 células e recusar pontos que tivessem acumulação de fluxo menor que 1000 células (parâmetro esse ajustado para evitar aproximações errôneas para trechos de pouca contribuição). Por fim, as bacias hidrográficas são delimitadas no algoritmo chamando-se a função *r.water.outlet*, convertidas para o formato *shapefile* e exportadas.

A Figura 2 exibe as 21 bacias, com as estações fluviométricas em seus exutórios e uma drenagem de limiar bem mais elevado para fins de visualização. Ao se observar essa figura, é importante ter em mente que as bacias hidrográficas delimitadas não são incrementais, mas totais. Porém, devido ao posicionamento das estações, várias bacias estão inseridas umas dentro das outras (ou seja, casos de estações a montante de outras). Assim, os limites visualizados na figura podem corresponder às bacias totais ou incrementais, dependendo da estação (sendo total apenas se a estação não possui outras a montante). De qualquer forma, a figura fornece uma noção da localização das bacias, principalmente de suas áreas não abrangidas por outras estações (ou seja, incrementais).

Assim, após serem determinadas topograficamente as bacias que contribuem para o escoamento de cada estação fluviométrica, suas respectivas áreas foram calculadas.

Figura 2 – Bacias hidrográficas delimitadas



Fonte: Autor, 2022

### 3.5 Pré-Processamento e Agregação das Séries de Vazão Observada

Inicialmente, os dados de vazão diária são convertidos para lâminas de água ao longo da bacia, em milímetros. A conversão de  $m^3/s$  para  $mm/dia$  é feita

conforme a Equação 2 abaixo, dividindo-se o volume de água escoado pela área da bacia hidrográfica em questão:

$$Q \left( \frac{mm}{dia} \right) = Q \left( \frac{m^3}{s} \right) \times \frac{86400 s}{dia} \times \frac{1}{\text{área} (km^2)} \times \frac{1 km^2}{10^6 m^2} \times \frac{10^3 mm}{1 m} \quad (1)$$

$$Q \left( \frac{mm}{dia} \right) = Q \left( \frac{m^3}{s} \right) \times \frac{86,4}{\text{área} (km^2)} \quad (2)$$

Uma hipótese importante também é implementada no começo do processamento: dias sem dados, se pertencentes ao segundo semestre do ano, são preenchidos com zero. Isso foi adotado após se observar que algumas estações apresentavam frequentemente em seus anos de registros um período padrão de meses consecutivos sem dados precedido e sucedido por alguns dias com valores zero. Ou seja, devido à intermitência dos rios cearenses, o observador muitas vezes deixa de fazer registros na época de estiagem, grosso modo tomada como o segundo semestre do ano (fato notável no Ceará e refletido nos dados coletados).

A partir das séries diárias de dados de vazão, foram geradas, por agregação, séries mensais e anuais. Vale observar que, embora a vazão mensal, em  $m^3/s$  (taxa temporal), seja a média dos valores diários, a lâmina equivalente de vazão mensal (em mm) corresponde à soma das lâminas diárias. Notadamente, o mesmo vale para a agregação anual. Da mesma forma, se somam os acumulados de precipitação e evapotranspiração.

As séries geradas por agregação, seja de dados de vazão, precipitação ou evapotranspiração potencial, obedeceram aos critérios de validade descritos a seguir. Na etapa da agregação mensal, foram considerados sem dados os meses com mais de três dias sem dados, sendo o acumulado dos meses com até três dias sem dados calculado com base nos dias disponíveis. Quanto à agregação anual, na abordagem inicial desta pesquisa, sem validação cruzada, foram considerados sem dados os anos com mais de um mês sem dados, sendo, portanto, o acumulado anual calculado com base em 11 ou 12 meses. Nos experimentos posteriores (tal divisão é melhor explicada na seção 3.8 deste trabalho), com validação cruzada, porém, passaram-se a considerar válidos anos com até 30 dias sem dados, independentemente do mês (no primeiro semestre, visto que no segundo houve preenchimento com zero, como explicado anteriormente).

Para exemplificar, a hipótese da vazão nula no segundo semestre em dias sem dados provocou, no caso da estação 35170000, no período entre 1974 e 2003, um aumento de 17 para 26 anos válidos, com o critério de no máximo 1 mês sem dados, e de 17 para 23, no caso do critério de no máximo 30 dias sem dados.

### **3.6 Dados de Precipitação e Evapotranspiração Potencial**

Os dados observados de precipitação e de evapotranspiração potencial, utilizados pelos modelos hidrológicos empregados, foram obtidos do banco de dados da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME). Para a obtenção das séries históricas para cada bacia hidrográfica, foram baixados inicialmente os dados diários dos postos pluviométricos da rede monitorada pela FUNCEME e os dados diários de evapotranspiração potencial calculados pela FUNCEME.

Para calcular a evapotranspiração potencial, a FUNCEME utiliza os dados de temperatura média, máxima e mínima diária, das estações do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Essas variáveis são suficientes para a estimativa pelo método de Hargreaves (1974). A FUNCEME disponibiliza os resultados em pontos de grade, especializados por meio de krigagem.

Em seguida, os dados de precipitação e de evapotranspiração potencial são espacializados para cada bacia pelo método de Thiessen, a partir do qual se calculam valores médios (diários) no contorno das bacias.

A agregação em séries mensal e anual já foi descrita no tópico anterior.

### **3.7 Modelos Hidrológicos Implementados**

Foram escolhidos, primeiramente, para esta análise, os modelos da Família GR, que possuem uma origem em comum, a saber: GR4J, de base diária, GR2M, de base mensal e GR1A, de base anual. Essa família de modelos apresenta: disponibilidade de modelos nas três escalas de tempo citadas; mesmos dados utilizados na modelagem (mudando apenas o passo de tempo); melhor performance comparada a outros modelos conceituais concentrados (MOUELHI *et al.*, 2013).

Uma vez que esta pesquisa investiga questões relacionadas a escalas de tempo mais ou menos refinadas para previsão de vazão por meio de modelos hidrológicos, explorando o limite mínimo de dados necessários para manter resultados eficientes, optou-se também por se fazer uso dos modelos propostos pelo climatologista Budyko (1974) e por Fu (1981, *apud* Zhang *et al.* (2004)), sendo este último baseado nas hipóteses do anterior e ambos projetados especificamente para escalas temporais longas, conforme explicado mais adiante.

Um dos fatores em comum a todos os modelos implementados é o uso de dados de evapotranspiração potencial como entrada. Vários modelos hidrológicos demandam dados de evapotranspiração real, mais difíceis de serem obtidos.

### 3.7.1 Modelo GR4J

O modelo GR4J (Perrin *et al.*, 2003) é um modelo hidrológico conceitual de passo diário que utiliza quatro parâmetros. A estrutura desse modelo é composta por:

- a) um reservatório de produção (*production store*) cujo conteúdo é  $S$  e cuja capacidade é o parâmetro  $X_1$  (em mm);
- b) um reservatório de propagação (*routing store*) cuja capacidade é o parâmetro  $X_3$  (em mm/dia) e cujo nível é  $R$ .

Os dados de entrada são a precipitação ( $P$ ) e a evapotranspiração potencial ( $E$ ) diárias, e o dado de saída é a vazão diária no exutório da bacia. Inicialmente, na fase de interceptação, a precipitação líquida ( $P_n$ ) e a evapotranspiração potencial líquida ( $E_n$ ) são calculadas (Equações 3 e 4, respectivamente).

$$P_n = \begin{cases} P - E, & P \geq E \\ 0, & P < E \end{cases} \quad (3)$$

$$E_n = \begin{cases} 0, & P \geq E \\ E - P, & P < E \end{cases} \quad (4)$$

Uma parte  $P_s$  (Equação 5) da precipitação líquida (se não nula) vai para o reservatório de produção e o excesso  $P_n - P_s$  é direcionado para a parte de propagação do modelo.

$$P_s = \frac{x_1 \cdot \left[1 - \left(\frac{S}{x_1}\right)^2\right] \cdot \tanh\left(\frac{P_n}{x_1}\right)}{1 + \frac{S}{x_1} \cdot \tanh\left(\frac{P_n}{x_1}\right)} \quad (5)$$

No caso de  $E_n$  ser positivo, uma parte  $E_s$  (Equação 6) da evapotranspiração líquida é subtraída de  $S$ .

$$E_s = \frac{s \cdot \left(2 - \frac{S}{x_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{E_n}{x_1}\right)}{1 + \left(1 - \frac{S}{x_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{E_n}{x_1}\right)} \quad (6)$$

Assim, o conteúdo do reservatório de produção é atualizado conforme a Equação 7:

$$S' = S - E_s + P_s \quad (7)$$

A percolação é representada por  $Perc$  e é dada pela Equação (8), sendo subtraída de  $S'$  (Equação 9):

$$Perc = S' \cdot \left\{ 1 - \left[ 1 + \left( \frac{4S'}{9x_1} \right)^4 \right]^{-\frac{1}{4}} \right\} \quad (8)$$

$$S'' = S' - Perc \quad (9)$$

A quantidade de água percolada é adicionada à diferença  $P_n - P_s$  para formar o resultado que chega à parte do modelo responsável pela propagação (*routing*),  $P_r$ , conforme a Equação 10:

$$P_r = Perc + P_n - P_s \quad (10)$$

90% de  $P_r$  se tornam vazão propagada por um hidrograma unitário  $HU_1$  e pelo reservatório de propagação, enquanto os demais 10% alimentam diretamente um fluxo propagado por um outro hidrograma unitário  $HU_2$ . Ambos  $HU_1$  e  $HU_2$  dependem do parâmetro  $X_4$ , que representa sua base temporal, em dias.

Para calcular as ordenadas dos hidrogramas, as curvas usadas são respectivamente chamadas  $SH_1$  e  $SH_2$ , e são definidas respectivamente pelas Equações 11 e 12:

$$SH_1(t) = \begin{cases} 0, & t = 0 \\ \left(\frac{t}{X_4}\right)^{5/2}, & 0 < t < X_4 \\ 1, & t > X_4 \end{cases} \quad (11)$$

$$SH_2(t) = \begin{cases} 0, & t = 0 \\ \frac{1}{2}\left(\frac{t}{X_4}\right)^{5/2}, & 0 < t < X_4 \\ 1 - \frac{1}{2}\left(2 - \frac{t}{X_4}\right)^{5/2}, & X_4 < t < 2X_4 \\ 1, & t > 2X_4 \end{cases} \quad (12)$$

Assim, as ordenadas de  $HU_1$  e  $HU_2$  são obtidas a partir das diferenças entre os valores correspondentes de inteiros consecutivos na respectiva curva (Equações 13 e 14).

$$UH_1(j) = SH_1(j) - SH_1(j - 1) \quad (13)$$

$$UH_2(j) = SH_2(j) - SH_2(j - 1) \quad (14)$$

em que  $j$  é um número inteiro.

Para cada passo de tempo de propagação  $i$ , os componentes de vazão  $Q_0$  e  $Q_1$  dos dois hidrogramas são dados respectivamente pelas Equações 15 e 16, onde  $\text{int}()$  é a função parte inteira.

$$Q_0(i) = 0,9 \sum_{k=1}^{\text{int}(X_4)+1} UH_1(k) \cdot P_r(i - k + 1) \quad (15)$$

$$Q_1(i) = 0,1 \sum_{k=1}^{\text{int}(2X_4)+1} UH_2(k) \cdot P_r(i - k + 1) \quad (16)$$

A perda ou ganho de água subterrânea é dada pela Equação 17:

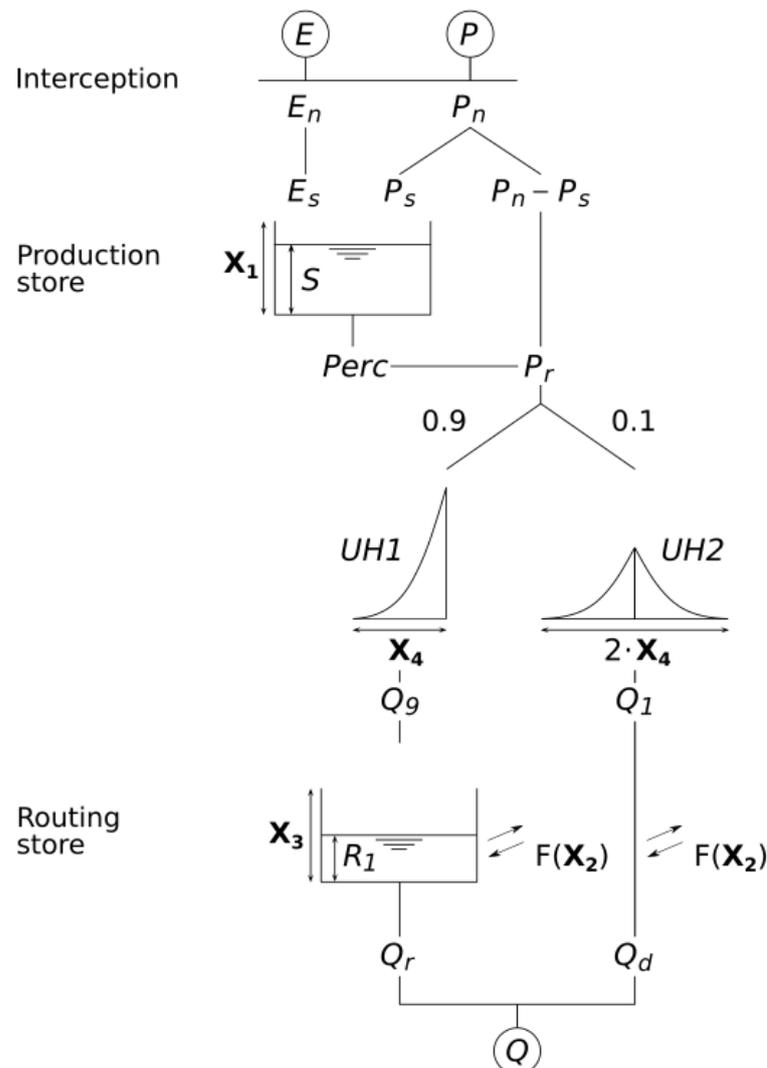
$$F = X_2 \left(\frac{R}{X_3}\right)^{7/2} \quad (17)$$

em que  $X_3$  é a capacidade máxima diária do reservatório de propagação (em mm),  $X_2$  é o coeficiente de troca de água subterrânea e  $R$  é o nível do reservatório de propagação, o qual é então atualizado conforme a Equação 18 e gera a vazão  $Q_r$  (Equação 19).

$$R' = \max(0; R + Q_9 + F) \quad (18)$$

$$Q_r = R' \cdot \left\{ 1 - \left[ 1 + \left( \frac{R'}{X_3} \right)^4 \right]^{-\frac{1}{4}} \right\} \quad (19)$$

Figura 3 – Esquema do Modelo GR4J



Fonte: Disponível em: <<https://webgr.inrae.fr/en/models/daily-hydrological-model-gr4j/>>. Acesso em: janeiro de 2022

Finalmente, o nível do reservatório de propagação é atualizado conforme a Equação 20, o componente de fluxo  $Q_1$  sofre as mesmas trocas de água subterrânea (Equação 21) e a vazão total é dada pela Equação 22. Uma representação esquemática do modelo GR4J é apresentada na Figura 3.

$$R'' = R' - Q_r \quad (20)$$

$$Q_d = \max(0; Q_1 + F) \quad (21)$$

$$Q = Q_r + Q_d \quad (22)$$

### 3.7.2 Modelo GR2M

O modelo GR2M (Mouelhi, 2006b) é um modelo hidrológico mensal conceitual que utiliza dois parâmetros.

Esse modelo é caracterizado por dois reservatórios:

- a) um reservatório de produção, cuja máxima capacidade (em mm) é o parâmetro  $X_1$  e cujo estado de preenchimento é representado por  $S$ ;
- b) um reservatório de propagação cuja capacidade é fixada em 60 mm e cujo conteúdo é  $R$ .

Os dados de entrada do modelo são a precipitação ( $P$ ) e a evapotranspiração potencial ( $E$ ) mensais, sendo a saída do modelo a vazão mensal no exutório da bacia ( $Q$ ). Uma parte  $P_s$  (Equação 23) da precipitação  $P$  é direcionada para o reservatório de produção, cujo conteúdo se torna  $S'$ , conforme a Equação 24. O excesso  $P_1$  segue para o reservatório de propagação (Equação 25).

$$P_s = \frac{x_1 \cdot \left[1 - \left(\frac{S}{x_1}\right)^2\right] \cdot \tanh\left(\frac{P}{x_1}\right)}{1 + \frac{S}{x_1} \cdot \tanh\left(\frac{P}{x_1}\right)} \quad (23)$$

$$S' = S + P_s \quad (24)$$

$$P_1 = P - P_s \quad (25)$$

Para levar em consideração a evapotranspiração no reservatório de produção, uma parte  $E_s$  de  $E$  é extraída desse reservatório (Equação 26), cujo conteúdo é atualizado conforme a Equação 27. Esse novo nível,  $S''$ , é diminuído pela perda da quantidade  $P_2$  de água através de percolação, conforme a Equação 28.

$$E_s = \frac{s' \cdot \left(2 - \frac{s'}{x_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{E}{x_1}\right)}{1 + \left(1 - \frac{s'}{x_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{E}{x_1}\right)} \quad (26)$$

$$S'' = S' - E_s \quad (27)$$

$$P_2 = S'' \cdot \left\{1 - \left[1 + \left(\frac{S''}{x_1}\right)^3\right]^{-\frac{1}{3}}\right\} \quad (28)$$

$P_2$  é então adicionado ao reservatório de propagação. A quantidade total que entra nesse reservatório,  $P_3$ , é dada pela Equação 29, e seu conteúdo é atualizado de  $R$  para  $R'$  (Equação 30).

$$P_3 = P_1 + P_2 \quad (24)$$

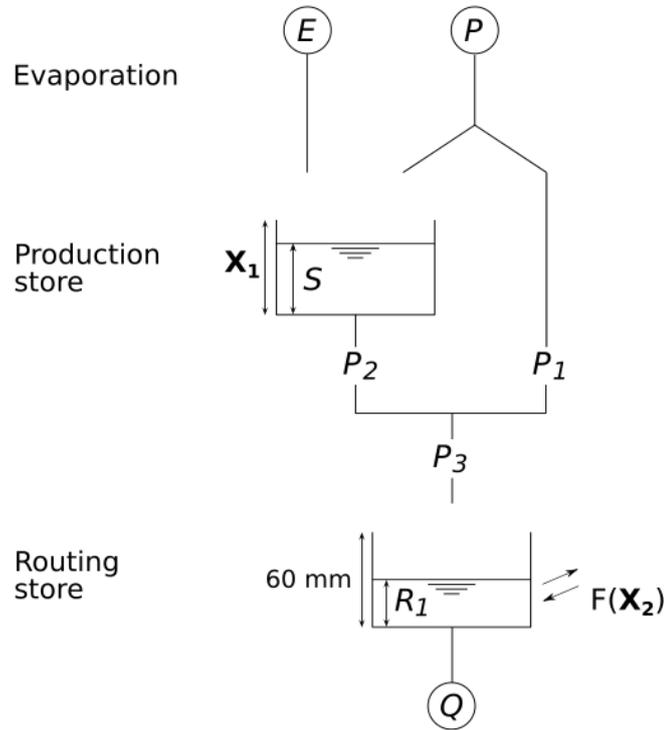
$$R' = R + P_3 \quad (25)$$

Para representar as trocas, entre bacias hidrográficas, de água subterrânea, o parâmetro  $X_2$  (positivo e adimensional) determina o estoque final no reservatório de propagação (Equação 26), sendo a diferença  $F$  a troca subterrânea de água (Equação 27).

$$R'' = X_2 R' \quad (26)$$

$$F = (X_2 - 1) \cdot R' \quad (27)$$

Figura 4 – Esquema do Modelo GR2M



Fonte: Disponível em: <<https://webgr.inrae.fr/en/models/monthly-model-gr2m/>>. Acesso em: janeiro de 2022

Em seguida, a saída do modelo, ou seja, a vazão  $Q$ , é estimada segundo a Equação 29, que considera a capacidade do reservatório de propagação fixa e igual a 60 mm e que ele se esvazia seguindo uma função quadrática. Por fim, é atualizado o reservatório de propagação para o próximo passo de tempo (Equação 30). Uma representação esquemática do modelo GR2M é apresentada na Figura 4.

$$Q = \frac{(R'')^2}{R'' + 60} \quad (29)$$

$$R = R'' - Q \quad (30)$$

### 3.7.3 Modelo GR1A

O modelo GR1A (Mouelhi, 2006a) é o modelo hidrológico anual da família GR, e foi construído a partir de testes de muitas combinações de componentes

derivados de escalas de tempo menores e maiores: multianual, mensal e diária. A vazão anual é calculada diretamente pela Equação 31.

$$Q_k = P_k \cdot \left\{ 1 - \frac{1}{\left[ 1 + \left( \frac{0.7 P_k + 0.3 P_{k-1}}{X \cdot E_k} \right)^2 \right]^{0.5}} \right\} \quad (31)$$

Onde  $Q_k$  é a vazão simulada do ano  $k$ ;  $P_k$  é a precipitação observada no ano  $k$ ;  $P_{k-1}$  é a precipitação observada no ano  $k-1$ ;  $E_k$  é a evapotranspiração potencial do ano  $k$ ;  $X$  é o parâmetro único do modelo a ser otimizado.

Vale ressaltar que, na Equação 31, há uma média ponderada entre os acumulados anuais de precipitação dos anos  $k$  e  $k-1$ , com respectivos pesos 0,7 e 0,3. O uso do dado do passo de tempo anterior permite ao modelo representar melhor o escoamento subterrâneo, associado a uma memória hidrológica mais longa.

### 3.7.4 Modelos de Budyko e Fu

Budyko (1974) fez importantes considerações sobre a relação entre o ciclo hidrológico e o balanço de energia, que levaram a equacionamentos que permitem calcular a evapotranspiração real ( $E$ ) a partir de dados de precipitação ( $P$ ) e evapotranspiração potencial ( $E_0$ ). Como o balanço hídrico, em períodos suficientemente longos, se reduz à conversão de precipitação em vazão e evapotranspiração (real), devido ao fato de que a variação do volume armazenado de água na bacia ( $\Delta S$ ) se torna desprezível na equação da continuidade, é possível estimar a vazão  $Q$  (Equação 32).

$$Q = P - E - \Delta S \cong P - E \quad (32)$$

Assim, modelos baseados em Budyko calculam séries de  $E$  a partir de dados de  $P$  e  $E_0$ , estimando  $Q$  para escalas temporais suficientemente longas, podendo inclusive a vazão estimada ser usada para calibrar outros modelos sem necessidade inicial de dados de vazão observada (OTSUKI, 2015).

Budyko analisou situações hipotéticas extremas de aridez e de umidade em bacias. A diferença fundamental entre essas condições é o fator limitante da evapotranspiração real  $E$ . Na condição árida,  $P$  é o fator limitante de  $E$ , enquanto na condição úmida,  $E_0$  assume esse papel. Com a premissa de que o aumento da radiação líquida disponível e diminuição da precipitação provocam uma redução da umidade do solo, Budyko (1974) pensou em descrever a razão  $E/P$  em função da razão  $E_0/P$ , identificando  $E_0$  com a própria radiação líquida disponível. Atrélendo limites matemáticos aos dados observados em bacias europeias, ele chegou à Equação 33.

$$\frac{E}{P} = \left\{ \frac{E_0}{P} \left[ 1 - \exp\left(-\frac{E_0}{P}\right) \right] \tanh\left(\frac{P}{E_0}\right) \right\}^{1/2} \quad (33)$$

A principal limitação da equação de Budyko é o fato de não ser calibrável, tendo sido ajustada para bacias específicas (embora várias) no continente europeu, sem levar em consideração características como vegetação, solo e clima. Por um lado, não há um meio de utilizar os poucos dados de que se dispõe, de forma a estabelecer um parâmetro que adapte o modelo para diferentes bacias, inclusive sendo o valor do parâmetro aproveitado para bacias de características semelhantes.

Por outro lado, não precisar de calibração implica na grande vantagem de não serem necessários dados de vazão observada para se usar esse modelo. Dessa forma, pode-se tentar utilizar as vazões por ele simuladas para calibrar outros modelos.

Fu (1981, *apud* Zhang *et al.* (2004)) propôs um modelo baseado em Budyko, mais sofisticado e com a vantagem de apresentar um parâmetro calibrável. Fu também partiu de condições extremas de aridez e umidade.

No caso de aridez extrema,  $E_0 - E$  é chamada de evapotranspiração residual, e diminui com o aumento de  $P$ . Considerando-se que  $\partial E/\partial P$  é menor com o aumento de  $P$ , e, portanto, maior com o aumento de  $E_0 - E$ , conforme mostra a Figura 5 (a), técnicas de análise dimensional levaram à Equação 34, onde  $\psi_1$  é uma função desconhecida.

$$\frac{\partial E}{\partial P} = \psi_1 \left( \frac{E_0 - P}{P} \right) \quad (34)$$

Aumentando-se  $P$ , tem-se que, a partir de  $P > E_0$ ,  $E_0$  se torna o fator limitante de  $E$  e, analogamente à condição anterior, a precipitação residual é  $P - E$  e  $\partial E/\partial E_0$  diminui com o aumento de  $E_0$  e com a redução da precipitação residual (Figura 5 (b)). A Equação 35 representa essa condição de umidade abundante.

$$\frac{\partial E}{\partial E_0} = \Psi_2 \left( \frac{P-E}{E_0} \right) \quad (35)$$

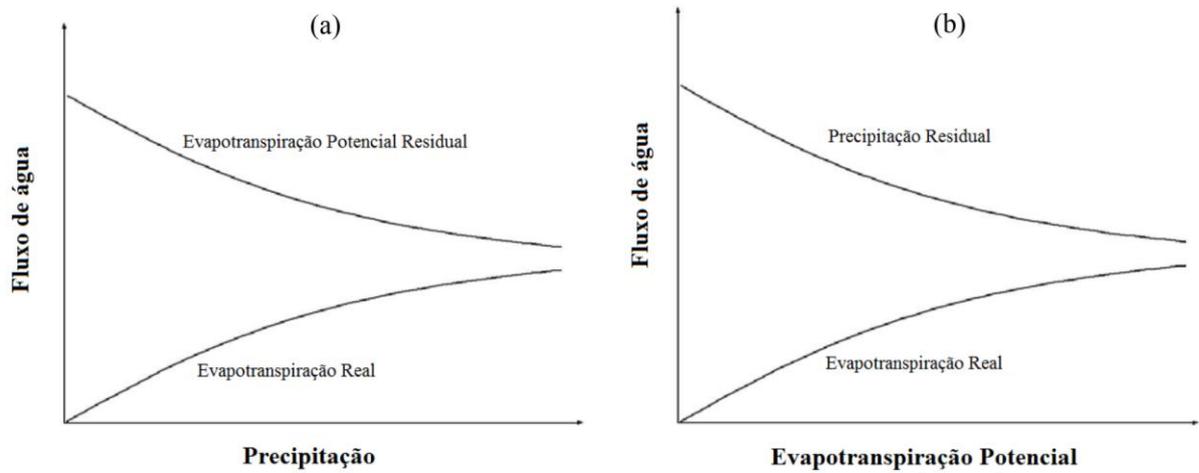
Fu fez uso de condições de contorno para determinar as funções desconhecidas  $\psi_1$  e  $\psi_2$ :  $\partial E/\partial E_0$  e  $\partial E/\partial P$  são nulos respectivamente nos limites de aridez e umidade extremas. Assim, chegou à Equação 36.

$$\frac{E}{P} = 1 + \frac{E_0}{P} - \left[ 1 + \left( \frac{E_0}{P} \right)^\omega \right]^{1/\omega} \quad (36)$$

Como mencionado anteriormente, o modelo de Fu é adaptável a bacias hidrográficas de características diferentes, mediante a calibração do parâmetro  $\omega$ . A Figura 6 mostra que maiores valores de  $\omega$  implicam mais aridez nas bacias, visto que, para mesmos  $P$  e  $E_0$ ,  $E$  aumenta.

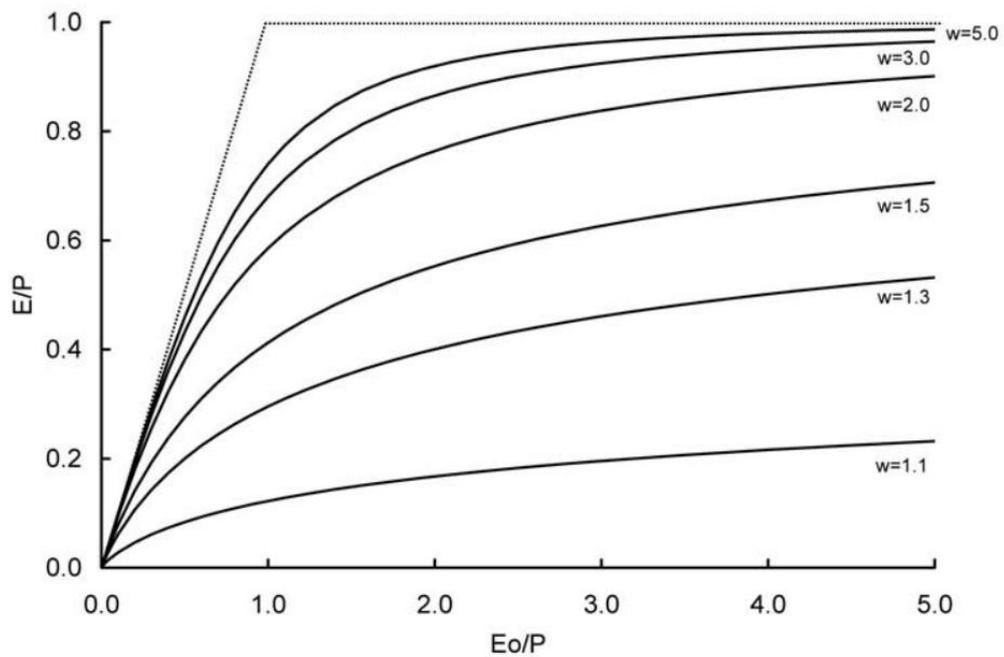
De forma oposta ao modelo de Budyko, o de Fu tem a desvantagem de precisar de dados de vazão para ser calibrado, o que o torna semelhante, nesse sentido, ao modelo GR1A. Ainda assim, é possível utilizar suas vazões simuladas para calibrar outros modelos, o que faz sentido no caso de tais vazões simuladas serem obtidas não via calibração imediata do modelo, mas sim com o uso de parâmetros calculados por técnicas de regionalização.

Figura 5 – Relações complementares de Fu: (a) Condição árida com  $E_0$  constante  
(b) Condição úmida com  $P$  constante



Fonte: Otsuki (2015)

Figura 6 –  $E/P$  em função de  $E_0/P$  para diferentes valores de  $\omega$



Fonte: Zhang *et al.* (2004)

### 3.8 Calibração e Validação dos Modelos

Nesse tópico, são explicados aspectos gerais metodológicos acerca da calibração e validação dos modelos hidrológicos empregados, relativos aos diferentes experimentos desenvolvidos nesta pesquisa.

### 3.8.1 Algoritmo de Calibração e Função Objetivo

Foi escolhido para as calibrações dos modelos um algoritmo evolucionário do tipo *Particle Swarm Optimization* (PSO), mais especificamente o *Optimized Multi-Objective Particle Swarm Optimization* (OMOPSO), proposto por Coello *et al.* (2004), disponível na biblioteca em *Python jMetalPy* (Benítez-Hidalgo *et al.*, 2019). Uma vez que só foi utilizada uma função objetivo, as calibrações foram efetivamente uni-objetivo, sem as sofisticações do algoritmo que dizem respeito à sua multiobjetividade.

Algoritmos evolucionários emulam processos biológicos para otimizar parâmetros com base no princípio da sobrevivência do mais adaptado (Barros *et al.*, 2010). Para tornar isso mais claro, uma breve descrição do PSO é dada nos próximos parágrafos.

Como é característico dos algoritmos evolucionários, soluções iniciais são geradas aleatoriamente. No contexto da modelagem hidrológica, uma solução é uma combinação dos parâmetros do modelo, sendo chamada de partícula no PSO. O conjunto de partículas, seja inicial ou em qualquer iteração, é chamado de população. A quantidade de partículas é definida pelo calibrador e influencia na acurácia do resultado, uma vez que maiores populações implicam maior diversidade de busca, havendo, em contrapartida, um aumento do esforço computacional ou tempo de processamento.

Uma vez que os parâmetros de um modelo hidrológico possuem um intervalo de variação pré-estabelecido, decorrente da própria configuração do modelo e dos elementos que os parâmetros procuram representar, a geração inicial aleatória ocorre dentro desses limites (bem como as iterações posteriores do algoritmo).

Como ocorre de forma generalizada em algoritmos evolucionários, a tratativa que cada partícula recebe, a cada iteração, depende das avaliações da função objetivo, que é a medida de desempenho de um conjunto de parâmetros. No PSO, cada iteração avalia a partícula que possui os melhores resultados da população (mínima ou máxima função objetivo, dependendo da direção da otimização), ou seja, a melhor candidata a solução ótima global até o presente, à qual é conferido poder de influência sobre todas as partículas. Ao mesmo tempo, cada partícula tem seu melhor resultado até o presente armazenado em memória. Assim, o conjunto de valores de parâmetros assumidos por uma partícula em uma determinada iteração é chamado

de posição, e as posições são atualizadas em função da melhor posição individual e da melhor posição global, sendo adicionado um fator aleatório para se evitar ótimos locais, ou seja, não se confundir um ótimo local com um global (Equação 37).

$$x^{t+1} = x^t + \chi v^t + \varepsilon^t \quad (37)$$

Na equação acima,  $x$  representa a posição da uma partícula,  $v$  representa a velocidade da partícula, a qual é ponderada por um fator  $\chi$  (entre 0 e 1), e  $\varepsilon$  representa o erro aleatório adicionado. A velocidade  $v$  da partícula em uma iteração, por sua vez, é função: da velocidade na iteração anterior ponderada por um fator de inércia  $w$  e das diferenças entre a atual posição e as melhores posições global e individual, ponderadas respectivamente por fatores fixos  $c_1$  e  $c_2$  e aleatórios  $r_1$  e  $r_2$  (Equação 38).

$$v^{t+1} = wv^t + c_1 r_1 (P - x^t) + c_2 r_2 (G - x^t) \quad (38)$$

No caso do algoritmo empregado neste trabalho,  $c_1$  e  $c_2$  variam aleatoriamente entre 1,5 e 2, enquanto  $r_1$  e  $r_2$  variam entre 0 e 1. Já o fator de inércia  $w$  varia aleatoriamente entre 0,1 e 0,5, enquanto o fator  $\chi$  foi considerado igual a 1. O tamanho da população foi definido como 100 partículas. A finalização da otimização foi definida pelo critério de quantidade máxima de avaliações de partículas, quantidade essa configurada como 20000, correspondente a 200 avaliações completas da população.

Quanto à função objetivo utilizada para medir a eficiência preditiva dos modelos, avaliando a similaridade entre séries modeladas e observadas de vazão, no processo de calibração, optou-se pelo tradicional coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE), conforme a Equação 39. A performance dos modelos também foi validada utilizando esse mesmo coeficiente.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - Q_m^t)^2}{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - \bar{Q}_o)^2} \quad (39)$$

O NSE é uma medida normalizada que indica a magnitude relativa da variância residual (“ruído”) comparada com a variância dos dados observados. Um

resultado negativo indica que utilizar a média das vazões observadas como estimativa para todas as vazões implica em menos erro que utilizar a série de vazões modeladas para esse mesmo fim. O valor ideal e máximo do NSE é 1. Na Equação 39,  $t$  se refere a um dia, mês ou ano, a depender da escala em que se está computando o NSE;  $Q_o^t$  é a  $t$ -ésima vazão observada, da qual é subtraída a vazão observada média no denominador, e, no numerador, a  $t$ -ésima vazão modelada,  $Q_m^t$ .

No processo de calibração dos modelos hidrológicos, as séries de vazão observada comumente contêm falhas. No caso de um  $t$  para o qual não haja  $Q_o^t$ , a sua parcela correspondente nos somatórios de ambos o numerador e o denominador não é contada, ou seja, o NSE é calculado com base nos dados disponíveis.

### **3.8.2 Períodos de Calibração e Validação**

Com relação aos períodos das séries de dados utilizadas (vazão, precipitação e evapotranspiração potencial), o fator limitante para a definição dos períodos de calibração e validação consistiu, primeiramente, na disponibilidade de dados de vazão observada.

Considerando-se a escassez desses dados, priorizou-se tirar o maior proveito deles, selecionando-se o início da série de dados de vazão de cada uma das 21 estações fluviométricas como o próprio início do período de dados a serem utilizados, visto que buscar uniformizar tal período entre as estações, a partir da interseção entre as disponibilidades, iria limitar ainda mais a quantidade de dados, penalizando estações com séries mais longas por causa de estações mais recentes. Vale lembrar que a seleção das estações levou em conta a presença de dados recentes, de foram que todas possuem dados até o final de 2020.

Um filtro a mais foi adicionado, porém, descartando-se dados anteriores ao ano de 1974, a partir do qual os registros pluviométricos cearenses apresentam maior qualidade e confiabilidade.

Especificamente no caso do modelo GR1A, que precisa de  $P_{t-1}$  para calcular  $Q_t$ , o período utilizado começa um ano depois, aproveitando-se do primeiro ano da série apenas o dado de precipitação.

Num estudo inicial, aplicou-se a tradicional divisão fixa em dois períodos: calibração e validação. Nessa abordagem, o início do período de calibração dos

experimentos das bacias hidrográficas de cada estação foi variável entre elas, sendo o ano mais recente entre 1974 e o início da série de dados de vazão observada. Por outro lado, foram estabelecidos como constantes entre as bacias o fim do período de calibração (2003) e o período de validação (2004 - 2020).

Os experimentos definitivos desta pesquisa, no entanto, fizeram uso de validação cruzada, de modo a evitar uma avaliação inapropriada dos modelos, que desconsidere as significativas alterações hidroclimatológicas ocorridas nas séries de dados, como a longa seca de 2012-2017. Apenas o modelo GR4J, de passo diário, não foi validado de maneira cruzada, visto que apresentou, no estudo inicial, resultados pouco animadores, no que diz respeito aos objetivos deste trabalho.

A metodologia de validação cruzada implementada neste estudo consiste em dividir cada série em seus N anos e, de modo iterativo, estimar a vazão para cada ano a partir do modelo calibrado com os demais N-1 anos. O NSE de calibração é obtido a partir da média dos N valores calculados. É calculada também a média dos N valores otimizados de cada parâmetro. As N séries estimadas são constituídas, cada uma, de 12 valores, no caso do GR2M, ou apenas um, nos casos dos modelos GR1A e de Fu. Segue-se então uma validação conjunta da série completa de vazão estimada, formada da concatenação das N séries geradas a partir das N calibrações. No intuito de medir a variabilidade entre os N valores de cada NSE de calibração e de cada parâmetro, foram também calculados os respectivos desvios-padrão.

Para tornar a explicação dessa metodologia mais concreta, pode-se atribuir números de uma situação hipotética: no caso do GR2M, para uma série de dados de 30 anos, entre 1981 e 2020, estimam-se as vazões mensais do ano 1981 com o modelo calibrado no período 1982-2020; em seguida, as vazões mensais do ano 1982 com o modelo calibrado com os dados de 1981 e 1983-2020, e assim por diante. Após as iterações pelos anos 1981-2020, constrói-se uma série completa das vazões estimadas, concatenando, em ordem, os 12 dados de 1981, seguidos pelos 12 de 1982, e assim por diante, sendo o NSE da validação conjunta calculado entre a série de 360 dados estimados e a série de 360 dados observados mensais do mesmo período.

Um fato que corroborou o uso dessa validação conjunta é que, nas validações cruzadas dos modelos anuais (GR1A e de Fu), caso não se optasse pela validação conjunta da série completa de vazão estimada, não seria possível calcular o NSE de validação com apenas um dado anual, de modo que seria necessário dividir

as séries completas em conjuntos de K anos, o que é menos interessante quando apenas se dispõe de séries não muito longas de dados.

### **3.8.3 Experimentos Realizados**

Para se atingir o objetivo desta pesquisa, vários experimentos introdutórios de calibração e validação foram realizados, com os modelos hidrológicos já descritos, passando-se posteriormente para os mais adequados experimentos com validação cruzada. Em ordem crescente de complexidade, os modelos já citados são Budyko, Fu, GR1A, GR2M e GR4J. A seguir, são descritas as metodologias dos experimentos introdutórios, esclarecendo os passos de tempo utilizados.

Inicialmente, foram estimadas as vazões anuais com os modelos de passo de tempo anual, a começar pelo modelo de Budyko, que não precisa de calibração. Os modelos de Fu e GR1A foram calibrados e validados (primeiramente, nos períodos divididos tradicionalmente), sendo então feita a comparação entre esses três modelos.

Posteriormente, foram simuladas vazões mensais, com o modelo de passo tempo mensal, GR2M. Para tanto, tal modelo foi calibrado nos passos de tempo mensal e anual, ou seja, utilizando séries de vazão observada mensal, o que é o natural para esse modelo, mas também usando séries anuais de vazão observada, investigando a condição mais escassa de dados. Em ambos os casos, a validação fez uso dos dados mensais de vazão.

Em seguida, foram estimadas séries de vazão no passo de tempo diário, usando o modelo GR4J. Nesse caso, o modelo foi calibrado nos passos de tempo diário, mensal e anual, sendo os dois últimos casos testes de escassez de dados. Mais uma vez, as validações foram executadas a partir dos dados de vazão no passo de tempo próprio do modelo.

Nos casos em que um modelo é calibrado usando dados de vazão observada em uma escala temporal menos refinada que a própria do modelo, não obstante, os dados de entrada, a saber, precipitação e evapotranspiração potencial, são dispostos na escala própria do modelo, o que não poderia ser diferente, visto que a computação de vazão de saída do modelo é feita da mesma forma.

Calibrar modelos em uma escala de tempo menos refinada significa simplesmente mudar a escala de tempo das séries de vazão a partir das quais se

calculam os valores da função objetivo, ou seja, agregar os valores de vazão simulados para a escala na qual se pretende calibrar o modelo e compará-la, via função objetivo, com a série de dados observados mais escassos, ou seja, menos refinada. Visto que se alteram as séries de entrada da função objetivo, que comanda a direção da otimização, mudam também os parâmetros ótimos do modelo.

Podem-se distinguir dois valores de NSE de calibração para um modelo calibrado em uma escala de tempo que não lhe é própria (menos refinada). Um deles é o valor de NSE otimizado efetivamente, ou seja, calculado entre as séries de vazões na escala de tempo menos refinada. Ao término da calibração, então, ele pode ser obtido a partir da comparação entre as vazões simuladas agregadas e as vazões observadas menos refinadas. É também retornado pelo próprio algoritmo de calibração. O outro valor possível de NSE corresponde ao valor do coeficiente calculado na escala temporal padrão do modelo. Uma vez que não foi otimizado a calibração, é obtido a partir da comparação entre as vazões simuladas (não agregadas) e as vazões observadas na escala mais refinada (a própria do modelo).

Ainda um último experimento com o GR2M foi executado, consistindo em calibrá-lo com a série de vazões anuais simulada pelo modelo de Budyko, gerando assim uma série de vazões mensais sem necessidade de dado algum de vazão observada. Nesse caso, as vazões anuais geradas por Budyko assumem o papel de vazão observada anual na calibração anual, mas a validação usa ainda dados observados mensais.

Assim, no caso do modelo GR2M, pode-se calcular cinco valores de NSE de calibração para cada bacia hidrográfica, sendo um correspondente à calibração com passo de tempo mensal, dois relativos à calibração com passo de tempo anual e mais dois que dizem respeito ao uso das séries geradas por Budyko. Já para o GR4J, resultam cinco valores a serem comparados, um da calibração convencional diária, dois da calibração mensal e dois da calibração anual. Quanto às validações, a quantidade de valores de NSE calculados é igual à quantidade de calibrações, ou seja, um NSE para cada passo de tempo.

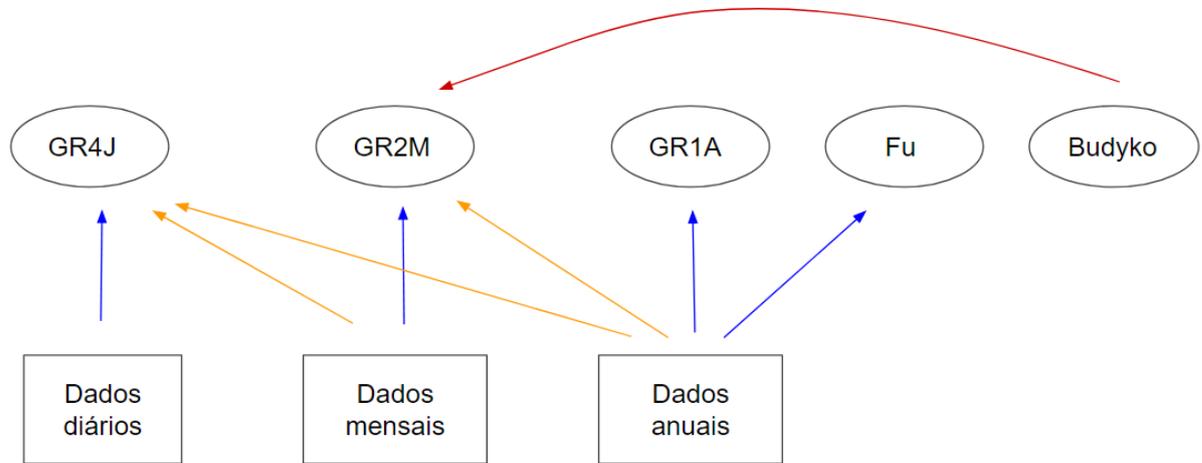
Quanto às nomenclaturas usadas neste trabalho, denominam-se os valores de NSE de calibração calculados de acordo com as escalas de calibração e de computação daquele NSE em específico, nessa ordem, e sendo estas representadas a partir das abreviaturas, separadas por hífen: *a* para anual, *m* para mensal, *d* para diário e *b* para dados provenientes de Budyko (portanto, anuais).

Como já mencionado anteriormente, as calibrações e validações feitas no modo tradicional serviram apenas para uma análise preliminar, visto que apresentam limitações associadas aos diferentes cenários climáticos pelos quais o Ceará passou nas últimas décadas. A partir da análise preliminar, o modelo GR4J foi dispensado das análises definitivas, pelo seu desempenho bastante prejudicado quando calibrado com escalas maiores. Os modelos GR2M, GR1A e de Fu tiveram seus experimentos refeitos, submetidos à metodologia de validação cruzada, mais robusta. O modelo de Budyko, não calibrável, apenas deve sua série gerada estendida para o período completo das séries de dados, de maneira a ser devidamente comparado com os modelos submetidos à validação cruzada.

De forma geral, os resultados dos experimentos para todos os modelos são apresentados através de gráficos com os valores de NSE dispostos em barras. A Figura 7 apresenta esquematicamente o conjunto de calibrações realizadas, combinando-se modelos e escalas.

É importante ressaltar que, numa situação em que apenas se dispõe dos dados de vazão observada em escala menos refinada para calibrar um modelo, somente se pode obter o NSE calibrado e calculado nessa escala. Apenas numa situação de testes de pesquisa, onde se dispõe dos dados na escala convencional, é possível calcular a eficiência do modelo em sua escala própria, seja calibrado nessa escala ou em outra maior. Portanto, parte das métricas calculadas visa avaliar o desempenho real do modelo, fazendo uso da escala refinada, enquanto outras visam avaliar o desempenho do modelo do ponto de vista do modelador que calibra o modelo para uma bacia que realmente não possui dados em sua escala convencional.

Figura 7 – Esquema das calibrações realizadas. Em azul, as combinações convencionais entre modelos e escalas dos dados de vazão. Em amarelo, o emprego de escalas menos refinadas. Em vermelho, o caso da calibração sem dado de vazão observada, substituída por vazão simulada



Fonte: Autor, 2022

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste tópico, são apresentados os resultados dos experimentos executados nesta pesquisa. Discussões são feitas, evocando informações importantes para o entendimento dos gráficos gerados.

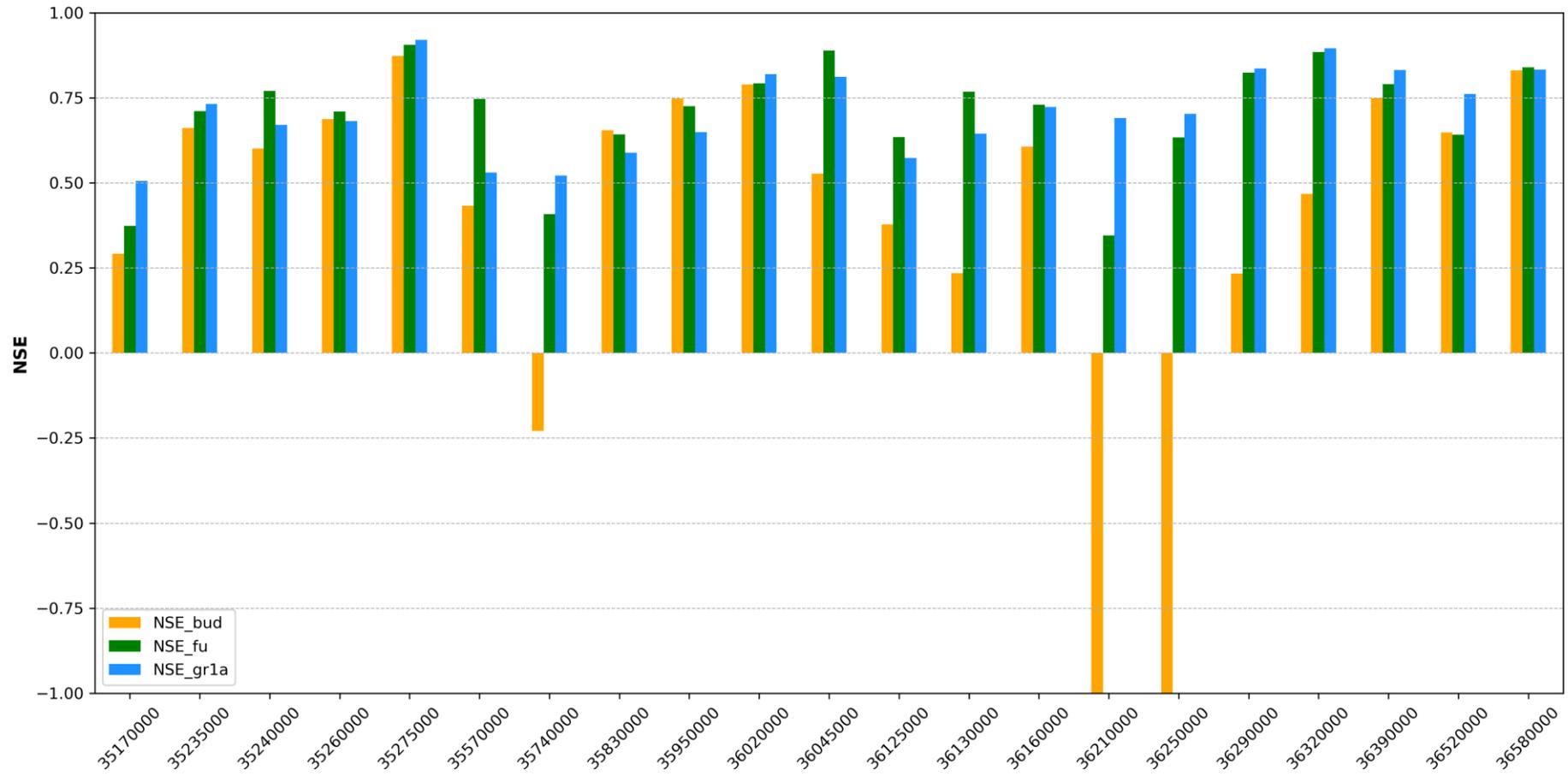
No caso do modelo GR4J, são mostrados os gráficos relativos aos experimentos preliminares (sem validação cruzada), de modo a justificar a rejeição prévia desse modelo. Já para os outros modelos calibrados, os resultados dos experimentos preliminares são apresentados apenas no Apêndice A, dada a sua menor relevância, servindo principalmente para justificar o avanço desses modelos para a etapa mais importante, de validação cruzada.

Em relação aos experimentos relevantes, com validação cruzada, os valores médios de parâmetros calibrados e de NSE obtidos, bem como os valores de NSE de validação calculados, constam no Apêndice B. No Apêndice C, são registrados os desvios-padrão das variáveis que são representadas pelas suas médias, a saber, NSE de calibração e parâmetros de modelos.

### 4.1 Modelos Anuais

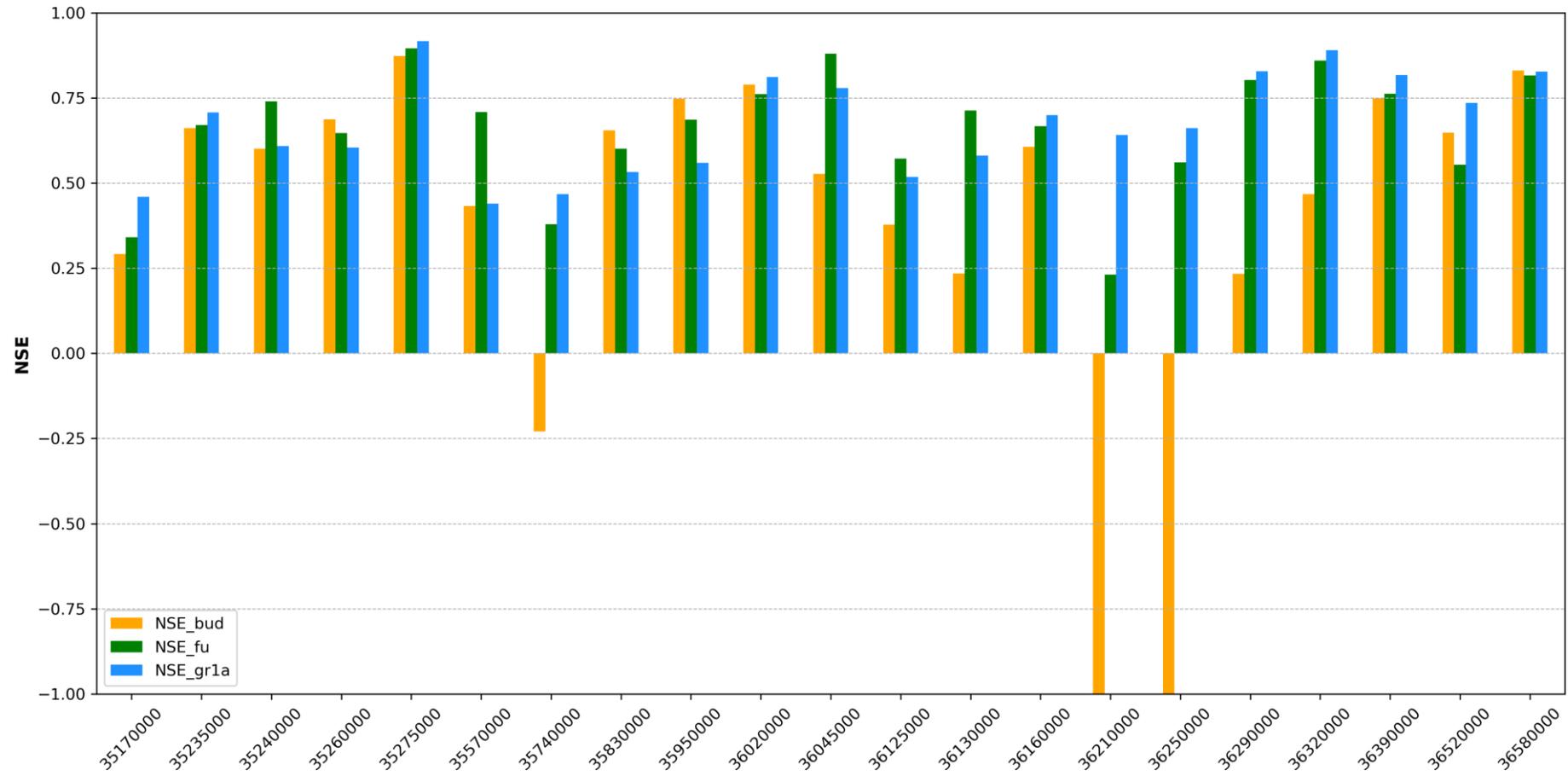
Conforme explicado anteriormente, os modelos de Budyko, Fu e GR1A foram usados para a simulação de vazões anuais, sendo a capacidade preditiva dos dois últimos avaliada com a metodologia da validação cruzada. A Figura 8 e a Figura 9 mostram, respectivamente, os resultados de NSE de calibração, que são médias das  $N$  calibrações, e os resultados de NSE de validação, calculados com as séries completas concatenadas. No caso do modelo de Budyko, não houve calibração ou validação, mas simplesmente a aplicação da equação do modelo para os dados do período completo, de modo a se repetirem os valores nas Figuras 8 e 9. Para não gerar uma escala que atrapalhasse a visualização dos resultados sem acrescentar informações relevantes, foi adotado um limite inferior de -1 nas ordenadas, omitindo o fato de que houve valores de NSE menores que -1.

Figura 8 – Resultados de calibração dos modelos de Budyko, Fu e GR1A



Fonte: Autor, 2022

Figura 9 – Resultados de validação dos modelos de Budyko, Fu e GR1A



Fonte: Autor, 2022

Na Figura 8, observa-se que a vantagem do modelo de Fu em relação ao de Budyko, a saber, apresentar um parâmetro de forma a melhor modelar bacias hidrográficas com diferentes características, de fato, resultou em melhores valores de NSE em 18 bacias.

Chamaram particularmente a atenção as bacias hidrográficas das estações 35740000, 36210000 e 36250000, nas quais Budyko apresentou  $NSE < 0$ . Quanto às duas últimas, são justamente as duas situadas no extremo sul cearense, nas proximidades da Chapada do Araripe, onde há uma exceção sedimentar ao solo predominantemente cristalino do Ceará. Nessas duas estações, o modelo GR1A calibrado foi o que melhor conseguiu se ajustar, o que faz lembrar sua maior capacidade de representar escoamentos subterrâneos, conforme apontado quando da descrição do modelo. Já a estação 35740000 é a estação cuja bacia apresenta área de ordem de grandeza inferior às demais, conforme já apontado.

Em 11 das 21 bacias, o modelo GR1A apresentou os melhores valores de NSE na calibração, enquanto Fu foi melhor em 8, e Budyko, em 2. Com NSE acima de 0,75, o modelo GR1A obteve 8 bacias, ao passo que Fu apresentou 9 e Budyko, 4. Para 12 estações, o modelo de Budyko obteve  $NSE > 0,5$ , em todas as quais o modelo de Fu e o GR1A também apresentaram tal performance. Os valores de NSE do modelo GR1A não ficaram abaixo de 0,5 em nenhuma bacia, enquanto os de Fu ficaram, em 3.

Na Figura 9, onde estão apresentados os resultados da validação, os resultados do modelo não calibrável Budyko estão apenas repetidos, enquanto os modelos GR1A e de Fu mostram leve queda de desempenho. O GR1A, em termos de estações com  $NSE < 0,5$ , se iguala a Fu, que não se altera nesse quesito. As 12 bacias que apresentaram  $NSE > 0,5$  para os três modelos mantêm esse resultado.

Em termos de quantidade de bacias onde os modelos obtiveram melhor desempenho que os demais, o *ranking* permaneceu, apenas diminuindo a diferença de estações entre Fu e Budyko, de 6 para 2.

Em geral, houve vários bons resultados, inclusive para o modelo de Budyko. Pode-se afirmar que a modelagem na escala anual envolve menos variabilidade, o que é uma vantagem para modelos que operam nesse passo de tempo.

As médias dos parâmetros calibrados para o modelo GR1A variaram entre 0,6 e 2,1, sendo os dois maiores valores os das bacias de solo mais sedimentar.

Quanto ao modelo de  $F_u$ , a variação foi entre 2,1 e 5,0. As três bacias com os maiores valores foram as mesmas do modelo GR1A (estações 36210000 e 36250000), e a pequena bacia da estação 35740000. Em ambos os modelos, a bacia da estação 36250000 foi mais extrema, sendo que, em  $F_u$ , foi atingido o valor 5,0, escolhido como limite máximo do intervalo de calibração do parâmetro. Os valores médios dos conjuntos de parâmetros calibrados constam no Apêndice B.

A variação entre os  $N$  valores de NSE de calibração e de parâmetros, ou seja, entre os diferentes valores calculados no processo iterativo de validação cruzada, foi pouco significativa, inclusive porque a mudança de um ano no conjunto total de  $N$  anos é pequena. No Apêndice C, são exibidos os desvios-padrão, registrando as baixas variações.

Vale ressaltar que, uma vez que o modelo de  $F_u$  pode ser entendido como uma generalização calibrável da curva de Budyko, certa faixa de valores do parâmetro de  $F_u$  corresponderá a vazões simuladas mais coerentes com as geradas por Budyko. Por outro lado, em bacias nas quais o parâmetro de  $F_u$  se distancia mais dessa faixa, o modelo de Budyko resultará em vazões muito pouco similares às observadas. São esses os casos das estações 35740000, 36210000 e 36250000, nas quais Budyko apresentou NSE negativo.

O fato de as bacias de solo mais sedimentar terem resultado em parâmetros de  $F_u$  representantes de bacias mais áridas pode ser devido a uma contabilização do armazenamento de água no solo como evaporação por esse modelo. Visto que o modelo de  $F_u$ , por ser baseado em Budyko, assume  $\Delta S$  nulo na equação  $E = P - Q - \Delta S$ , não representa bem a variação interanual de armazenamento, devida à maior infiltração, que gera o escoamento subterrâneo, mais lento. Ou seja, a infiltração maior e conseqüentemente  $\Delta S$  não desprezível, com maior relevância do escoamento subterrâneo interanual, faz com que tal modelo ajuste seu parâmetro de maneira a explicar a maior diferença  $P - Q$  unicamente por  $E$ , superestimando a evaporação real, e conseqüentemente o valor do parâmetro do modelo. Assim, o modelo representa artificialmente a situação de maior armazenamento do solo como se fosse uma condição de aridez extrema. O modelo de Budyko, sem dispor de ajuste de parâmetro, não é capaz sequer de uma representação artificial da variação interanual do armazenamento de água no solo.

## 4.2 GR2M

De acordo com explicação prévia, o modelo mensal GR2M foi calibrado não apenas com dados de vazão mensal e anual observados, como também tomando as vazões simuladas por Budyko como dados anuais observados, totalizando três experimentos submetidos à validação cruzada.

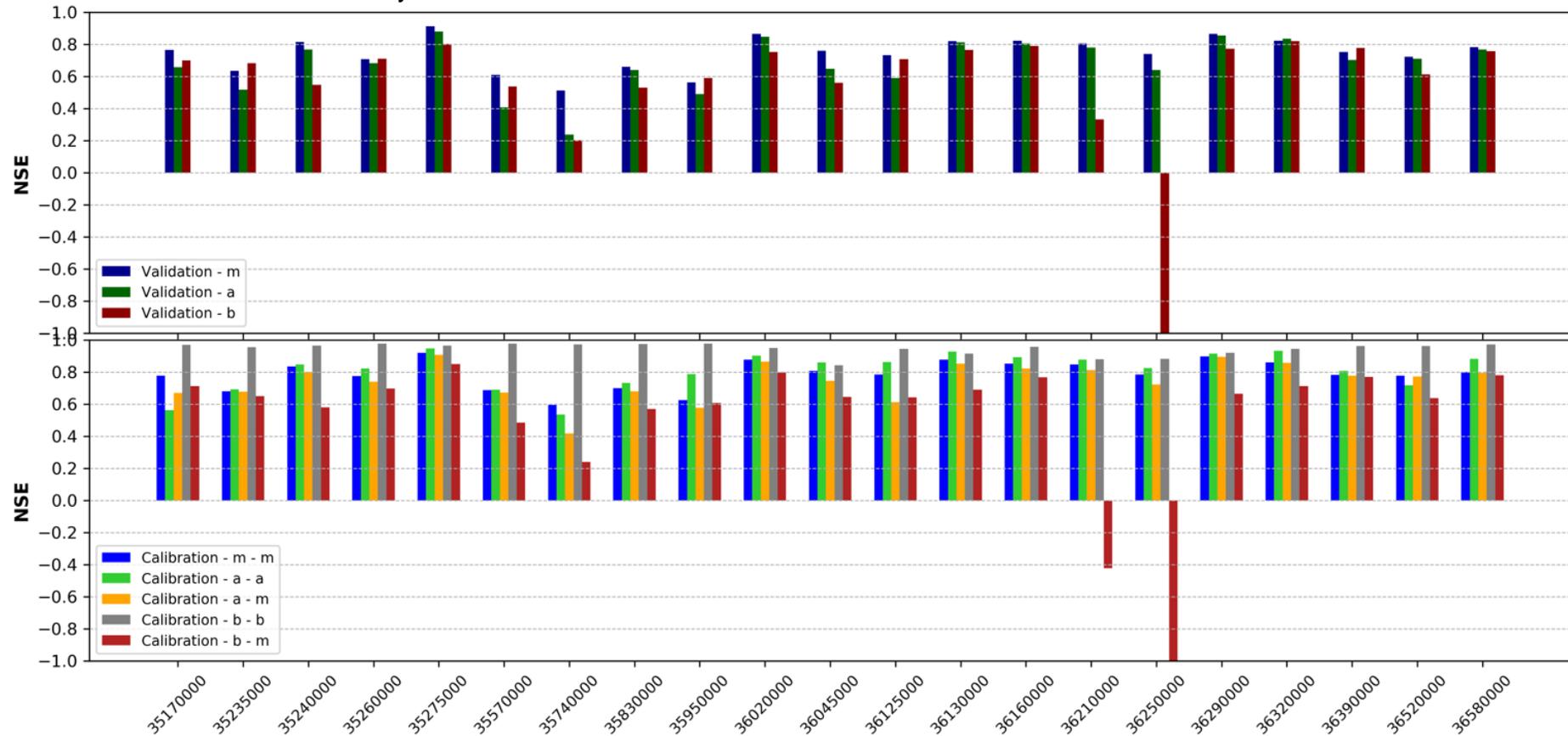
A Figura 10 mostra os resultados obtidos, sendo os valores de NSE de calibração correspondentes a médias das N calibrações e os valores de NSE de validação calculados com as séries completas concatenadas.

Na calibração convencional (barra azul), vê-se que o modelo GR2M apresenta bons resultados, com  $NSE > 0,8$  em 9 das 21 bacias e um valor mínimo de NSE aproximadamente igual a 0,6 em uma delas.

Quando se utilizam dados de vazão observada anual na calibração, pode-se afirmar que a função objetivo tem mais liberdade para se otimizar, pois passa a visar a similaridade de uma quantidade de dados 12 vezes menor. Todavia, os dados de entrada permanecem mensais, como já explicado. Ainda assim, tal maior liberdade corrobora para o aumento das barras verdes em relação às azuis em 17 bacias, sendo as barras verdes representativas do NSE calibrado com dados anuais e também medido com dados anuais (por isso chamado a - a), ou seja, otimizado na calibração anual, enquanto as azuis representam o NSE convencional do GR2M, chamado de m - m porque ser calibrado e calculado mensalmente, ou seja, otimizado na calibração mensal.

As barras laranjas são muito relevantes, porque avaliam efetivamente a capacidade do modelo GR2M simular bem vazões mensais tendo sido calibrado com dados anuais. Trata-se do NSE medido entre as séries mensal observada e simulada com o modelo calibrado anualmente (a - m). Os resultados mostram considerável êxito:  $NSE > 0,8$  em 8 bacias e  $NSE < 0,6$  em apenas duas, justamente aquelas com menor desempenho no GR2M convencional. Para a maioria das estações, praticamente não houve alteração do NSE da calibração mensal para a anual (medida mensalmente).

Figura 10 – Resultados de calibração e validação do modelo GR2M. Na parte superior, “m”, “a” e “b” se referem ao uso de dados de vazão mensal, anual e de Budyko, respectivamente, na calibração, sendo as validações feitas com dados mensais. Na parte inferior, a primeira letra se refere à escala da calibração e a segunda à escala em que o NSE foi calculado, sendo “b” referente à escala anual com dados de Budyko



Fonte: Autor, 2022

Outro aspecto que se observa é que o NSE obtido na calibração com dados de Budyko, no passo de tempo desta (barras cinzas), em geral, foi maior do que quando se utilizou dados observados, mensais ou anuais. Essa maior facilidade do GR2M de gerar vazões acumuladas anuais similares às de Budyko, em comparação aos casos em que de fato se usaram dados observados, ocorre em 17 das 21 bacias. Não obstante, quando medido com os dados observados mensais (barras vermelhas), o NSE proveniente da calibração com as vazões de Budyko só foi superior ao da calibração com os dados anuais observados em 3 bacias, o que era esperado. Ainda assim, se mostrou maior que 0,6 em 15 bacias, podendo ainda ser arredondado para cima até 0,6 em outras 2.

Especificamente para as bacias das estações 36210000 e 36250000, de solo mais sedimentar, nota-se a incapacidade do GR2M calibrado por Budyko de gerar vazões mensais minimamente compatíveis com as observadas, o que era esperado, dado que as vazões geradas por Budyko apresentaram  $NSE < -1$ . O resultado de validação da estação 36210000, com NSE acima de 0,3, surpreende e não possui explicação imediata. Além das duas bacias do sul do Ceará, apenas a estação 35740000, cuja bacia possui área de ordem de grandeza inferior, apresentou NSE abaixo de 0,4.

Ainda na Figura 10, na parte superior, confirma-se o bom desempenho geral do modelo GR2M, dessa vez considerando-se os valores de NSE de validação. Os destaques negativos de desempenho observados na calibração se refletiram na validação: as bacias sedimentares (36210000 e 36250000) calibradas com dados de Budyko e a bacia da estação 35740000, principalmente nas calibrações não convencionais.

Em 16 das 21 bacias, a calibração mensal (convencional) proporcionou melhores resultados de validação, o que era esperado. Para 14 estações, a calibração com dados anuais observados, em comparação àquela com dados anuais de Budyko, se saiu melhor na validação da série concatenada de vazões mensais estimadas.

Na calibração convencional,  $NSE > 0,8$  em 6 casos e  $NSE > 0,6$  em 19. Já na calibração com dados anuais observados,  $NSE > 0,8$  para 6 bacias e  $NSE > 0,6$  para 16. Quando usados as vazões simuladas por Budyko,  $NSE > 0,8$  em 2 casos e  $NSE > 0,6$  em 13, com  $NSE < 0,5$  apenas nas três piores estações, já citadas.

O parâmetro X1 calibrado variou entre 137 e 1062 mm, enquanto o X2, entre 0,36 e 0,98. Conforme descrito previamente, X1 representa a capacidade do reservatório de produção (em mm) e X2 é o coeficiente que define as trocas de água subterrânea. Seus valores menores que 1 indicam perda de água (e não ganho) devida a tais trocas. É possível que essa condição constante entre as bacias seja um indício de que essas perdas estejam ajudando o modelo a representar efeitos não incorporados, como retenção de água por pequenos reservatórios, de modo a simular vazões mais coerentes com as observadas. Os valores do conjunto de parâmetros calibrados constam no Apêndice B. Assim como no caso dos modelos anuais, as variações dos parâmetros e dos valores de NSE de calibração foram pequenas, ao longo das iterações da validação cruzada (Apêndice C).

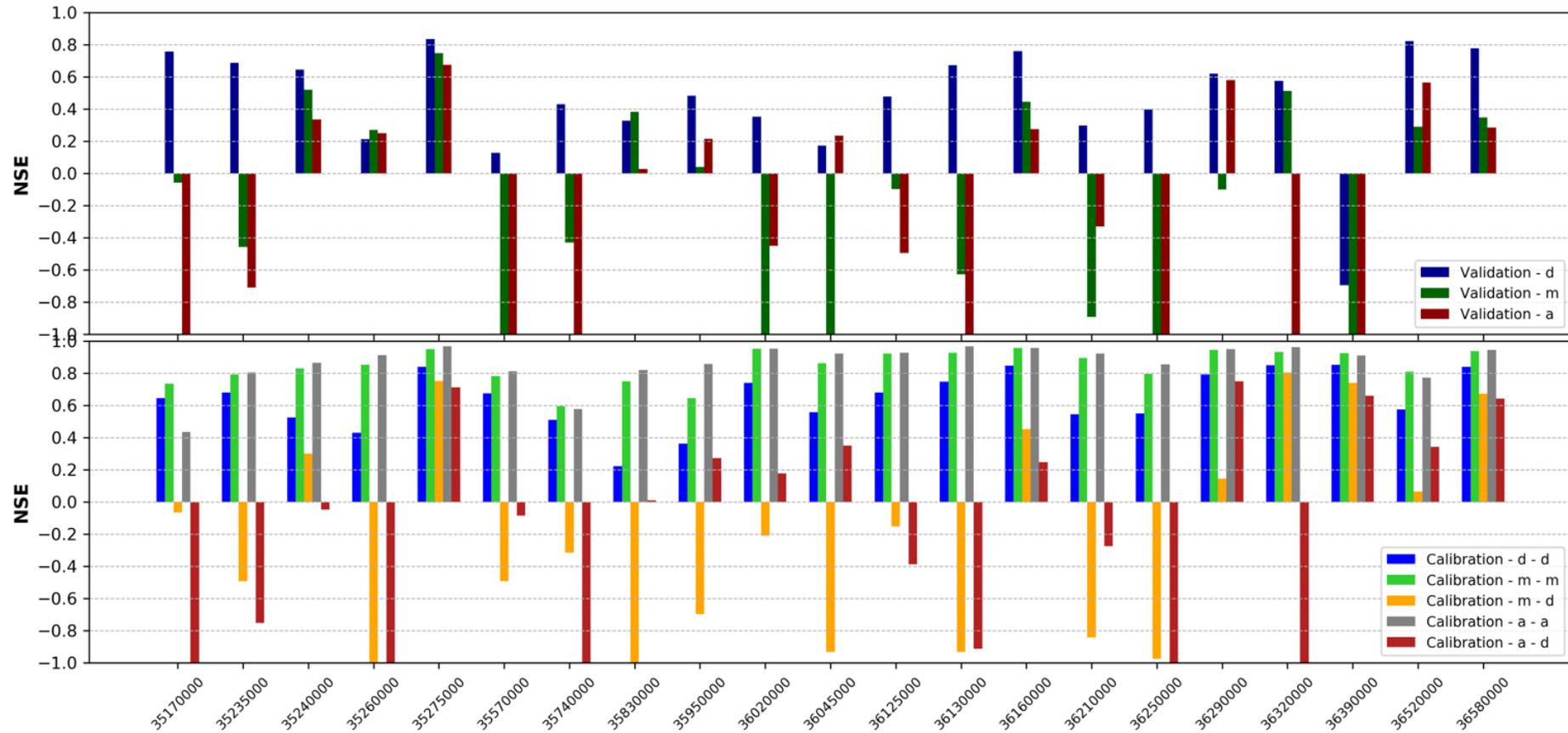
### 4.3 GR4J

Segundo já relatado, o modelo diário GR4J foi calibrado e validado em três passos de tempo diferentes, a saber: diário, mensal e anual, utilizando a metodologia tradicional de se dividir a série em períodos de calibração e validação. Os resultados são apresentados na Figura 11, e, em geral, mostram que não foi possível calibrar eficientemente o modelo diário com dados mensais ou anuais, o que justifica a rejeição desse modelo, à luz dos experimentos preliminares sem validação cruzada, de modo que esta não chegou a ser aplicada a ele.

Para evitar uma escala que atrapalhe a visualização dos resultados sem acrescentar informações relevantes, foi adotado um limite inferior de -1 nas ordenadas (ou seja, houve valores de NSE menores que -1).

Importa, inicialmente, porém, avaliar o GR4J como foi projetado, ou seja, calibrado com passo de tempo diário. Nesse sentido, o modelo obteve desempenho razoável, visto que 12 das 21 bacias apresentaram NSE (d -d) > 0,6 no período de calibração, caindo esse número para 9, no período de validação.

Figura 11 – Resultados de calibração e validação do modelo GR4J. Na parte superior, “d”, “m” e “a” se referem ao uso de dados de vazão diária, mensal e anual, respectivamente, na calibração, sendo as validações feitas com dados diários. Na parte inferior, a primeira letra se refere à escala da calibração e a segunda à escala em que o NSE foi calculado



Fonte: Autor, 2022

Ao se usarem dados mensais para a calibração do modelo, observa-se que, no período de calibração, apesar de altos valores de NSE-m-m, maiores que 0,6 para 20 estações, os valores de NSE-m-d ficaram negativos em 13. No período de validação, 12 bacias negativaram seus valores de NSE-m-d.

Já no caso da calibração anual do GR4J, no período de calibração, apesar de NSE-a-a ser maior que 0,6 para 19 estações, NSE-a-d ficou negativo em 11. No período de validação, também 11 bacias tiveram suas séries simuladas com pior capacidade de representação da série observada do que a própria média da série observada (diária):  $NSE < 0$ .

Vale ressaltar que o aumento de graus de liberdade na calibração de um modelo diário com dados mensais é bem maior que o caso de um modelo mensal com dados anuais, pois, no primeiro caso, há uma redução de aproximadamente 30 vezes na quantidade de dados considerados na função objetivo, enquanto, no segundo, a redução é de 12 vezes. O caso da calibração anual do modelo diário é ainda mais extremo, com redução de 365 vezes. Assim, o fato de os resultados da calibração mensal não terem superado visivelmente os da calibração anual pode indicar que a redução de 30 vezes é grande o suficiente para ser comparada com a de 365. Não que essa questão seja meramente numérica: a relevância dos processos hidrológicos em cada escala é definitiva para esses resultados.

É importante também lembrar que os resultados dos trabalhos anteriores de Sudheer *et al.* (2007) e de Adla *et al.* (2019) já apontavam o desempenho insatisfatório de modelos diários, quando calibrados com dados em escalas maiores, de forma que há uma convergência com os resultados desta pesquisa.

Não obstante, as estações 35275000 e 36580000 se destacaram ao apresentar sucesso em ambas as calibrações mensal e anual do GR4J. Em particular, a estação 36390000 surpreendeu negativamente na validação, após mostrar bom desempenho na calibração, num padrão que se repete com os outros modelos, nos experimentos preliminares, o que sugere alguma dificuldade específica, hipoteticamente gerada por alguma mudança drástica na bacia entre os períodos de calibração e validação.

## 5 CONCLUSÕES

Este estudo buscou lançar luz ao problema da calibração de modelos hidrológicos com dados escassos de vazão observada, situação típica do estado do Ceará, e, para tanto, foram realizadas diversas simulações, envolvendo dados de 21 bacias hidrográficas e os modelos de Budyko, Fu e a família de modelos GR (GR1A, GR2M e GR4J). Experimentos iniciais, nos quais as séries de dados foram tradicionalmente divididas em duas partes para calibração e validação, instigaram a implementação da metodologia de validação cruzada, mais robusta.

Em relação ao GR4J, já nos experimentos introdutórios, tal modelo se mostrou eficiente apenas se calibrado em sua escala temporal convencional, sendo inviável sua calibração com dados mensais ou anuais, resultado que convergiu com as conclusões de Sudheer *et al.* (2007) e de Adla *et al.* (2019). Por isso, no caso desse modelo, foi dispensada a validação cruzada.

Já o modelo GR2M passou pelos experimentos preliminares e apresentou ótimos resultados na validação cruzada, não somente quando calibrado mensalmente, mas também quando calibrado com dois tipos de dados de vazão anual: observados e gerados pelo modelo de Budyko. Tais resultados indicaram a possibilidade da calibração do GR2M com dados de vazão observada anual ou mesmo a partir apenas de dados de precipitação de evapotranspiração potencial, via Budyko, com ressalvas explicadas adiante.

Quanto aos modelos anuais, Budyko apresentou dificuldades com o solo mais sedimentar do sul cearense, mas se mostrou comparável aos modelos calibráveis em solo cristalino. O modelo de Fu apresentou bons resultados, em média melhores que Budyko, conforme esperado, enquanto o GR1A exibiu a melhor capacidade de simular vazões anuais.

Portanto, no Ceará, o modelo diário exigiu dados diários, mas o modelo mensal fez boas simulações quando calibrado anualmente e até mesmo quando calibrado sem a necessidade de dados observados de vazão quaisquer. Este último caso constitui o resultado mais promissor deste estudo, mas com importantes ressalvas que instigam futuras pesquisas.

Um dos principais problemas notados é o do extremo sul cearense, mais sedimentar, não bem representado por Budyko e artificialmente modelado por Fu como extremamente árido. Mas algumas estações, com destaque para a 35740000,

situada sobre uma seção do Rio Pacoti que delimita uma pequena bacia hidrográfica, também apresentaram resultados insuficientes em certos experimentos, sendo uma possibilidade alterações antrópicas sistêmicas ao longo das séries de dados.

Uma importante limitação desta pesquisa é a falta de aprofundamento em relação aos efeitos antrópicos nas bacias ao longo do tempo, visto que, no Ceará, é notória a grande quantidade de reservatórios, dos pequenos particulares aos maiores estatais. Modelos concentrados podem acabar incorporando o efeito dos pequenos reservatórios contabilizando diminuições de vazão como perdas por trocas subterrâneas, por exemplo. Outra limitação é o uso de uma única métrica como função objetivo, visto que um conjunto de métricas enseja uma análise mais abrangente.

Portanto, para futuras pesquisas, no caso do passo de tempo diário, pode-se investigar se o modelo GR4J pode ser eficientemente calibrado em escalas de tempo um pouco menos refinadas, como semanal ou quinzenal.

Quanto ao GR2M, sugere-se fazer análises de sensibilidade de seus parâmetros, que avaliem o impacto de suas variações nas vazões simuladas, bem como na métrica do coeficiente NSE. Essas análises são relevantes porque é possível, em tese, que o modelo, quando calibrado com dados anuais de vazão, apresente NSE bastante semelhante ao da calibração convencional, sem que, no entanto, os parâmetros otimizados sejam próximos entre as calibrações. Em outras palavras, é possível que, quando a função objetivo é calculada sobre as séries anuais, o modelo encontre parâmetros consideravelmente distintos que, apesar das séries simuladas distintas, apresentem medidas muito próximas de eficiência (NSE). Pode-se atentar, também, à grande variabilidade das vazões cearenses, realizando análises associadas aos coeficientes de variação das séries observadas e simuladas.

Um importante desenvolvimento também sugerido é a utilização de técnicas de regionalização de parâmetros de modelos anuais (como o de Fu) para a calibração de modelos mensais (como o GR2M), que, nesse caso, também não usaria dados de vazão observada, de forma imediata. Os resultados desta pesquisa, de fato, chamam a atenção para o potencial de modelos baseados em Budyko para a calibração de modelos mensais.

Quando aos modelos anuais, é interessante buscar uma maior compreensão acerca da particularidade do extremo sul cearense, visando alguma proposta que permita modelar eficientemente vazões mensais sem dados observados de vazão também nessa região.

## REFERÊNCIAS

- ADLA, S.; TRIPATHI, S.; DISSE, M. **Can We Calibrate a Daily Time-Step Hydrological Model Using Monthly Time-Step Discharge Data?**. *Water*, Vol. 11, No. 9, 2019, p. 1750.
- BARROS, F. V. F.; MARTINS, E. S. P. R.; NASCIMENTO, L. S. V.; REIS, D. S. **Use of Multiobjective Evolutionary Algorithms in Water Resources Engineering**. In: NEDJAH, N.; COELHO, L. S.; MOURELLE, L. M. (eds). *Multi-Objective Swarm Intelligent Systems. Studies in Computational Intelligence*, vol 261. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010.
- BENÍTEZ-HIDALGO, A.; NEBRO, A. J.; GARCÍA-NIETO, J.; OREGI, I.; SER, J. D. **jMetalPy: A Python framework for multi-objective optimization with metaheuristics**. *Swarm and Evolutionary Computation*, Vol. 51, 2019, 100598.
- BEVEN, K. J.; KIRKBY, M. J. **A Physically Based, Variable Contributing Area Model of Basin Hydrology**. *Hydrological Sciences Bulletin*. Vol. 24, No. 1, 1979, pp. 43-69.
- BUDYKO, M. I. **Climate and life**. Academic Press, New York, 1974.
- CHOW, V. T.; MAIDMENT, D. R.; MAYS, L. W. **Applied Hydrology**. EUA: McGraw-Hill, 1988.
- COELLO, C. A. C.; PULIDO, G. T.; LECHUGA, M. S., **Handling multiple objectives with particle swarm optimization**. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 8, No. 3, 2004, pp. 256–279.
- HADDELAND, I.; LETTENMAIER, D. P.; SKAUGEN, T. **Reconciling Simulated Moisture Fluxes Resulting from Alternate Hydrologic Model Time Steps and Energy Budget Closure Assumptions**. *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 7, No. 3, 2006, pp. 355-370.
- HARGREAVES, G. H. **Potential evapotranspiration and irrigation requirements for northeast Brazil**. Utah State University, EUA, 1974, p. 123.
- HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. **The Elements of Statistical Learning**. Springer Series in Statistics, Springer, New York, NY, EUA, 2009.
- HUGHES, D. A. **Variable Time Intervals in Deterministic Hydrological Models**. *Journal of Hydrology*, Vol. 143, No. 3-4, 1993, pp. 217-232.
- JAJARMIZADEH, M.; HARUN, S.; SALARPOUR, M. **A Review on Theoretical Consideration and Types of Models in Hydrology**. *Journal of Environmental Science and Technology*, Vol 5, 2012, pp. 249-261.
- KAVETSKI, D.; KUCZERA, G.; FRANKS, S. W. **Semidistributed Hydrological Modeling: A “Saturation Path” Perspective on TOPMODEL and VIC**. *Water Resources Research*, Vol. 39, No. 9, 2003, p. 1246.

MCKINNEY, W. **Python for Data Analysis**. O'Reilly, 2ª Ed. EUA, 2018.

MILLY, P. C. D. **Climate, Interseasonal Storage of Soil Water, and the Annual Water Balance**. *Advances in Water Resources*, Vol. 17, No. 1-2, 1994, pp. 19-24.

MINISTÉRIO DA INTEGRAÇÃO NACIONAL. **Resolução Nº 115, de 23 de Novembro de 2017**. Diário Oficial da União, Ed. 232, Seção 1, 2017, pp. 26-34.

MOUELHI, S.; MADANI, K.; LEBDI, F. **A Structural Overview through GR(s) Models Characteristics for Better Yearly Runoff Simulation**. *Open Journal of Modern Hydrology*, Vol. 3, No. 4, 2013, pp. 179-187.

MOUELHI, S.; MICHEL, C.; PERRIN, C.; ANDRÉASSIAN, V. **Linking Stream Flow to Rainfall at the Annual Time Step: The Manabe Bucket Model Revisited**. *Journal of Hydrology*, Vol. 328, No. 1–2, 2006a, pp. 283-296.

MOUELHI, S.; MICHEL, C.; PERRIN, C.; ANDRÉASSIAN, V. **Stepwise Development of a Two Parameter Monthly Water Balance Model**. *Journal of Hydrology*. Vol. 318, No. 1–4, 2006b, pp. 200-214.

NALBANTIS, I. **Use of Multiple-Time-Step Information in Rainfall-Runoff Modeling**. *Journal of Hydrology*, Vol. 165, No. 1–4, 1995, pp. 135-159.

OTSUKI, R. G. **Estimativa de Séries Anuais de Evapotranspiração Real e Vazão em Bacias sem Monitoramento Fluviométrico com Base nas Hipóteses de Budyko**. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH.DM-170/15, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2015, 111p.

PANDEY, R. P.; MISHRA, S. K.; SINGH, R.; RAMASASTRI, K. S. **Streamflow drought severity analysis of Betwa river system (India)**. *Water Resources Management*, Vol. 22, 2008, pp. 1127–1141.

PERRIN, C.; MICHEL, C.; ANDRÉASSIAN, V. **Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation**. *Journal of Hydrology*, Vol. 279, No. 1-4, 2003, pp. 275-289.

SUDHEER, K, P.; CHAUBEY, I.; GARG, V.; MIGLIACCIO, K. W. **Impact of time-scale of the calibration objective function on the performance of watershed models**. *Hydrological Processes*, Vol. 21, No. 25, 2007, pp. 3409-3419.

THOMAS JR, H. A. **Improved Methods for National Water Assessment Water Resources Contract: WR15249270**. US Water Resources Council. Washington, DC, USA, 1981.

VOROSMARTY, C. J.; FEKETE, B. M.; TUCKER, B. A. **Global River Discharge, 1807–1991**. ORNL DAAC: Oak Ridge, EUA, 1998;

ZHANG, L.; HICKEL, K.; DAWES, W. R.; CHIEW, F. H. S.; WESTERN, A. W.; BRIGGS, P. R. **A rational function approach for estimating mean annual evapotranspiration**. *Water Resources Research*, Vol. 40, No. 2: W02502, 2004, pp. 1-14.

## APÊNDICE A – RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS PRELIMINARES

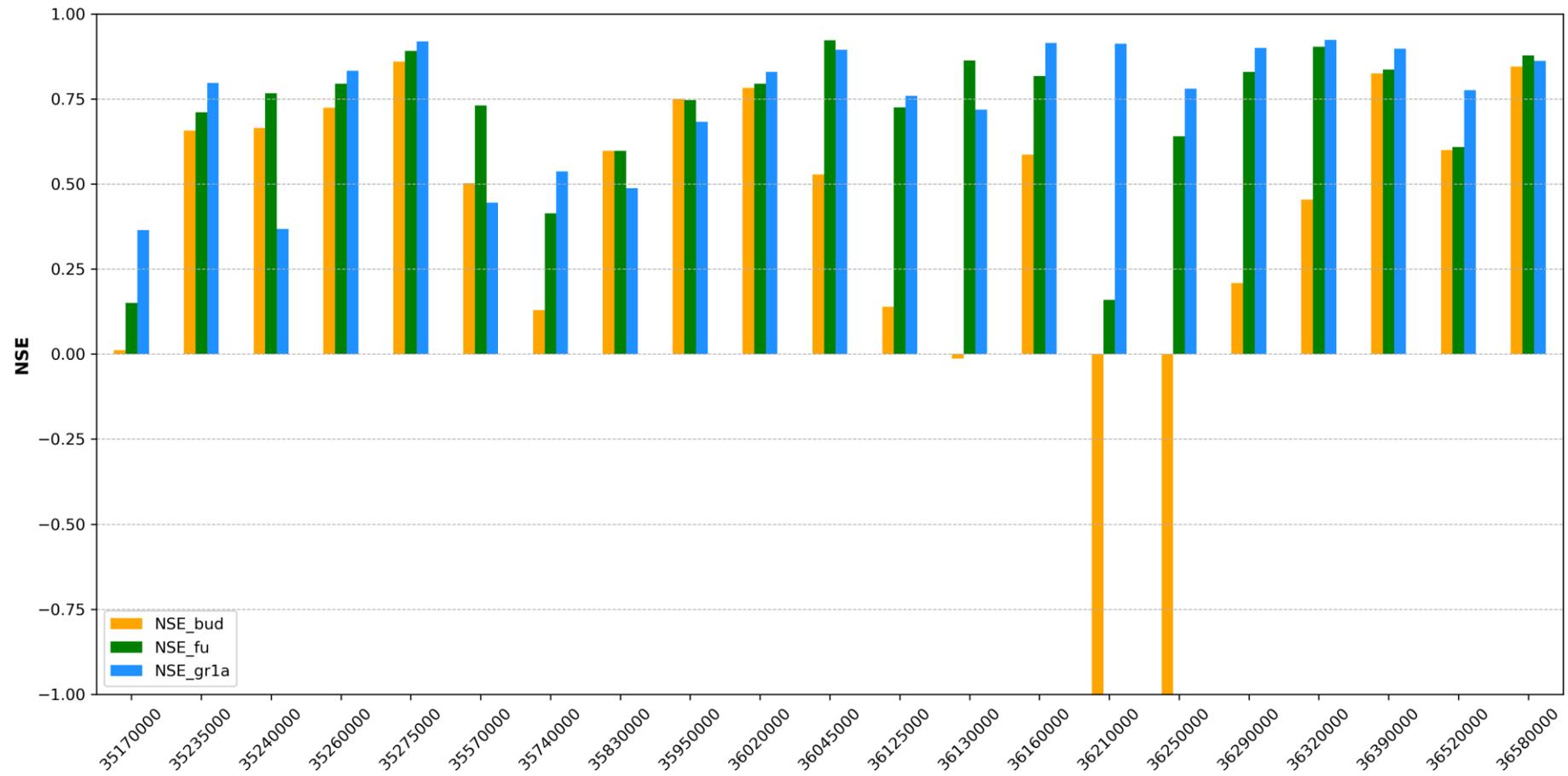
Uma vez que os resultados introdutórios do modelo GR4J já foram apresentados no capítulo Resultados e Discussões, neste apêndice são mostrados os resultados preliminares dos modelos anuais e mensal. Tais resultados foram obtidos a partir das calibrações dos modelos sem validação cruzada, usando a tradicional divisão fixa das séries de dados entre períodos de calibração e validação. Os períodos empregados foram 2004-2020 para validação e até 2003 para calibração.

No caso do modelo de Budyko, apenas foram calculadas as métricas (NSE) com as séries estimadas para cada período. Por isso, enquanto há uma expectativa de piora dos outros modelos na validação em relação à calibração, por seus parâmetros terem sido otimizados especificamente para o período de calibração, em Budyko não há expectativa de melhora ou piora.

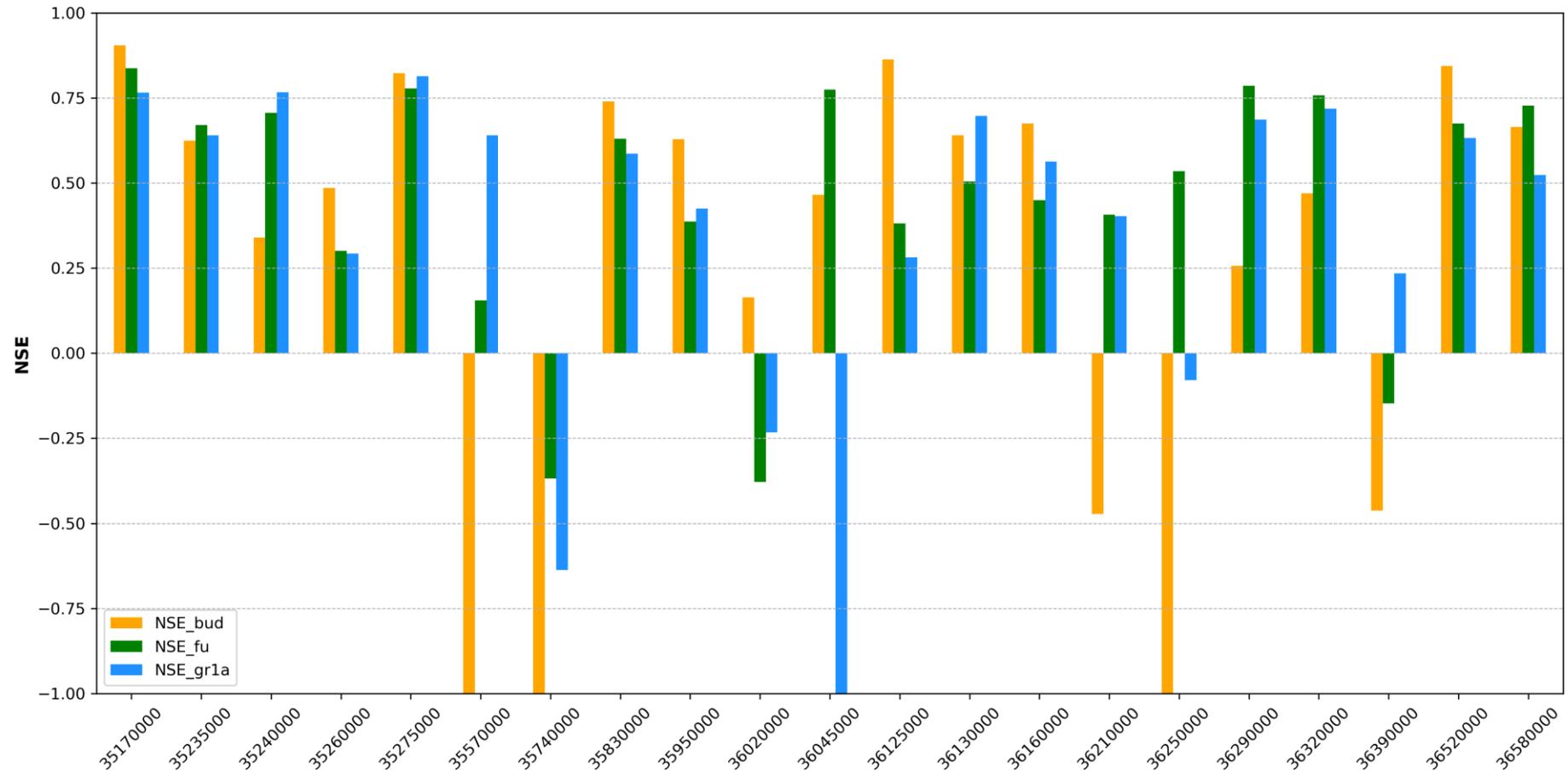
Abaixo, seguem, nessa ordem, os gráficos com os resultados dos modelos de Budyko, Fu e GR1A, para o período de calibração, bem como para o de validação, e um gráfico com os resultados de calibração e validação do modelo GR2M. Para não gerar uma escala que atrapalhasse a visualização dos resultados sem acrescentar informações relevantes, foi adotado um limite inferior de -1 nas ordenadas, omitindo o fato de que houve valores de NSE menores que -1.

A longa seca de 2012-2017 torna o teste de validação particularmente exigente para os modelos calibráveis, a ponto de reduzir o poder de conclusão a partir desses resultados.

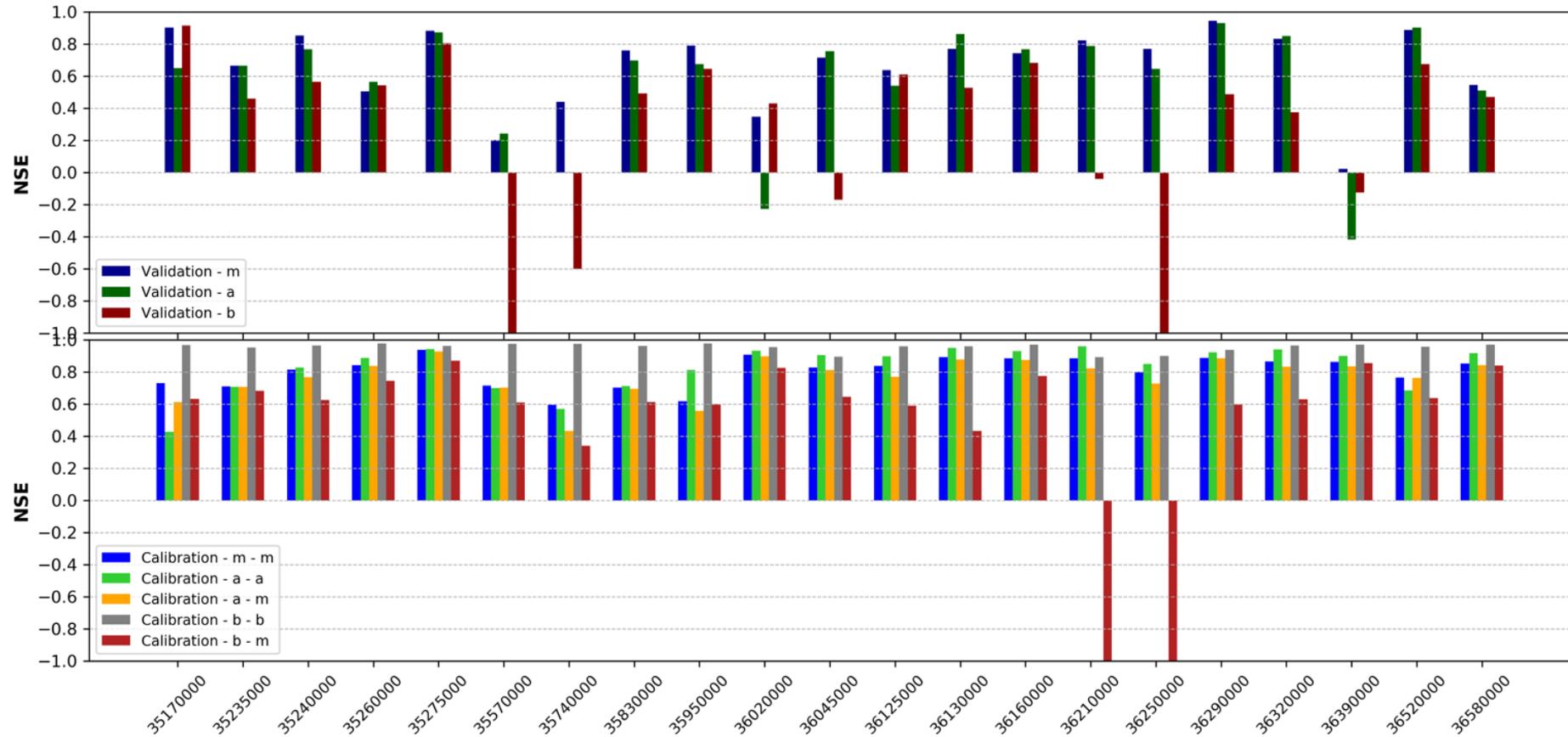
Resultados dos modelos de Budyko, Fu e GR1A – Período de Calibração



Resultados dos modelos de Budyko, Fu e GR1A – Período de Validação



Resultados dos períodos de calibração e de validação do modelo GR2M. Na parte superior, “m”, “a” e “b” se referem ao uso de dados de vazão mensal e anual e de Budyko, respectivamente na calibração, sendo as validações feitas com dados mensais. Na parte inferior, a primeira letra se refere à escala da calibração e a segunda à escala em que o NSE foi calculado, sendo “b” referente à escala anual com dados de Budyko



## APÊNDICE B – VALORES MÉDIOS DE PARÂMETROS CALIBRADOS E DE NSE OBTIDOS E VALORES DE NSE DE VALIDAÇÃO CRUZADA

Segue abaixo um resumo dos resultados dos modelos anuais. No caso do modelo de Budyko, constam os valores de NSE das séries estimadas. Para os modelos de Fu e GR1A, constam as médias dos valores dos parâmetros e dos coeficientes NSE de calibração e os coeficientes NSE de validação cruzada.

Estação	Budyko	Fu			X	GR1A	
	NSE	$\omega$	NSE-c	NSE-v		NSE-c	NSE-v
35170000	0,2911	2,9656	0,3729	0,3404	1,1236	0,5051	0,4594
35235000	0,6606	2,9884	0,7107	0,6704	1,1128	0,7322	0,7072
35240000	0,6001	2,1056	0,7701	0,7392	0,6472	0,6701	0,6080
35260000	0,6865	2,8260	0,7094	0,6471	1,0632	0,6815	0,6038
35275000	0,8725	2,3780	0,9053	0,8950	0,7960	0,9199	0,9162
35570000	0,4328	3,4680	0,7458	0,7081	1,4624	0,5304	0,4397
35740000	-0,2295	4,7632	0,4085	0,3783	1,4460	0,5208	0,4676
35830000	0,6549	2,7068	0,6421	0,6004	0,9508	0,5882	0,5318
35950000	0,7473	2,6260	0,7248	0,6853	0,8904	0,6486	0,5588
36020000	0,7891	2,7528	0,7924	0,7609	0,9428	0,8189	0,8118
36045000	0,5267	3,2392	0,8889	0,8797	1,2160	0,8117	0,7788
36125000	0,3780	3,1268	0,6337	0,5719	1,2260	0,5722	0,5177
36130000	0,2346	3,3472	0,7679	0,7129	1,2564	0,6448	0,5805
36160000	0,6065	3,0792	0,7298	0,6671	1,1860	0,7228	0,6993
36210000	-1,9800	3,9600	0,3457	0,2314	1,5284	0,6903	0,6411
36250000	-8,3273	4,9924	0,6334	0,5606	2,0232	0,7026	0,6616
36290000	0,2327	3,3672	0,8234	0,8020	1,2808	0,8355	0,8281
36320000	0,4673	3,3468	0,8843	0,8594	1,2180	0,8956	0,8897
36390000	0,7481	2,9776	0,7897	0,7624	1,1108	0,8316	0,8164
36520000	0,6472	2,5572	0,6409	0,5540	1,0132	0,7606	0,7346
36580000	0,8307	2,9044	0,8392	0,8160	1,0728	0,8324	0,8270

A seguir, são apresentados, para cada estação e para cada escala de dados utilizada na calibração, seja mensal, anual ou dados de Budyko (m, a e b), as médias dos parâmetros do modelo GR2M calibrados, as médias dos valores de NSE obtidos na escala de calibração e na escala mensal, e os coeficientes NSE de validação cruzada.

<b>Estação</b>	<b>Dados</b>	<b>X1 (mm)</b>	<b>X2</b>	<b>NSE-c</b>	<b>NSE-m</b>	<b>NSE-v</b>
35170000	m	548,5	0,6330	0,7766	0,7766	0,7642
	a	138,0	0,4880	0,5626	0,6697	0,6587
	b	958,6	0,8471	0,9677	0,7106	0,7009
35235000	m	801,6	0,6932	0,6792	0,6792	0,6360
	a	871,7	0,7317	0,6909	0,6763	0,5184
	b	949,1	0,8298	0,9534	0,6496	0,6829
35240000	m	385,7	0,9472	0,8330	0,8330	0,8152
	a	586,9	0,9758	0,8459	0,7986	0,7684
	b	893,0	0,8163	0,9641	0,5801	0,5474
35260000	m	421,3	0,5872	0,7741	0,7741	0,7087
	a	256,0	0,5531	0,8213	0,7396	0,6818
	b	835,1	0,8094	0,9768	0,6966	0,7109
35275000	m	585,1	0,8459	0,9189	0,9189	0,9123
	a	793,1	0,9217	0,9457	0,9061	0,8804
	b	894,8	0,8276	0,9637	0,8493	0,8029
35570000	m	526,6	0,5901	0,6854	0,6854	0,6097
	a	718,4	0,6524	0,6885	0,6710	0,4073
	b	661,7	0,8281	0,9769	0,4845	0,5389
35740000	m	978,7	0,6827	0,5951	0,5951	0,5124
	a	137,8	0,4756	0,5347	0,4165	0,2379
	b	625,3	0,8830	0,9725	0,2402	0,2032
35830000	m	272,3	0,6333	0,6983	0,6983	0,6600
	a	400,2	0,7019	0,7303	0,6793	0,6412
	b	781,3	0,8444	0,9727	0,5679	0,5295
35950000	m	430,9	0,6976	0,6242	0,6242	0,5620
	a	934,2	0,9186	0,7862	0,5755	0,4911
	b	661,7	0,7990	0,9764	0,6065	0,5894
36020000	m	391,5	0,7160	0,8752	0,8752	0,8641
	a	295,4	0,6523	0,9015	0,8629	0,8476
	b	832,5	0,8802	0,9490	0,7967	0,7536
36045000	m	479,6	0,5714	0,8064	0,8064	0,7589
	a	862,5	0,7499	0,8597	0,7440	0,6474
	b	873,5	0,8898	0,8422	0,6444	0,5615
36125000	m	633,3	0,6073	0,7849	0,7849	0,7328
	a	262,5	0,4865	0,8607	0,6105	0,5901
	b	1061,1	0,8990	0,9450	0,6427	0,7085
36130000	m	646,0	0,6221	0,8772	0,8772	0,8189
	a	425,5	0,5413	0,9262	0,8522	0,8127
	b	786,5	0,8445	0,9137	0,6896	0,7647
36160000	m	501,3	0,6462	0,8524	0,8524	0,8221
	a	335,4	0,5698	0,8914	0,8208	0,8060
	b	900,7	0,8873	0,9565	0,7670	0,7910

<b>Estação</b>	<b>Dados</b>	<b>X1 (mm)</b>	<b>X2</b>	<b>NSE-c</b>	<b>NSE-m</b>	<b>NSE-v</b>
36210000	m	460,1	0,4280	0,8473	0,8473	0,8059
	a	381,9	0,4503	0,8767	0,8104	0,7791
	b	904,7	0,8633	0,8784	-0,4223	0,3325
36250000	m	502,9	0,3643	0,7844	0,7844	0,7405
	a	993,7	0,4903	0,8243	0,7224	0,6392
	b	905,7	0,9041	0,8802	-3,0057	-1,4673
36290000	m	661,3	0,6314	0,8951	0,8951	0,8662
	a	686,0	0,6511	0,9130	0,8936	0,8561
	b	903,9	0,8900	0,9180	0,6640	0,7731
36320000	m	888,8	0,7301	0,8600	0,8600	0,8235
	a	786,3	0,6910	0,9325	0,8564	0,8340
	b	874,9	0,8856	0,9432	0,7117	0,8206
36390000	m	776,2	0,8017	0,7814	0,7814	0,7531
	a	681,0	0,7470	0,8061	0,7758	0,7037
	b	886,4	0,8850	0,9605	0,7695	0,7774
36520000	m	350,9	0,7677	0,7761	0,7761	0,7234
	a	410,2	0,7853	0,7173	0,7707	0,7113
	b	797,4	0,8644	0,9603	0,6364	0,6120
36580000	m	612,2	0,7675	0,7977	0,7977	0,7814
	a	662,1	0,7692	0,8816	0,7945	0,7675
	b	811,6	0,8681	0,9722	0,7788	0,7587

## APÊNDICE C – DESVIOS-PADRÃO DE PARÂMETROS CALIBRADOS E DE NSE DE CALIBRAÇÃO OBTIDOS

Seguem abaixo os desvios-padrão de parâmetros calibrados e de NSE de calibração obtidos, na seguinte ordem de modelos: Fu, GR1A e GR2M. No caso do GR2M, NSE-obj se refere ao NSE calculado na escala em que foi feita a otimização, ou seja, a escala da função objetivo.

	w	NSE
fu-35170000	0.0078	0.0481
fu-35235000	0.0091	0.0168
fu-35240000	0.0048	0.0182
fu-35260000	0.0112	0.0218
fu-35275000	0.0033	0.0085
fu-35570000	0.0117	0.0448
fu-35740000	0.0263	0.0311
fu-35830000	0.0078	0.0244
fu-35950000	0.0083	0.0195
fu-36020000	0.0069	0.0235
fu-36045000	0.0031	0.0177
fu-36125000	0.007	0.0204
fu-36130000	0.0092	0.013
fu-36160000	0.0087	0.0134
fu-36210000	0.0129	0.0481
fu-36250000	0.0133	0.0156
fu-36290000	0.0049	0.007
fu-36320000	0.0063	0.0158
fu-36390000	0.0061	0.0206
fu-36520000	0.0112	0.0244
fu-36580000	0.0053	0.0083

	GR1A X	NSE
gr1a-35170000	0.0046	0.0539
gr1a-35235000	0.0036	0.0441
gr1a-35240000	0.0032	0.0273
gr1a-35260000	0.0068	0.0394
gr1a-35275000	0.0016	0.0196
gr1a-35570000	0.0077	0.0234
gr1a-35740000	0.0066	0.0217
gr1a-35830000	0.0047	0.0191
gr1a-35950000	0.0061	0.0273
gr1a-36020000	0.0026	0.0461
gr1a-36045000	0.0039	0.0231
gr1a-36125000	0.0044	0.013
gr1a-36130000	0.0049	0.0208
gr1a-36160000	0.0037	0.0384
gr1a-36210000	0.0044	0.023
gr1a-36250000	0.0061	0.0357
gr1a-36290000	0.0017	0.0241
gr1a-36320000	0.0022	0.0248
gr1a-36390000	0.0027	0.0362
gr1a-36520000	0.0033	0.0149
gr1a-36580000	0.0022	0.0233

	GR2M X1	GR2M X2	NSE-obj	NSE-m
gr2m-m-35170000	0.0046	0.0051	0.0176	0.0176
gr2m-a-35170000	0.0155	0.0156	0.0536	0.0308
gr2m-b-35170000	0.0139	0.0073	0.0017	0.0172
gr2m-m-35235000	0.0159	0.006	0.0142	0.0142
gr2m-a-35235000	0.0839	0.0184	0.0213	0.0175
gr2m-b-35235000	0.0134	0.0081	0.0025	0.0197
gr2m-m-35240000	0.0057	0.0114	0.0117	0.0117
gr2m-a-35240000	0.0161	0.02	0.018	0.0111
gr2m-b-35240000	0.0167	0.0103	0.0032	0.017
gr2m-m-35260000	0.0096	0.0185	0.0134	0.0134
gr2m-a-35260000	0.0155	0.0198	0.0146	0.015
gr2m-b-35260000	0.0103	0.008	0.0018	0.019
gr2m-m-35275000	0.0031	0.0058	0.0058	0.0058
gr2m-a-35275000	0.0152	0.007	0.0059	0.0078
gr2m-b-35275000	0.0126	0.0081	0.0027	0.0083
gr2m-m-35570000	0.0066	0.0166	0.011	0.011
gr2m-a-35570000	0.0953	0.0168	0.0074	0.0256
gr2m-b-35570000	0.0045	0.0029	0.0013	0.0664
gr2m-m-35740000	0.0306	0.0161	0.0283	0.0283
gr2m-a-35740000	0.1348	0.0671	0.0181	0.0698
gr2m-b-35740000	0.0071	0.0025	0.0019	0.0468
gr2m-m-35830000	0.0066	0.0113	0.0108	0.0108
gr2m-a-35830000	0.0168	0.019	0.0187	0.0135
gr2m-b-35830000	0.009	0.0063	0.0026	0.0196
gr2m-m-35950000	0.0068	0.0162	0.0207	0.0207
gr2m-a-35950000	0.0436	0.0151	0.0137	0.0201
gr2m-b-35950000	0.0088	0.007	0.0016	0.0219
gr2m-m-36020000	0.0052	0.0051	0.0122	0.0122
gr2m-a-36020000	0.0088	0.0094	0.0146	0.0137
gr2m-b-36020000	0.0121	0.0059	0.005	0.0331
gr2m-m-36045000	0.0048	0.0107	0.0073	0.0073
gr2m-a-36045000	0.0606	0.0688	0.0133	0.0328
gr2m-b-36045000	0.0294	0.013	0.0142	0.0159
gr2m-m-36125000	0.0082	0.0133	0.0132	0.0132
gr2m-a-36125000	0.0158	0.0207	0.0082	0.0352
gr2m-b-36125000	0.0095	0.0033	0.0081	0.0268
gr2m-m-36130000	0.0167	0.0088	0.0027	0.0027
gr2m-a-36130000	0.028	0.0181	0.0084	0.0101
gr2m-b-36130000	0.0099	0.0085	0.0143	0.0261
gr2m-m-36160000	0.0039	0.0081	0.0062	0.0062
gr2m-a-36160000	0.0143	0.0164	0.007	0.0133
gr2m-b-36160000	0.011	0.0044	0.0055	0.009
gr2m-m-36210000	0.006	0.0052	0.005	0.005
gr2m-a-36210000	0.0249	0.0169	0.0105	0.0059
gr2m-b-36210000	0.0618	0.0608	0.0072	0.0829
gr2m-m-36250000	0.0083	0.0066	0.0083	0.0083
gr2m-a-36250000	0.0549	0.0301	0.0168	0.0064
gr2m-b-36250000	0.0121	0.0046	0.0058	0.1362
gr2m-m-36290000	0.0049	0.0037	0.0039	0.0039
gr2m-a-36290000	0.021	0.0122	0.0092	0.0049
gr2m-b-36290000	0.0116	0.0046	0.0052	0.014
gr2m-m-36320000	0.0112	0.0075	0.0108	0.0108
gr2m-a-36320000	0.0202	0.0105	0.0182	0.011
gr2m-b-36320000	0.0142	0.005	0.011	0.0139
gr2m-m-36390000	0.0111	0.0044	0.0128	0.0128
gr2m-a-36390000	0.0377	0.0129	0.0211	0.0133
gr2m-b-36390000	0.0103	0.0043	0.0042	0.0146
gr2m-m-36520000	0.0022	0.0156	0.0144	0.0144
gr2m-a-36520000	0.0113	0.0278	0.026	0.0143
gr2m-b-36520000	0.0189	0.0122	0.0031	0.0217
gr2m-m-36580000	0.005	0.0058	0.011	0.011
gr2m-a-36580000	0.0164	0.0058	0.0075	0.0142
gr2m-b-36580000	0.0158	0.0091	0.0019	0.0145