

XXVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS

CALIBRAÇÃO AUTOMÁTICA EM BATELADA DE MODELO HIDROLÓGICO CONSIDERANDO DIFERENTES ESTRATÉGIAS DE DIVISÃO DE DADOS

Bruno Gambarra Ditt¹; Juan Martín Bravo²

Abstract: The methodological procedure developed allowed the automatic execution, in batch mode, of the automatic calibration of the IPH II lumped hydrological model, and the simulations in the validation and test periods using the optimized set of parameters, considering a set of different split-sample approaches. Depending on the metric used in the calibration, validation and testing of the model, the performance of the split-sample approach was different. Thus, when the Kling-Gupta efficiency (KGE) was used, the split-sample approach that used all the data available in the calibration and did not include the validation period presented the best performance, however, when the root mean square error of the inverse of the streamflow (RMSEI) metric was used, it was the split-sample approach that presented the worst performance. When comparing exclusively the performances of split-sample approaches that use calibration and validation periods, the results were also influenced by the choice of the metric. When KGE was used, the split-sample approach with calibration in the most recent period and validation in the oldest period presented better performance than the inverse split-sample approach. The opposite happened when using RMSEI as metric, with the split-sample approach with calibration in the older period and validation in the recent period, presenting better performance.

Resumo: O procedimento metodológico desenvolvido permitiu a execução automática, em batelada, da calibração automática do modelo hidrológico concentrado IPH II, e as simulações nos períodos de validação e teste utilizando o conjunto otimizado dos parâmetros, considerando um conjunto de estratégias de divisão de dados diferentes. Dependendo da métrica utilizada na calibração, validação e teste do modelo, o desempenho das estratégias de divisão dos dados foi diferente. Dessa forma, quando utilizado o coeficiente de Kling-Gupta (KGE), a estratégia que usa todos os dados disponíveis na calibração e não incluiu o período de validação foi a que apresentou melhor desempenho, porém, quando utilizado a métrica raiz quadrada do erro quadrático médio do inverso das vazões (RMSEI), foi a estratégia que apresentou pior desempenho. Se comparados exclusivamente os desempenhos de estratégias de divisão de dados que utilizam períodos de calibração e validação, os resultados também se mostraram influenciados pela escolha da métrica. Quando utilizado o KGE, a estratégia que considerou a calibração no período mais recente e a validação no período mais antigo apresentou melhor desempenho que a estratégia inversa. O contrário aconteceu quando utilizado o RMSEI, com a estratégia de calibrar o modelo com dados antigos e validar com dados recentes apresentando melhor desempenho.

Palavras-Chave – Ajuste de modelo hidrológico, Algoritmo evolucionário, IPH II

¹) Afiliação: Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental. Instituto de Pesquisas Hidráulicas IPH/UFRGS, Av. Bento Gonçalves, 9500 / Prédio 44302, Agronomia, Porto Alegre – RS, email: dittbruno@gmail.com

²) Afiliação: Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental. Instituto de Pesquisas Hidráulicas IPH/UFRGS, Av. Bento Gonçalves, 9500 / Prédio 44302, Agronomia, Porto Alegre – RS, email: jumarbra@iph.ufrgs.br

INTRODUÇÃO

Um dos principais objetivos da modelagem hidrológica é representar o comportamento da água na bacia hidrográfica. Para isso, são utilizados modelos que consistem em equações matemáticas fundamentadas em leis físicas. Essas equações são capazes de simular processos hidrológicos complexos de forma eficaz (Blöschl *et al.*, 2013). Assim, os modelos hidrológicos são representações da natureza que possuem parâmetros que representam características da bacia (Tucci, 1998).

O processo da modelagem hidrológica pode ser dividido em duas etapas: calibração e validação do modelo. A calibração de modelos hidrológicos é um processo de ajuste de parâmetros influentes durante um período específico da série histórica. O objetivo da calibração pode ser, por exemplo, obter os valores dos parâmetros que permitam que as vazões estimadas pelo modelo hidrológico sejam próximas das vazões observadas (Arsenault *et al.*, 2018). Porém, na modelagem hidrológica não existe um único conjunto de parâmetros capaz de representar todos os processos hidrológicos (Bravo *et al.*, 2009). Beven e Binley (1992) introduziram o conceito de equifinalidade em que estabelece a possibilidade da existência de múltiplos conjuntos de parâmetros que são adequados como resposta. Por causa disso, é necessário buscar métodos eficientes para garantir que o ajuste dos parâmetros foi corretamente executado, pois dependendo do objetivo de seu estudo existirá parâmetros que representam melhor os picos de vazão e outros que representam melhor os períodos de estiagem, por exemplo.

Para saber se o modelo está adequado no ajuste dos parâmetros é utilizada uma ou mais funções-objetivo que quantificam as diferenças entre os resultados do modelo e as observações. Uma função-objetivo é uma equação matemática que deve ser minimizada ou maximizada para garantir a máxima semelhança entre os resultados do modelo e as observações (Arsenault *et al.*, 2018).

Após a calibração do modelo é necessário verificar o seu desempenho durante a etapa de validação. A validação de modelos, verificação de modelos ou avaliação de modelos, segundo Legates e McCabe (1999), é o processo em que se faz uma comparação entre os resultados do modelo e as observações, em um período diferente do período utilizado na calibração, com o objetivo de avaliar se os modelos são adequados para um determinado propósito.

Conforme mencionado por Coron *et al.* (2012), o desempenho do modelo no período de validação é condicionado pela escolha do período de calibração. Além disso, Guo *et al.* (2018) e Knoben *et al.* (2020), verificaram que a duração do período de calibração tem influências variadas na modelagem hidrológica. Dessa forma, a estratégia de divisão de dados é uma decisão fundamental na construção de um modelo.

Shen *et al.* (2022) realizaram um estudo incluindo um grande número de bacias hidrográficas e modelos hidrológicos, focado na decisão sobre como dividir os dados nos períodos de calibração e validação considerando diferentes períodos de disponibilidade de dados. Além disso, foi verificado o desempenho do modelo em um período pós-validação, denominado de período de teste nesse trabalho. Estes autores apresentaram duas conclusões principais: 1) Calibrar modelos hidrológicos com dados mais antigos e depois validar os modelos com dados mais recentes produz um desempenho inferior no período de teste e 2) Calibrar um modelo hidrológico com todo o período de dados disponível, sem fazer a validação, representa a escolha mais robusta.

Para fazer pesquisas como a apresentada por Shen *et al.* (2022) é necessário avaliar inúmeras estratégias de divisão dos dados, cada uma associada a um processo de calibração automática e validação do modelo, em cada bacia hidrográfica. Se cada estratégia for implementada



manualmente, levaria um tempo muito grande para se terem todos os resultados. Por esse motivo, o objetivo desse trabalho foi desenvolver um procedimento metodológico que permita a execução automática, e em batelada, da calibração automática de um modelo hidrológico concentrado, e as simulações nos períodos de validação e teste utilizando o conjunto otimizado dos parâmetros, considerando um conjunto de estratégias de divisão de dados. Como exemplo de aplicação dessa metodologia, foi feita uma análise similar ao apresentado em cada bacia hidrográfica por Shen *et al.* (2022), utilizando como estudo de caso uma bacia hidrográfica brasileira.

METODOLOGIA

Nesse item é apresentado o procedimento metodológico adotado para o desenvolvimento de múltiplos processos de calibração de forma automatizada e em batelada. Após essa etapa, obtém-se o conjunto otimizado dos parâmetros do modelo hidrológico para cada processo, seguido da simulação correspondente nos períodos de validação e teste.

Modelo hidrológico e ferramenta de otimização utilizada

O modelo hidrológico IPH II foi utilizado neste trabalho. O IPH II é um modelo hidrológico chuva-vazão do tipo concentrado, desenvolvido no Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul e tem sete parâmetros calibráveis (Bravo *et al.*, 2007). Para resolver o problema de otimização em que consiste a calibração automática, foi utilizado o algoritmo evolucionário mono-objetivo SCE-UA (Duan *et al.*, 1992). O acoplamento do IPH II ao SCE-UA foi feito através de um programa desenvolvido em linguagem FORTRAN.

Ajustes em batelada do modelo hidrológico

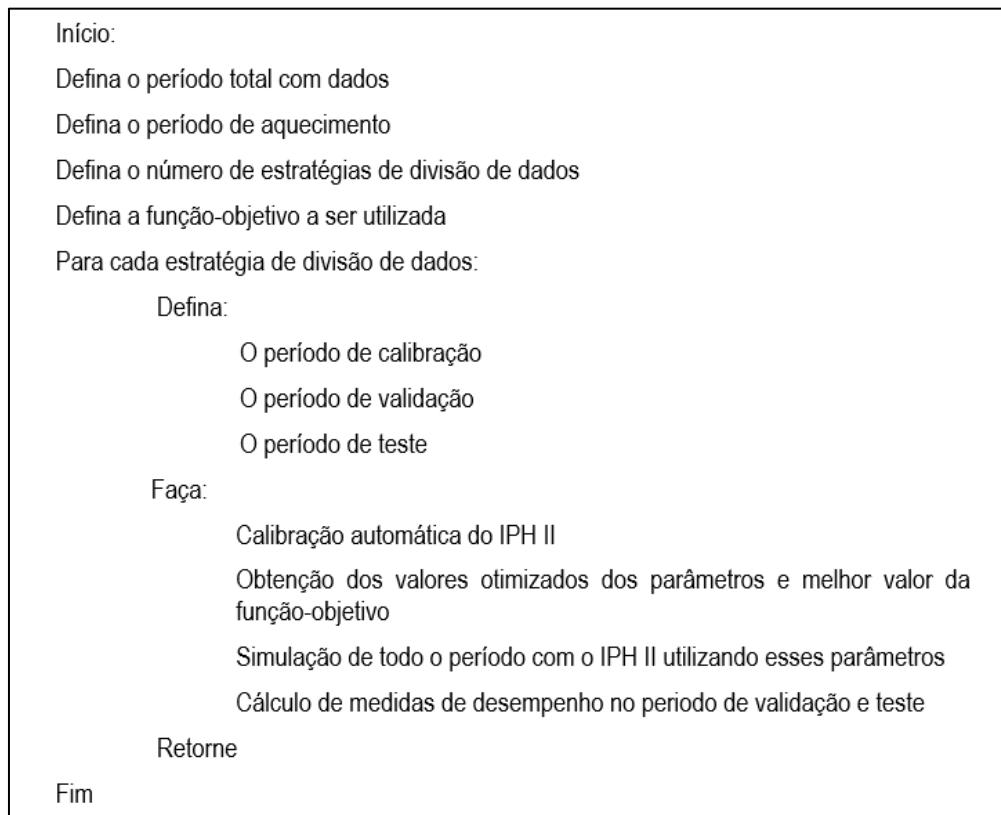
Entende-se nesse trabalho como ajuste em batelada, o processo de ajustar múltiplas vezes um modelo hidrológico, sendo em cada caso utilizado um período de calibração e validação diferente da série histórica.

Para evitar a influência da condição inicial nos resultados obtidos, qualquer que seja a estratégia de divisão de dados, o primeiro ano da série histórica foi considerado como de aquecimento do modelo e não foi utilizado no cálculo de métricas.

Em uma estratégia qualquer de divisão de dados, os dados disponíveis em todo o período são utilizados na execução do modelo hidrológico, porém, no cálculo da função-objetivo é incluído apenas o período de calibração definido na estratégia. Uma vez concluído o processo de calibração automática, os parâmetros otimizados e o modelo hidrológico são utilizados para gerar uma nova simulação para todo o período disponível, a partir da qual é estimada a medida de desempenho nos períodos de validação e teste definidos na estratégia de divisão de dados.

Do ponto de vista computacional, para executar o conjunto de estratégias de divisão de dados foram utilizados arquivos de entrada adicionais ao processo de calibração automática e que definem os períodos de calibração, validação e teste de cada estratégia. Também foram incluídos dois passos adicionais: (1) identificação dos parâmetros otimizados uma vez que o processo de calibração termina, e (2) execução de um processo de simulação do modelo hidrológico utilizando esses valores dos parâmetros. Dessa forma o procedimento metodológico completo é apresentado no formato de algoritmo na Figura 1.

Figura 1 – Algoritmo do procedimento metodológico



APLICAÇÃO DA METODOLOGIA

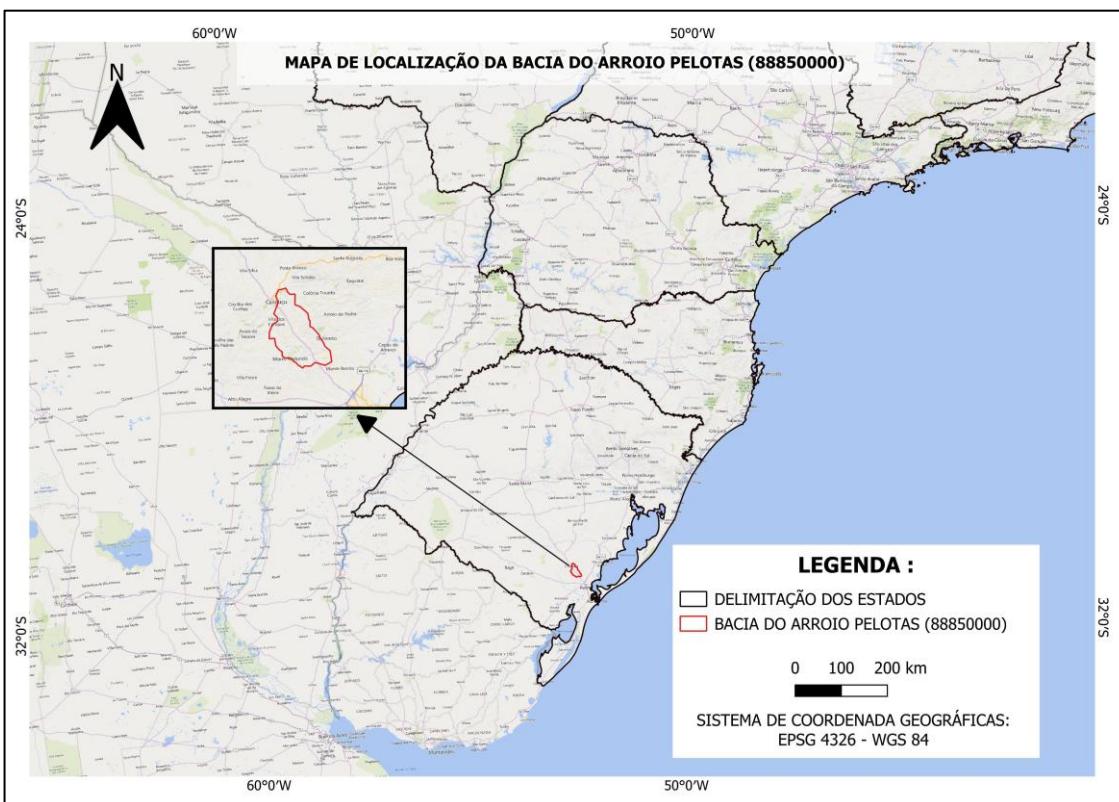
Nesse item é apresentado uma aplicação da metodologia em análise similar ao apresentado por Shen *et al.* (2022) em uma bacia hidrográfica brasileira. Shen *et al.* (2022) compararam o desempenho da calibração do modelo utilizando todos os dados disponíveis, sem considerar a validação, contra outras estratégias de divisão dos dados, considerando diferentes disponibilidades de dados. Também compararam o desempenho de calibrar o modelo com dados mais antigos e validar com dados mais recentes, contra calibrar o modelo com dados mais recentes e validar com dados mais antigos.

Estudo de caso

Os dados utilizados no estudo foram retirados do CAMELS-BR versão 1.1. O CAMELS-BR fornece séries temporais diárias de vazão observada para 3679 estações de medição, séries temporais diárias de variáveis meteorológicas e 65 atributos para 897 bacias hidrográficas selecionadas no Brasil (Chagas *et al.*, 2020).

A bacia hidrográfica selecionada foi a do Arroio Pelotas, delimitada até o posto fluviométrico Ponte Cordeiro de Farias (código ANA 88850000), conforme apresentado na Figura 2. O Arroio Pelotas pertence à sub-bacia da lagoa Mirim, e está localizado no Rio Grande do Sul. Essa bacia foi selecionada em função da disponibilidade de dados sem falhas no período 01/01/1980 até 31/12/2018, e por apresentar uma área de 380,63 km² compatível com o uso de modelo hidrológico concentrado.

Figura 2 – Localização da bacia hidrográfica do Arroio Pelotas



Estratégias de divisão de dados

Este estudo utilizou múltiplos esquemas de divisão de dados para calibração e validação do modelo, além de aplicar testes pós-validação. Foram criadas nove estratégias de divisão de dados, divididas em três conjuntos, conforme apresentado na Tabela 1 à Tabela 3. Cada uma das estratégias foi considerada um cenário de ajuste do modelo hidrológico, e em cada conjunto de estratégias, o período de dados considerado disponível foi o mesmo.

O conjunto 1 inclui os cenários 1 a 3 (Tabela 1) que consideraram a existência de dados para ajuste do modelo apenas no período 01/01/1980 a 31/12/1990 (11 anos de dados). O período de teste abrangeu os 8 anos seguintes (de 01/01/1991 a 31/12/1998). Por sua vez, o conjunto 2 inclui os cenários 4 a 6 (Tabela 2) que consideraram a existência de dados para ajuste do modelo apenas no período 01/01/1980 a 31/12/2000 (21 anos de dados). O período de teste abrangeu os 8 anos seguintes (de 01/01/20001 a 31/12/2008). Por fim, o conjunto 3 inclui os cenários 7 a 9 (Tabela 3) que consideraram a existência de dados para ajuste do modelo apenas no período 01/01/1980 a 31/12/2010 (31 anos de dados). O período de teste abrangeu os 8 anos seguintes (de 01/01/2011 a 31/12/2018). Em todos os cenários, o ano de 1980 foi considerado de aquecimento.

Tabela 1 – Conjunto 1 de estratégias de divisão dos dados considerando dados no período 01/01/1980 a 31/12/1990.

CENÁRIO	1980	1981-1985	1986-1990	1991-1998
1	Aquecimento	Calibração	Validação	Teste
2	Aquecimento	Validação	Calibração	Teste
3	Aquecimento	Calibração	Calibração	Teste

Tabela 2 – Conjunto 2 de estratégias de divisão dos dados considerando dados no período 01/01/1980 a 31/12/2000.

CENÁRIO	1980	1981-1990	1991-2000	2001-2008
4	Aquecimento	Calibração	Validação	Teste
5	Aquecimento	Validação	Calibração	Teste
6	Aquecimento	Calibração	Calibração	Teste

Tabela 3 – Conjunto 3 de estratégias de divisão dos dados considerando dados no período 01/01/1980 a 31/12/2010.

CENÁRIO	1980	1981-1995	1996-2010	2011-2018
7	Aquecimento	Calibração	Validação	Teste
8	Aquecimento	Validação	Calibração	Teste
9	Aquecimento	Calibração	Calibração	Teste

Função-objetivo e medida de desempenho

Foram utilizadas duas métricas como funções-objetivo no período de calibração, o coeficiente de Kling-Gupta (KGE – equação 1) e a raiz quadrada do erro quadrático médio do inverso das vazões (RMSEI – equação 2). Elas foram utilizadas uma por vez, dado o uso de um método de otimização mono-objetivo durante a calibração do modelo hidrológico. Dessa forma, o processo de calibração consistiu na maximização do KGE (varia de $-\infty$ a 1) ou na minimização do RMSEI (varia de 0 a $+\infty$). Estas métricas foram também utilizadas como medidas de desempenho no período de validação e teste.

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + \left(\frac{\sigma Q_c}{\sigma Q_o} - 1\right)^2 + \left(\frac{\bar{Q}_c}{\bar{Q}_o} - 1\right)^2} \quad (1)$$

$$RMSEI = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{NT} \left(\frac{Q_{ci}}{Q_{oi}} - 1\right)^2}{NT}} \quad (2)$$

Onde: Q_{oi} é o valor de vazão observada no intervalo de tempo i , Q_{ci} é o valor de vazão calculada no intervalo de tempo i , NT é o número de intervalos de tempo da série analisada, \bar{Q}_c é a média das vazões calculadas, \bar{Q}_o é a média das vazões observadas, r é o coeficiente de correlação de Pearson, σQ_c é desvio padrão das vazões calculadas e σQ_o é desvio padrão das vazões observadas.

Pontuação de desempenho

Em função da aplicação da metodologia estar associada ao caso específico da análise apresentada por Shen *et al.* (2022), foi estimada uma pontuação de desempenho.

O primeiro sistema de pontuação busca verificar se o cenário sem validação (usa todos os dados disponíveis na calibração) tem um desempenho melhor que os outros dois cenários e leva em conta os seguintes critérios: caso em um dos conjuntos de cenários (por exemplo o conjunto 1 que inclui os cenários 1, 2, 3) ocorrer do cenário sem validação (cenário 3) obtiver um desempenho melhor do que os outros dois cenários (1 e 2) no período de teste, a bacia recebe um ponto. Isto foi repetido nos outros dois conjuntos de cenários (conjunto 2 que inclui os cenários 4, 5 e 6, e o conjunto 3 que inclui os cenários 7, 8 e 9). Dessa forma a maior pontuação em uma bacia é três, e a menor pontuação é zero, caso não tenha acontecido em nenhum dos conjuntos.

O segundo sistema de pontuação busca verificar se o cenário que calibra o modelo hidrológico com os dados mais recentes e valida com os mais antigos tem melhor desempenho comparado ao cenário que calibra o modelo com os dados mais antigos e valida com os mais recentes, e leva em conta os seguintes critérios: caso em um dos conjuntos de cenários (por exemplo o conjunto 1 que inclui os cenários 1, 2, 3) ocorrer do cenário que utiliza os dados mais recentes na calibração (cenário 2) ter melhor desempenho que o cenário que utiliza dados mais antigos na calibração (cenário 1) no período de teste, a bacia recebe um ponto. Isto foi repetido nos outros dois conjuntos de cenários (conjunto 2 que inclui os cenários 4, 5 e 6, e o conjunto 3 que inclui os cenários 7, 8 e 9). Dessa forma a maior pontuação em uma bacia é três, e a menor pontuação é zero, caso não tenha acontecido em nenhum dos conjuntos.

RESULTADOS

Nesse item são apresentados os resultados da aplicação da metodologia considerando as diferentes estratégias de divisão dos dados e duas diferentes métricas utilizadas como funções-objetivo. As mesmas métricas foram utilizadas como medidas de desempenho do ajuste nos períodos de validação e teste.

A comparação dos resultados foi feita entre os cenários que pertencem a cada conjunto previamente definido (conjunto 1: cenários 1 a 3; conjunto 2: cenários 4 a 6 e conjunto 3: cenários 7 a 9). Esta abordagem foi adotada porque, em cada conjunto, o período de dados considerado disponível foi o mesmo, apenas mudando na estratégia de divisão dos dados.

Desempenho das estratégias de divisão de dados utilizando o KGE como métrica

No conjunto 1 (11 anos de dados disponíveis) de estratégias de divisão dos dados foi possível observar as afirmações de Shen *et al.* (2022). Os resultados do coeficiente de Kling-Gupta (KGE) para o cenário 3, que usa todos os dados disponíveis na calibração e não incluiu o período de validação, foi melhor que os dos cenários 1 e 2, que dividem os dados disponíveis em períodos de calibração e validação. Além disso, o cenário que considerou a calibração no período mais antigo e a validação no período mais recente (cenário 1) foi o que apresentou o pior desempenho. O valor do KGE obtido no período de teste no cenário 3 foi igual a 0,7839 enquanto nos cenários 1 e 2 foi igual a 0,7673 e 0,7824, respectivamente.

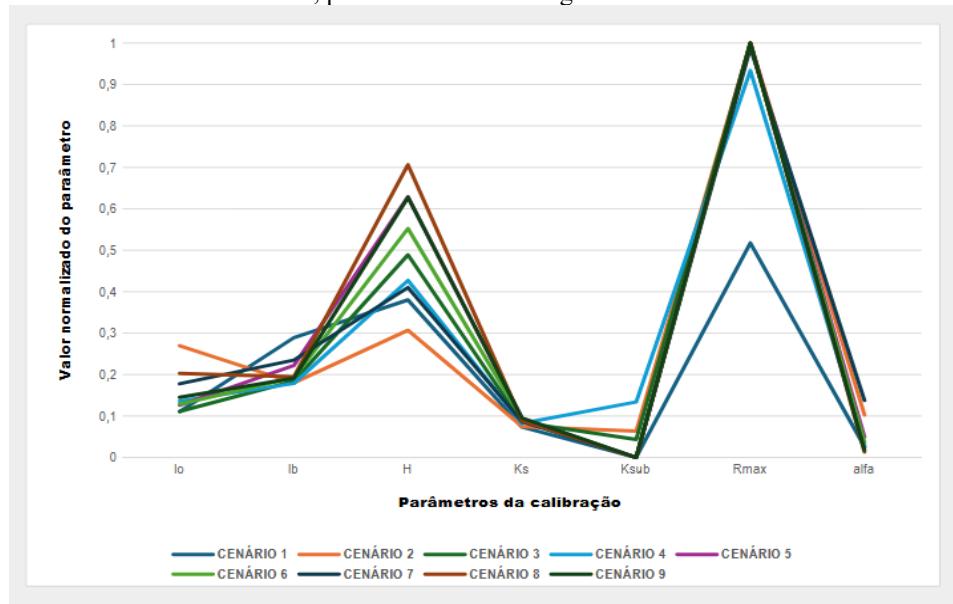
No conjunto 2 (21 anos de dados disponíveis) de estratégias de divisão de dados foi possível observar que calibrar com dados antigos e validar com os recentes (cenário 4) representou novamente a pior estratégia. O cenário em que se calibrou com dados recentes e validou com dados antigos (cenário 5) foi a melhor estratégia, superando inclusive o cenário que não utilizou a validação (cenário 6). O valor do KGE obtido no período de teste no cenário 5 foi igual a 0,5263 enquanto nos cenários 4 e 6 foi igual a 0,3898 e 0,4764, respectivamente.

No conjunto 3 (31 anos de dados disponíveis) de estratégias de divisão dos dados foi possível observar resultados similares aos obtidos com o conjunto 1. O desempenho no cenário 9, que não considerou a validação, foi melhor que nos cenários 7 e 8 que utilizaram validação. Além disso, o cenário que considerou a calibração no período mais antigo e a validação no período mais recente (cenário 7) foi o que apresentou o pior desempenho. O valor do KGE obtido no período de teste no cenário 9 foi igual a 0,6127 enquanto nos cenários 7 e 8 foi igual a 0,5088 e 0,5509, respectivamente.

Quanto ao sistema de pontuação de desempenho de estratégias de divisão de dados específicas, na bacia do Arroio Pelotas e no caso do uso da métrica KGE, não usar validação obteve 2 pontos, pois foi a melhor estratégia em 2 de 3 conjuntos. Por sua vez, a estratégia de usar dados recentes para calibrar o modelo e validar com dados antigos obteve 3 pontos, pois foi melhor que a estratégia de calibrar com dados antigos e validar com dados recentes nos 3 conjuntos.

Também foi analisado como a estratégia de divisão de dados afeta os valores dos parâmetros obtidos durante o processo de calibração automática do modelo IPH II. A Figura 3 mostra os resultados obtidos quando utilizado o KGE como função-objetivo. Os valores dos parâmetros H , R_{max} e I_0 do modelo IPH II apresentaram valores diferentes conforme o cenário de calibração. Já os parâmetros K , K_{sub} e α não foram influenciados fortemente pela estratégia de divisão de dados, pois praticamente foram obtidos os mesmos valores em todos os cenários.

Figura 3 – Valores normalizados dos parâmetros do modelo IPH II obtidos por calibração automática utilizando a métrica KGE, para diferentes estratégias de divisão de dados.



Desempenho das estratégias de divisão de dados utilizando o RMSEI como métrica

No conjunto 1 de estratégias de divisão dos dados, o cenário 1 que utilizou dados mais antigos na calibração e dados mais recentes na validação foi o que apresentou o melhor desempenho quando utilizada a métrica RMSEI. O valor do RMSEI obtido no cenário 1 no período de teste foi igual a $0,2383 \text{ s/m}^3$, enquanto nos cenários 2 e 3 foi igual a $0,3376 \text{ s/m}^3$ e $0,3337 \text{ s/m}^3$, respectivamente.

No conjunto 2 de estratégias de divisão dos dados, o cenário 5 que utilizou dados mais recentes na calibração e dados mais antigos na validação foi o que apresentou o melhor desempenho. O valor do RMSEI obtido no cenário 5 no período de teste foi igual a $0,2280 \text{ s/m}^3$, enquanto nos cenários 4 e 6 foi igual a $0,3279 \text{ s/m}^3$ e $0,2325 \text{ s/m}^3$, respectivamente.

No conjunto 3 de estratégias de divisão dos dados foi possível observar novamente resultados similares aos obtidos com o conjunto 1. O desempenho no cenário 7, que utilizou dados mais antigos na calibração e dados mais recentes na validação, foi melhor que nos cenários 8 e 9. O valor

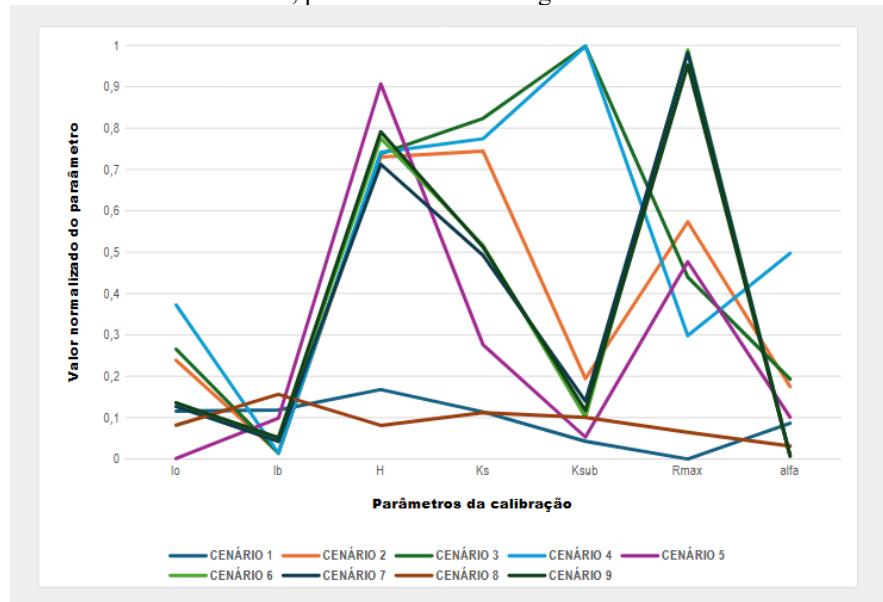


do RMSEI obtido no período de teste no cenário 7 foi igual a $5,0442 \text{ s/m}^3$ enquanto nos cenários 8 e 9 foi igual a $5,0845 \text{ s/m}^3$ e $5,0629 \text{ s/m}^3$, respectivamente.

Quanto ao sistema de pontuação de desempenho de estratégias de divisão de dados específicas, na bacia do Arroio Pelotas e no caso do uso da métrica RMSEI, não usar validação obteve 0 pontos, pois não foi a melhor estratégia em nenhum dos conjuntos. Por sua vez, a estratégia de usar dados recentes para calibrar o modelo e validar com dados antigos obteve 1 ponto, pois foi melhor que a estratégia de calibrar com dados antigos e validar com dados recentes em apenas 1 dos 3 conjuntos.

Conforme apresentado no item anterior, a estratégia de divisão de dados também afetou os valores dos parâmetros obtidos durante o processo de calibração do modelo IPH II utilizando o RMSEI (Figura 4). Neste caso, todos os parâmetros do modelo IPH II apresentaram diferentes valores em função da estratégia de divisão de dados utilizada.

Figura 4 – Valores normalizados dos parâmetros do modelo IPH II obtidos por calibração automática utilizando a métrica RMSEI, para diferentes estratégias de divisão de dados.



CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O procedimento metodológico desenvolvido permitiu a execução automática, em batelada, da calibração automática do modelo hidrológico concentrado IPH II, e as simulações nos períodos de validação e teste utilizando o conjunto otimizado dos parâmetros, considerando um conjunto de estratégias de divisão de dados diferentes. Como exemplo de aplicação dessa metodologia, foi feita uma análise similar ao apresentado em cada bacia hidrográfica por Shen *et al.* (2022), utilizando como estudo de caso uma bacia hidrográfica brasileira.

Dependendo da métrica utilizada na calibração, validação e teste do modelo, o desempenho das estratégias de divisão dos dados foi diferente. Dessa forma, quando utilizado o KGE, a estratégia que usa todos os dados disponíveis na calibração e não incluiu o período de validação foi a que apresentou melhor desempenho, porém, quando utilizado o RMSEI foi a estratégia que apresentou pior desempenho. Quando comparados exclusivamente os desempenhos de estratégias de divisão de dados que utilizam períodos de calibração e validação, os resultados também se



mostraram influenciados pela escolha da métrica. Quando utilizado o KGE, a estratégia que considerou a calibração no período mais recente e a validação no período mais antigo apresentou melhor desempenho que a estratégia inversa, de calibrar no período mais antigo e validar no período mais recente. O contrário aconteceu quando utilizado o RMSEI, com a estratégia de calibrar o modelo com dados antigos e validar com dados recentes apresentando melhor desempenho. Os valores dos parâmetros obtidos durante o processo de calibração automática do modelo IPH II também foram afetados pela estratégia de divisão de dados utilizada.

Recomenda-se que futuras pesquisas apliquem o procedimento metodológico e a ferramenta computacional desenvolvida neste trabalho a um número maior de bacias hidrográficas brasileiras para que os resultados possam contribuir em uma análise mais abrangente sobre o impacto de diferentes estratégias de divisão de dados tem no ajuste de modelos hidrológicos.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi parcialmente financiado pelas agências de fomento CAPES e CNPq.

REFERÊNCIAS

- ARSENault, R.; BRISSETTE, F.; MARTEL, J. L. (2018). *The hazards of split-sample validation in hydrological model calibration*. Journal of Hydrology, 566, pp. 346–362.
- BEVEN, K.; BINLEY, A. (1992). *The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction*. Hydrological Processes, v 6, pp. 279-298.
- BLÖSCHL, G.; SIVAPALAN, M.; SAVENIJE, H.; WAGENER, T.; VIGLIONE, A. (2013). *Runoff prediction in ungauged basins: Synthesis across processes, places and scales*. Cambridge University Press. 465 pp.
- BRAVO, J. M.; ALLASIA, D.; COLLISCHONN, W.; TASSI, R.; MELLER, A.; TUCCI, C. *Avaliação visual e numérica da calibração do modelo hidrológico IPH II com fins educacionais*. In: XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2007, São Paulo. Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, v.1.
- BRAVO, J. M.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. (2009). *Verificação da Eficiência e Eficácia de um Algoritmo Evolucionário Multi-objetivo na Calibração Automática do Modelo Hidrológico IPH II*. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 14, pp. 37-50.
- CHAGAS, V. B. P.; CHAFFE, P. L. B.; ADDOR, N.; FAN, F. M.; FLEISCHMANN, A. S.; PAIVA, R. C. D.; SIQUEIRA, V. A. (2020). *CAMELS-BR: hydrometeorological time series and landscape attributes for 897 catchments in Brazil*, Earth Syst. Sci. Data, 12, 2075–2096.
- CORON, L.; ANDRÉASSIAN, V.; PERRIN, C.; LERAT, J.; VAZE, J.; BOURQUI, M.; HENDRICKX, F. (2012). *Crash testing hydrological models in contrasted climate conditions: an experiment on 216 Australian catchments*. Water Resources Research, 48(5), W05552.
- DUAN, Q.; SOROOSHIAN, S.; GUPTA, V. K. (1992). *Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models*. Water Resources Research, 28, pp. 1015-1031.
- GUO, D.; JOHNSON, F.; MARSHALL, L. (2018). *Assessing the potential robustness of conceptual rainfall-runoff models under a changing climate*. Water Resources Research, 54, pp. 5030-5049
- KNOBEN, W. J. M.; FREER, J. E.; PEEL, M. C.; FOWLER, K. J. A.; WOODS, R. A. (2020). *A brief analysis of conceptual model structure uncertainty using 36 models and 559 catchments*. Water Resources Research, 56(9), pp. 1–23.
- LEGATES, D.R.; MCCABE, G.J. (1999). Evaluating the use of “goodness-of-fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. Water Resources Research, 35, pp 233-241.
- SHEN, H.; TOLSON, B. A.; MAI, J. (2022). *Time to update the split-sample approach in hydrological model calibration*. Water Resources Research, 58(3), e2021WR031523.
- TUCCI, C. E. M. (1998). *Modelos hidrológicos*. ABRH Editora da UFRGS. Porto Alegre. 669 pp.