

XXIV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS

REANÁLISE HIDROLÓGICA: ASSIMILAÇÃO DE DADOS APLICADA À MODELAGEM DA AMÉRICA DO SUL - RESULTADOS PRELIMINARES

Cléber H. de A. Gama¹; Rodrigo C. D. de Paiva² & Walter Collischonn³

Palavras-Chave – Ensemble Kalman Filter, MGB, Vazões de referência.

INTRODUÇÃO

O conceito de reanálise baseia-se em métodos científicos voltados para o desenvolvimento de um registro retrospectivo da evolução de um determinado sistema. Estes métodos foram inicialmente desenvolvidos e aplicados na área de meteorologia e, por isso, conhecidos como reanálises climáticas (e.g. Gibson et al., 1997; Kistler et al., 2001).

Na hidrologia, o conceito de reanálise hidrológica tem a finalidade de permitir um melhor entendimento dos processos hidrológicos a partir de uma série extensa ao passado. Isto permite, por exemplo, caracterizar ou avaliar: i) o comportamento hidrológico histórico (e.g. multi-decadal, anos recentes, etc.) de certa região, como os seus eventos extremos; ii) as tendências devido a variabilidade climática; iii) melhores estimativas de vazões de referência para gerenciamento dos recursos hídricos, como outorgas para o consumo d'água, planejamento do setor hidrelétrico, e também; iv) fornecer melhores estimativas de outras variáveis hidrológicas como nível d'água, áreas de inundação, umidade do solo ou outras (Wongchuig et al., 2019).

Em uma aplicação regional, Wongchuig et al. (2019) desenvolveram a reanálise hidrológica do século 20 na bacia Amazônica para o período de 1900 até 2010 mediante o uso do MGB forçado pela reanálise de chuva da base de dados ERA-20CM com remoção de viés e a assimilação de dados (EnKF) de diversas observações in-situ. Este trabalho resultou num registro extenso de variáveis hidrológicas-hidráulicas, denominado de Reanálise Hidrológica do Século 20 (RHXX) e demonstrou melhorias consideráveis na acurácia de estimativas de séries de vazões diárias.

Neste sentido, a utilização da modelagem hidrológica com assimilação de dados também se demonstra como uma metodologia promissora para o estudo de vazões de referência, seja para o período presente/futuro ou para o passado, a partir do conceito de reanálise hidrológica. Suas principais vantagens estão baseadas i) na geração de uma série temporal de dados; ii) em estimativas mais acuradas, comparadas com modelagem hidrológica sem AD ou métodos tradicionais; iii) flexibilidade para simulação de diferentes cenários, e ainda; iv) a versatilidade para consideração de informações de diversas fontes, podendo considerar, por exemplo, novas estimativas de sensoriamento remoto nas simulações.

Este trabalho buscou aplicar a reanálise hidrológica em escala continental para a América do Sul e avaliar os impactos nas estimativas de vazões diárias e vazões de referência em comparação com uma simulação hidrológica sem assimilação de dados, apresentada por Siqueira et al. (2018) e foi desenvolvido no escopo do projeto “Cooperação em tecnologias para análises hidrológicas em escala nacional”, em parceria com a Agência Nacional de Águas (ANA).

1) Universidade Federal do Rio Grande do Sul (IPH/UFRGS), cleber.hag@gmail.com;

2) Universidade Federal do Rio Grande do Sul (IPH/UFRGS), rodrigo.paiva@ufrgs.br;

3) Universidade Federal do Rio Grande do Sul (IPH/UFRGS), collischonn@iph.ufrgs.br;

MODELO HIDROLÓGICO

O modelo hidrológico utilizado neste trabalho é o modelo MGB, um modelo hidrológico distribuído, de grande escala, que utiliza equações físicas e conceituais para simular, com passo de tempo diário ou horário, os processos hidrológicos na superfície terrestre, incluindo: balanço hídrico no solo; balanço de energia e evapotranspiração; interceptação, geração e propagação de escoamentos superficial, subsuperficial e subterrâneo nos elementos de discretização da bacia hidrográfica; e propagação de vazão na rede de drenagem. A Figura 1 apresenta um esquema da estrutura do modelo MGB, com representação do balanço vertical no solo, divisão em unidades de respostas hidrológicas (URHs) e propagação na rede de drenagem por solução inercial de Saint-Venant.

Siqueira et al. (2018) apresentaram a aplicação do modelo MGB para o domínio da América do Sul, permitindo novas aplicações e estudos usando métodos padronizados e de forma sistemática em todo o território nacional, e denominado MGB-AS. O coeficiente de eficiência KGE foi maior que 0,6 em 70% dos casos, e os valores mais altos predominaram em grandes rios e regiões úmidas.

Nesta implementação a América do Sul foi representada através de cerca de 34 mil minibacias e trechos de rio de aproximadamente 15 km de comprimento. Utilizou-se dados de precipitação da base de dados global Multi-Source Weighted Ensemble Precipitation — MSWEP v1.1 e os parâmetros do modelo MGB foram calibrados a fim de melhorar a acurácia de estimativas de vazões diárias.

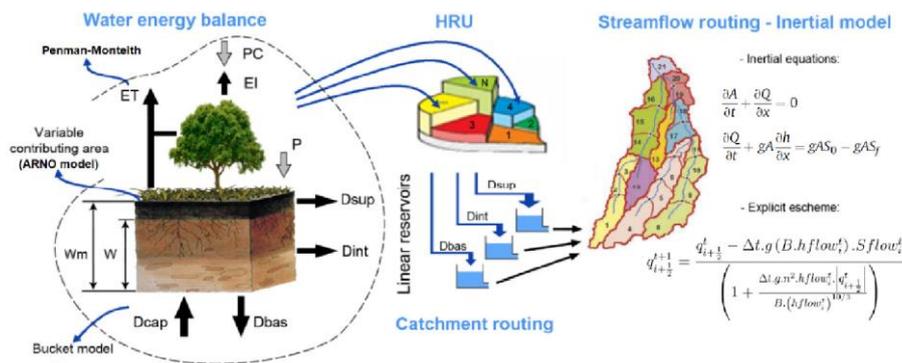


Figura 1. Representação esquemática do ciclo hidrológico simulado pelo Modelo de Grandes Bacias – MGB.

ASSIMILAÇÃO DE DADOS – ENKF

O objetivo da assimilação de dados é combinar as estimativas incertas do modelo com as informações de dados observados, a fim de fornecer uma otimização dos valores das variáveis de estado do modelo, corrigindo, assim, o estado do modelo em cada instante de simulação. A função que representa a dinâmica do sistema simulado pode ser indicada pela equação 1 e as observações são dadas pela relação da equação 2.

$$x_{t+1} = M(x_t, u, \theta) + q_t \quad (1)$$

$$y_t = H(x_t) + \varepsilon_t \quad (2)$$

onde, q_t representa os erros, podendo ser referentes a estrutura do modelo M , estimativas de parâmetros θ , forçantes ou estados antecedentes u ; ε_t é o vetor de erros das observações e H é o operador que relaciona as variáveis de estado x_t às observações y_t .

Grande parte das aplicações hidrológicas dos métodos de assimilação de dados utiliza esquemas baseados no Filtro de Kalman (KF, Kalman, 1960). O KF é um método sequencial de assimilação de dados, com solução de mínimo erro, que utiliza técnicas variacionais e também propaga informação

dos erros para os passos de tempo seguintes, computando as covariâncias dos erros em uma matriz adicional (Reichle, 2008).

O EnKF faz uso do método de Monte Carlo para criar uma função densidade de probabilidade como alternativa à matriz de covariância dos erros (Evensen, 2003).

Em seguida é apresentada a formulação do EnKF de forma simplificada, baseado em Evensen (2003), Evensen (2004) e Katzfuss et al. (2016).

Seja X^b a matriz das variáveis de estado do modelo (equação 3), cuja dimensão é $nestado \times nens$, onde $nestado$ é o número de variáveis de estado e $nens$ é o número de membros do conjunto.

$$X^b = (x_1^b, \dots, x_{nens}^b) \quad (3)$$

A média do conjunto é então definida conforme equação 4.

$$\bar{x}^b = \frac{1}{nens} \sum (x_i^b) \quad (4)$$

A anomalia de cada membro do conjunto, isto é, a diferença de cada membro do conjunto à média é expressa em nova matriz X'^b . Então, uma estimativa da covariância do erro do modelo é calculada a partir da equação 5.

$$P^b = \frac{1}{nens - 1} X'^b X'^b{}^T \quad (5)$$

Assim, as variáveis de estado no modelo são atualizadas, com base nas equações 6a e 6b.

$$x_i^a = x_1^b + K(y_i - Hx_1^b) \quad (6a)$$

$$K = P^b H^T (HP^b H^T + R)^{-1} \quad (6b)$$

$$y = Q_{obs} \quad (7)$$

onde, x_i^a representa a variável atualizada, y_i é o vetor de observações de vazões, H é um operador que leva as variáveis de estado à mesma dimensão das observações, K representa o ganho de Kalman e R é a matriz de covariância das observações.

Para fornecer uma representação adequada da matriz de covariância dos erros, o método EnKF precisa de um número de membros suficiente para evitar correlações espúrias entre grandes rios. Para evitar esse problema, Houtekamer e Mitchell (2001) propuseram ignorar observações por meio do método de “localização de covariância”.

Para tal, utiliza-se uma matriz de correlação, estimada usando uma função de correlação dependente da distância (Gaspari e Cohn, 1999).

As matrizes de correlação são calculadas usando uma função de quinta ordem, conforme determinado por Gaspari e Cohn (1999) e sugerido por Hamill et al. (2001) e Houtekamer e Mitchel (2001), conforme equação 8.

$$\rho(r, e) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{4} \left(\frac{e}{r}\right)^5 + \frac{1}{2} \left(\frac{e}{r}\right)^4 + \frac{5}{8} \left(\frac{e}{r}\right)^3 - \frac{5}{3} \left(\frac{e}{r}\right)^2, & 0 \leq e < r; \\ \frac{1}{12} \left(\frac{e}{r}\right)^5 - \frac{1}{2} \left(\frac{e}{r}\right)^4 + \frac{5}{8} \left(\frac{e}{r}\right)^3 + \frac{5}{3} \left(\frac{e}{r}\right)^2 - 5 \left(\frac{e}{r}\right) + 4 - \frac{2}{3} \left(\frac{e}{r}\right)^{-1}, & r \leq e \leq 2r; \\ 0, & e > 2r; \end{cases} \quad (8)$$

onde e representa a distância ao longo da rede de drenagem entre a observação e o ponto analisado e r representa o raio máximo de influência de uma observação.

Então, a incorporação de uma matriz de covariâncias por localização (Sakov e Bertino, 2011) à Equação 6b, dá origem ao Local Ensemble Kalman Filter (LEnKF) (Houtekamer e Mitchell, 2001, 2005; Ott et al., 2004) e a Equação 6b passa a ser expressa pela equação 9.

$$\mathbf{x}_i^a = \mathbf{x}_1^b + \boldsymbol{\rho}(\mathbf{P}^f \mathbf{H}^T)[\boldsymbol{\rho}_o(\mathbf{H} \mathbf{P}^f \mathbf{H}^T) + \mathbf{R}]^{-1}[(\mathbf{y}_i - \mathbf{H} \mathbf{x}_1^b)] \quad (9)$$

Esse esquema local do EnKF foi aplicado anteriormente ao modelo MGB por Wongchuig et al. (2019) e Wongchuig et al. (2020) e apresentou melhoria no desempenho do modelo na simulação de séries históricas, bem como melhoria no desempenho em estimativas de vazões de referência.

SELEÇÃO DE ESTAÇÕES FLUVIOMÉTRICAS

A seleção de estações a ser utilizadas iniciou a partir do download de todas as estações fluviométricas presentes no banco de dados da ANA (15536 estações) e aplicada a seguinte sequência de filtros:

1. Exclusão de estações com disponibilidade menor do que dois anos de dados para o período de 01/01/1979 e 31/12/2014;
2. Medições identificadas como 0 (zero) m³/s no lugar de falha tornam-se falhas. A identificação deu-se de forma automática pela consideração de que: em postos com Q90 superior a zero as vazões iguais a zero; em postos com Q90 igual à zero, se medições de 0 m³/s ocorrem na vizinhança de falhas ou se a vazão no dia anterior for maior do que 50 m³/s, também representam falhas;
3. Vazões constantes por um longo período tornam-se falhas. Neste caso verificou-se quantas vezes um mesmo valor de medição se repetia ao longo da série disponível. Caso o valor mais repetido na série apresentasse mais que uma vez e meia o número de repetição de 99% dos outros dados, este valor era considerado falho quando ocorrido em dias sequentes;
4. Medições superiores a 1000mm/dia e vazões negativas tornam-se falhas.
5. Estações localizadas em trechos de rio com DOR > 5 são consideradas sob influência de reservatórios e excluídas da base de dados;

Ao fim deste processo, resultaram aproximadamente 2000 estações fluviométricas. Contudo, observou-se, ao fim desta sequência automática de filtragem, que alguns postos ainda apresentavam dados inconsistentes nas medições (por exemplo, ruídos na série temporal, valores extremos incoerentes com a realidade do posto, alteração abrupta do comportamento da série temporal, efeitos decorrentes de operação de reservatórios e etc.). Para remoção destas estações da base de dados, foi realizada uma inspeção manual.

Por fim, foram mantidos apenas os postos com área de drenagem superior a 1000km², devido à necessidade de compatibilização com rede de drenagem do modelo MGB-SA e incluídas estações com vazões naturalizadas pelo Operador Nacional de Sistema Elétrico (NOS). Este processo resultou em 966 estações fluviométricas.

EXPERIMENTOS

Para uma verificação adequada da eficiência da aplicação de uma técnica de assimilação de dados, se faz necessária a seleção das estações fluviométricas cujos dados serão assimilados e

estações que serão utilizadas para validar esta assimilação, a partir da análise da alteração do desempenho do modelo.

Em um cenário ideal seria adotado o procedimento denominado “*leave one gauge out*”, isto é, poderiam ser feitas múltiplas simulações, assimilando dados de todas as N estações exceto uma única estação por vez e verificando alterações no desempenho do modelo na estimativa das vazões nesta única estação não utilizada na assimilação, emulando um local sem dados. Contudo, isto exigiria a aplicação do método N vezes (N é o número de postos fluviométricos selecionados), o que teria um elevado custo computacional. Assim, optou-se por reduzir o número de simulações a partir do agrupamento de estações fluviométricas que seriam utilizadas para validação, adotando um procedimento que pode ser denominado “*leave 1/10 gauges out*”, e que precisa ser repetido apenas 10 vezes.

Desta forma, as estações fluviométricas selecionadas foram divididas em 10 grupos compostos por 10% das estações. A simulação é, portanto, realizada 10 vezes, onde em cada simulação são assimilados dados de 90% das estações e validados nas estações referentes aos 10% que ficaram fora do processo de assimilação. Ao fim da simulação dos dez grupos, têm-se a validação para todos os postos.

Para garantir uma distribuição espacial mais uniforme entre os grupos, ou seja, garantir que um mesmo grupo não possua estações localizadas em uma única região do país e isto comprometer o processo de validação, a divisão das estações selecionadas foi realizada a partir de 11 regiões hidrográficas (Amazônica, Tocantins-Araguaia, Atlântico NE-SA, Atlântico NE Ocidental, Parnaíba, Atlântico NE Oriental, São Francisco, Atlântico Leste, Atlântico Sudeste, La Plata e Atlântico Sul). Com isso, cada região possui 10% de suas estações em cada um dos grupos.

Além disso, para garantir uma distribuição espacial dentro destas regiões, foi adotado que a partir do momento que se seleciona uma determinada estação para compor um grupo (isto é, ficar fora do processo de assimilação de dados naquela simulação), a estação mais próxima a ela automaticamente não poderá compor este mesmo grupo e, portanto, deve ser assimilada.

Para aplicação do EnKF/LEnKF é necessário definir uma estimativa dos erros do modelo e dos dados observados, assim como definir alguns parâmetros de assimilação. As aplicações deste trabalho buscaram adequar a aplicação do modelo com assimilação de dados à escala continental. Os parâmetros e configurações da assimilação de dados, portanto, foram definidos com base na aplicação do LEnKF feita por Wongchuig et al. (2020).

Para assimilação são perturbadas a chuva (P), com erro de 25% e decorrelação temporal de 20 dias, e as variáveis de estado correspondentes ao armazenamento de água no solo (W) e aos volumes armazenados nos reservatórios lineares superficiais (V_{sup}), intermediários (V_{int}) e subterrâneos (V_{bas}), com erros de 10 e 5%, respectivamente. Considerou-se os erros com dependência espacial, com fator de decorrelação espacial igual a 1.5 graus. O erro estipulado para a vazão observada foi adotado como 10%.

Visando otimizar os testes preliminares, as simulações foram feitas para um período de 5 anos (01/01/2005 – 31/12/2009), correspondente ao período com maior número de informações na base de dados observados, e considerou-se 50 membros para o conjunto do EnKF.

Com o objetivo de evitar que a assimilação de dados degrade os resultados, e considerando a escala continental de aplicação e a quantidade de estações fluviométricas utilizadas para assimilação, um ponderador de áreas foi adicionado como fator multiplicativo à matriz de correlações, calculadas pela equação 8. Este ponderador permite que um dado observado em um determinado posto fluviométrico tenha pesos diferentes em minibacias vizinhas, mas com área de drenagem diferentes. Desta forma, por exemplo, a assimilação de uma vazão observada em um posto no rio principal

apresenta maiores correlações com uma minibacia vizinha também localizada no rio principal do que com uma minibacia vizinha localizada em um afluente com menor área de drenagem. O fator multiplicativo utilizado para esta ponderação é apresentado na equação 10.

$$f_{area} = \min\left(\frac{A_i}{A_j}, \frac{A_j}{A_i}\right)^{0.5} \quad (10)$$

onde A é a área de drenagem de uma minibacia, i é o índice correspondente à minibacia onde se têm a observação a ser assimilada e j é um índice para as minibacias que compõem o modelo MGB-SA.

RESULTADOS

Os resultados a seguir referem-se a simulações para um período de 5 anos (01/01/2005 – 31/12/2009). As métricas apresentadas são calculadas sempre em estações que foram deixadas de fora do processo de assimilação de dados e, portanto, representam pontos de validação.

A Figura 2 apresenta uma comparação das métricas KGE, NS, NSLog, BIAS, RMSE e r para versões do modelo MGB-AS com e sem assimilação de dados (Open Loop). Observa-se uma melhoria média do modelo para todas as métricas apresentadas. A valor mediano do NS apresentou um aumento de 0.58 para 0.70 nas estações analisadas, com a utilização da assimilação de dados. O RMSE mediano do modelo foi reduzido de 58% para 48%.

Destaca-se que o modelo MGB-SA já apresentava resultados mais acurados em relação a diversos modelos globais e, portanto, agora se torna ainda mais acurado.

Para todas as escalas de bacia (inferior a 5000km², entre 5000km² e 10000km² e acima de 10000km²) e todas as métricas analisadas, o uso da assimilação de dados resultou na melhoria do desempenho do modelo. Contudo, as maiores melhorias foram observadas com o aumento da área de drenagem das bacias. Para bacias maiores do que 10000km², a mediana do RMSE teve uma redução de 44% para 26% com uso da assimilação de dados.

Para o mesmo período de 5 anos de simulação, foram calculadas as vazões de referência Q95 para cada estação fluviométrica a partir dos dados observados e dos resultados das simulações com e sem assimilação de dados. Em seguida, foram calculados os erros nas estimativas da Q95 a partir das simulações do modelo MGB, usando como referência a Q95 calculada com dados observados. O erro relativo foi calculado a partir da equação 11 e a razão da Q95 (RQ95) é calculada a partir da equação 12.

$$ErroQ95(\%) = \frac{Q95_{simulada} - Q95_{observada}}{Q95_{observada}} * 100 \quad (11)$$

$$RQ95 = \max\left(\frac{Q95_{simulada}}{Q95_{observada}}, \frac{Q95_{observada}}{Q95_{simulada}}\right) \quad (12)$$

Para esta análise, foram desconsideradas as estações que possuem Q95 iguais a zero segundo os dados observados.

A Figura 3 apresenta os boxplots dos erros nas estimativas das vazões Q95 para simulações sem assimilação de dados (open loop) e com assimilação. Observa-se uma significativa melhoria nas estimativas, com mediana dos erros reduzindo de 20% para 0.21% a partir do uso da assimilação de dados nas simulações. Observa-se também uma diminuição da dispersão dos erros.

Ressalta-se que análises foram realizadas para postos de validação, isto é, que ficaram de fora do processo de assimilação de dados e o estado do modelo na minibacia correspondente foi resultado

das assimilações em estações vizinhas. Contudo, para aplicações futuras, após as análises de validação, pretende-se realizar uma simulação com assimilação de todas as estações simultaneamente. Esta simulação, teoricamente, corresponderia à melhor estimativa possível que poderíamos fornecer com o uso da técnica de assimilação de dados no modelo MGB-SA.

Como resultado preliminar deste processo, nesta aplicação para 5 anos, obteve-se a seguinte distribuição na mediana dos valores de NS: 0.58 – Open Loop; 0.70 – Validação e; 0.82 – Assimilação em todas as estações disponíveis.

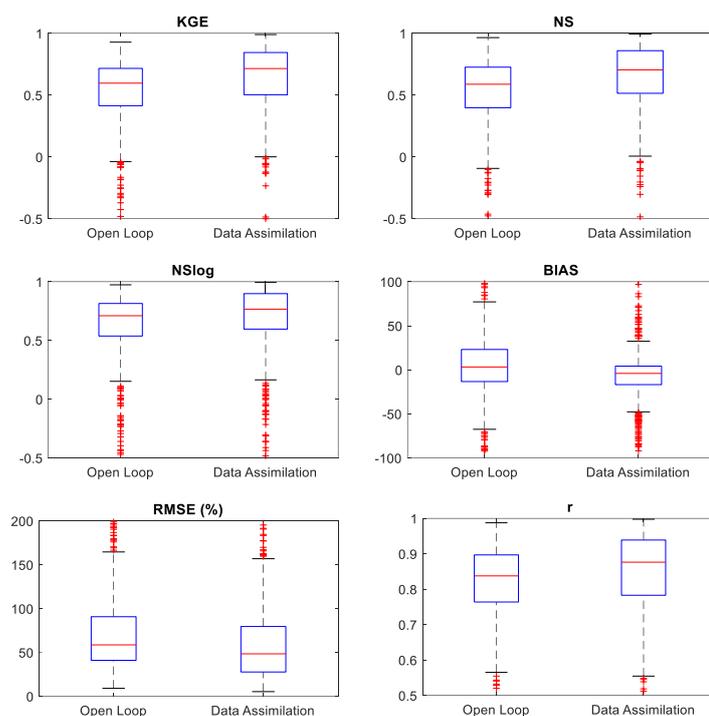


Figura 2 – Boxplots com métricas do modelo MGB-SA com e sem assimilação de dados (Open Loop).

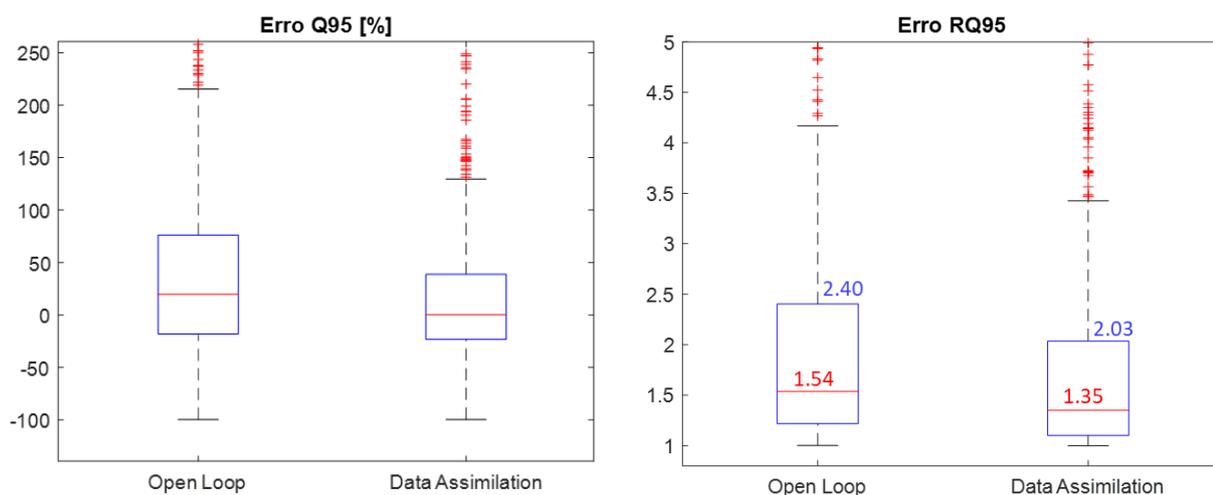


Figura 3 – Boxplot de erros na estimativa das vazões Q95 nas estações a partir de simulações com e sem assimilação de dados.

Diferenças nos valores de NS e no RMSE, em relação à versão sem assimilação de dados do modelo MGB-SA, são apresentadas na **Erro! Fonte de referência não encontrada.** Para a maioria das estações, houve um aumento de 0.20 nos valores de NS e uma redução absoluta de 10% no RMSE

Por fim, a Figura 4 apresenta hidrogramas de vazões calculadas em diferentes regiões do país, a partir de simulações com a versão original do modelo MGB-SA (em vermelho) e a partir de simulações com assimilação de dados (em preto). Em azul, são apresentadas as séries observadas de vazões. Estes hidrogramas são referentes a simulações de validação, ou seja, os postos apresentados não foram assimilados durante a simulação em que são apresentados os resultados.

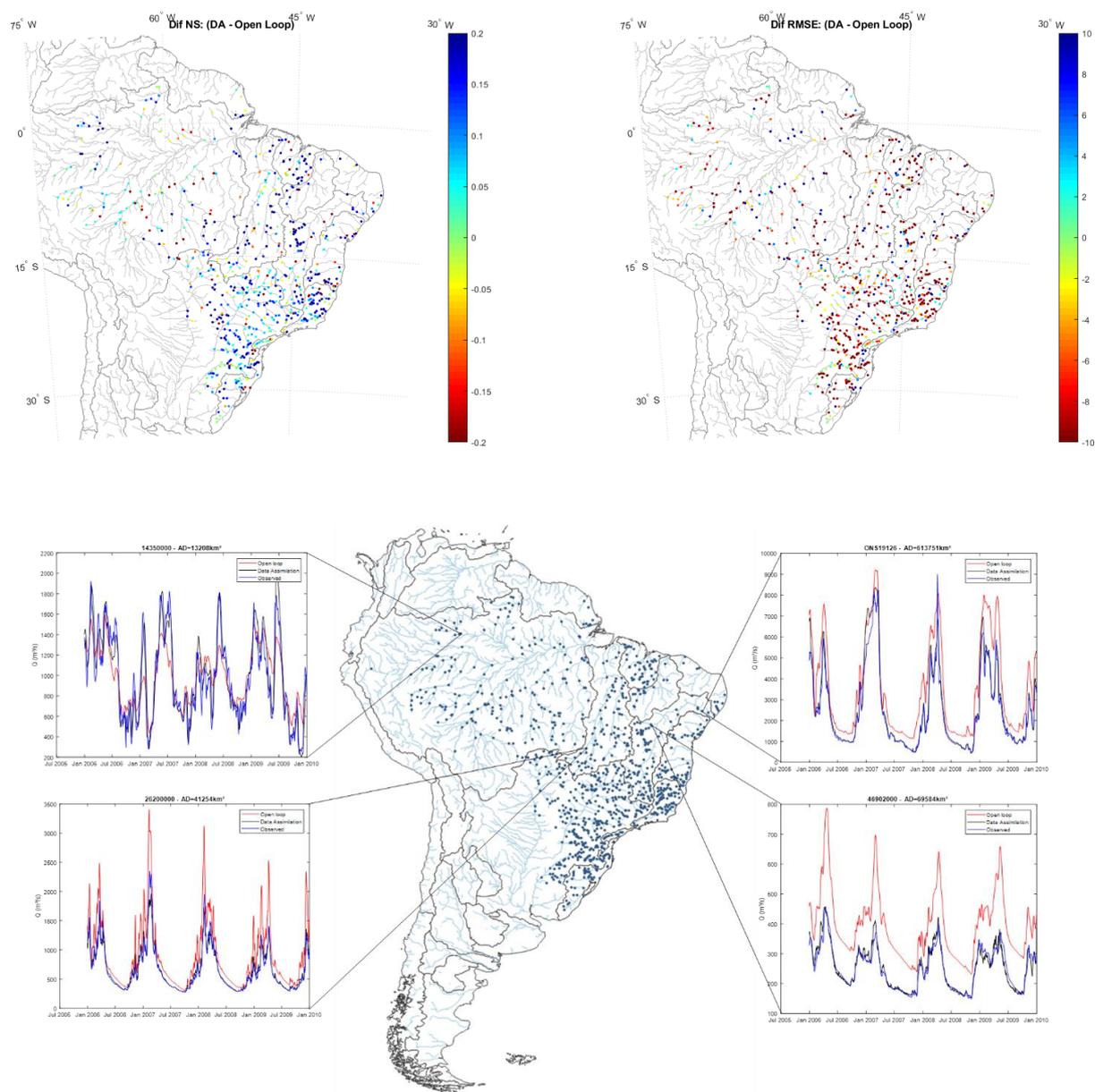


Figura 4 - Hidrogramas com vazões observadas (em azul); vazões calculadas com versão original do modelo MGB-SA (Open Loop, em vermelho) e; vazões calculadas em simulação com assimilação de dados em estações vizinhas.

CONCLUSÕES

A reanálise hidrológica permitiu uma melhoria no desempenho do modelo MGB-SA aplicado em escala continental, segundo diversas métricas avaliadas (KGE, NS, NSlog, BIAS, r, RMSE).

Apesar do modelo ter um ganho no desempenho para todas as escalas de rios, os melhores resultados foram encontrados em rios com área de drenagem superior a 10000km². O que era esperado

por diversas condições, como a estrutura e escala do modelo MGB-SA, o aumento do número de estações assimiladas que contribuem para postos com área de drenagem maior, além da metodologia adotada, com definição de parâmetros únicos, visando uma representação geral da América do Sul.

Além da melhoria na representação das vazões diárias, vazões de referência, como Q95 foram significativamente beneficiadas com o uso da assimilação de dados.

A partir destas considerações, este trabalho apresenta uma metodologia interessante para a melhoria do desempenho de modelagem hidrológica e consolida a possibilidade de aplicação em escala continental. Com esta abordagem, séries de vazões diárias com uma maior acurácia são então disponibilizadas para diversos trabalhos e estudos na hidrologia continental.

Em sequência, serão incorporadas estações fluviométricas de outros países, conforme também utilizado por Siqueira et al. (2018) e apresentada a reanálise hidrológica para um período estendido, de aproximadamente 40 anos.

REFERÊNCIAS

Evensen, G. (2003). The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation *Ocean Dynamics*. 53, pg. 343–367.

Evensen, G. (2004). Sampling strategies and square root analysis schemes for the EnKF, *Ocean Dynam.*, 54, pg. 539–560.

Gaspari, G., and S. E. Cohn, 1999: Construction of correlation functions in two and three dimensions. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 125, 723–757.

Gibson, J. and for Medium Range Weather Forecasts, E. C., 1997. ECMWF Re-analysis Project Report Series, ERA description. Number v. 1. ECMWF.

Hamill, T. M., Whitaker, J. S., and Snyder, C.: Distance-dependent filtering of background error covariance estimates in an ensemble Kalman filter, *Mon. Weather Rev.*, 129, 2776–2790, 2001.

Houtekamer, Pieter & Mitchell, Herschel. (2001). A Sequential Ensemble Kalman Filter for Atmospheric Data Assimilation. JANUARY. 129.

Katzfuss, M.; Stroud, J.R.; Wikle, C.K. (2016). Understanding the Ensemble Kalman Filter. *The American Statistician*, vol. 70 (4), pg. 350-357.

Ott, E., Hunt, B.R., Szunyogh, I., Zimin, A.V., Kostelich, E.J., Corazza, M., Kalnay, E., Patil, D.J., Yorke, J.A.: A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. *Tellus 56A*, 415–428 (2004)

Reichle, R. H., Crow, W. T., and Keppenne, C. L. (2008), An adaptive ensemble Kalman filter for soil moisture data assimilation, *Water Resour. Res.*, 44, W03423.

Sakov, P., Bertino, L. Relation between two common localisation methods for the EnKF. *Comput Geosci* 15, 225–237 (2011).

Siqueira, V. A. et al. (2018). Toward continental hydrologic–hydrodynamic modeling in South America. *Hydrology and Earth System Sciences*. Göttingen: Copernicus. Vol. 22, n. 9 (set. 2018), pp. 4815-4842.

Wongchuig, C.S., de Paiva, R.C.D., Siqueira, V., Collischonn, W. 2019. Hydrological Reanalysis Across the 20th Century: A Case Study of the Amazon Basin. *Journal of Hydrology*, 570:755-773. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.01.025>

AGRADECIMENTOS - Os autores agradecem à Universidade Federal do Rio Grande do Sul e ao instituto de Pesquisas Hidráulicas, bem como ao CNPq pela concessão de bolsa e à ANA pelo fomento e parceria do projeto “Cooperação em tecnologias para análises hidrológicas em escala nacional”.