



Relatório Técnico Final

PREVISÃO HIDROCLIMÁTICA COM ABRANGÊNCIA NO SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA

Instituto de Pesquisas Hidráulicas
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (IPH/UFRGS)
Fundação Empresa-Escola de Engenharia (FEENG)

Coordenação: Prof. Dr. Fernando Mainardi Fan (IPH/UFRGS)

Vice Coordenação: Prof. Dr. Walter Collischonn (IPH/UFRGS)

Apoio técnico e administrativo: Geo. Pedro Massochin Medeiros.

Porto Alegre, janeiro de 2024.

1. INTRODUÇÃO

O presente relatório apresenta relatório final do projeto “PREVISÃO HIDROCLIMÁTICA COM ABRANGÊNCIA NO SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA”, executado pelo Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (IPH/UFRGS) para a RHAMA Consultoria Ambiental Ltda. (RHAMA) na forma de um Contrato, e gerido pela Fundação Empresa-Escola de Engenharia (FEENG).

O objetivo da contratação foi pesquisar e avaliar produtos de previsão de chuva, para previsões de vazões em diferentes escalas temporais, usando um modelo hidrológico da América do Sul, com foco especial para pontos onde existem aproveitamentos hidrelétricos. Os objetivos da pesquisa foram fornecer resultados documentais quantitativos de pesquisa sobre quais seriam os melhores resultados de previsão por conjunto que podem ser usados para a previsão de vazões em usinas da América do Sul em prazo curto-médio, sub sazonal e sazonal. Além disso, o objetivo secundário do projeto foi fornecer capacitação sobre os modelos e resultados envolvidos no projeto.

O projeto foi realizado em 10 etapas, listadas a seguir.

- Etapa 1 - Elaboração revisão bibliográfica
- Etapa 2 - Coleta de dados hidrológicos
- Etapa 3 - Coleta de dados climáticos e simulações
- Etapa 4 - Verificação de resultados e pós processamento da previsão climática
- Etapa 5 - Geoprocessamento aplicado à modelagem hidrológica
- Etapa 6 - Simulação hidrológica
- Etapa 7 - Avaliação dos resultados das simulações hidrológicas
- Etapa 8 - Protótipo de chuva-vazão para as bacias do SIN
- Etapa 9 - Ajustes finais
- Etapa 10 - Capacitação, preparação do relatório final e divulgação da produção técnico-científica

Este relatório apresenta descrição das atividades desenvolvidas ao longo de todo o projeto.

2. ATIVIDADES DESENVOLVIDAS

A seguir é dada uma descrição sobre cada uma das atividades desenvolvidas em cada uma das etapas do projeto.

2.1. ETAPA 1

A Etapa 1 foi referente ao planejamento de pesquisa. A equipe estruturou a proposta consolidada da metodologia do projeto.

Do ponto de vista da sequência de procedimentos que foram realizados para a geração dos resultados propostos, a equipe propôs a primeira versão do fluxograma dos procedimentos que serão seguidos. Ele é apresentado na Figura 1.

Conforme explicitado pelo fluxograma proposto, foi usado o modelo hidrológico MGB para a América do Sul consolidado nas fases iniciais do projeto, e calibrado/verificado para os locais das UHEs de interesse. As previsões meteorológicas com diferentes horizontes foram processadas e preparadas para alimentar o modelo hidrológico em modo previsão. O modelo foi então rodado em modo de previsão retrospectiva para gerar os resultados hidrológicos do projeto, analisados usando métricas de desempenho calculados com uma rotina específica.

Em relação aos períodos de simulação a definição mais importante feita neste âmbito foi que foi utilizado o maior período com dados disponíveis na janela de 2010 a 2020 para a avaliação das previsões hidrológicas retrospectivas. Com inclusão de no mínimo o período de 2015 a 2020.

Esta janela corresponde a um período onde ocorreram dois eventos de El Niño (2009-2010 e 2015-2016) e dois eventos de La Niña (2010-2011 e 2017-2018). Além disso, a equipe realizou uma investigação de comparação dos valores anuais de chuva na América do Sul para cada um dos anos da janela, em comparação com a chuva média de todo o período (Figura 2). Nesta Figura 2 é possível ver que ocorreram tanto anos úmidos quanto anos secos nas principais

regiões brasileiras com usinas hidrelétricas (centro-oeste, sudeste, sul e amazonas). Desta forma, este período foi considerado adequado para a avaliação dos objetivos do projeto.

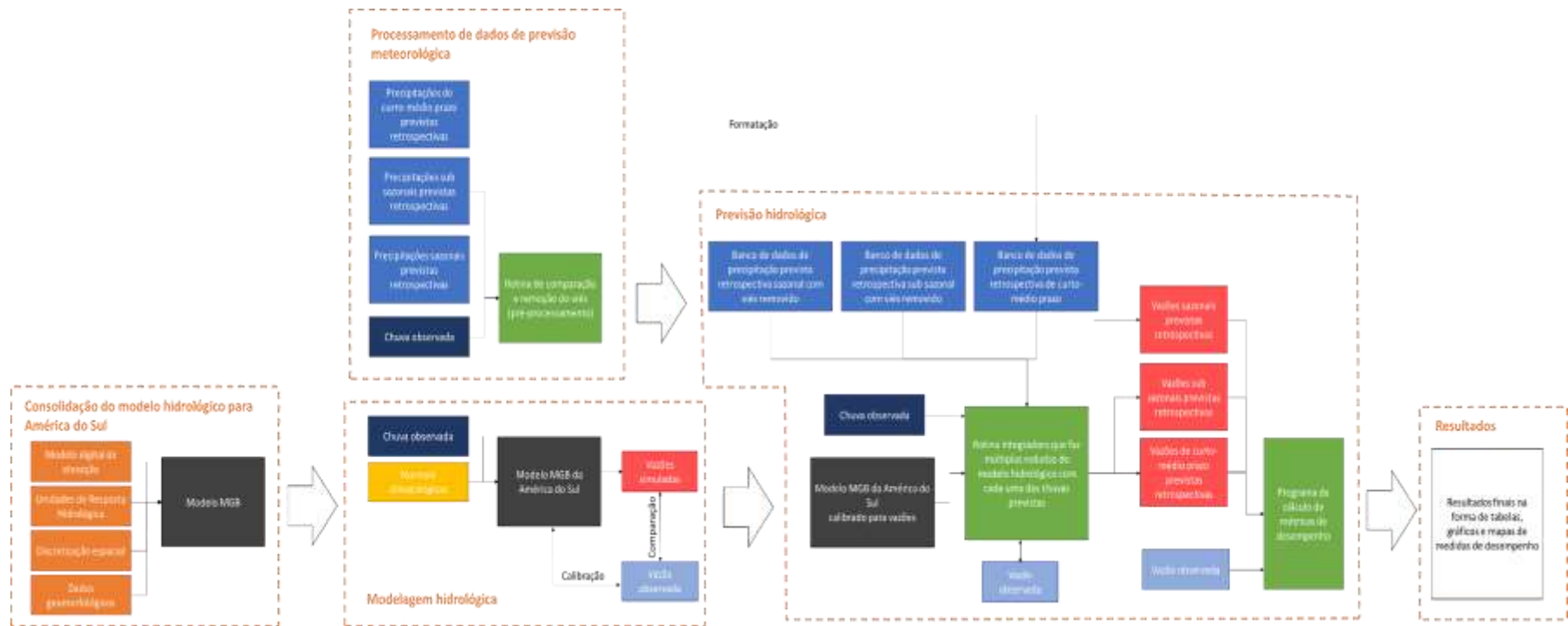


Figura 1. Fluxograma de procedimentos que serão seguidos para a geração de resultados de previsões de horizonte curto-médio, sub-sazonal e sazonal.

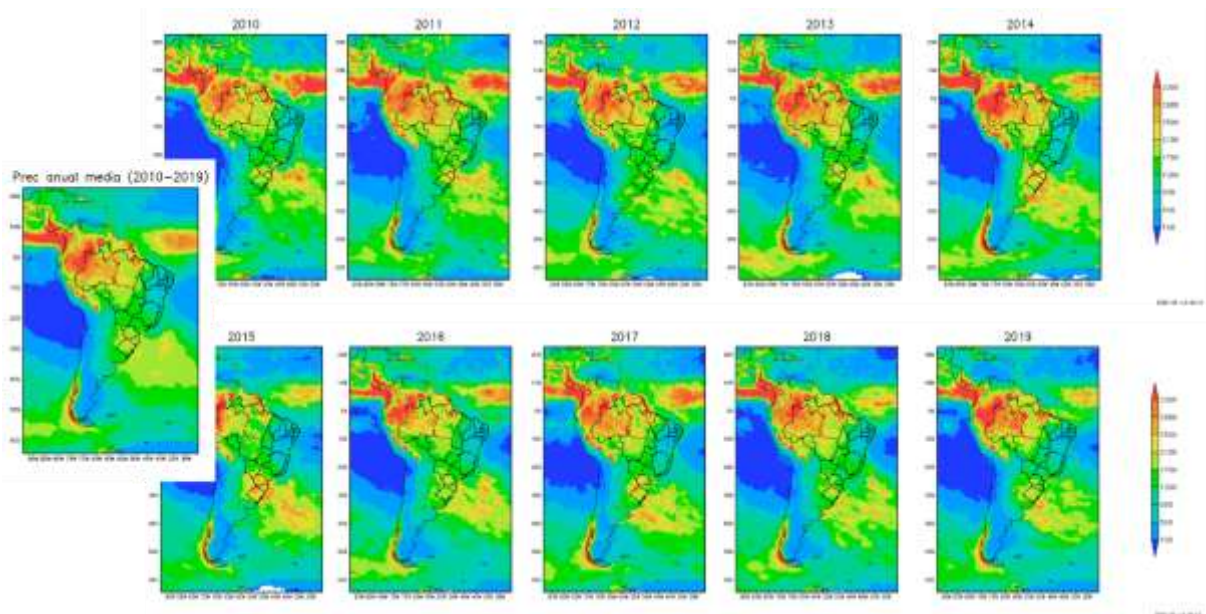


Figura 2. Precipitação anual média e precipitações anuais de 2010 até 2019.

2.2. ETAPA 2

No projeto foi usado o modelo MGB da América do Sul para a execução e avaliação de previsões. O modelo original de Siqueira et al. (2018) – simulado até o ano de 2010 - foi estendido até o ano de 2020.

Referente à coleta de dados hidrológicos, foram coletados dados para aplicação do modelo hidrológico de grandes bacias (MGB). Especialmente foram investigadas fontes de dados de chuva para serem usados na simulação de todas as bacias da América do Sul com aproveitamentos hidrelétricos no Brasil. Os dados utilizados na rodada foram baseados no processo de remoção de viés dos dados do GPM para compatibilizar a base com o padrão de precipitação do MSWEP utilizado na calibração do MGB-AS. Encontra-se a seguir (Figura 3) os resultados da remoção de viés para o período comum de disponibilidade de dados entre o GPM e o MSWEP, ou seja, de junho de 2000 a dezembro de 2014.

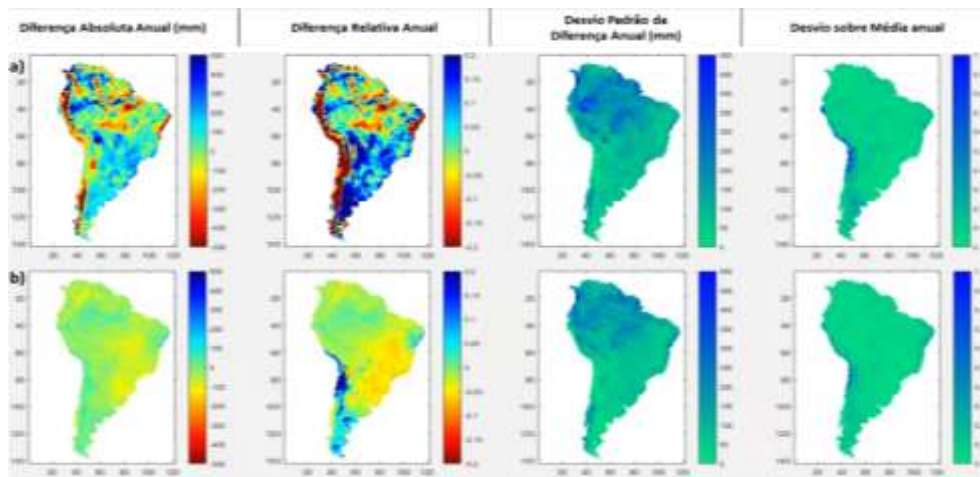


Figura 3. Resultado da Remoção do Viés mostrando a diferença entre os GPM e o MSWEP (GPM-MERGE): **a)** sem correção de viés; **b)** com correção de viés.

Além de avaliar a performance da remoção de viés observando seus efeitos diretamente sobre a chuva, também se avaliou as performances de vazão comparando os resultados do modelo hidrológico com dados de postos fluviométricos no Brasil. A simulação foi realizada utilizando como dados de entrada a precipitação oriunda do GPM, com e sem correção de viés, e do MSWEP.

Foram selecionados dois períodos para serem avaliados separadamente: 2002-2014 e 2015-2020. Como o período comum entre o MSWEP e o GPM foi usado para ajuste da correção de viés, tem-se maiores garantias do bom funcionamento dos dados corrigidos até 2014. Assim, foi escolhido fazer uma distinção entre os períodos de simulação para poder identificar se a remoção de viés funcionou também para os anos posteriores.

Para a análise da performance de vazão foram selecionados 260 postos fluviométricos da ANA conforme a disponibilidade de dados até 2018 no mínimo. Essa restrição foi adotada para que a quantidade de dados para o período em que não tem dados simultâneos ao MSWEP (2015 em diante) equivalha a pelo menos 3 anos. Os resultados são apresentados na Figura 4 e Figura 5.

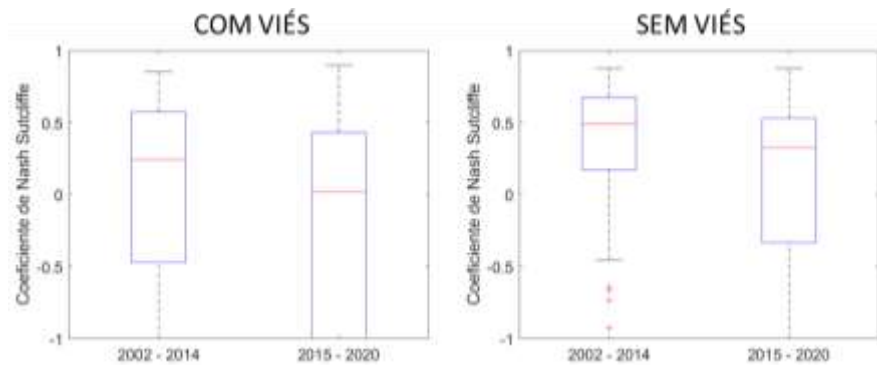


Figura 4. Resultados de Vazão do MGB-AS forçado com dados de precipitação do GPM com e sem remoção de viés.

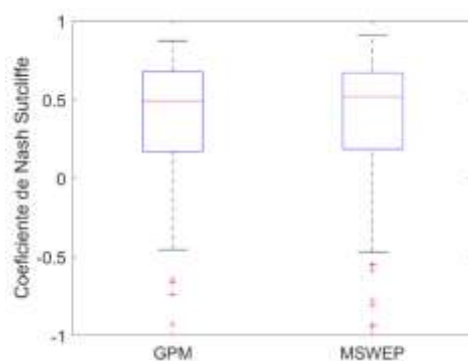


Figura 5. Diferença entre os resultados de vazão do MGB-AS forçado com dados de precipitação do MSWEP e do GPM com viés corrigido para o período entre 2002 e 2014.

Existem três pontos que podem ser percebidos com as figuras:

1. A remoção de viés conseguiu melhorar significativamente a performance do modelo em termos do Coeficiente de Nash-Sutcliffe em ambos os períodos: 2002-2014, 2015-2020 (Figura 2).
2. A performance do GPM com viés corrigido se equipara à performance do MSWEP (Figura 3) para o período comum entre ambos.
3. A performance do modelo para o período de 2015-2020 é inferior ao período 2002-2014, independentemente de ter havido ou não correção de viés.

Em relação ao ponto 3, justificativas possíveis para a queda de performance para o período de 2015-2020 estão relacionadas a: a) períodos fortes de seca no sudeste e nordeste pós 2014, onde se encontra a maior parte dos postos fluviométricos selecionados, que diferem da situação climática representativa do período de calibração; b) alterações no uso e cobertura do solo ou implementação de reservatórios; c) não consistência dos dados de observação dos postos fluviométricos após 2015.

De qualquer forma, o desempenho da técnica de remoção de viés da chuva foi considerado muito satisfatório para a utilização do modelo hidrológico continental no projeto estendido até 2020 e para a realização de previsões.

2.3. ETAPA 3

Referente à coleta de dados climáticos, foram buscadas fontes de informação de previsões prazos curto-médio (3 a 15 dias), sub sazonal (30 a 45 dias) e sazonal (2 a 7 meses) que podem ser utilizadas nos ensaios de previsão. As bases de dados encontradas para cada um dos diferentes prazos são destacadas a seguir.

- Curto e médio prazo
- NOAA (GEFS Reforecast v2)
<https://psl.noaa.gov/forecasts/reforecast2/download.html>
- TIGGE archive (vários modelos) <https://confluence.ecmwf.int/display/TIGGE>
- ONS (ETA40, GFS, ECMWF) <http://www.ons.org.br/>
- NOAA (GENS) <https://nomads.ncep.noaa.gov/dods/gens/>
- Sub sazonal
- ECMWF S2S (vários modelos)
<https://apps.ecmwf.int/datasets/data/s2s/levtype=sfc/type=cf/>
- CMA S2S (vários modelos) <http://s2s.cma.cn/index>
- Sazonal
- CDS (vários modelos)
<https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/seasonal-original-single-levels?tab=form>

https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/people/wwang/cfsv2_fcst_history/

Foram requisitados arquivos das bases TIGGE, S2S e C3S, para o período desde 2015 até 2020 as previsões de curto prazo, sub sazonal e sazonal respectivamente.

O fluxograma do programa de pré-processamento das previsões meteorológicas é descrito a seguir. Este processo foi realizado para as bases de previsões adotadas no projeto. A Figura 6 apresenta o fluxograma da rotina desenvolvida, onde estão destacados todos os processos que serão aplicados para as diferentes bases de chuva.

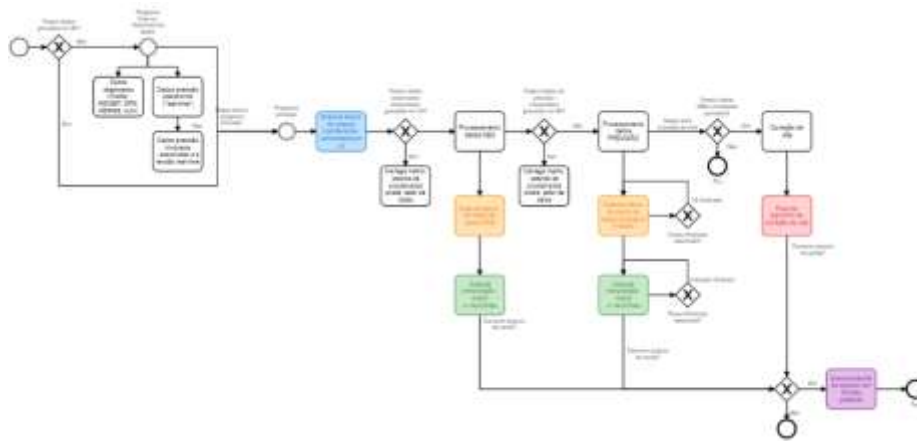


Figura 6. Fluxograma do algoritmo de pré-processamento das previsões meteorológica, até a geração do arquivo de entrada do modelo MGB.

Uma observação sobre o processo de pré-processamento é que foi realizado a correção de viés com o método quantil-quantil paramétrico, utilizando um ajuste para distribuição gamma.

Com este programa desenvolvido, um teste foi avaliado para o fluxo do processamento dos dados de entrada do modelo, contemplando todas as etapas desde o download da previsão meteorológica, até as simulações de vazão por conjunto, e elaboração da Figura 7 para avaliação visual.

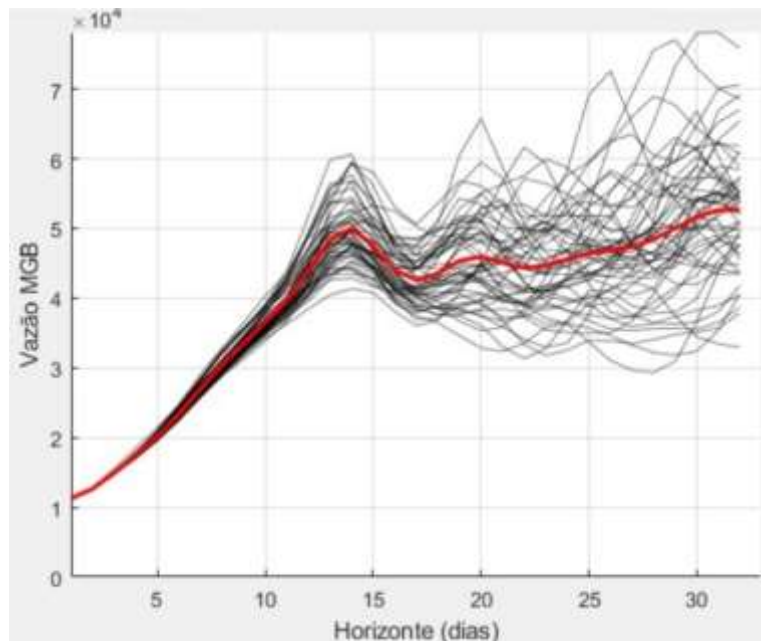


Figura 7. Resultado de previsão de vazão teste usando os dados de saída desta rotina, aplicada para uma previsão sazonal.

2.4. ETAPA 4:

A etapa 4 do projeto consistiu no processamento dos dados de chuva, para a verificação e a remoção do viés nos dados previstos. Além da formatação dos dados para serem usados como entrada no modelo hidrológico da América do Sul. A seguir são relatadas as atividades realizadas para cada um dos horizontes de previsão.

2.4.1. Curto-médio prazo

No horizonte curto-médio (até 15 dias) os dados apresentados a seguir foram tratados seguindo os seguintes pontos:

- Interpolação da chuva prevista para as minibacias do modelo MGB-SA. Os dados são do EPS do ECMWF, com 50 membros perturbados, horizonte de 15 dias e vão desde 01/2015 até 12/2020;
- identificação das minibacias que correspondem a cada reservatório, e todas as minibacias situadas a montante destes barramentos;
- Para cada data de previsão, cálculo da média do ensemble em cada minibacia a montante do reservatório, e depois uma média espacial para cada UHE;

- Para cada data de previsão, foi feita uma agregação temporal de 7 dias e outra de 15 dias, para calcular chuva acumulada prevista;
- Selecionados 10 reservatórios para plotar os gráficos com a série de precipitação prevista acumulada de 7 e 15 dias, localizados em diferentes partes do Brasil para mostrar diferentes regimes de precipitação.

2.4.2. Prazo Sub sazonal

No prazo sub sazonal os dados foram analisados em relação ao viés espacial em comparação com as observações, com já aplicação das rotinas de remoção de viés. As Figuras 8 e 9, a seguir, mostram uma comparação de previsões de chuva com diferentes horizontes de previsão com e sem o viés corrigido na chuva. Os dados são uma previsão emitida dia 09-01-2017.

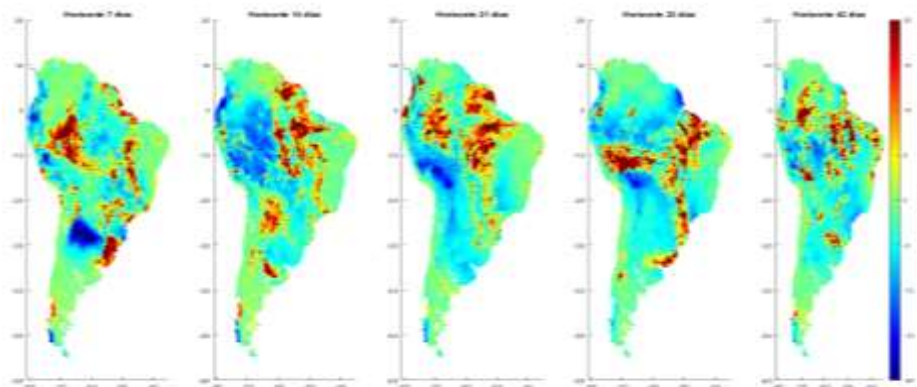


Figura 8. Previsão sub sazonal de chuva emitida dia 09-01-2017 sem remoção de viés.

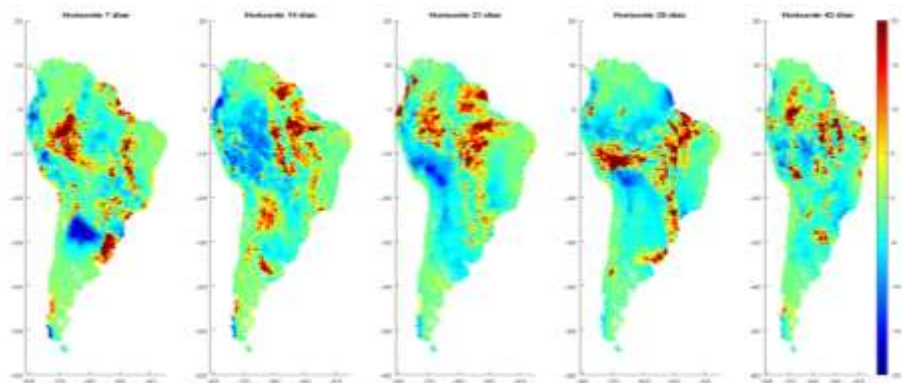


Figura 9. Previsão sub sazonal de chuva emitida dia 09-01-2017 com remoção de viés.

2.4.3. Prazo sazonal

Para o prazo sazonal o viés das previsões também foi removido usando a rotinas destacas em relatórios anteriores. A Figura 10, a seguir, apresenta um resultado preliminar de desempenho da técnica de remoção de viés para previsão sazonal da chuva na UHE Itaipu.

O método de remoção de viés adotado é o quantil-quantil. Pode-se notar na figura que de fato as curvas densidade de frequência das previsões antes (vermelho) e depois da correção de viés (preto) são diferentes. Sendo que a curva em preto, dos dados corrigidos, é mais próxima da curva azul, que corresponde aos dados observados. Os resultados são preliminares porque a rotina ainda está sendo testada.

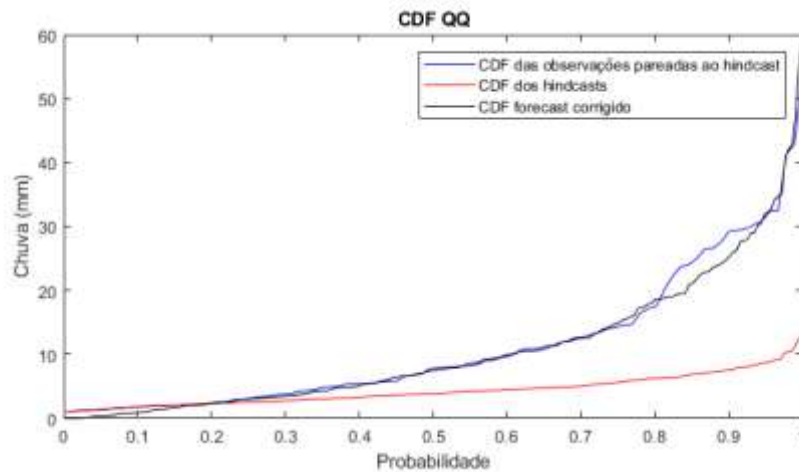


Figura 10. Exemplo da curva das remoções de viés das previsões sazonais para a localidade do barramento da UHE Itaipu.

2.5. ETAPA 5:

A etapa 5 do projeto consistiu na preparação dos dados de entrada do modelo hidrológico MGB-AS para uso no projeto para previsão em todas UHEs do SIN.

A seguir é apresentado o desempenho final do modelo na representação das vazões para as UHEs selecionadas para geração de resultados nesse projeto. Os boxplots com as métricas KGE, NS, NSlog e r são apresentados na Figura 11. Observa-se que o modelo apresenta desempenho médio satisfatório para todas as métricas, com medianas: KGE: 0.73; NS: 0.80; NSlog: 0.81 e r: 0.91.

As demais figuras 12 até 24 apresentam os hidrogramas em locais selecionados. Nas figuras os hidrogramas simulados são apresentados em vermelho e os observados (vazões naturalizadas) em azul.

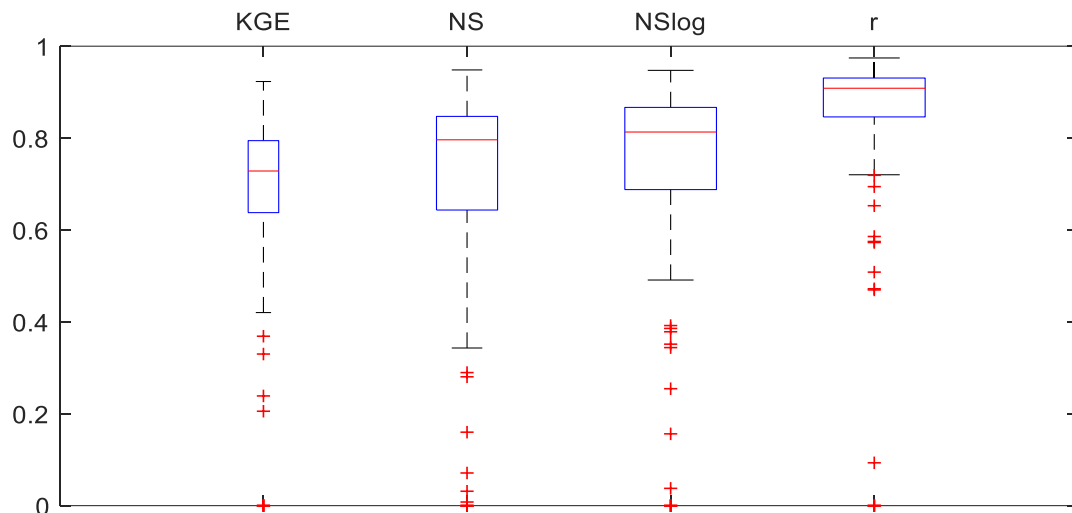


Figura 11. Métricas de desempenho do modelo nas UHEs de interesse.

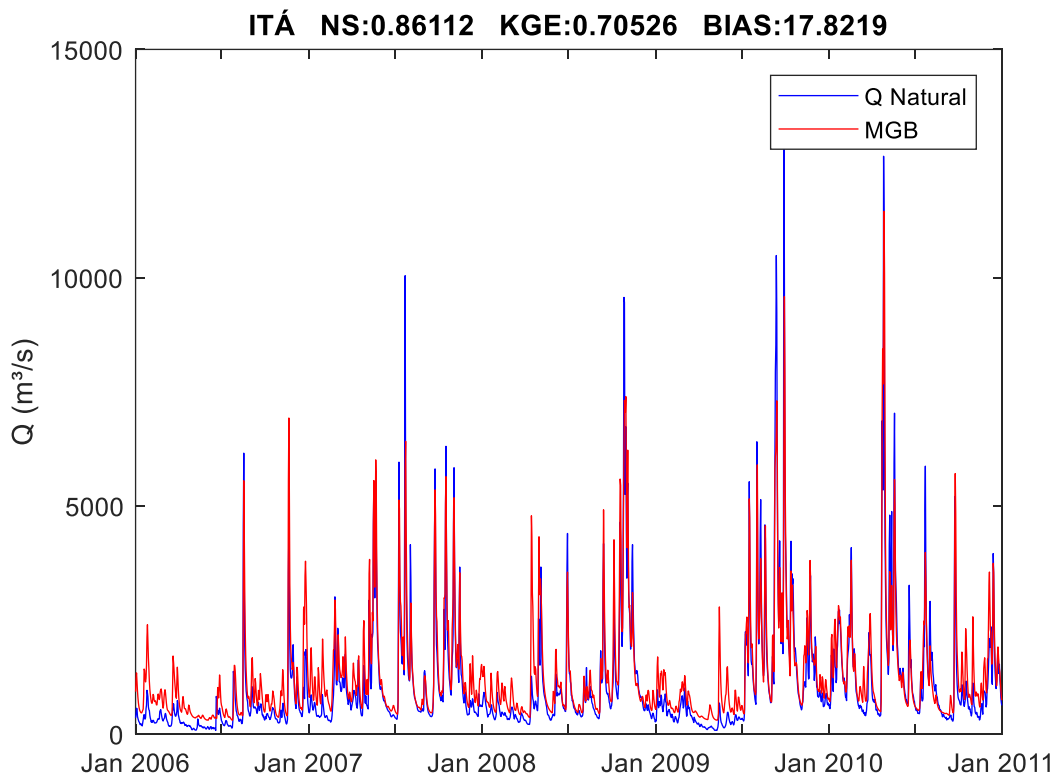


Figura 12. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Itá, no Rio Uruguai.

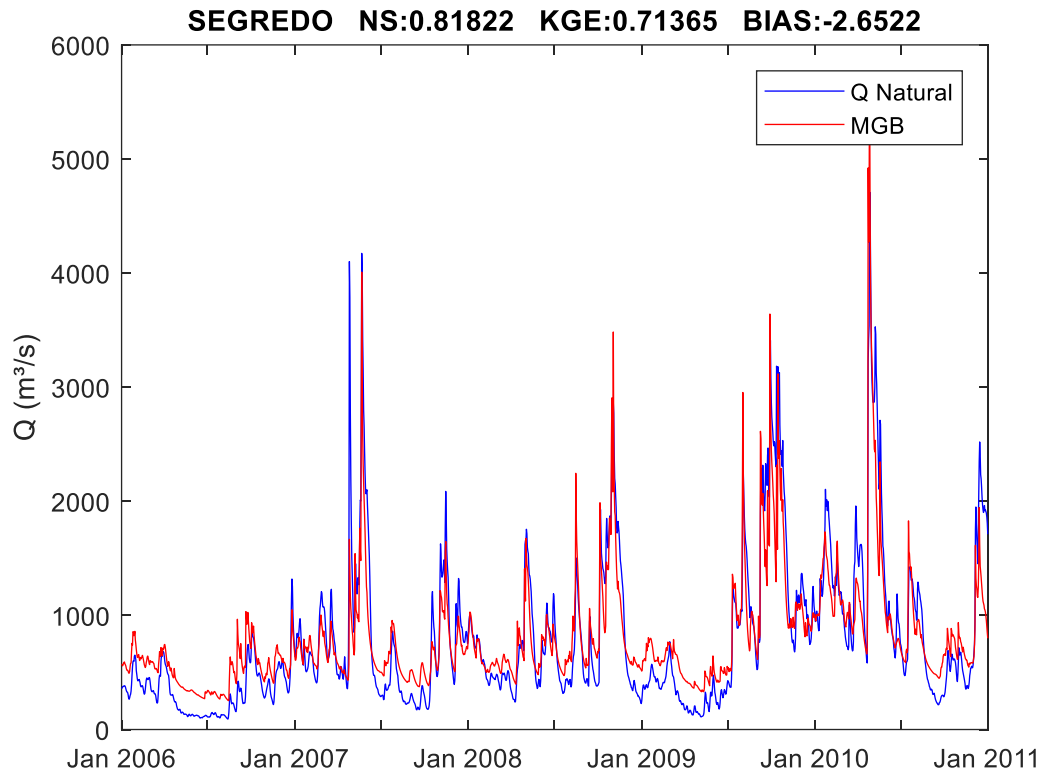


Figura 13. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Segredo, no Rio Iguaçu.

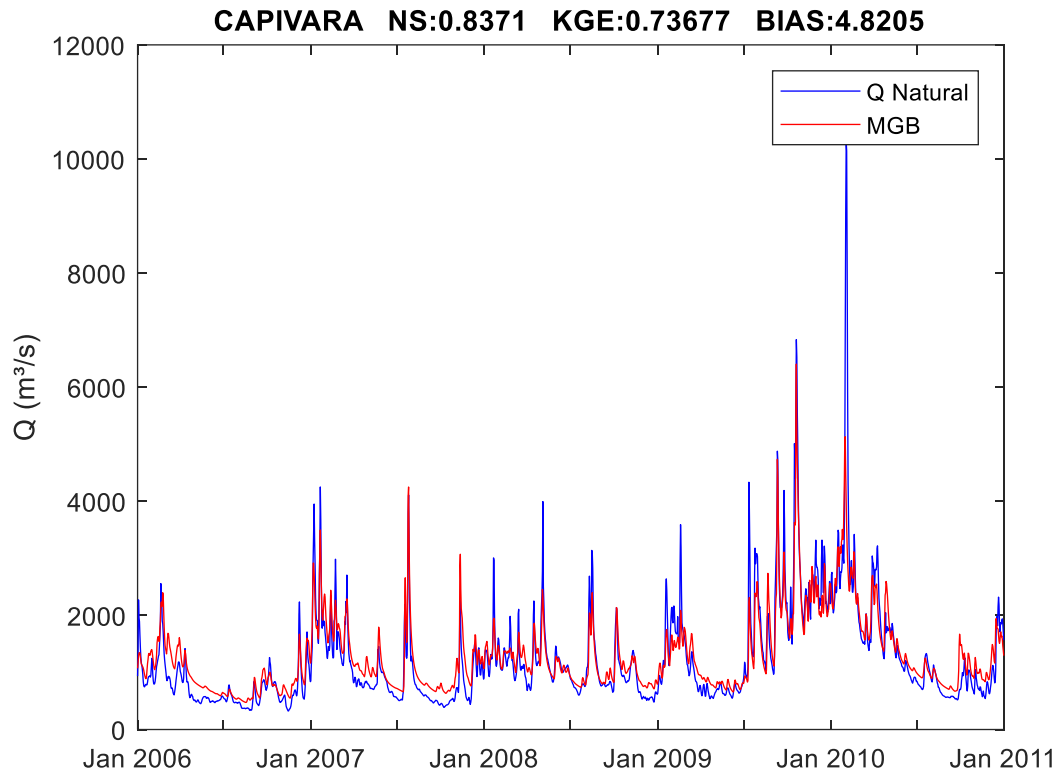


Figura 14. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Capivara, no Rio Paranapanema.

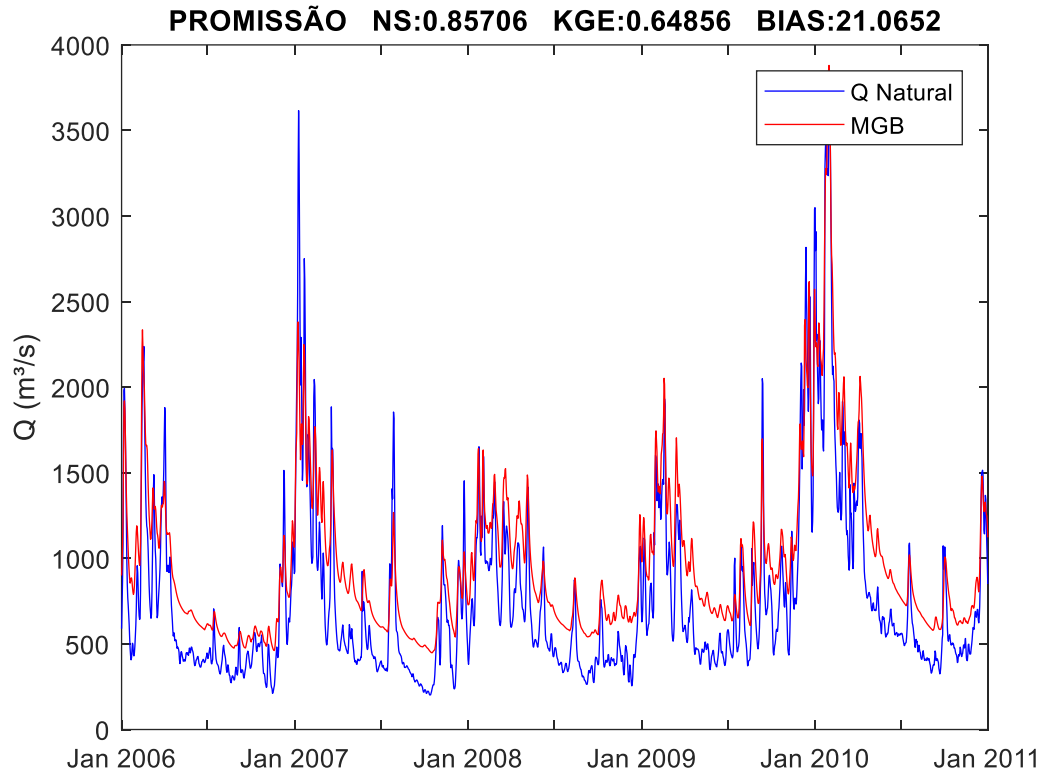


Figura 15. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Promissão, no Rio Tietê.

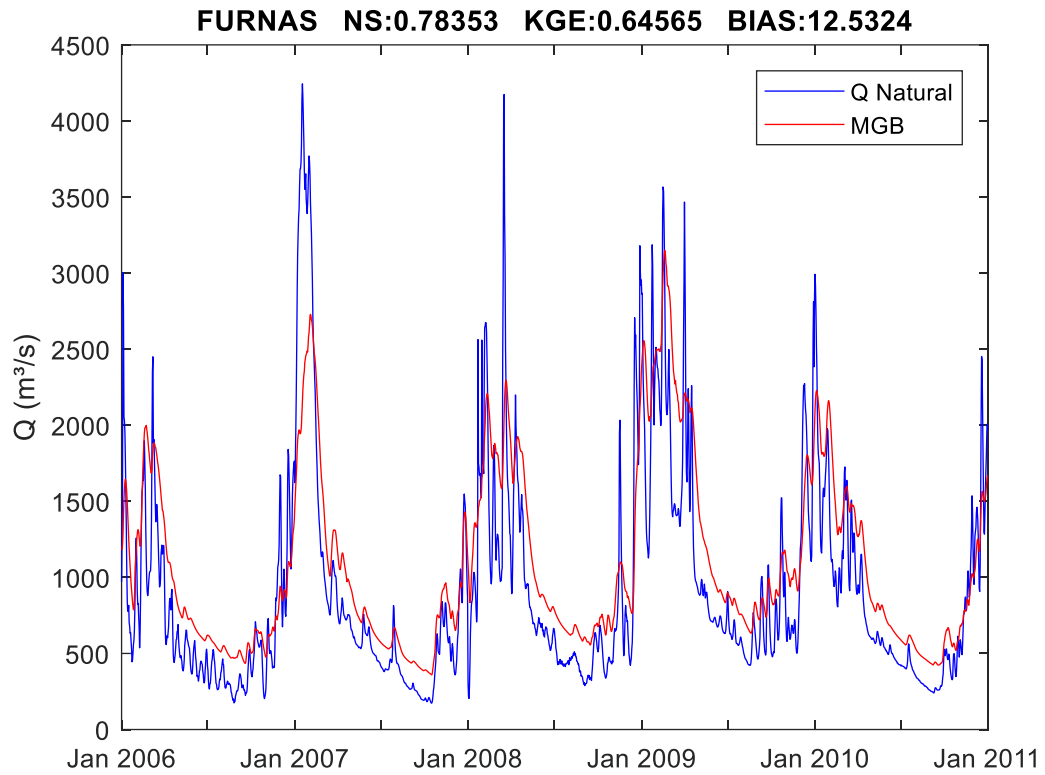


Figura 16. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Furnas, no Rio Grande.

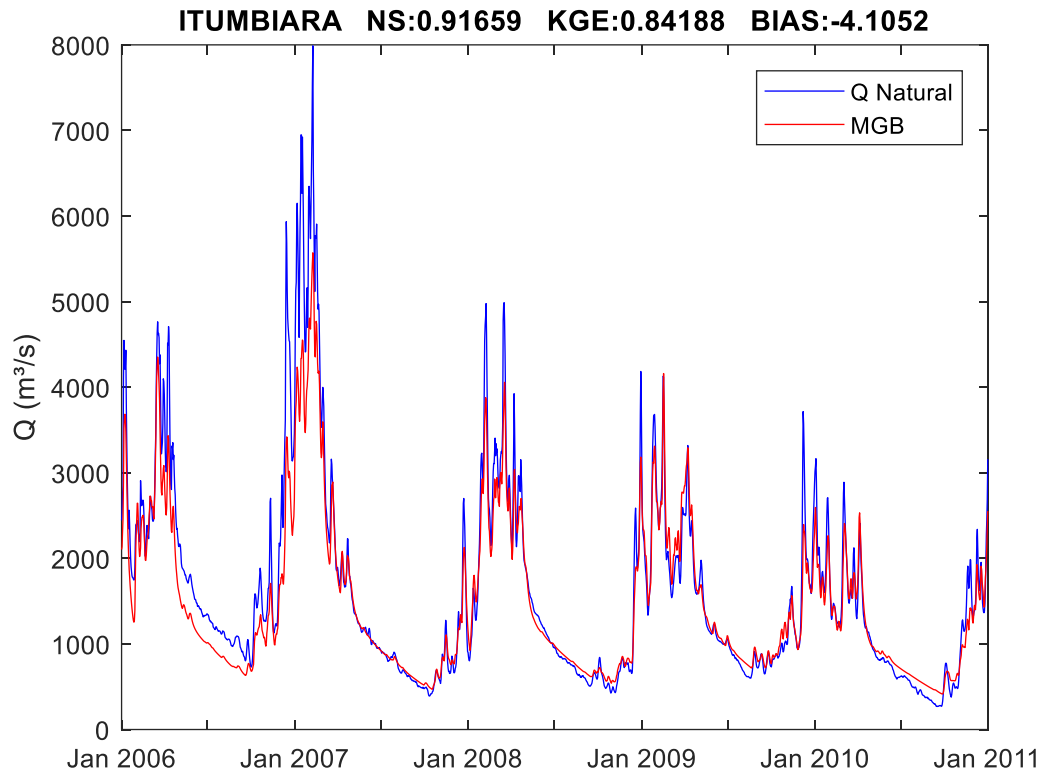


Figura 17. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Itumbiara, no Rio Paranaíba.

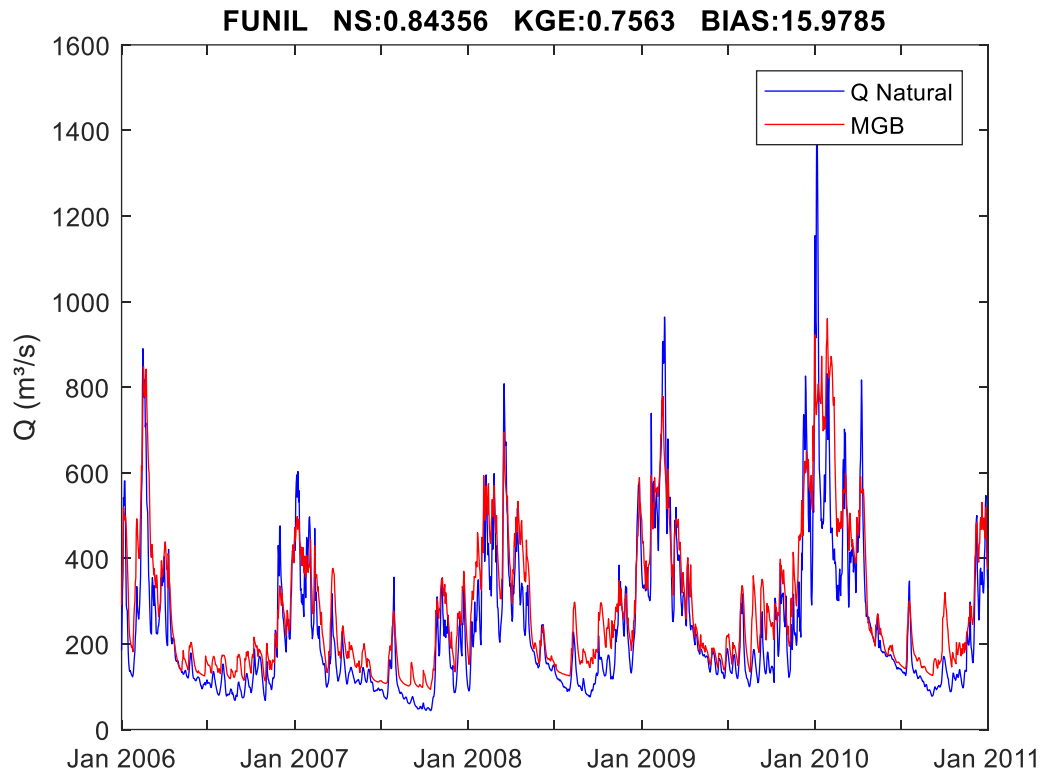


Figura 18. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Funil, no Rio Paraíba do Sul.

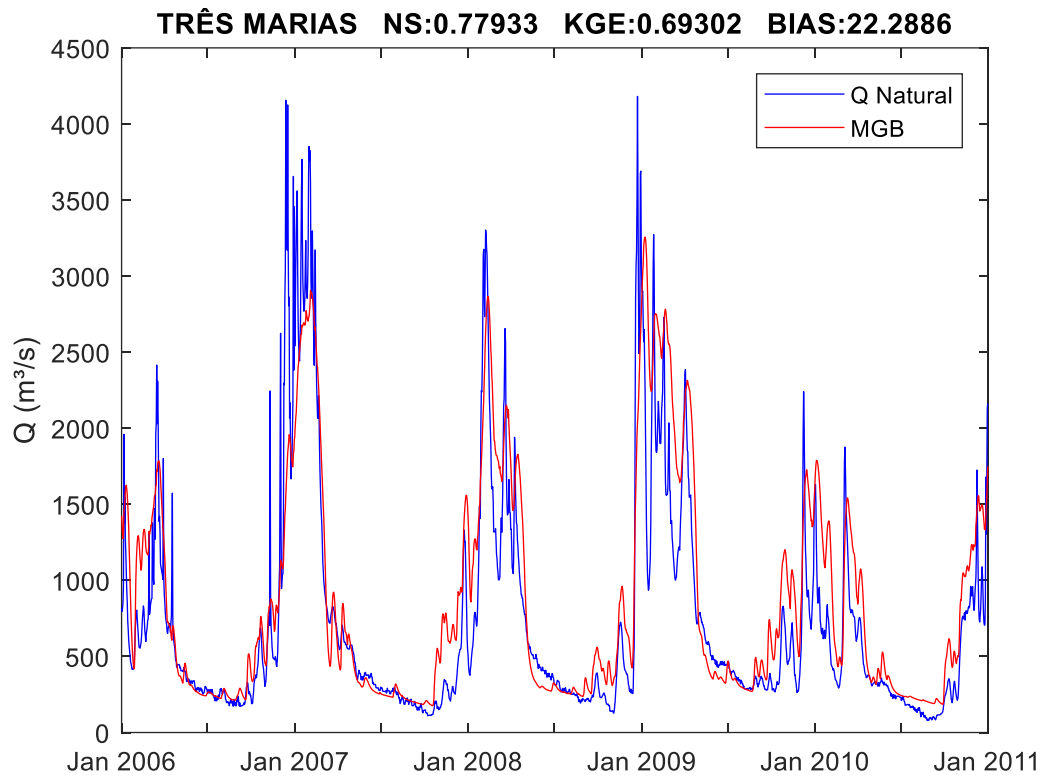


Figura 19. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Três Marias, no Rio São Francisco.

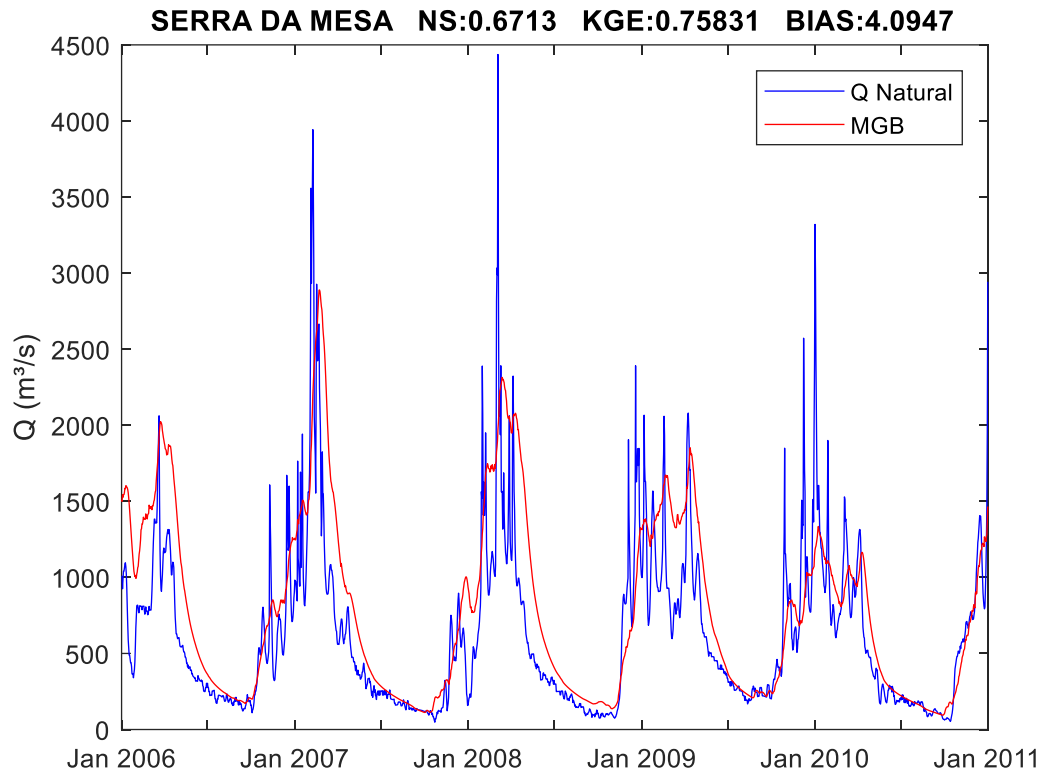


Figura 20. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Serra da Mesa, no Rio Tocantins.

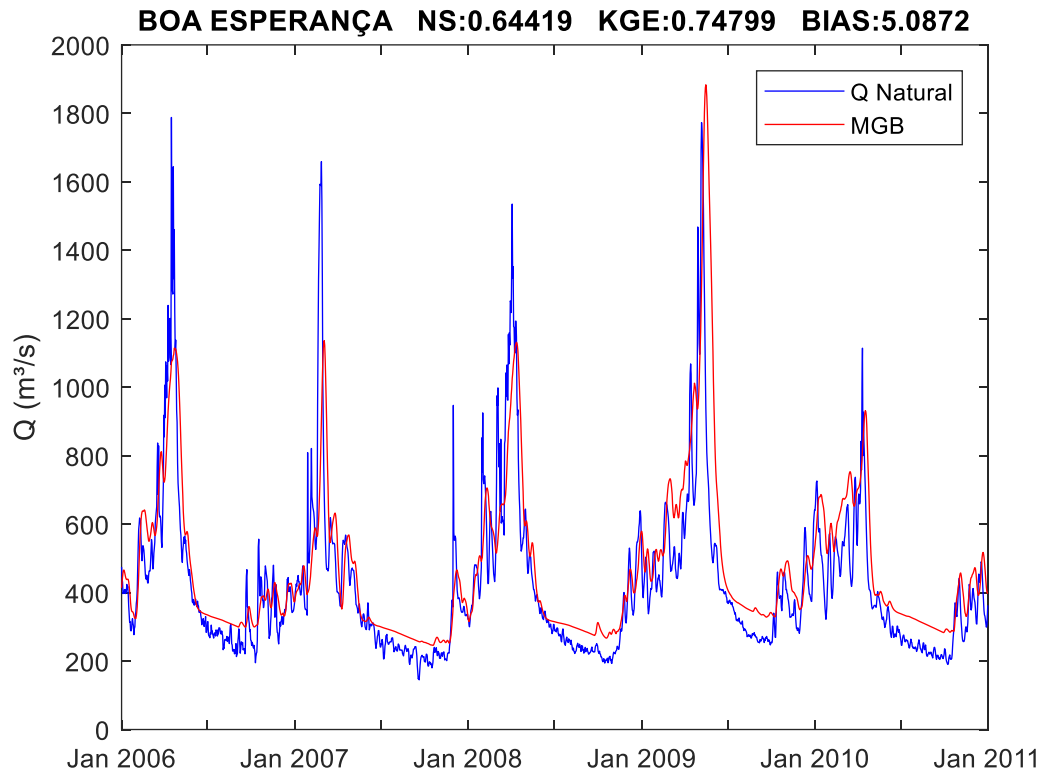


Figura 21. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Boa Esperança, no Rio Parnaíba.

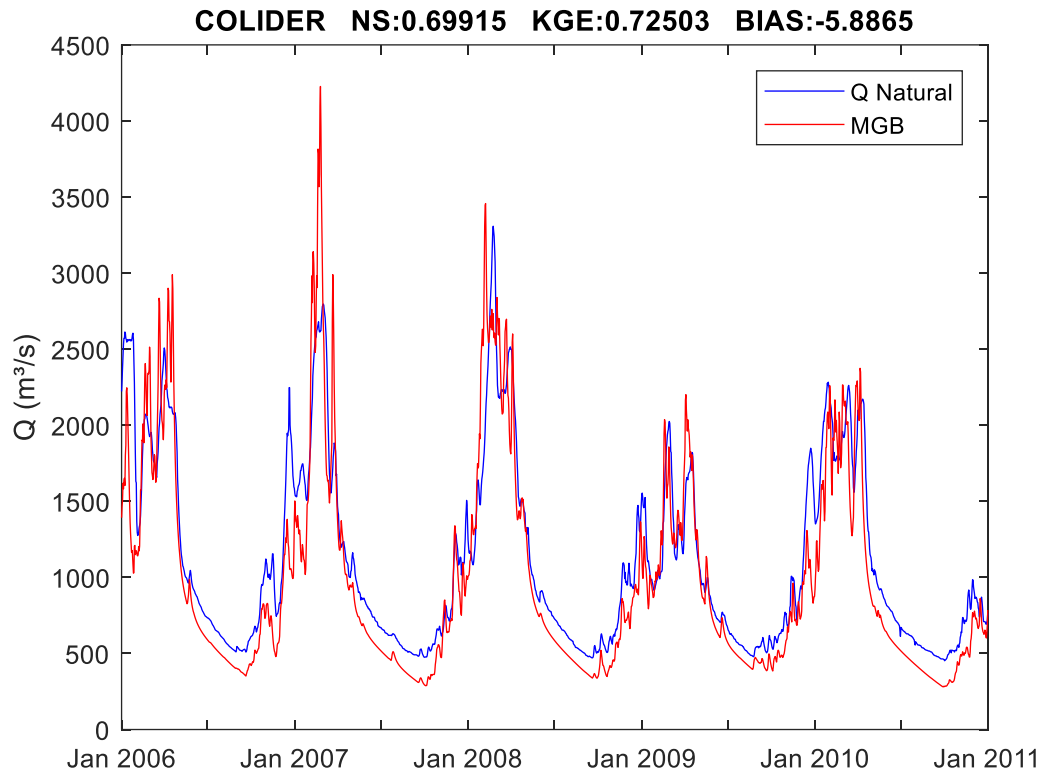


Figura 22. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Colider, no Rio Teles Pires.

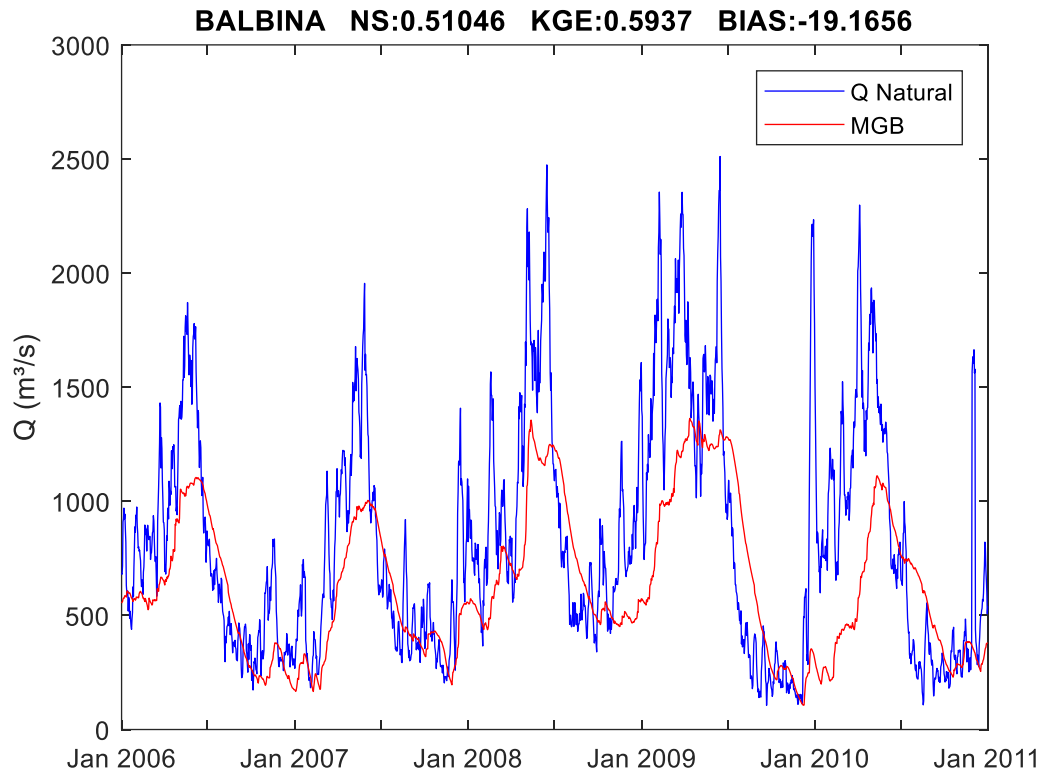


Figura 23. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Balbina, no Rio Uatumã.

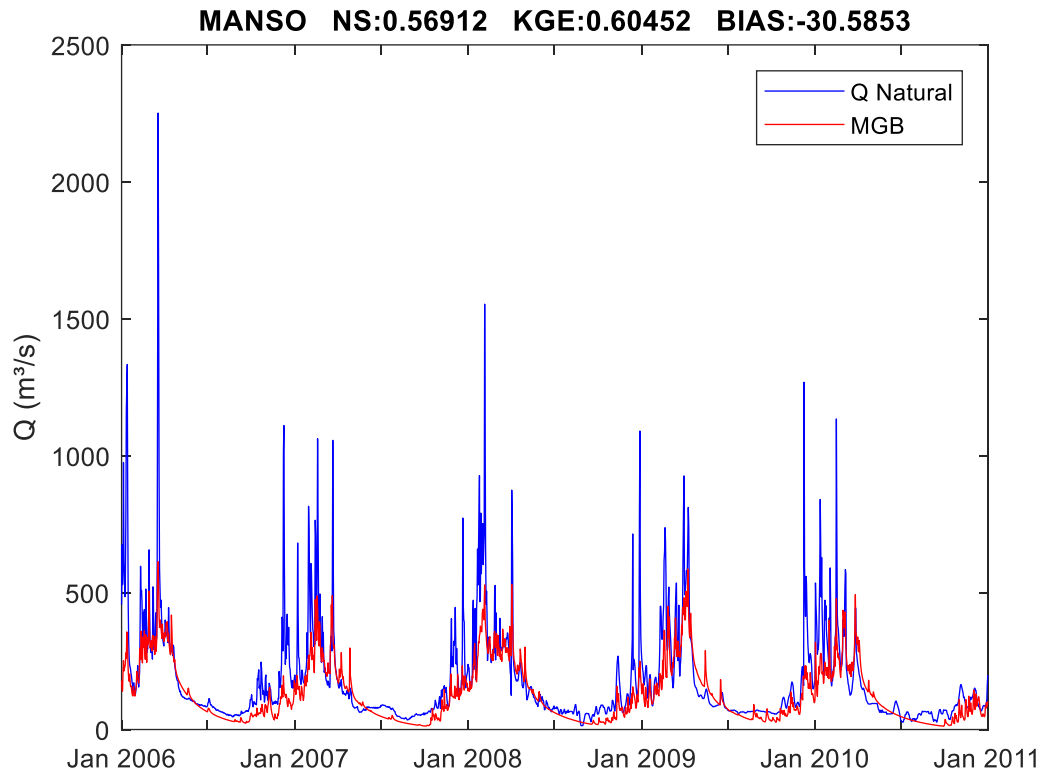


Figura 24. Hidrogramas observado (vazões naturalizadas, em azul) e simulado com o modelo MGB-SA para a área montante do reservatório de Manso, no Rio Manso.

Em seguida, a Figura 25 apresenta mapas com o coeficiente de Nash-Sutcliffe (à esquerda) e com o BIAS (à direita) para as UHEs de interesse. Observa-se que os menores valores de NS são predominantemente encontrados em UHEs localizadas nas cabeceiras dos rios, isto é, com áreas de drenagem menores. Ainda, é encontrado um viés positivo mais elevado para as usinas localizadas ao longo dos rios Uruguai e São Francisco. Os valores das métricas calculadas para as 153 UHEs encontram-se dispostos na Tabela 1.

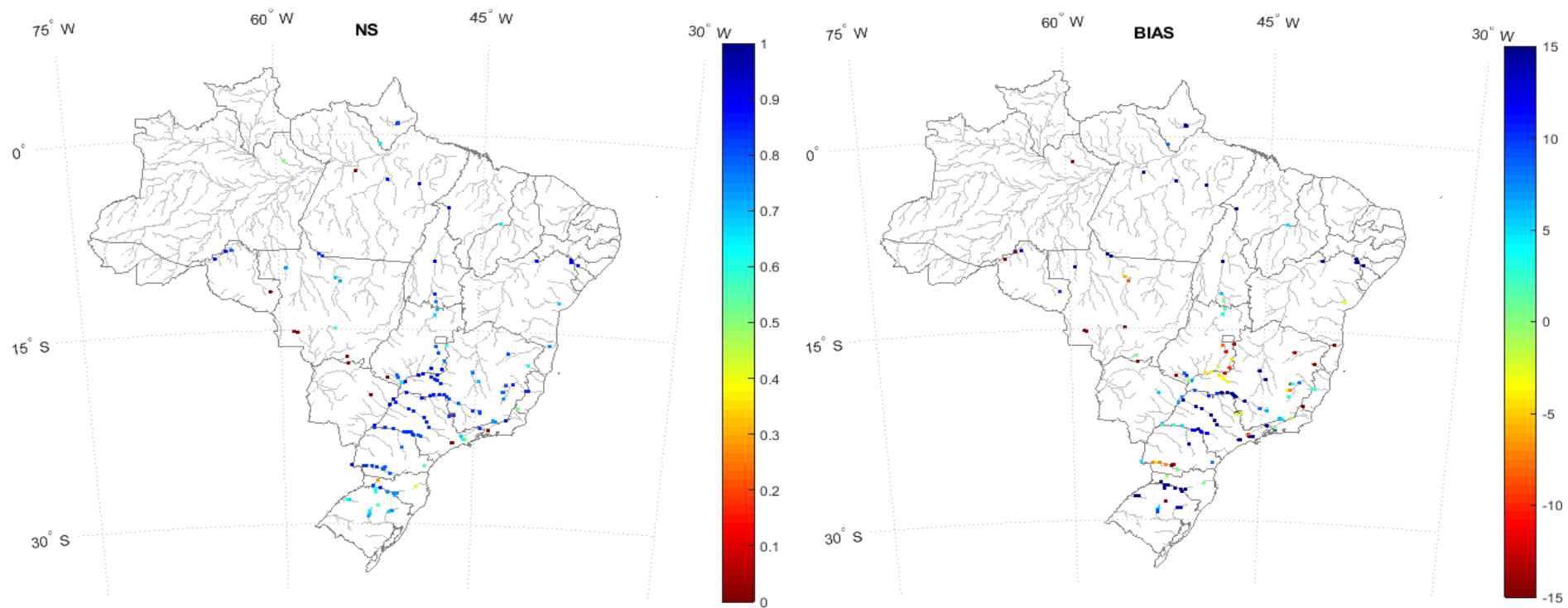


Figura 25. Mapa com valores de Nash-Sutcliffe (NS) e BIAS, calculados entre as vazões naturalizadas do ONS e simulação com modelo MGB.

Tabela 1. Métricas de desempenho da simulação com modelo MGB, em comparação com vazões naturalizadas, disponibilizadas pelo ONS.

UHE	KGE	NS	NSlog	BIAS	r
CAMARGOS	0.8297	0.8251	0.8691	6.3110	0.9085
ITUTINGA	0.8297	0.8251	0.8691	6.3110	0.9085
FUNIL-MG	0.7813	0.8374	0.8852	8.6444	0.9155
FURNAS	0.6457	0.7835	0.8249	12.5324	0.8934
M. MORAES	0.6462	0.8112	0.8412	15.2306	0.9070
L. C. BARRETO	0.6634	0.8299	0.8537	15.2766	0.9160
JAGUARA	0.6718	0.8377	0.8600	15.9905	0.9185
IGARAPAVA	0.6902	0.8472	0.8697	16.3026	0.9219
VOLTA GRANDE	0.7283	0.8598	0.8812	14.3325	0.9279
P. COLOMBIA	0.7935	0.8707	0.8960	9.8381	0.9333
CACONDE	0.7689	0.8182	0.8596	-2.2819	0.9167
E. DA CUNHA	0.4263	0.1599	0.0376	-20.5740	0.4720
LIMOEIRO	0.7619	0.8207	0.8552	-1.8468	0.9194
MARIMBONDO	0.8718	0.8624	0.9122	10.4004	0.9367
A. VERMELHA	0.8825	0.8742	0.9177	9.2191	0.9408
S.DO FACÃO	0.8713	0.8767	0.8918	-9.7226	0.9365
EMBORCAÇÃO	0.8005	0.8657	0.8994	-12.6347	0.9535
NOVA PONTE	0.7834	0.8472	0.8690	-3.0619	0.9349
MIRANDA	0.7670	0.8503	0.8679	-3.3176	0.9416
C.BRANCO-1	0.7687	0.8516	0.8665	-3.4982	0.9423
C.BRANCO-2	0.7690	0.8464	0.8562	-4.5680	0.9403
CORUMBA-4	0.7936	0.7896	0.8601	-8.2228	0.8974
CORUMBA-3	0.8003	0.8086	0.8772	-11.2902	0.9112
CORUMBA	0.8688	0.8843	0.9067	-1.6280	0.9433
ITUMBIARA	0.8419	0.9166	0.9254	-4.1052	0.9697
C. DOURADA	0.8708	0.9228	0.9318	-4.6202	0.9689
SÃO SIMÃO	0.9231	0.9448	0.9308	3.0089	0.9720
CACU	0.8738	0.7943	0.8676	8.6013	0.9078
B.COQUEIROS	0.8633	0.7963	0.8710	10.1464	0.9095

FOZ DO RIO CLARO	0.8815	0.8058	0.8674	7.1179	0.9082
SALTO	0.6094	0.6268	0.6409	-0.7566	0.9139
S.R.VERDINHO	0.6172	0.6411	0.6667	-0.6928	0.9171
ESPORA	- 0.0510	- 0.0677	- 0.4332	-14.5571	0.8476
I. SOLTEIRA	0.9100	0.9483	0.9455	6.6559	0.9744
HENRY BORDEN	- 0.3874	0.0079	- 0.0193	-78.6531	0.0932
BILLINGS	- 0.1350	0.0711	0.2545	84.7796	0.4696
GUARAPIRANGA	- 1.0031	- 0.9332	0.3515	191.6089	0.5858
B. BONITA	0.6155	0.8344	0.8132	24.2171	0.9139
BARIRI	0.6382	0.8562	0.8341	21.1975	0.9272
IBITINGA	0.6837	0.8683	0.8501	19.0817	0.9323
PROMISSÃO	0.6486	0.8571	0.8311	21.0652	0.9269
N. AVANHANDAVA	0.6419	0.8539	0.8282	18.4376	0.9293
TRÊS IRMÃS	0.6147	0.8457	0.8260	21.4649	0.9237
JUPIA	0.9026	0.9483	0.9474	7.0062	0.9742
PORTO PRIMAVERA	0.8831	0.9350	0.9334	7.9647	0.9673
JURUMIRIM	0.7324	0.8047	0.7739	11.3762	0.8975
PIRAJU	0.7551	0.8068	0.7868	11.7652	0.8983
CHAVANTES	0.7423	0.8411	0.8186	11.5647	0.9181
OURINHOS	0.7517	0.8402	0.8216	11.4215	0.9171
SALTO GRANDE CS	0.7066	0.8331	0.6604	14.0681	0.9142
CANOAS II	0.7288	0.8444	0.8243	12.6017	0.9202
CANOAS I	0.7275	0.8410	0.8220	11.4851	0.9194
CAPIVARA	0.7368	0.8371	0.8487	4.8205	0.9251
TAQUARUÇU	0.7454	0.8385	0.8535	2.3592	0.9285
ROSANA	0.7440	0.8432	0.8623	2.4812	0.9319

ITAIPU	0.8944	0.9043	0.9149	4.4898	0.9510
G. B. MUNHOZ	0.6548	0.7966	0.7268	0.8106	0.9305
SEGREDO	0.7137	0.8182	0.7661	-2.6522	0.9332
SANTA CLARA-PR	0.7250	0.7877	0.8255	-20.6569	0.9260
FUNDÃO	0.7218	0.7830	0.8265	-22.2052	0.9222
JORDÃO	0.7114	0.7856	0.8230	-25.4730	0.9246
SALTO SANTIAGO	0.7310	0.8324	0.7982	-7.3526	0.9476
SALTO OSORIO	0.7387	0.8253	0.7988	-7.3446	0.9391
SALTO CAXIAS	0.7760	0.8472	0.8146	-3.7355	0.9377
BARRA GRANDE	0.7399	0.7038	0.7044	16.7221	0.8534
CAMPOS NOVOS	0.6528	0.7394	0.6881	20.0698	0.8610
MACHADINHO	0.7377	0.7634	0.7174	14.4365	0.8759
ITÁ	0.7053	0.8611	0.7916	17.8219	0.9281
PASSO FUNDO	0.5208	0.6163	0.6350	22.8715	0.7850
MONJOLINHO	0.6172	0.6214	0.6148	16.7592	0.7904
FOZ CHAPECO	0.7133	0.8273	0.7736	14.2652	0.9101
QUEBRA QUEIXO	0.6502	0.2805	0.3857	-0.6995	0.6528
SAO JOSE	0.7585	0.6832	0.6873	15.2875	0.8466
ERNESTINA	0.6816	0.5500	0.5625	-19.0129	0.7446
PASSO REAL	0.8174	0.6216	0.7490	4.7942	0.8248
JACUI	0.8230	0.6323	0.7518	3.8373	0.8289
ITAUBA	0.8200	0.6915	0.7970	8.7534	0.8511
D. FRANCISCA	0.8179	0.7153	0.8196	9.7199	0.8613
CASTRO ALVES	0.6134	0.7292	0.7231	27.9886	0.8629
MONTE CLARO	0.7260	0.7350	0.7528	11.2715	0.8577
14 DE JULHO	0.7314	0.6793	0.7522	12.7678	0.8314
G. P. SOUZA	0.5749	0.5504	0.6040	8.4086	0.7420
SALTO PILAO	0.7187	0.4276	0.5298	0.8244	0.7190
MANSO	0.6045	0.5691	0.5268	-30.5853	0.7665
ITIQUIRA I	0.4871	0.3431	- 0.0231	-16.8096	0.7305
PONTE DE PEDRA	- 0.1706	0.0314	- 1.5381	-43.8615	0.5750

JAURO	-	-	-	-51.3653	0.5728
	0.5599	0.0309	4.4121		
PARAIBUNA	0.5272	0.4773	0.7448	44.7684	0.8584
SANTA BRANCA	0.6443	0.6329	0.7757	33.3146	0.8844
JAGUARI	0.7161	0.6874	0.6972	-9.0382	0.8384
FUNIL	0.7563	0.8436	0.8523	15.9785	0.9197
PICADA	0.8634	0.7302	0.7482	5.7235	0.8799
SOBRAGI	0.8581	0.7471	0.7568	4.8137	0.8971
ILHA POMBOS	0.8907	0.8669	0.8649	-0.7681	0.9313
LAJES	-	-	0.5649	187.6154	0.6944
	0.9451	0.5099			
FONTES	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
NILO PEÇANHA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
PEREIRA PASSOS	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
GUILM. AMORIM	0.8723	0.7831	0.8023	-2.9466	0.8857
SA CARVALHO	0.8582	0.7886	0.8008	-7.3025	0.8880
SALTO GRANDE CM	0.2055	0.2896	0.6649	-73.7949	0.8226
PORTO ESTRELA	0.7842	0.7934	0.7938	2.6858	0.8925
CANDONGA	0.8733	0.7465	0.7900	3.4764	0.8849
BAGUARI	0.8612	0.8500	0.8409	8.3702	0.9247
AIMORES	0.8244	0.8592	0.8229	2.6308	0.9292
MASCARENHAS	0.8131	0.8536	0.8119	2.0380	0.9275
ROSAL	0.4626	0.5217	0.6596	-46.4325	0.8271
STA.CLARA - MG	0.2388	0.6234	0.4911	-61.6148	0.8446
IRAPE	0.8040	0.8086	-	-13.5562	0.9007
			0.2695		
ITAPEBI	0.7868	0.7420	0.3920	-14.8440	0.8626
PEDRA DO CAVALO	0.8075	0.6759	0.1563	-2.8612	0.8253
RETIRO BAIXO	0.5225	0.6929	0.6928	44.9066	0.9046
TRÊS MARIAS	0.6930	0.7793	0.8044	22.2886	0.8900
QUEIMADO	0.7031	0.5897	0.3784	-13.3586	0.7981

SOBRADINHO	0.6829	0.8864	0.8784	26.1988	0.9468
LUIZ GONZAGA	0.6983	0.8775	0.8803	23.5446	0.9398
MOXOTO	0.7065	0.8718	0.8746	22.5533	0.9365
P. AFONSO 1, 2, 3	0.6988	0.8777	0.8820	23.5428	0.9399
XINGO	0.7067	0.8721	0.8750	22.5445	0.9367
BOA ESPERANÇA	0.7480	0.6442	0.7780	5.0872	0.8068
SERRA DA MESA	0.7583	0.6713	0.7993	4.0947	0.8212
CANA BRAVA	0.7969	0.7113	0.7910	1.8108	0.8445
SAO SALVADOR	0.8289	0.7636	0.8136	0.0337	0.8739
PEIXE ANGICAL	0.7756	0.8472	0.8807	5.6482	0.9241
LAJEADO	0.7142	0.8983	0.9105	18.4003	0.9479
ESTREITO	0.7096	0.8869	0.9149	26.4006	0.9562
TUCURUI	0.6708	0.9368	0.9086	26.4443	0.9692
SANTO ANTONIO	0.7967	0.8695	0.8500	-16.8925	0.9328
GUAPORE	-	-	-	-37.8959	0.5082
	1.0935	1.5762	5.5990		
SAMUEL	0.7627	0.7934	0.7548	13.4526	0.8926
RONDON II	0.3688	-	0.3440	10.0242	0.7886
		0.2932			
CURUA-UNA	-	-	0.7828	142.8286	0.8831
	0.4334	1.3762			
BALBINA	0.5937	0.5105	0.5107	-19.1656	0.7205
MAUA	0.5754	0.7797	0.6978	12.1971	0.9148
BATALHA	0.7764	0.7597	0.7803	-4.3157	0.9044
COARACY NUNES	0.6362	0.8033	0.8707	31.5013	0.9157
DARDANELOS	0.7747	0.7425	0.8559	20.3829	0.9055
FERREIRA GOMES	0.6336	0.8023	0.8701	31.7278	0.9152
GARIBALDI	0.6485	0.7476	0.6918	19.6369	0.8649
JIRAU	0.7899	0.8706	0.8514	-17.6997	0.9337
PASSO SAO JOAO	0.7403	0.6342	0.6616	16.9875	0.8286
SIMPLICIO	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
STO ANTONIO DO JARI	0.7781	0.6509	0.8350	8.8944	0.8935

BELO MONTE	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
CACHOEIRA CALDEIRAO	0.6408	0.8052	0.8696	30.9030	0.9154
COLIDER	0.7250	0.6992	0.8146	-5.8865	0.8835
ITIQUIRA II	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
PIMENTAL	0.4202	0.8660	0.8098	54.3592	0.9684
SAO DOMINGOS	0.3300	- 0.4405	- 0.0451	5.8252	0.7202
SAO MANOEL	0.8306	0.8381	0.9402	15.0334	0.9542
TELES PIRES	0.8293	0.8376	0.9403	15.2346	0.9541
SINOP	0.7421	0.7215	0.8275	-8.5333	0.8796
BAIXO IGUAÇU	0.7736	0.8341	0.8158	-7.3512	0.9342

2.6. ETAPA 6

A etapa 6 do projeto consistiu na simulação hidrológica com o modelo MGB-AS. As simulações de previsão de vazão estão sendo rodadas para todos os horizontes trabalhados no projeto: curto-médio prazo com os modelos ECMWF e GEFS, sub sazonal com modelo ECMWF e sazonal com o modelo ECMWF.

Além das rodadas dos modelos também estão sendo preparados os Benchmarks de comparação dos resultados, baseados nas climatologias históricas. A metodologia que foi aplicada para a preparação dos benchmarks é apresentada a seguir.

Metodologia para geração do Benchmark baseado em ESP

Para avaliar a destreza (skill) das previsões por conjunto geradas através de modelagem hidrológica e atmosférica, para os horizontes sub-sazonal e sazonal, será utilizado aqui o método ESP como previsão alternativa (benchmark).

A técnica Extended Streamflow Prediction (ESP), hoje conhecida também como Ensemble Streamflow Prediction, começou a ser desenvolvida nos Estados Unidos em meados da década de 70 para previsão de volumes afluentes com horizontes de médio prazo até sazonal. Devido a sua relativa simplicidade e robustez, o ESP ainda hoje é utilizado em alguns sistemas operacionais de previsão de vazão e tem sido adotado como benchmark em estudos de previsão por ensemble com acoplamento entre modelagem atmosférica e hidrológica, principalmente para horizontes mais longos como sazonal e sub-sazonal embora com crescente uso em horizontes de médio prazo.

A lógica por trás da metodologia do ESP é que esta assume que as observações meteorológicas em anos passados representam possíveis ocorrências futuras dos eventos. Assim, dados históricos de variáveis meteorológicas (como precipitação e temperatura) podem ser usados para gerar séries temporais que servem de entrada a um modelo hidrológico conceitual, porém com a condição que o modelo leve em consideração o estado atual de umidade da bacia.

Tomamos como exemplo uma previsão emitida em 01/01/2020 cujo horizonte é de 45 dias. Se tivermos chuva observada disponível desde 01/01/1979, o ensemble de precipitação prevista para a primeira antecedência da previsão pode ser obtido, por exemplo, reamostrando os dados históricos em todos os anos entre 1979 e e 2019, considerando a “data alvo” (i.e., 01/01/1979, 01/01/1980... 01/01/2019). Para a próxima antecedência (2 dias à frente), os dados reamostrados seriam 02/01/1979, 02/01/1980, e assim consecutivamente até 02/01/2019. Esse mesmo processo é repetido até a última antecedência de 45 dias à frente, bem como para todas as datas em que previsões são lançadas. Para finalmente produzir o ESP, o modelo MGB-SA é forçado com cada um dos cenários de precipitação prevista reamostrados das observações passadas, usando os estados do modelo atualizados para a data de inicialização da previsão (01/01/2020).

Metodologia para geração de benchmark das previsões de curto-médio prazo

Para avaliar a destreza (skill) das previsões com horizonte de médio prazo serão utilizados dois tipos de benchmarks: (i) persistência da última vazão observada e (ii) climatologia das vazões observadas.

No caso da previsão baseada na persistência, o dado de vazão mais recente disponível — i.e., do dia anterior — é assumido como sendo igual para todos os intervalos de tempo do horizonte de previsão. Este é um benchmark bastante competitivo quando há uma forte autocorrelação das vazões, tipicamente em períodos com elevada contribuição da vazão de base para a vazão total, ou quando a ascensão do hidrograma é lenta devido ao processo de propagação de vazão em rios longos com baixa declividade. Já o benchmark climatológico é dado pelo conjunto das vazões observadas para o mesmo dia do calendário, sendo este conjunto retirado do histórico de observações para anos anteriores ao período de verificação das previsões (1979-2014). Este é um benchmark que tende a ser mais competitivo quando o hidrograma observado possui um forte sinal de sazonalidade. Em geral, enquanto a persistência é mais dificilmente superada em termos de acurácia para antecedências curtas, a climatologia é mais dificilmente batida em antecedências mais longas.

A razão pela qual não se utilizou o ESP como benchmark para este horizonte de

tempo é que no escopo deste projeto não está sendo considerada a correção em tempo real das vazões (e.g., com assimilação de dados). Isto significa que erros observados no instante inicial das previsões também seriam repassados ao ESP, potencialmente diminuindo a qualidade deste benchmark em relação a uma simples persistência das últimas vazões observadas, por exemplo.

Ainda, após alguns testes preliminares, observou-se que a acurácia do benchmark climatológico varia conforme o número de membros ou agregação temporal (e.g., considerando os valores diários ou a média mensal para cada membro). Maiores acurácias em termos da métrica CRPS, por exemplo, foram identificados para um maior número de membros e para a climatologia diária, sendo que a variação de desempenho foi detectada principalmente quando o número de membros é pequeno. Portanto, para realizar uma comparação mais justa, optou-se por utilizar uma configuração idêntica ao número de membros do conjunto avaliado (ECMWF ou GEFS), onde os membros foram obtidos da distribuição empírica da climatologia das vazões (1979-2014):

- ECMWF: 50 membros equidistantes da CDF empírica de vazões observadas (quantis 1/51, 2/51, ... , 50/51);
- GEFS: 5 membros equidistantes da CDF empírica de vazões observadas (quantis 1/6, 2/6, ... , 5/6).

2.7. ETAPA 7

A etapa 7 do projeto consistiu avaliação dos resultados das simulações hidrológicas gerados na Etapa 6 do projeto. Os resultados são apresentados a seguir

2.7.1. Previsões de curto e médio prazo

Nos hidrogramas de previsão nas Figuras 26 a 32 são mostrados eventos nos quais ocorreram vazões elevadas. Nota-se que a maior parte destes hidrogramas é apresentado para Janeiro de 2016, onde ocorreram as maiores vazões durante o período de verificação principalmente na região central do Brasil. Tais hidrogramas são referentes às previsões brutas, isto é, sem aplicação de correção de viés na vazão (através do método quantil-quantil) ou

aplicação de técnicas de assimilação de dados. As previsões geradas com o modelo MGB-SA acoplado à precipitação por conjunto do ECMWF tiveram desempenhos variados, porém em geral é possível verificar que há uma concordância razoável das vazões previstas com as observadas em termos de magnitude. Pode-se observar também, visualmente, que as previsões de vazão têm capacidade de detectar algum sinal de ascensão do hidrograma com antecedências de 1 a 2 semanas. Entretanto, dado a ausência de correção em tempo real é possível notar vazões discrepantes já nos instantes iniciais de previsão, o que pode requerer tratamentos adicionais para levar em consideração as observações de vazão mais recentes.

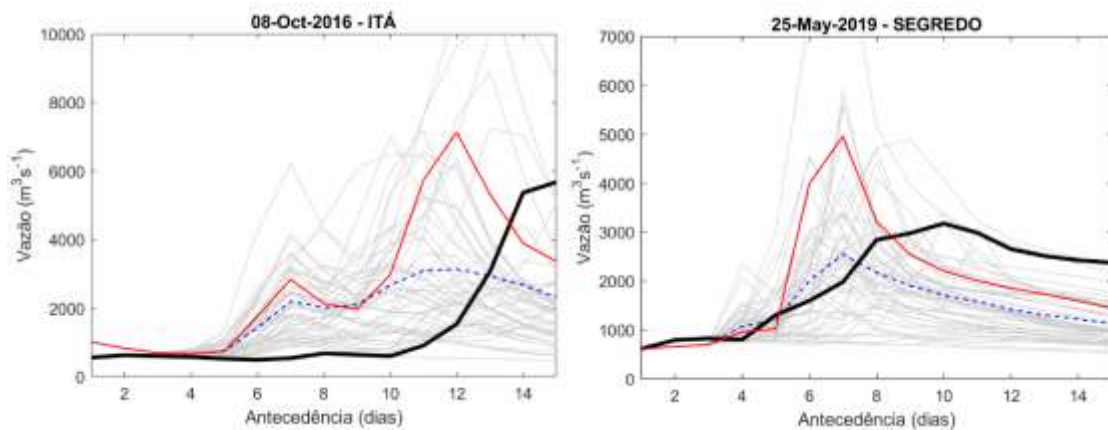


Figura 26. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Itá e Segredo, para o horizonte de médio prazo. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do ensemble, a linha azul tracejada é a média do ensemble, e a linha vermelha representa a previsão de controle.

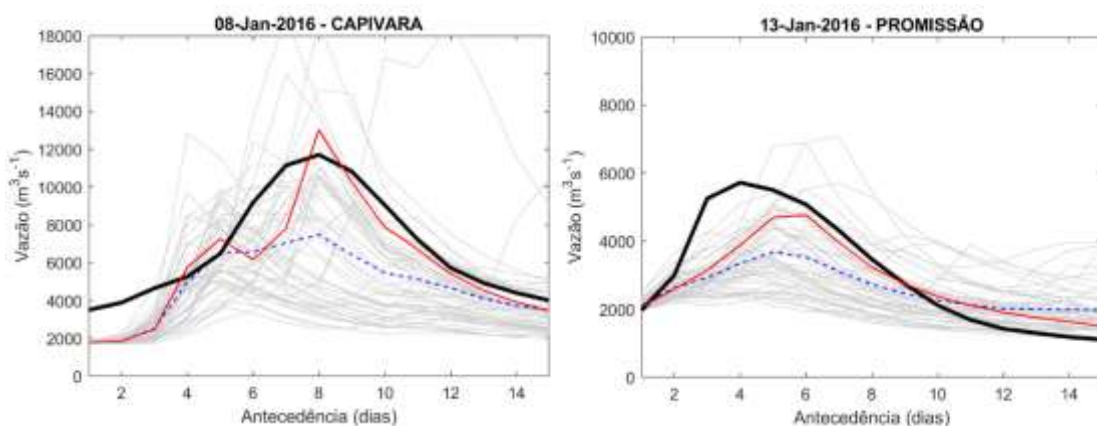


Figura 27. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Capivara e Promissão, para o horizonte de médio prazo. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do ensemble, a linha azul tracejada é a média do ensemble, e a linha vermelha representa a previsão de controle.

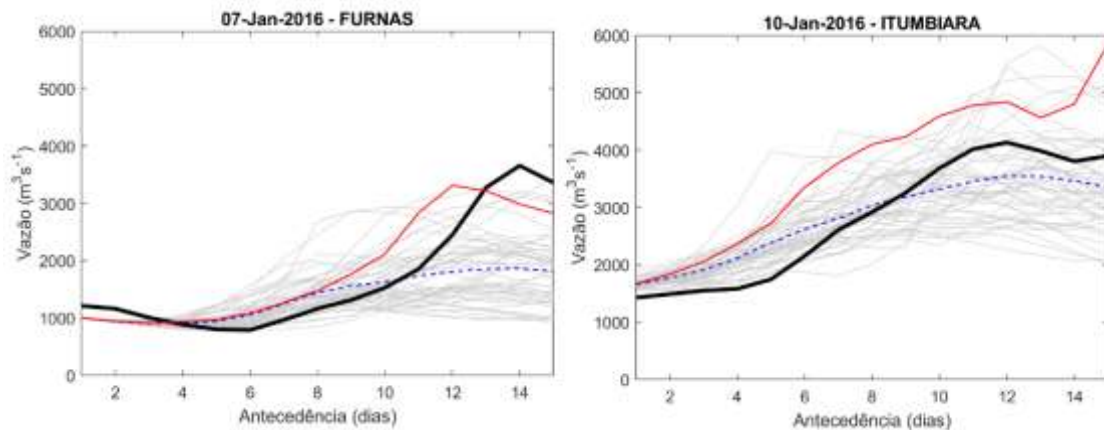


Figura 28. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Furnas e Itumbiara, para o horizonte de médio prazo. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do ensemble, a linha azul tracejada é a média do ensemble, e a linha vermelha representa a previsão de controle.

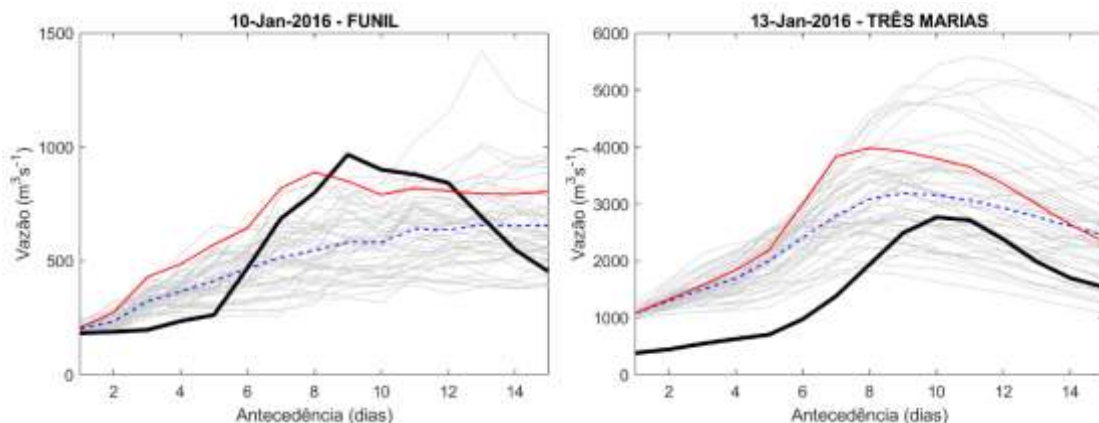


Figura 29. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Funil e Três Marias, para o horizonte de médio prazo. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do

ensemble, a linha azul tracejada é a média do ensemble, e a linha vermelha representa a previsão de controle.

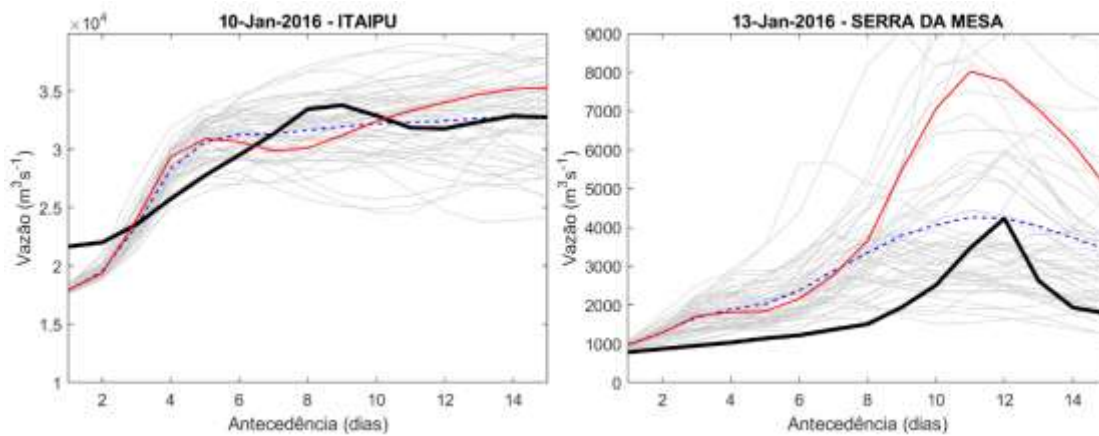


Figura 30. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Itaipu e Serra da Mesa, para o horizonte de médio prazo. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do ensemble, a linha azul tracejada é a média do ensemble, e a linha vermelha representa a previsão de controle.

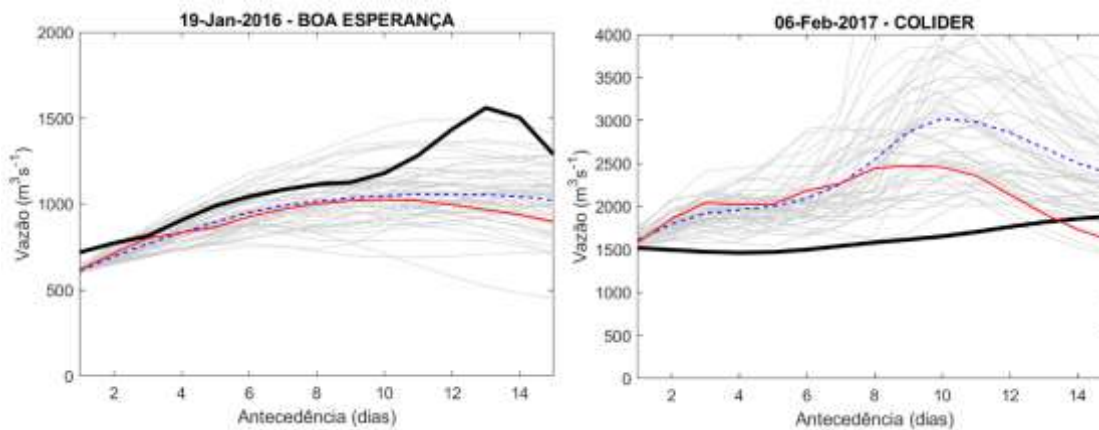


Figura 31. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Boa Esperança e Colider, para o horizonte de médio prazo. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do ensemble, a linha azul tracejada é a média do ensemble, e a linha vermelha representa a previsão de controle.

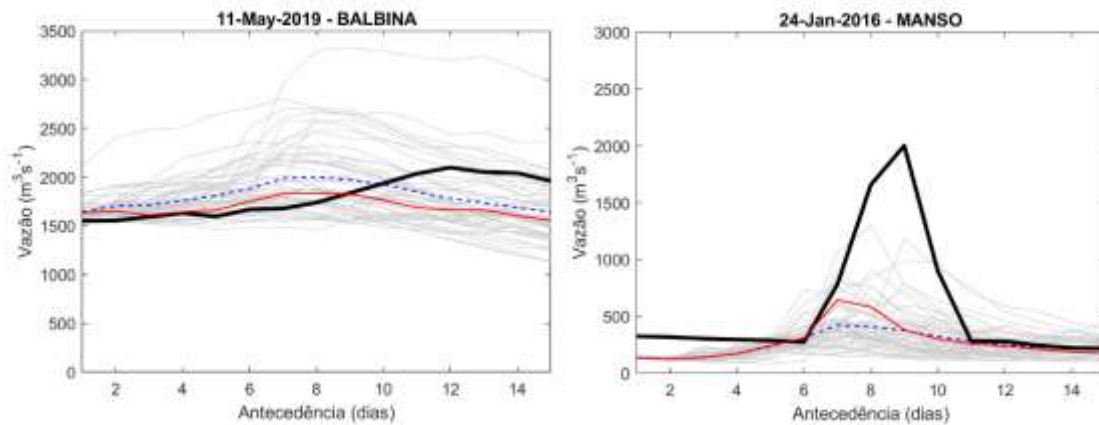


Figura 32. Exemplo de previsões de vazão para as usinas de Itaipu e Serra da Mesa para o horizonte de médio prazo. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do ensemble, a linha azul tracejada é a média do ensemble, e a linha vermelha representa a previsão de controle.

A seguir são apresentados os resultados de análises do desempenho de previsões de vazões para todas as UHEs do SIN utilizando métricas de desempenho detalhadas:

- Continuous Ranked Probability Skill Score (CRPSS): Esta métrica mede a acurácia da previsão por conjunto, avaliando a distância entre a CDF das vazões previstas e uma função degrau na vazão observada (i.e., cuja probabilidade acumulada passa de 0 para 1 exatamente no valor observado). Para uma previsão determinística, o CRPS é equivalente ao Erro Médio Absoluto. Uma vez que o *skill score* é dado sempre em comparação com um *benchmark*, o resultado da métrica é maximizado quando $CRPSS = 1$;
- Brier Skill Score (BSS), para o limiar 10 % da curva de permanência (Q_{10}): Esta métrica mede a acurácia das previsões em prever vazões acima ou abaixo do limiar de referência. Uma vez que o *skill score* é dado sempre em comparação com um *benchmark*, o resultado da métrica é maximizado quando $BSS = 1$;
- Erro Médio Relativo (MRE): Esta métrica mede se as previsões tendem a superestimar (valores positivos) ou subestimar (valores negativos) as vazões observadas. O resultado da métrica é maximizado quando $MRE = 0$;

- Erro Médio Absoluto Percentual (MAPE): Esta métrica mede a magnitude do erro das previsões em termos percentuais. O resultado da métrica é maximizado quando $MAPE = 0$;
- Nash Sutcliffe (NSE): Esta é uma das métricas mais utilizadas na aferição de modelos hidrológicos, e compara a acurácia das previsões em relação àquela dada pela média dos dados observados (o que na prática faz dele um *skill score*). O resultado da métrica é maximizado quando $NSE = 1$;
- Distância Multicritério (DM): Esta é uma métrica tipicamente utilizada pela ONS e que é dada por um resultado ótimo entre as métricas MAPE e NSE. O resultado da métrica é maximizado quando $DM = 0$.

Para o horizonte de curto-médio prazo, as métricas CRPSS e BSS utilizam aqui como *benchmarks* a climatologia das vazões observadas.

Nas próximas seções, os resultados das métricas individuais foram sumarizados em *boxplots*, que resumem o desempenho geral de todas as UHEs analisadas no projeto. Para geração dos resultados, calculou-se médias semanais a partir das previsões diárias, e o desempenho foi apresentado para a média das antecedências 1-7 dias e para a média das antecedências 8-15 dias. No caso do limiar para o BSS, calculou-se o percentil 10 % da série de vazões naturais médias semanais, no período de 1979-2014. As análises são apresentadas levando-se em consideração todas as faixas de vazão (i.e., vazões altas, moderadas, e baixas).

A Figura 33 apresenta os resultados de acurácia das previsões de vazão por conjunto (*ensemble*) e controle (*ctrl*) com chuva prevista do ECMWF, com base na métrica CRPSS. Valores desta métrica acima da linha de zero indicam que há destreza da previsão em relação ao *benchmark* avaliado (persistência ou climatologia), enquanto que os valores abaixo de zero indicam que a acurácia das previsões de vazão é menor do que a acurácia do *benchmark* em questão. Nota-se que a previsão por conjunto tende a ter acurácia geral maior do que a previsão por controle, principalmente para a vazão média nas antecedências de 8-15 dias. Observa-se também que a maioria das usinas não demonstrou destreza em relação à persistência para as antecedências 1-7 dias, onde os resultados geralmente indicaram $CRPSS < 0$. Em relação à climatologia, pode-se perceber que para as antecedências 8-15 dias apenas a previsão por conjunto teve destreza para mais de 50 % das usinas.

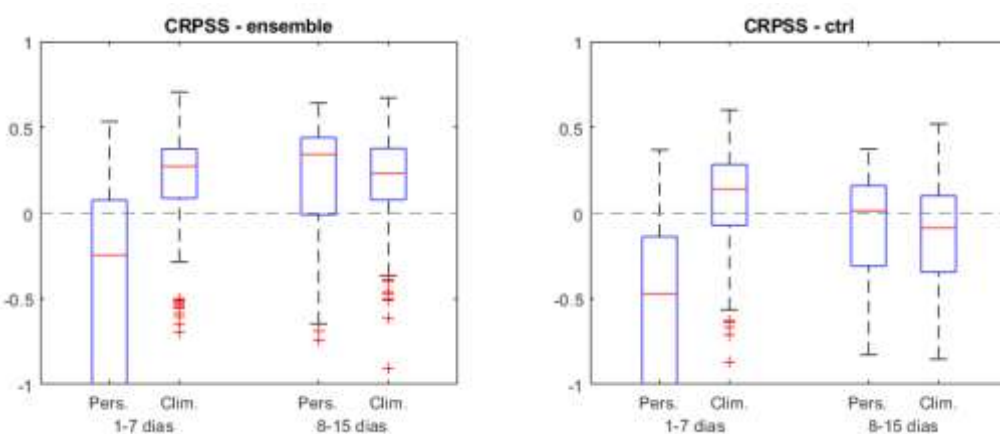


Figura 33. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte de médio prazo, para a métrica CRPSS. Os gráficos na esquerda e na direita representam os resultados para o *ensemble* de 50 membros e para a previsão de controle (*ctrl*), respectivamente. Os benchmarks usados para comparação das previsões são a persistência (*pers.*) e climatologia das vazões observadas (*clim.*).

A Figura 34 apresenta os resultados de acurácia das previsões de vazão por conjunto (*ensemble*) e controle (*ctrl*), com base na métrica BSS. Valores

desta métrica acima da linha de zero indicam que há destreza da previsão em relação ao *benchmark* avaliado (persistência ou climatologia), enquanto que valores abaixo de zero indicam que a acurácia das previsões de vazão em indicar vazões acima ou abaixo do limiar de 10 % da curva de permanência é menor do que a acurácia do *benchmark* em questão. Assim como verificado anteriormente para o CRPSS, a previsão por conjunto tende a ter um acurácia maior do que a previsão por controle, cuja diferença fica mais visível para a vazão média nas antecedências de 8-15 dias. Observa-se também que em muitas usinas não houve destreza na indicação de vazões superando ou não o limiar em relação à persistência para as antecedências 1-7 dias, onde os resultados indicaram $BSS < 0$. Apenas nas antecedências de 8-15 dias pode ser notado algum benefício para a maioria das usinas e para o critério avaliado, considerando as previsões por conjunto.

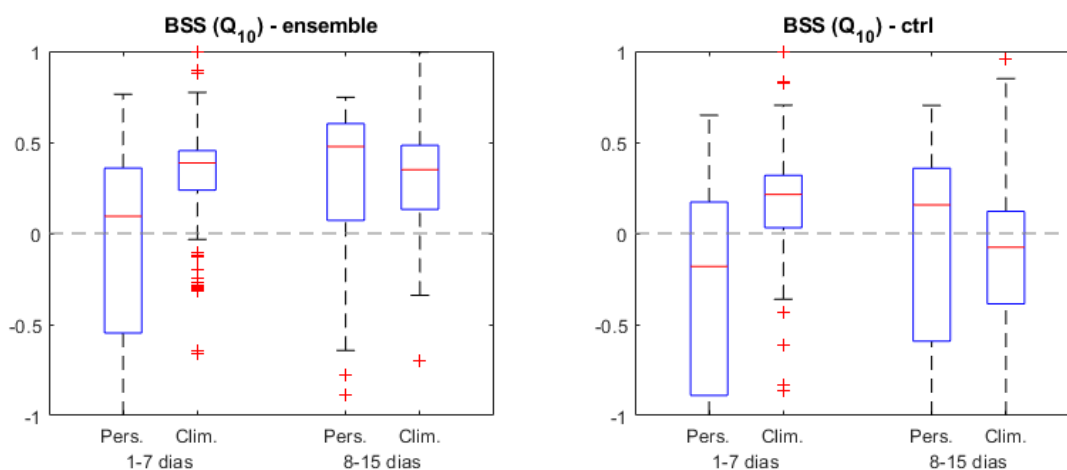


Figura 34. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte de médio prazo, para a métrica BSS. Os gráficos na esquerda e na direita representam os resultados para o *ensemble* de 50 membros e para a previsão de controle (ctrl), respectivamente. Os benchmarks usados para comparação das previsões são a persistência (pers.) e climatologia das vazões observadas (clim.).

A Figura 35 apresenta os resultados de MRE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*) e controle (ctrl). Observa-se que não há diferenças significativas entre os erros relativos percentuais da média da

previsão por conjunto e da previsão por controle. Em geral, as previsões tendem a apresentar um MRE positivo, isto é, com tendência de superestimativa. O MRE possui pequena variação entre as antecedências analisadas, com valores de 25 % para a média das vazões de 1-7 dias até valores em torno de 30 % para a média das vazões entre 8-15 dias, considerando a mediana das UHEs. 75 % das UHEs tiveram valores abaixo de ~50 % de MRE, indicando que os erros percentuais podem ser bastante expressivos.

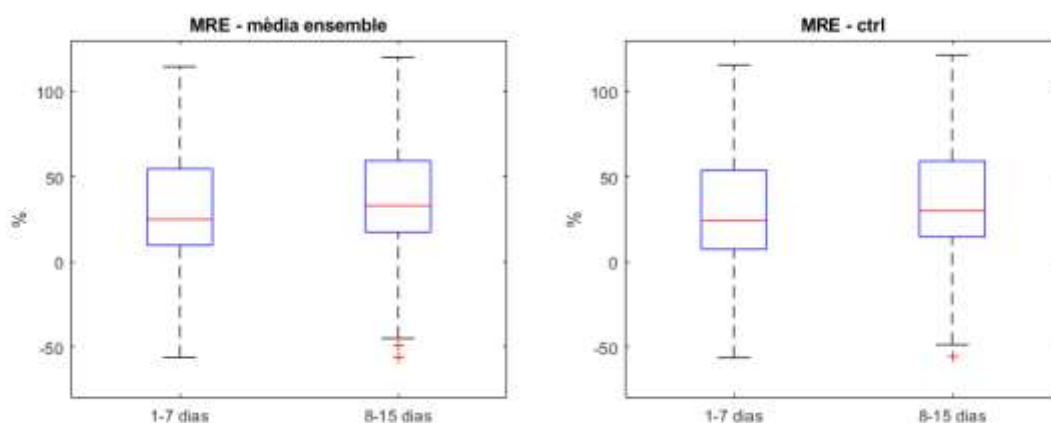


Figura 35. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte de médio prazo, para o Erro Médio Relativo (MRE). Os gráficos na esquerda e na direita representam os resultados para o *ensemble* de 50 membros e para a previsão de controle (ctrl), respectivamente.

A Figura 36 apresenta os resultados de NSE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*) e controle (ctrl). A média do conjunto apresentou uma acurácia geral maior do que a previsão por controle, porém este ganho de desempenho pode ser visualmente identificado apenas nas antecedências de 8-15 dias. Na mediana das UHEs, o NSE das previsões atingiu valores ligeiramente maiores que 0.6 nas antecedências de 1-7 dias, enquanto que para as antecedências mais longas o NSE mediano foi igual a 0.53 e 0.35, respectivamente, para a média do conjunto e a previsão de controle.

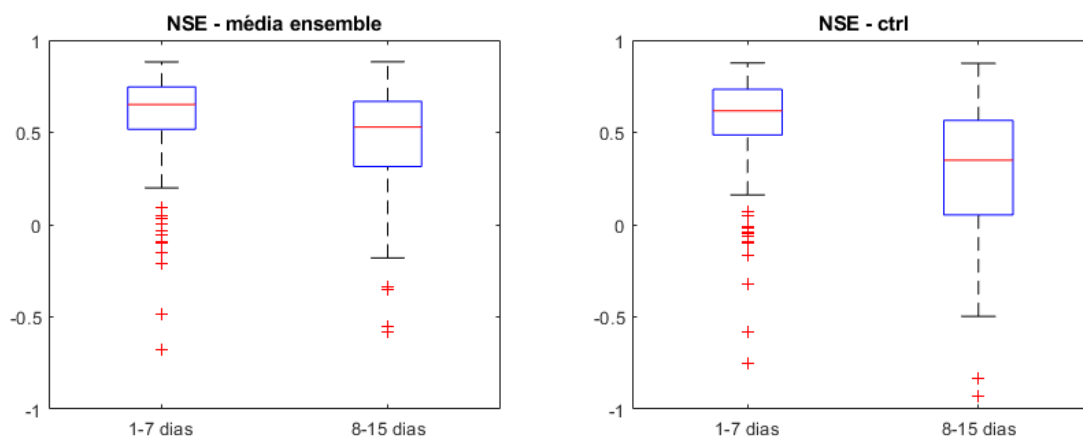


Figura 36. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte de médio prazo, para o índice de Nash-Sutcliffe (NSE).

Os gráficos na esquerda e na direita representam os resultados para o *ensemble* de 50 membros e para a previsão de controle (ctrl), respectivamente.

A Figura 37 apresenta os resultados de MAPE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*) e controle (ctrl). Assim como visualizado anteriormente para o MRE, não são identificadas diferenças significativas entre os erros absolutos percentuais da média da previsão por conjunto e da previsão por controle. Referente às antecedências analisadas, em termos medianos o MAPE das previsões atingiu valores de 38 % para 1-7 dias à frente, sendo que estes valores alcançaram 45 % para 8-15 dias independentemente do tipo de previsão (média do *ensemble* ou controle). 75 % das UHEs tiveram valores abaixo de 65 % de MAPE, indicando que existem UHEs onde os erros absolutos percentuais podem ser bastante expressivos.

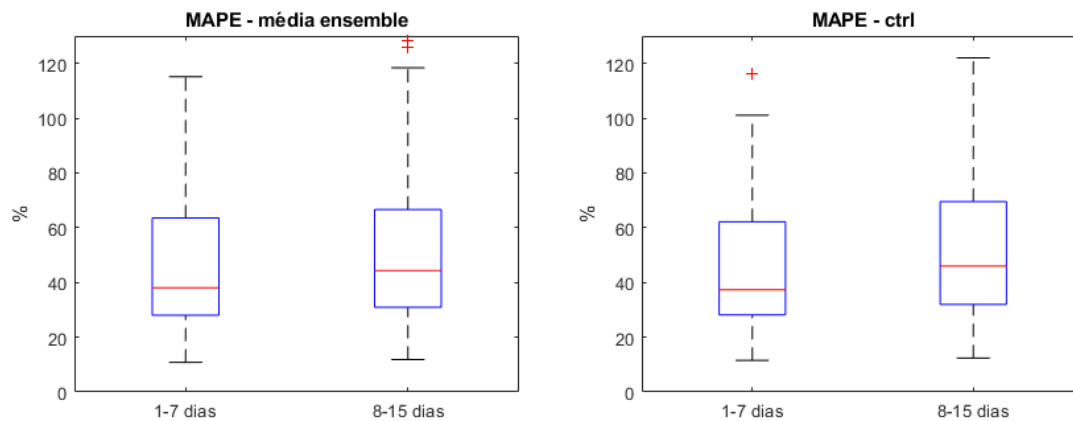


Figura 37. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte de médio prazo, para o Erro Médio Absoluto Percentual (MAPE). Os gráficos na esquerda e na direita representam os resultados para o *ensemble* de 50 membros e para a previsão de controle (ctrl), respectivamente.

A Figura 38 apresenta os resultados de DM das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*) e controle (ctrl). A média do conjunto apresentou uma distância multicritério geral menor (ou seja, com melhor desempenho) do que a previsão por controle, porém este ganho pode ser visualmente identificado apenas nas antecedências de 8-15 dias. Na mediana das UHEs, o DM das previsões atingiu valores próximos de 0.55 nas antecedências de 1-7 dias, enquanto que para as antecedências de 1-8 dias o DM mediano foi igual a 0.70 e 0.84, respectivamente, para a média do conjunto e a previsão de controle.

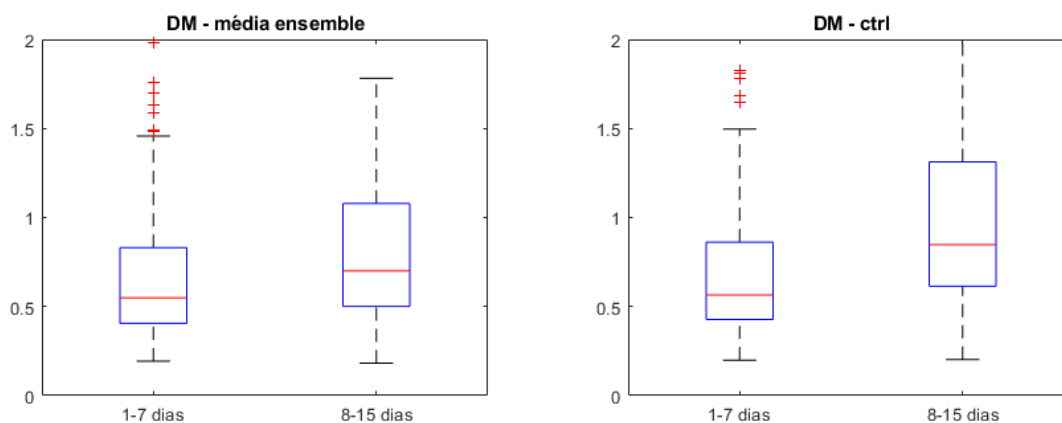


Figura 38. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte de médio prazo, para a Distância Multicritério (DM). Os gráficos na esquerda e na direita representam os resultados para o *ensemble* de 50 membros e para a previsão de controle (ctrl), respectivamente.

Até este ponto foram apresentados resultados de análises para as previsões no curto-médio prazo onde identificadas possibilidades de melhorias adotando um modelo do tipo AR1 para correção de saídas. Na sequência foram feitas análises e são apresentados os resultados desta aplicação, incluindo comparações com os resultados do ONS (Operador Nacional do Sistema).

A seguir são apresentados os resultados de análises do desempenho das previsões com correção pelo modelo autorregressivo (AR1) para todas as UHEs do SIN, no período entre 2015 e 2020. As métricas utilizadas para a verificação estatística, foram: Erro Médio Relativo (MRE), Erro Médio Absoluto Percentual (MAPE) e Nash Sutcliffe (NSE).

A avaliação das previsões de curto-médio prazo foi realizada em dois intervalos de análise, compreendidos pelas antecedências 1 a 7 e 8 a 15 dias. Assim, as métricas foram calculadas considerando a média em cada intervalo e sumarizadas em *boxplots* contendo os resultados para as UHEs selecionadas.

A Figura 39 apresenta os resultados de MAPE da previsão de controle (ctrl), com correção do viés pelo método quantil-quantil, e da previsão de vazão corrigida com modelo AR1. Observa-se que a correção da previsão pelo modelo

AR1 gerou valores de MAPE menores que a previsão por controle nos dois intervalos avaliados. No que se refere às medianas da primeira antecedência (1-7 dias), houve diferença de 18 % entre o MAPE da previsão de controle, que atingiu 34%, e a previsão com modelo AR1 (15%), representando uma redução de 44% nos erros médios absolutos percentuais. Além disso, 75 % das UHEs possuíam valores de MAPE abaixo de 52 % na previsão de controle, porém com aplicação do modelo AR1 os valores de MAPE reduziram para 30%. Para a segunda antecedência (8-15 dias) o valor da mediana de MAPE foi cerca de 39% na previsão de controle, enquanto que para previsão com o modelo AR1 foi ~31%. Além da maior proximidade na mediana, nota-se que no segundo intervalo de antecedência os valores de MAPE também foram próximos nos percentis, comportamento que evidencia a perda no desempenho da correção para longas antecedências e que pode ser observado nos hidrogramas.

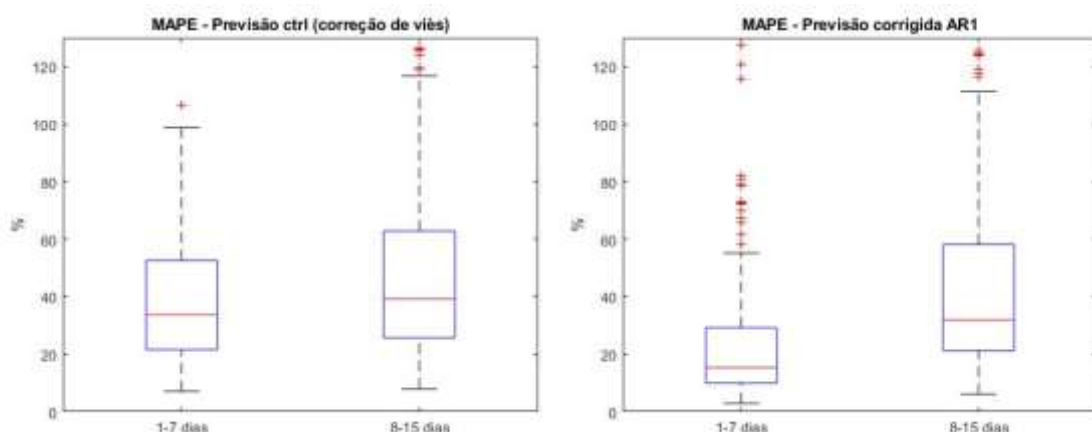


Figura 39. Resultados das previsões de controle (ctrl) da vazão com correção do viés (esquerda) e previsões corrigidas com modelo autorregressivo (direita) com horizonte de médio prazo, para o Erro Médio Absoluto Percentual (MAPE).

A Figura 40 apresenta os resultados de MRE da previsão de controle da vazão e da previsão corrigida com o modelo AR1. Observa-se que ambas as previsões apresentaram valores de MRE positivo, indicando tendência de superestimativa. Para a antecedência de 1-7 dias, foram obtidas diferenças maiores entre as medianas de MRE, sendo ~13% para previsão de controle e 5% para previsão com modelo AR1. O MRE apresentou menor variação na segunda antecedência (8-15 dias), com valor de mediana em torno de 21% para

previsão de controle e 16% para previsão com modelo AR1. Ademais, 75 % das UHEs tiveram valores abaixo de ~47 % de MRE para a previsão controle, indicando que os erros percentuais podem ser expressivos, e com a correção pelo modelo AR1 esse valor foi ~33%.

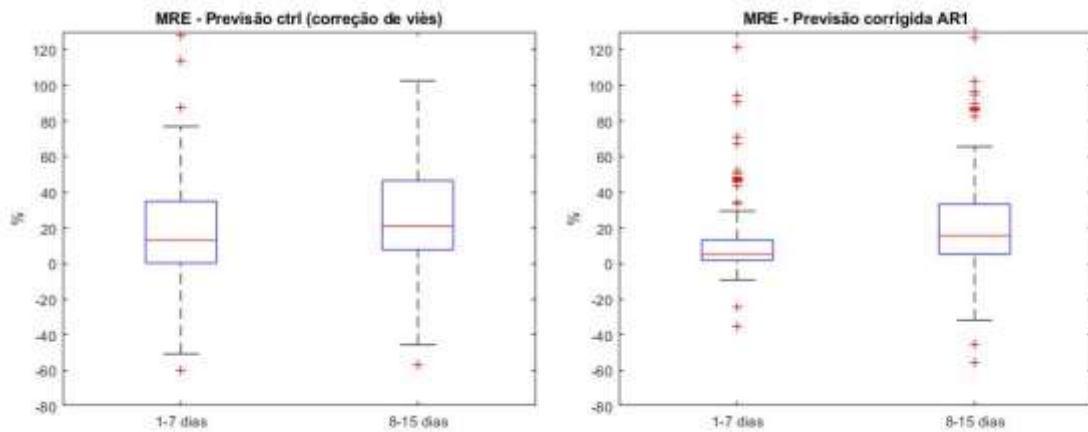


Figura 40. Resultados das previsões de controle (ctrl) da vazão com correção do viés (esquerda) e previsões corrigidas com modelo autorregressivo (direita) com horizonte de médio prazo, para o Erro Médio Relativo (MRE).

A Figura 41 apresenta os resultados de NSE das previsões de controle da vazão e das previsões corrigidas com modelo AR1 agrupadas em antecedências de duas semanas. A previsão corrigida com modelo AR1 apresentou maior acurácia do que a previsão por controle, onde os valores da mediana de NSE foram, respectivamente, 0.76 e 0.58 nas antecedências de 1-7 dias. Já nas antecedências de 8-15 dias a diferença foi menor, e o NSE da previsão corrigida com modelo AR1 foi ligeiramente superior (~0.3).

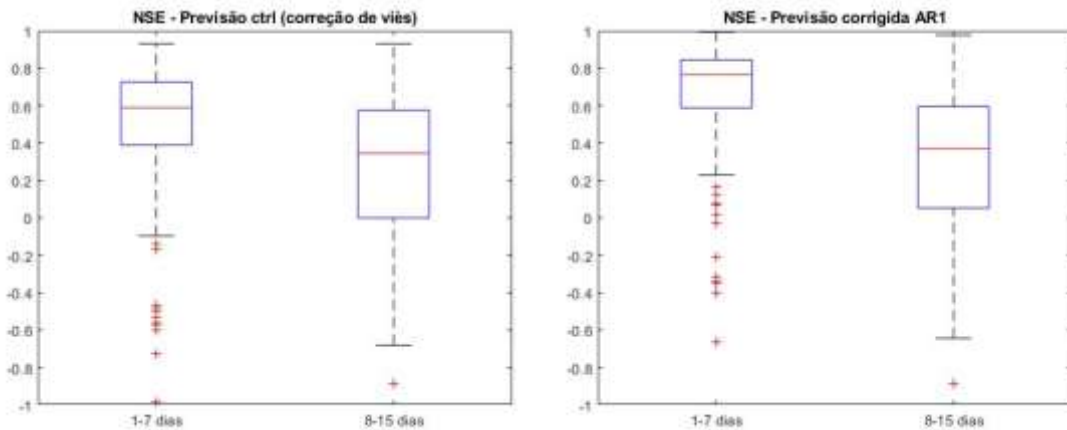


Figura 41. Resultados das previsões de controle (ctrl) da vazão com correção do viés (esquerda) e previsões corrigidas com modelo autorregressivo (direita), com horizonte de médio prazo, para o índice de Nash-Sutcliffe (NSE).

A Figura 42 apresenta os resultados de NSE das previsões de controle da vazão e das previsões corrigidas com modelo AR1 para cada antecedência de 15 dias. Os valores medianos do NSE nas previsões corrigidas com o modelo AR1 foram superiores aos da previsão ctrl, porém a sua redução ocorreu de forma mais acentuada ao longo das antecedências, variando de 0,92 a 0,22. Na previsão ctrl as medianas apresentaram valores próximos na primeira semana (NSE = 0.58), e declínio acentuado a partir da segunda semana, onde mediana alcançou 0,21.

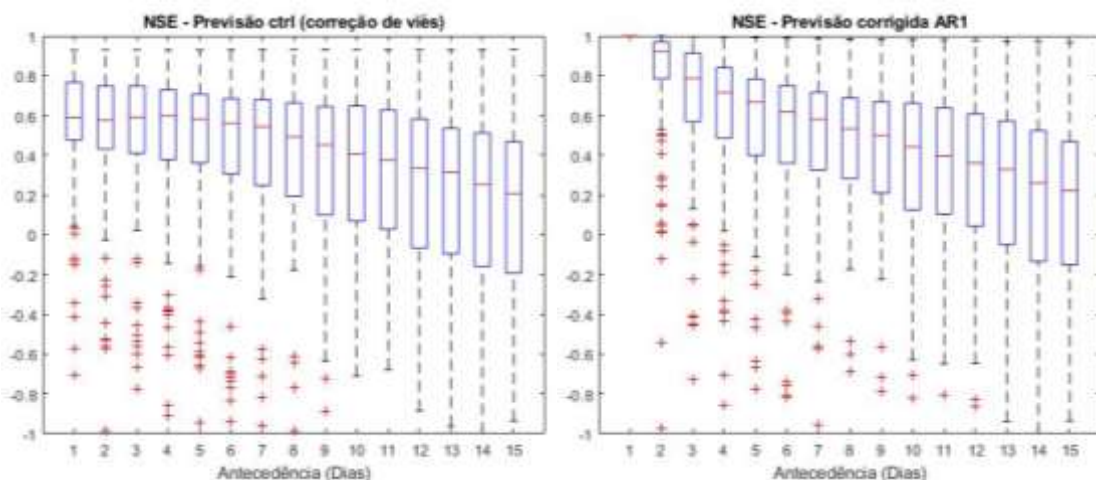


Figura 42. Resultados das previsões de controle (ctrl) da vazão com correção do viés (esquerda) e previsões corrigidas com modelo autorregressivo (direita),

com horizonte de médio prazo, para o índice de Nash-Sutcliffe (NSE).

Conforme esperado, com a previsão corrigida com o modelo AR1 resultou no melhor desempenho em todas as métricas, principalmente, para as antecedências menores (1-7 dias). Os valores das medianas do MAPE foram 15 e 31% para as antecedências de 1-7 dias e 8-15 dias, respectivamente. A mediana das UHEs foi ainda menos para o MRE, que gerou valores de 5 e 21% para a primeira e segunda antecedência, respectivamente. E, por fim, o NSE atingiu valores próximos de 0.76 nas antecedências de 1-7 dias, e 0.56 para as antecedências mais longas.

Com o intuito de verificar o desempenho das previsões ctrl e previsões corrigidas com modelo AR1 em relação aos resultados já obtidos pelo ONS, foi realizada a comparação com os valores da métrica Distância Multicritério (DM) para o ano 2019, disponibilizados no Relatório Anual de Avaliação das Previsões de Vazões e Energias Naturais Afluentes de 2019 considerando o intervalo para 1 e 2 semanas de antecedência.

A Tabela 2 apresenta os valores da métrica distância multicritério (DM) calculados a partir dos resultados da previsão ctrl, previsão corrigida com modelo autorregressivo (AR1) e pelo ONS para o ano 2019 considerando 1 semana de antecedência. O resultado da métrica é maximizado quando $DM = 0$. Na mediana das UHEs, o DM da previsão com modelo AR1 atingiu melhor desempenho ($DM = 0.22$) que o obtido pelo ONS ($DM = 0.34$), enquanto a previsão ctrl (sem uso do modelo AR1) teve o pior desempenho ($DM = 0.55$).

Tabela 2. Comparação da métrica distância multicritério (DM), considerando a 1ª semana de antecedência, para a previsão de controle, previsão corrigida com modelo AR1 e obtida pelo ONS para o ano 2019. Melhor valor de cada local destacado na tabela em negrito.

UHE	Nome	1ª SEM (Previsão)	1ª SEM (AR1)	1ª SEM (ONS)
1	CAMARGOS	1.29	0.38	0.22
2	ITUTINGA	1.29	0.38	0.22
3	FUNIL-MG	0.53	0.22	0.20
4	FURNAS	0.27	0.13	0.18
5	M. MORAES	0.21	0.11	0.16
6	JAGUARA	0.21	0.12	0.15
7	IGARAPAVA	0.20	0.12	0.14
8	VOLTA GRANDE	0.19	0.11	0.14
9	P. COLOMBIA	0.18	0.10	0.14
10	CACONDE	0.46	0.22	0.30
11	E. DA CUNHA	1.33	0.31	0.29
12	LIMOEIRO	0.53	0.22	0.28
13	MARIMBONDO	0.19	0.10	0.12
14	A. VERMELHA	0.17	0.08	0.12
15	S.DO FACÃO	0.31	0.12	0.25
16	EMBORCAÇÃO	0.25	0.12	0.26
17	NOVA PONTE	0.17	0.12	0.21
18	MIRANDA	0.27	0.13	0.20
19	C.BRANCO-1	0.29	0.13	0.20

20	C.BRANCO-2	0.34	0.14	0.19
21	CORUMBA-4	0.31	0.16	0.23
22	CORUMBA-3	0.32	0.14	0.20
23	CORUMBA	0.34	0.12	0.15
24	ITUMBIARA	0.21	0.08	0.15
25	C. DOURADA	0.21	0.08	0.15
26	SÃO SIMÃO	0.17	0.05	0.13
27	CACU	0.21	0.13	0.45
28	B. COQUEIROS	0.20	0.12	0.44
29	FOZ DO RIO CLARO	0.21	0.12	0.41
30	SALTO	0.18	0.11	0.40
31	S.R.VERDINHO	0.18	0.12	0.36
32	ESPORA	0.23	0.08	0.27
33	I. SOLTEIRA	0.13	0.04	0.08
34	BILLINGS	1.39	0.89	1.22
35	GUARAPIRANGA	2.05	0.90	1.76
36	B. BONITA	0.40	0.23	0.63
37	BARIRI	0.43	0.22	0.59
38	IBITINGA	0.47	0.19	0.54
39	PROMISSÃO	0.43	0.18	0.56
40	N. AVANHANDAVA	0.43	0.17	0.58
41	TRÊS IRMÃS	0.40	0.18	0.55

42	JUPIA	0.13	0.05	0.09
43	PORTO PRIMAVERA	0.13	0.04	0.09
44	JURUMIRIM	0.82	0.60	0.39
45	PIRAJU	0.82	0.60	0.37
46	CHAVANTES	0.81	0.52	0.44
47	OURINHOS	0.82	0.53	0.42
48	SALTO GRANDE CS	0.70	0.45	1.01
49	CANOAS II	0.62	0.41	0.34
50	CANOAS I	0.60	0.41	0.32
51	CAPIVARA	0.61	0.36	0.32
52	TAQUARUÇU	0.56	0.35	0,22
53	ROSANA	0.45	0.28	0.20
54	ITAIPU	0.12	0.04	0.10
55	SEGREDO	0.77	0.43	0.26
56	SANTA CLARA- PR	1.57	1.46	0.35
57	FUNDÃO	1.56	1.45	0.35
58	JORDÃO	1.64	1.52	0.36
59	SALTO SANTIAGO	0.84	0.54	0.25
60	SALTO OSORIO	0.84	0.53	0.24
61	SALTO CAXIAS	0.84	0.52	0.26
62	BARRA GRANDE	1.39	1.17	0.88

63	CAMPOS NOVOS	1.31	0.97	0.32
64	MACHADINHO	1.16	0.89	0.50
65	ITÁ	0.88	0.65	0.39
66	PASSO FUNDO	2.45	1.61	0.50
67	MONJOLINHO	0.99	0.78	0.49
68	FOZ CHAPECO	0.76	0.56	0.31
69	QUEBRA QUEIXO	1.37	1.05	0.47
70	SAO JOSE	0.58	0.61	0.64
71	ERNESTINA	0.90	0.62	1.24
72	PASSO REAL	0.53	0.41	0.98
73	JACUI	0.54	0.42	0.98
74	ITAUBA	0.53	0.45	1.07
75	D. FRANCISCA	0.57	0.49	1.15
76	CASTRO ALVES	1.00	0.94	1.39
77	MONTE CLARO	1.10	1.03	1.59
78	14 DE JULHO	1.06	0.99	1.54
79	SALTO PILAO	2.18	1.56	1.23
80	MANSO	0.95	0.42	0.52
81	ITIQUIRA I	0.16	0.14	0.31
82	PONTE DE PEDRA	1.05	0.26	0.38
83	JAURU	0.65	0.18	0.41

84	PARAIBUNA	0.47	0.41	0.74
85	SANTA BRANCA	0.41	0.36	0.66
86	JAGUARI	0.58	0.41	0.63
87	FUNIL	0.28	0.17	0.66
88	PICADA	1.10	0.46	0.64
89	SOBRAGI	1.08	0.45	1.10
90	ILHA POMBOS	0.39	0.25	0.57
91	LAJES	1.54	0.96	0.94
92	GUILM. AMORIM	0.47	0.26	0.87
93	SA CARVALHO	0.60	0.30	0.88
94	SALTO GRANDE CM	0.96	0.61	1.01
95	PORTO ESTRELA	0.86	0.49	1.01
96	CANDONGA	1.06	0.44	0.81
97	BAGUARI	0.99	0.31	0.84
98	AIMORES	1.15	0.32	1.00
99	MASCARENHAS	1.30	0.36	1.05
100	ROSAL	1.32	0.85	0.69
101	STA.CLARA - MG	16.74	8.04	1.41
102	IRAPE	2.30	0.77	1.57
103	ITAPEBI	3.49	0.96	1.62
104	PEDRA DO CAVALO	2.72	1.52	1.47

105	RETIRO BAIXO	2.03	0.56	0.41
106	TRÊS MARIAS	0.63	0.25	0.23
107	QUEIMADO	1.59	0.20	0.34
108	SOBRADINHO	0.92	0.17	0.09
109	XINGO	1.06	0.19	0.17
110	BOA ESPERANÇA	0.12	0.06	0.29
111	SERRA DA MESA	0.49	0.14	0.25
112	CANA BRAVA	0.58	0.13	0.22
113	SAO SALVADOR	0.59	0.13	0.20
114	PEIXE ANGICAL	0.43	0.11	0.23
115	LAJEADO	0.33	0.08	0.33
116	ESTREITO	0.25	0.04	0.15
117	TUCURUI	0.19	0.04	0.12
118	SANTO ANTONIO	0.25	0.04	0.10
119	GUAPORE	0.81	0.11	0.26
120	SAMUEL	0.42	0.09	0.21
121	RONDON II	0.47	0.17	0.54
122	CURUA-UNA	0.15	0.07	0.22
123	BALBINA	0.63	0.12	0.36
124	MAUA	0.73	0.34	0.19
125	BATALHA	0.36	0.13	0.26

126	COARACY NUNES	0.53	0.09	0.24
127	DARDANELOS	0.21	0.08	0.13
128	FERREIRA GOMES	0.52	0.09	0.24
129	GARIBALDI	1.42	1.03	0.37
130	JIRAU	0.25	0.04	0.10
131	PASSO SAO JOAO	0.61	0.65	0.58
132	STO ANTONIO DO JARI	0.30	0.08	0.18
133	CACHOEIRA CALDEIRAO	0.53	0.09	0.24
134	COLIDER	0.31	0.07	0.27
135	PIMENTAL	0.39	0.03	0.09
136	SAO DOMINGOS	0.56	0.17	1.78
137	SAO MANOEL	0.29	0.05	0.10
138	TELES PIRES	0.28	0.05	0.27
139	SINOP	0.24	0.07	0.54
140	BAIXO IGUAÇU	0.86	0.53	0.22
	Mediana	0.53	0.22	0.34

A Tabela 3 apresenta os valores da métrica distância multicritério (DM) calculados a partir dos resultados da previsão ctrl, previsão corrigida com modelo autorregressivo (AR1) e pelo ONS para o ano 2019 considerando 2 semanas de antecedência. De acordo com a mediana de DM para a segunda semana de antecedência, o desempenho do ONS (DM = 0.64) foi ligeiramente superior ao

da previsão corrigida com modelo AR1 (DM = 0.66), e o desempenho gerado pela previsão ctrl (sem AR1) permanece inferior aos demais (DM = 0.85).

Tabela 3. Comparação da métrica distância multicritério (DM), considerando a 2ª semana de antecedência, para a previsão de controle, previsão corrigida com modelo AR1 e obtida pelo ONS para o ano 2019. Melhor valor de cada local destacado na tabela em negrito.

UH E	Nome	2ª SEM (Previsão)	2ª SEM (AR1)	2ª SEM (ONS)
1	CAMARGOS	2.05	1.37	0.60
2	ITUTINGA	2.05	1.37	0.60
3	FUNIL-MG	0.85	0.66	0.48
4	FURNAS	0.38	0.31	0.32
5	M. MORAES	0.27	0.24	0.29
6	JAGUARA	0.26	0.24	0.28
7	IGARAPAVA	0.25	0.23	0.27
8	VOLTA GRANDE	0.23	0.23	0.27
9	P. COLOMBIA	0.23	0.22	0.29
10	CACONDE	0.61	0.58	0.63
11	E. DA CUNHA	1.45	0.79	0.65
12	LIMOEIRO	0.64	0.58	0.64
13	MARIMBONDO	0.24	0.25	0.26
14	A. VERMELHA	0.20	0.20	0.23
15	S.DO FACÃO	0.47	0.35	0.71
16	EMBORCAÇÃO	0.41	0.39	0.63

17	NOVA PONTE	0.31	0.29	0.40
18	MIRANDA	0.39	0.33	0.40
19	C.BRANCO-1	0.40	0.34	0.41
20	C.BRANCO-2	0.45	0.36	0.42
21	CORUMBA-4	0.44	0.40	0.33
22	CORUMBA-3	0.47	0.39	0.32
23	CORUMBA	0.54	0.38	0.31
24	ITUMBIARA	0.30	0.25	0.35
25	C. DOURADA	0.30	0.25	0.32
26	SÃO SIMÃO	0.25	0.20	0.31
27	CACU	0.50	0.46	0.50
28	B. COQUEIROS	0.48	0.44	0.50
29	FOZ DO RIO CLARO	0.48	0.43	0.49
30	SALTO	0.32	0.32	0.53
31	S.R.VERDINHO	0.30	0.33	0.54
32	ESPORA	0.27	0.28	0.45
33	I. SOLTEIRA	0.15	0.13	0.21
34	BILLINGS	1.55	1.55	1.20
35	GUARAPIRANGA	2.27	2.20	1.92
36	B. BONITA	0.56	0.54	0.70
37	BARIRI	0.54	0.51	0.66
38	IBITINGA	0.53	0.47	0.64
39	PROMISSÃO	0.43	0.37	0.62

40	N. AVANHANDAVA	0.41	0.34	0.62
41	TRÊS IRMÃS	0.34	0.30	0.57
42	JUPIA	0.13	0.12	0.22
43	PORTO PRIMAVERA	0.12	0.11	0.19
44	JURUMIRIM	1.49	1.47	1.54
45	PIRAJU	1.46	1.46	1.53
46	CHAVANTES	1.37	1.30	1.55
47	OURINHOS	1.35	1.29	1.53
48	SALTO GRANDE CS	1.18	1.15	1.61
49	CANOAS II	1.10	1.08	1.44
50	CANOAS I	1.07	1.06	1.42
51	CAPIVARA	0.95	0.90	1.42
52	TAQUARUÇU	0.91	0.87	0.89
53	ROSANA	0.83	0.79	0.85
54	ITAIPU	0.16	0.15	0.21
55	SEGREDO	1.15	1.09	0.85
56	SANTA CLARA-PR	1.44	1.44	0.95
57	FUNDÃO	1.41	1.40	0.96
58	JORDÃO	1.45	1.44	0.99
59	SALTO SANTIAGO	1.12	1.05	0.81
60	SALTO OSORIO	1.07	0.99	0.80
61	SALTO CAXIAS	0.97	0.89	0.85
62	BARRA GRANDE	2.17	2.17	1.43

63	CAMPOS NOVOS	1.92	1.89	1.11
64	MACHADINHO	1.87	1.85	1.26
65	ITÁ	1.77	1.73	1.28
66	PASSO FUNDO	3.47	3.47	1.14
67	MONJOLINHO	1.70	1.70	1.12
68	FOZ CHAPECO	1.46	1.44	1.16
69	QUEBRA QUEIXO	2.05	2.04	1.03
70	SAO JOSE	1.37	1.46	1.20
71	ERNESTINA	1.44	1.44	1.29
72	PASSO REAL	1.09	1.09	1.29
73	JACUI	1.09	1.08	1.30
74	ITAUBA	1.02	1.01	1.37
75	D. FRANCISCA	1.01	1.01	1.43
76	CASTRO ALVES	1.73	1.73	1.58
77	MONTE CLARO	1.96	1.96	1.66
78	14 DE JULHO	1.90	1.89	1.63
79	SALTO PILAO	2.46	2.45	1.46
80	MANSO	1.04	0.97	0.81
81	ITIQUIRA I	0.25	0.25	0.44
82	PONTE DE PEDRA	1.56	0.95	0.37
83	JAURO	0.64	0.45	0.40
84	PARAIBUNA	0.94	0.93	0.77
85	SANTA BRANCA	0.86	0.85	0.74

86	JAGUARI	1.09	1.09	0.86
87	FUNIL	0.61	0.61	0.62
88	PICADA	1.94	1.70	1.16
89	SOBRAGI	1.52	1.34	1.61
90	ILHA POMBOS	0.78	0.71	0.65
91	LAJES	5.65	5.59	0.87
92	GUILM. AMORIM	0.90	0.87	1.25
93	SA CARVALHO	1.14	1.07	1.32
94	SALTO GRANDE CM	1.88	1.80	1.61
95	PORTO ESTRELA	1.60	1.50	1.63
96	CANDONGA	2.25	2.09	1.43
97	BAGUARI	1.86	1.47	1.76
98	AIMORES	2.53	1.91	2.29
99	MASCARENHAS	2.95	2.20	2.46
100	ROSAL	3.62	3.39	0.99
101	STA.CLARA - MG	47.45	37.38	5.32
102	IRAPE	2.34	1.84	3.30
103	ITAPEBI	4.90	3.07	4.55
104	PEDRA DO CAVALO	2.45	2.34	2.57
105	RETIRO BAIXO	3.57	2.11	4.80
106	TRÊS MARIAS	1.10	0.85	0.59
107	QUEIMADO	2.03	0.79	0.42
108	SOBRADINHO	0.80	0.58	0.13

109	XINGO	0.95	0.65	0.17
110	BOA ESPERANÇA	0.15	0.17	0.50
111	SERRA DA MESA	0.78	0.56	0.32
112	CANA BRAVA	0.86	0.53	0.32
113	SAO SALVADOR	0.86	0.50	0.33
114	PEIXE ANGICAL	0.60	0.37	0.42
115	LAJEADO	0.45	0.27	0.56
116	ESTREITO	0.29	0.13	0.28
117	TUCURUI	0.21	0.10	0.19
118	SANTO ANTONIO	0.26	0.10	0.12
119	GUAPORE	0.76	0.36	0.42
120	SAMUEL	0.41	0.19	0.23
121	RONDON II	0.46	0.34	0.42
122	CURUA-UNA	0.24	0.27	0.37
123	BALBINA	0.54	0.37	0.54
124	MAUA	1.07	0.96	0.87
125	BATALHA	0.55	0.40	0.71
126	COARACY NUNES	0.60	0.21	0.28
127	DARDANELOS	0.24	0.16	0.19
128	FERREIRA GOMES	0.59	0.21	0.28
129	GARIBALDI	2.03	1.99	1.18
130	JIRAU	0.25	0.11	0.12
131	PASSO SAO JOAO	1.36	1.48	1.19

132	STO ANTONIO DO JARI	0.43	0.24	0.32
133	CACHOEIRA CALDEIRAO	0.61	0.21	0.28
134	COLIDER	0.21	0.25	0.33
135	PIMENTAL	0.35	0.09	0.12
136	SAO DOMINGOS	0.57	0.43	2.11
137	SAO MANOEL	0.24	0.12	0.15
138	TELES PIRES	0.24	0.12	0.33
139	SINOP	0.19	0.25	0.42
140	BAIXO IGUAÇU	0.96	0.88	0.87
Mediana		0.85	0.66	0.64

2.7.2. Previsões Sub Sazonais

A seguir são apresentados os resultados da avaliação de previsões Sub Sazonais do projeto.

As métricas foram sumarizadas em *boxplots* contendo os resultados para todas as usinas analisadas do projeto, fornecendo um resumo do desempenho geral das localidades. Ainda, as avaliações das previsões sub sazonais foram realizadas em intervalos de análise semanais, onde se dividiu 42 dias de antecedência em 6 intervalos, isto é, semanas de análise. Os intervalos compreendem as antecedências 1 a 7, 8 a 14, 15 a 21, 22 a 28, 29 a 36, 37 a 42 respectivamente. Portanto, as métricas são dadas em relação às médias semanais respectivas a cada intervalo de análise. Para as métricas que utilizam limiares de detecção, caso do BSS, se utilizou a Q95 e Q10 da série de vazões naturais médias.

A Figura 43 apresenta os resultados de MRE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*). Observa-se que a média dos erros é ligeiramente maior nos horizontes finais de ambos os conjuntos, todavia se observa uma maior amplitude nas magnitudes dos erros nas antecedências finais. As previsões tenderam a apresentar as maiores magnitudes MRE positivo, isto é, com tendência de superestimativa. O MRE possui variação entre as antecedências analisadas, com valores em torno de 12.5% para a média das vazões todos os intervalos de cálculo analisados.

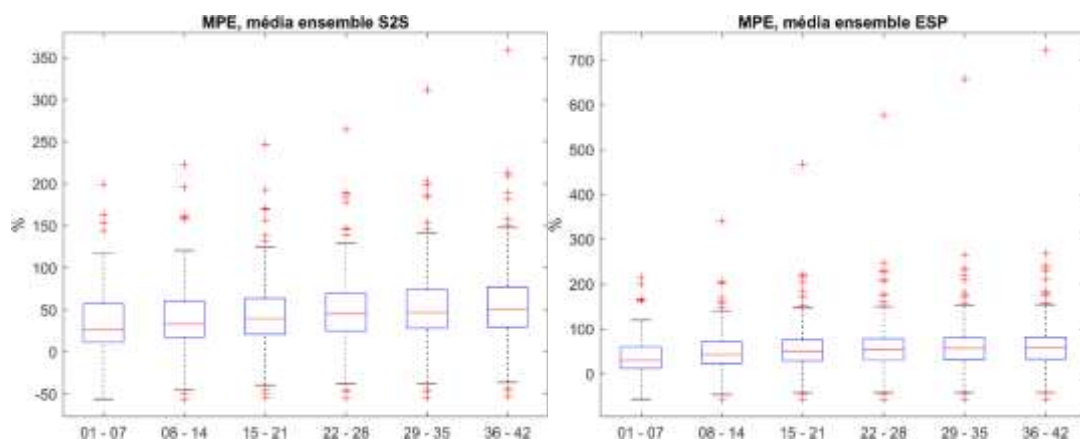


Figura 43. Boxplots do erro médio relativo do conjunto S2S (à esquerda) e do conjunto ESP (à direita)

A Figura 44 apresenta os resultados de MAPE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*). Observa-se um comportamento similar ao erro médio relativo, com um ligeiro incremento nas magnitudes dos erros nos horizontes finais da previsão em ambos conjuntos de previsões analisadas. Todavia, as magnitudes de MAPE resultante do conjunto ESP foram mais expressivas que o conjunto S2S, sobretudo a partir da terceira semana de análise.

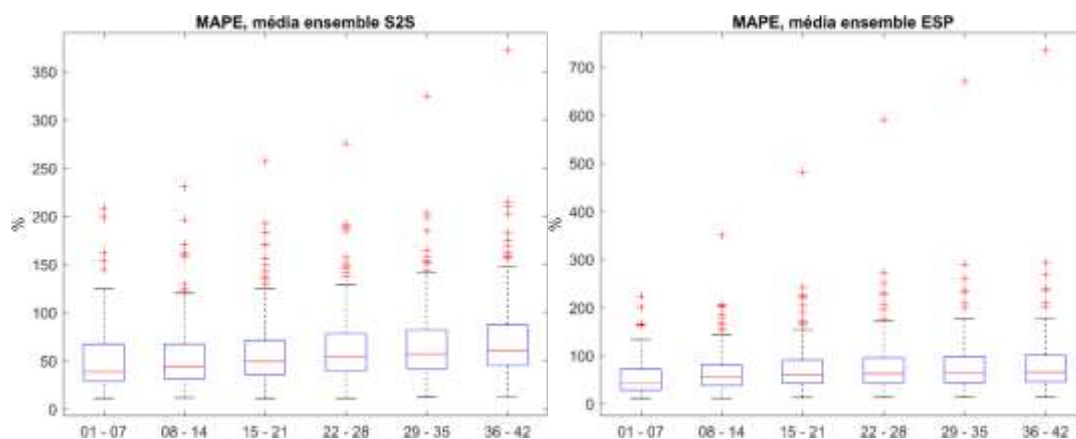


Figura 44. Boxplots do erro absoluto percentual médio do conjunto S2S (à esquerda) e do conjunto ESP (à direita).

A Figura 45 apresenta os resultados de NSE das previsões de vazão por conjunto (média do **ensemble**). Ambos conjuntos, S2S e ESP, apresentaram NSE em torno de 0.6 na primeira semana de análise, todavia as previsões S2S foram capazes de manter uma melhor performance em termos de NSE nos intervalos seguintes. Também se verifica que há localidades com NSE negativos para ambos conjuntos de previsões avaliados.

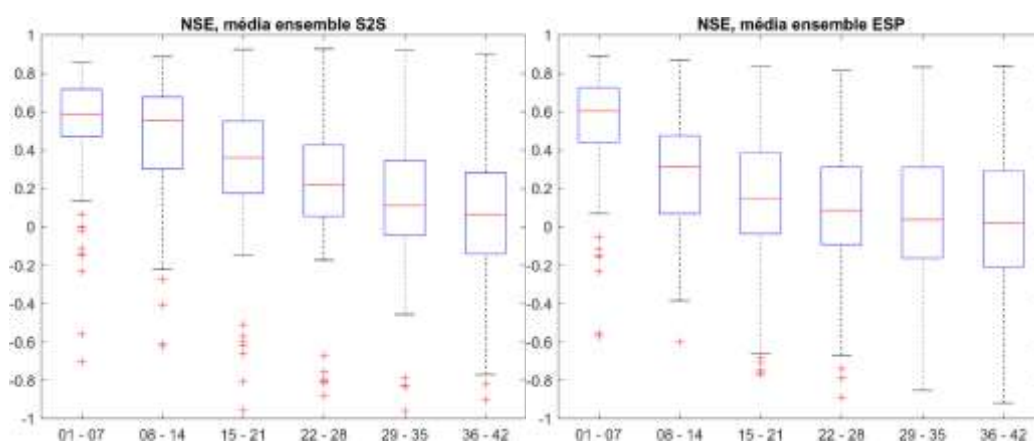


Figura 45. Boxplots do coeficiente de Nash Sutcliffe médio do conjunto S2S (à esquerda) e do conjunto ESP (à direita)

A Figura 46 apresenta os resultados de DM das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*). Esta análise demonstra que houve grande variabilidade nos resultados desta métrica, ocorrendo a presença de vários valores atípicos.

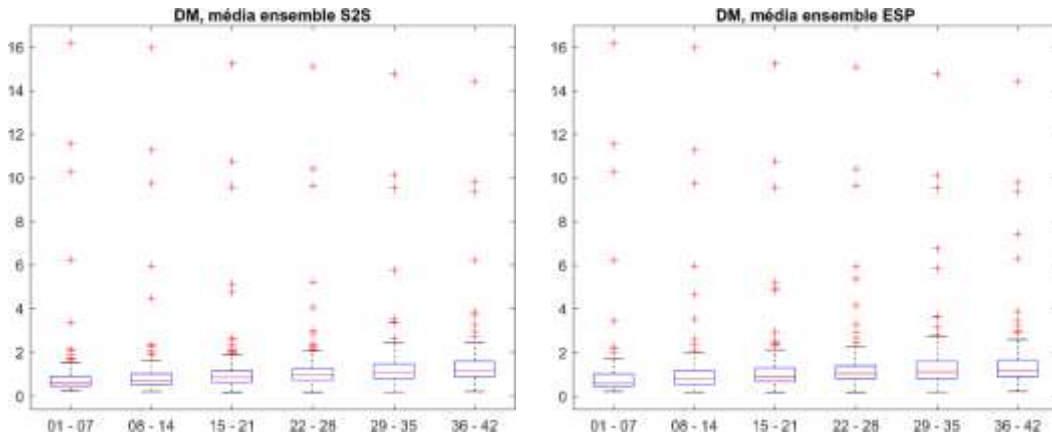


Figura 46. Boxplots da Distância Multicritério médio do conjunto S2S (à esquerda) e do conjunto ESP (à direita).

A Figura 47 apresenta os resultados de destreza das previsões de vazão por conjunto (*ensemble*) com base na métrica CRPSS. Valores desta métrica acima da linha de zero indicam que há destreza da previsão em relação ao *benchmark* avaliado (ESP), enquanto que valores abaixo de zero indicam que a acurácia das previsões de vazão é menor do que a acurácia do *benchmark*. Observa-se que a previsão por conjunto S2S tem um suave aumento de performance com o aumento do horizonte. Todavia, observa-se que em algumas das usinas não demonstrou destreza em relação ao método ESP desde o primeiro intervalo de análise.

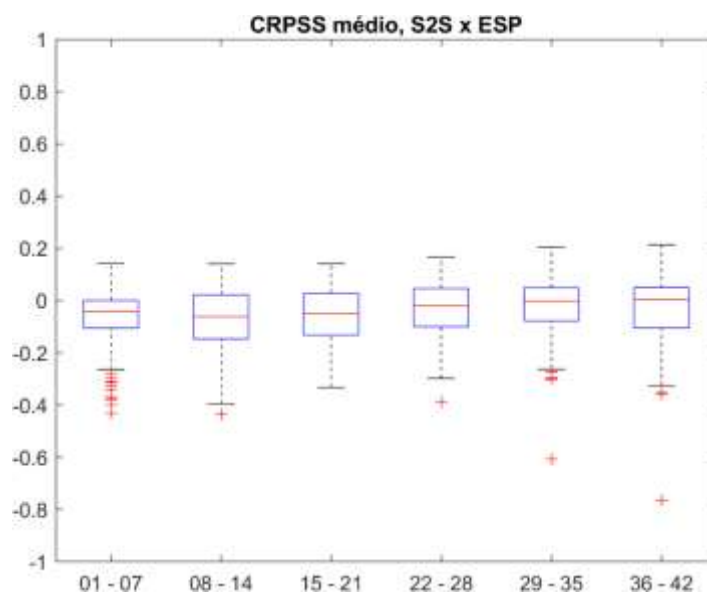


Figura 47. Boxplots do CRPSS médio do conjunto S2S (à esquerda) e do conjunto ESP (à direita)

2.7.3. Previsões Sazonais

As Figuras 48 a 54 apresentam exemplos de hidrogramas de previsões para os locais escolhidos para apresentação de resultados detalhados no presente projeto. Estas figuras servem para ilustrar os resultados obtidos de previsões, que posteriormente foram sumarizados em termos de métricas. Os hidrogramas de previsão nas figuras abaixo mostram a previsão emitida em 01/01/2007 na modalidade *Hindcast* com correção de viés da chuva pelo método quantil-quantil.

As previsões sazonais geradas com o modelo MGB-SA acoplado à precipitação por conjunto do ECMWF apresentam baixo desempenho quando observadas em passo de tempo diário. Nota-se pouca influência das condições iniciais na previsão quando plotados os 215 dias, entretanto, essa influência ocorre nos primeiros dias do primeiro mês de horizonte. Depois desse período, os membros do conjunto apresentam um espalhamento expressivo. É possível observar, entretanto, que os membros do conjunto se mostraram capazes de prever eventos da mesma magnitude dos observados. Além disso, a média do *ensemble* é capaz de identificar a sazonalidade de cada região.

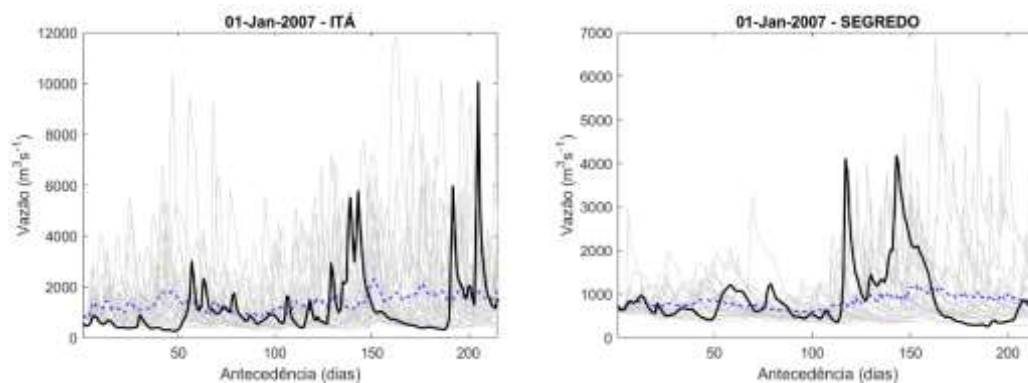


Figura 48. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Itá e Segredo, para o horizonte sazonal. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do *ensemble* e a linha azul tracejada é a média do *ensemble*.

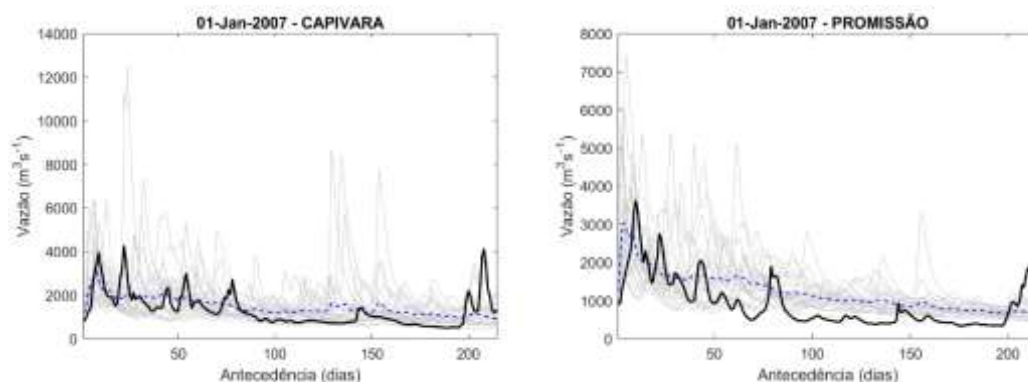


Figura 49. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Capivara e Promissão, para o horizonte sazonal. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do *ensemble* e a linha azul tracejada é a média do *ensemble*.

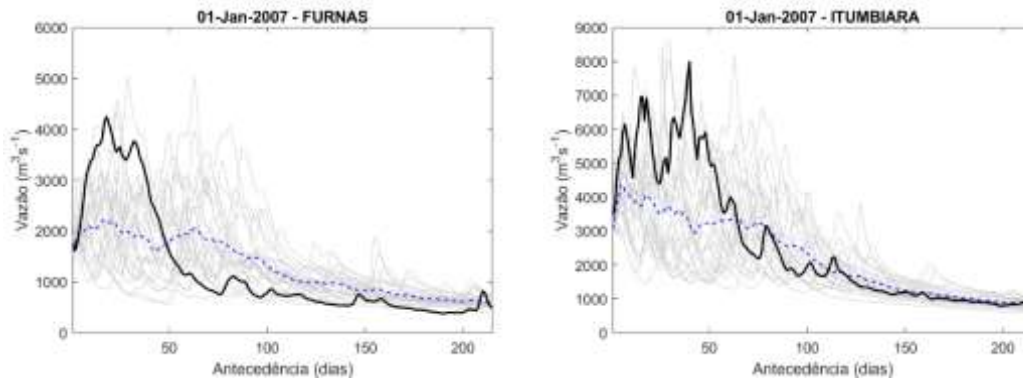


Figura 50. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Furnas e Itumbiara, para o horizonte sazonal. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do *ensemble* e a linha azul tracejada é a média do *ensemble*.

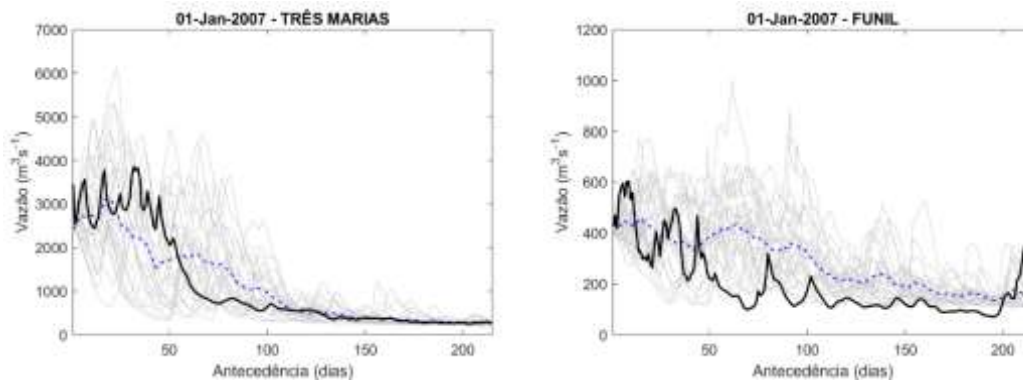


Figura 51. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Três Marias e Funil, para o horizonte sazonal. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do *ensemble* e a linha azul tracejada é a média do *ensemble*.

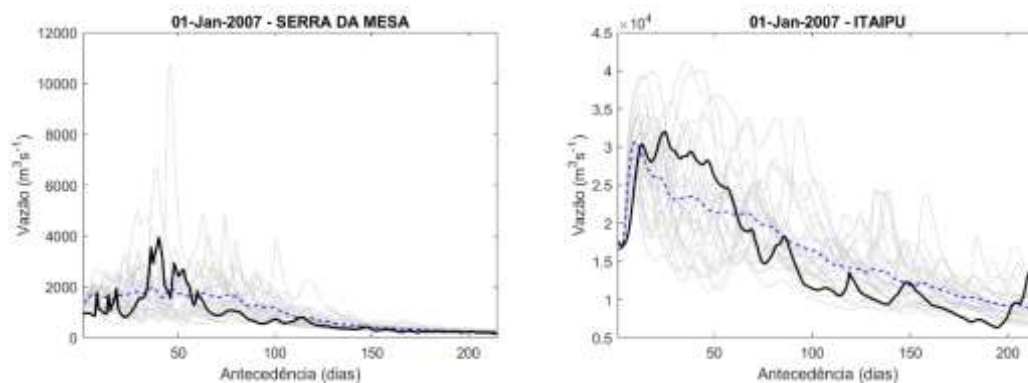


Figura 52. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Itaipu e Serra da Mesa, para o horizonte sazonal. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do *ensemble* e a linha azul tracejada é a média do *ensemble*.

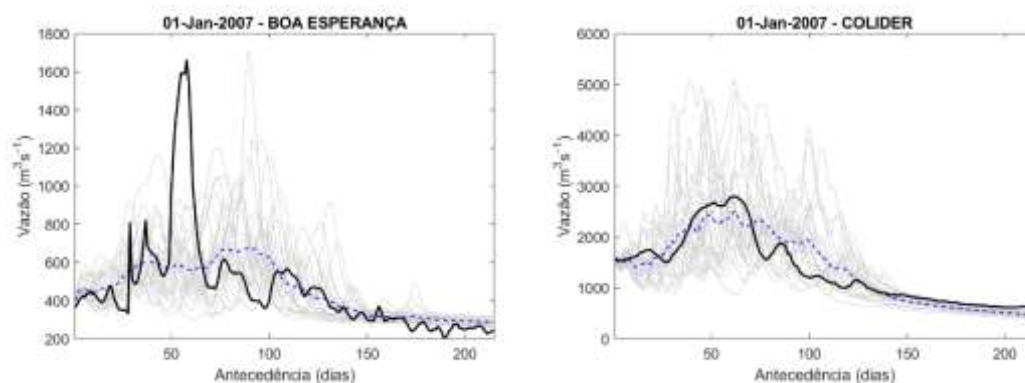


Figura 53. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Boa Esperança e Colider, para o horizonte sazonal. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do *ensemble* e a linha azul tracejada é a média do *ensemble*.

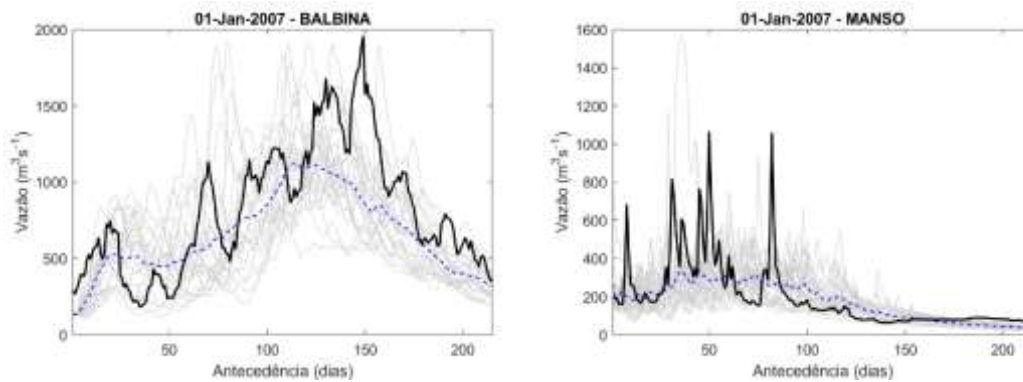


Figura 54. Exemplo de previsões de vazão baseadas no ECMWF para as usinas de Balbina e Manso, para o horizonte sazonal. A linha preta representa a vazão natural observada, as linhas cinza indicam os membros do *ensemble* e a linha azul tracejada é a média do *ensemble*.

A seguir (Figuras 55 à 62) são apresentados os resultados das métricas utilizadas para a verificação estatística, realizada para o período entre 2007-2016, foram *Continuous Ranked Probability Skill Score* (CRPSS), *Brier Skill Score* (BSS), Erro Médio Relativo (MRE), Erro Médio Absoluto Percentual (MAPE), Nash Sutcliffe (NSE) e Distância Multicritério (DM). As métricas CRPSS e BSS utilizam aqui o ESP como *benchmarks*.

Os resultados das métricas individuais foram sumarizados em *boxplots*, que resumem o desempenho geral de todas as UHEs analisadas no projeto. Para geração dos resultados, calculou-se médias mensais a partir das previsões diárias, e o desempenho foi apresentado para a média das antecedências de 1, 2, 3, 4, 5, 6, e 7 meses. No caso do limiar para o BSS, calculou-se a Q95 e Q10 da série de vazões naturais médias mensais, no período de 1979-2014. As análises são apresentadas levando-se em consideração todas as faixas de vazão (i.e., vazões altas, moderadas e baixas).

A Figura 55 apresenta os resultados de acurácia das previsões de vazão por conjunto (*ensemble*) com base na métrica CRPSS. Valores desta métrica acima da linha de zero indicam que há destreza da previsão em relação ao *benchmark* avaliado (ESP), enquanto que valores abaixo de zero indicam que a acurácia das previsões de vazão é menor do que a acurácia do *benchmark*. Observa-se que a previsão por conjunto tem um aumento de acurácia com o aumento do horizonte. Observa-se que a maioria das usinas não demonstrou

destreza em relação ao método ESP para as antecedências 1-5 meses, onde os resultados geralmente indicaram CRPSS < 0.

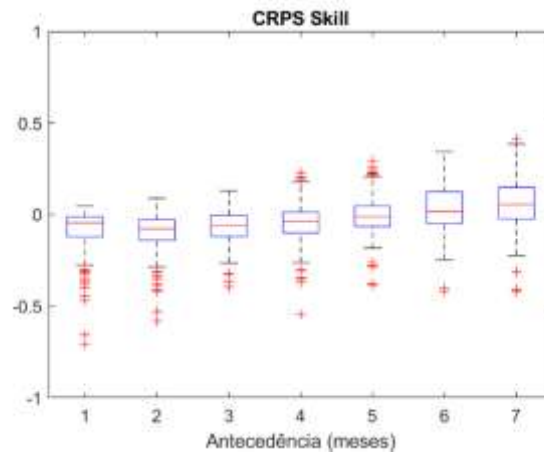


Figura 55. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte sazonal, para a métrica CRPSS. O benchmark usado para comparação das previsões foi o ESP.

A Figura 56 apresenta os resultados de acurácia das previsões de vazão por conjunto (*ensemble*) com base na métrica BSS. Valores desta métrica acima da linha de zero indicam que há destreza da previsão em relação ao *benchmark* avaliado, enquanto que valores abaixo de zero indicam que a acurácia das previsões de vazão em indicar vazões acima ou abaixo do limiar de 95% e 10% da curva de permanência é menor do que a acurácia do *benchmark* em questão. Observa-se que em muitas usinas não houve destreza na indicação de vazões superando ou não o limiar de 95% para todos os horizontes. Já para o limiar 10%, apenas nas antecedências de 6 e 7 meses pode ser notado algum benefício para a maioria das usinas e para o critério avaliado, considerando as previsões por conjunto.

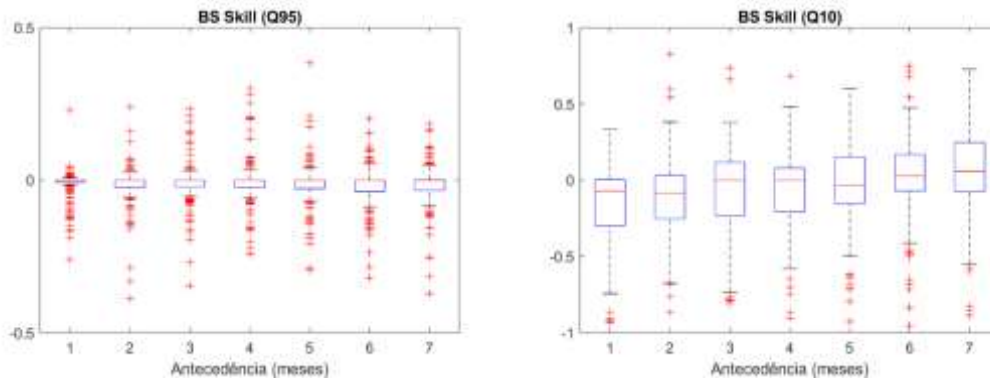


Figura 56. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte sazonal, para a métrica BSS. O benchmark usado para comparação das previsões foi o ESP.

A Figura 57 apresenta os resultados de MRE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*). Observa-se que não há diferenças significativas entre os erros relativos percentuais da média da previsão por conjunto. Em geral, as previsões tendem a apresentar um MRE positivo, isto é, com tendência de superestimativa. O MRE possui pequena variação entre as antecedências analisadas, com valores em torno de 20 % para a média das vazões todos os horizontes, considerando a mediana das UHEs. 75 % das UHEs tiveram valores abaixo de ~100 % de MRE, indicando que os erros percentuais podem ser bastante expressivos.

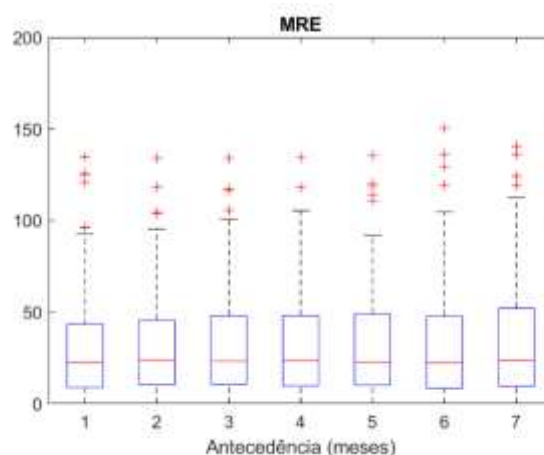


Figura 57. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte sazonal, para a métrica MRE. O benchmark usado para comparação das previsões foi o ESP.

A Figura 58 apresenta os resultados de NSE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*). Na mediana das UHEs, o NSE das previsões atingiu valores maiores que 0.6 na antecedência de 1 mês, enquanto que para as antecedências mais longas o NSE mediano foi entre 0.6 e 0.5, para a média do conjunto.

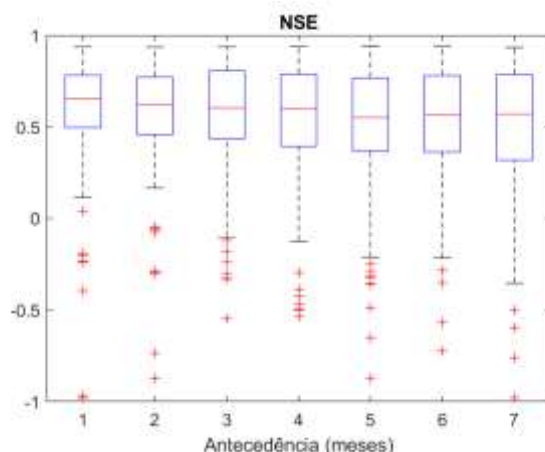


Figura 58. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte sazonal, para a métrica NSE. O benchmark usado para comparação das previsões foi o ESP.

A Figura 59 apresenta os resultados de MAPE das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*). No que se refere às antecedências analisadas, em termos medianos o MAPE das previsões atingiu valores de 40 % para os 7 meses de antecedência. Entretanto, muitas UHEs tiveram valores acima de 40 % de MAPE, indicando que existem UHEs onde os erros absolutos percentuais podem ser bastante expressivos.

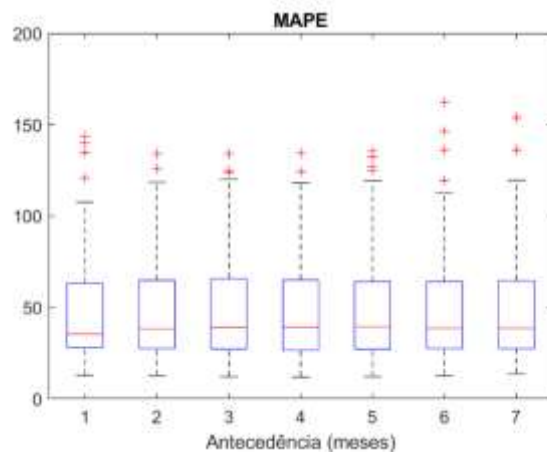


Figura 59. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte sazonal, para a métrica MAPE. O benchmark usado para comparação das previsões foi o ESP.

A Figura 60 apresenta os resultados de DM das previsões de vazão por conjunto (média do *ensemble*). Na mediana das UHEs, o DM das previsões atingiu valores próximos de 0.60 nas antecedências de 1, 2 e 3 meses, enquanto que para as demais antecedências o DM mediano foi de aproximadamente 0.65 para a média do conjunto.

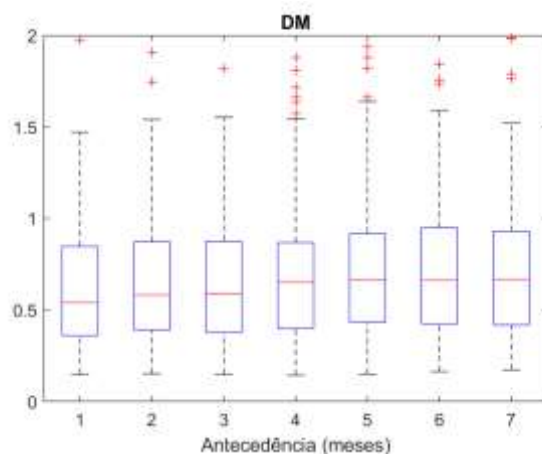


Figura 60. Resultados das previsões de vazão baseadas na chuva prevista do ECMWF com horizonte sazonal, para a métrica DM. O benchmark usado para comparação das previsões foi o ESP.

2.8. ETAPA 8

Todos os dados de previsões gerados no projeto foram compilados na forma de arquivos do tipo “*struct*” para serem lidos na plataforma Matlab. De modo que os resultados podem ser acessados para visualização nesta plataforma na forma de um protótipo de resultados de modelagem de previsão hidrológica para todo o SIN.

2.9. ETAPA 9

Na etapa de ajustes finais do projeto foram finalizadas as extensões das previsões sazonais hidrológicas de 7 meses para 9 meses.

No contexto do projeto, foram gerados dois produtos de previsão sazonal de vazões: um pelo método Ensemble Streamflow Prediction (ESP) (MGB-AS + MSWEP/GPM), e outro método Ensemble Prediction System (EPS) (MGB-AS + SEAS5). O primeiro, foi utilizado como benchmark para avaliar o skill do método EPS (MGB-AS + SEAS5).

A extensão das previsões sazonais de vazão para 9 meses, requer inicialmente, a extensão da chuva utilizada para forçar o modelo hidrológico. A chuva prevista do SEAS5 possui apenas 215 dias, aproximadamente 7 meses. Dessa forma, optou-se por gerar novamente as previsões de vazão pelo método ESP, que considera o histórico de precipitações observadas como a chuva prevista, e assim é possível alterar facilmente a precipitação para 270 dias (9 meses de horizonte). Dessa forma, as vazões previstas pelo método ESP têm 9 meses de horizonte. A Figura 61 ilustra o procedimento.

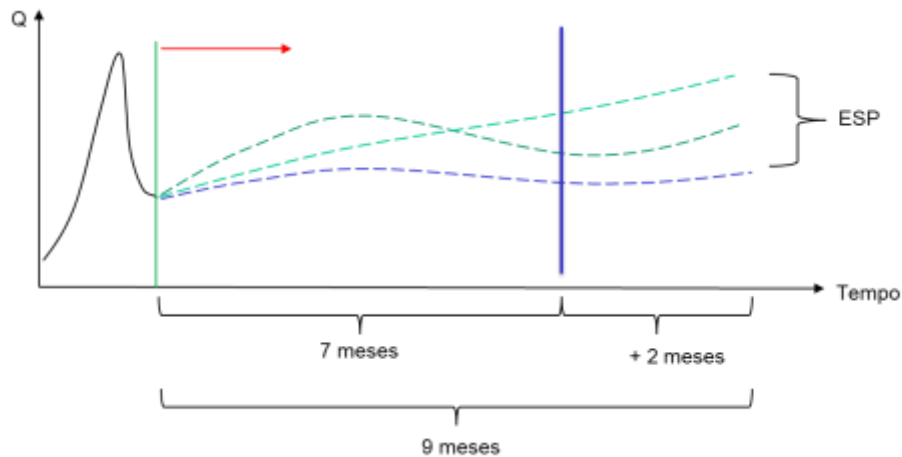


Figura 61. Previsão de vazões com horizonte de 9 meses pelo método ESP

Concomitante com esta etapa final do projeto ocorreram grandes cheias que no Rio Grande do Sul, em especial na bacia do Rio Taquari, entre os dias 05 e 06 de setembro de 2023. Mais de 40 pessoas foram a óbito e milhões de reais em prejuízos foram contabilizados (<https://www.ufrgs.br/iph/nota-sobre-a-cheia-na-bacia-do-rio-taquari-antas-4-e-5-de-setembro-de-2023/>). Estas cheias poderiam ter sido previstas usando as tecnologias desenvolvidas no projeto de previsão hidrológica, caso elas fossem operacionais já.

Para responder esta questão a aquisição de um drone para realização de levantamento de dados importantes para as análises finais relacionadas a mapeamentos de manchas de inundação foi realizada. Com os dados de levantamentos aéreos de ortofotos e imagens termas, principalmente sua aerofotogrametria, é possível obter o detalhe da topografia local detalhada, e assim os modelos sejam aplicados para mapeamento de manchas de inundação. Ademais, com as câmeras térmicas é possível distinguir a origem das águas que abastecem os rios, através da diferença de temperatura das águas mapeadas nas imagens aéreas.

Assim, as verbas do projeto foram remanejadas para aquisição de um drone, que permitiu este levantamento de dados e a pesquisa científica de testes das tecnologias desenvolvidas para previsão das manchas de inundação.

Esta etapa final ainda não possui resultados publicados, porém os primeiros resultados de processamento de imagens serão apresentados no

Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) do aluno de Engenharia Ambiental Lucas Calviera, que foi bolsista do projeto e depois retornou para realização do TCC junto do coordenador Fernando Fan.

2.10. ETAPA 10

Foram encerradas todas as etapas de capacitação programadas. Foi feita a preparação do relatório final. A divulgação da produção técnico-científica foi realizada a partir de trabalhos submetidos para congressos e revistas científicas. A lista de trabalhos é apresentada a seguir.

Artigo de revista 1 – Previsão Sub Sazonal

Título: IMPACT OF PRECIPITATION 1 BIAS CORRECTION ON SUBSEASONAL-TO2 SEASONAL (S2S) STREAMFLOW FORECAST SKILL IN SOUTH AMERICA

Resumo: The increasing demand for hydrological forecasts beyond two weeks to months lead to the development of extended-range (subseasonal-to-seasonal) operational forecast systems. In South America, such predictions can provide critical information to decision-making in key economic activities that are highly dependent on future climate and weather conditions, such as agriculture and hydropower production. This work evaluated the potential skill of extended range streamflow forecasts with lead time up to 46 days, forcing a hydrologic-hydrodynamic model with ECMWF meteorological inputs from the Subseasonal-to-Seasonal (S2S) project database. The forecasts skill, both raw and bias corrected precipitation, were evaluated against the Ensemble Streamflow Prediction (ESP) method. It is shown that the bias correction was able to improve skill and maintain positive skill after third week of forecasts, especially in northeastern regions of the continent and during the wet seasons (DJF, MAM). However, bias-corrected ECMWF-S2S streamflow forecasts were not skillful in most regions of SA.

Artigo de revista 2 – Previsão Sazonal

Título: Seasonal Streamflow Forecasting in South America Large Rivers

Resumo: Society's constant demand for water has generated efforts towards predicting the availability of water resources. Although seasonal climate forecasts are routinely issued in meteorological centers around the world, seasonal streamflow forecasts are at a relative early stage of development. Hydrological Ensemble Prediction Systems (H-EPS), which rely on the combination of dynamic climate and hydrological models, are considered the state-of-the-art in streamflow forecasting, taking advantage of initial land surface conditions and predictions of atmospheric boundary conditions that mostly depend on large-scale climate phenomena. This work represents a first assessment of seasonal streamflow forecasts in South America based on a continental-scale application of a large scale hydrologic-hydrodynamic model and ECMWF's seasonal forecasting system precipitation forecasts (SEAS5-SF) with bias correction. Seasonal streamflow forecasts were evaluated against a reference model run and forecast skill was estimated relative to the Ensemble Streamflow Prediction (ESP) method. We observed that bias correction was essential to obtain positive skill of SEAS5-SF over ESP, which remained a hard to beat benchmark. SEAS5-SF skill was found to be dependent on initialization month, basin and lead time. Rivers where the skill is higher were Amazon, Araguaia, Tocantins and Paraná. The results suggest that seasonal forecasts based on hydrological and climate modelling have potential for water resources planning in South America large rivers.

Artigo de Revista 3 – Previsão de curto-médio prazo

Título: Advancing medium-range streamflow forecasting for large hydropower reservoirs in Brazil by means of continental-scale hydrological modeling

Resumo: Streamflow forecasts produced by continental to global scale hydrological models have gained increasing attention in the scientific community.

However, there is a need to evaluate the quality of these forecasts and to assess how they compare with those issued operationally at local to regional scales. In this study, we assess the skill of medium-range, weekly streamflow forecasts issued for 147 hydropower plants (HPPs) of the Brazilian National Interconnected System (SIN) and compare their performance with forecasts issued operationally by the National Electric System Operator (ONS). The streamflow forecasts were produced by a continental-scale hydrological model forced with ECMWF medium-range forecasts, and outputs were corrected using quantile mapping (QM) and autoregressive model (AR) approaches. By using both corrections (QM+AR), the percentage of HPPs with skillful forecasts against climatology and persistence for the lead time of 1-7 days increased substantially for low to moderate (9% to 56%) and high (72% to 94%) flows, while using only the QM correction allowed positive skill mainly for low to moderate flows and for 8-15 days ahead (29% to 64%). Compared with ONS, the corrected forecasts issued at the continental scale for the first week in advance exhibited equal or better performance in 60% of the SIN HPPs, especially for the North and Southeast subsystems, DJF and MAM months, and for HPPs with less installed capacity. The findings suggest that the use of simple output correction techniques on streamflow forecasts issued by continental-scale models can result in competitive forecasts even for regional-scale applications.

Foram produzidos três trabalhos do projeto que foram submetidos para o evento EGU General Assembly 2023 que ocorrerá em Viena, Áustria nos dias 23 a 28 April 2023. Os trabalhos foram aprovados e apresentados no evento pela equipe. Os títulos e resumos são apresentados a seguir.

EGU23-2956

Evaluation of Seasonal Streamflow Forecasts over South American Large Rivers

by Ingrid Petry et al.

Session HS4.3 – Probabilistic hydro-meteorological forecasts: ensembles, assimilation, predictive uncertainty, verification and decision making

Society's constant demand for water and the need for its long-term management has increased the efforts toward seasonal streamflow forecasts. Still in its early stages of development, seasonal climate forecasts are routinely issued in meteorological centers around the world, generating information used on seasonal streamflow forecasting studies that are becoming more frequent. Hydrological Ensemble Prediction Systems (H-EPS) are considered the state-of-the-art in streamflow forecasting, taking advantage of initial land surface conditions and predictions of atmospheric boundary conditions that mostly depend on large-scale climate phenomena. In South America, seasonal forecasts find demand on water planning, spatially on the hydroelectric sector, responsible for 65% of the energy produced in countries such as Brazil. In South America there are only a few studies that investigated seasonal streamflow forecast and all of them at basin level. At a continent level, these studies represent fragmented information and do not concede spatial comprehension of the SSF potentials in South America. This work represents a first assessment of seasonal streamflow forecasts in South America based on a continental-scale application of a large-scale hydrologic-hydrodynamic model and ECMWF's seasonal forecasting system precipitation forecasts (SEAS5-SF) with bias correction. Seasonal streamflow forecasts were evaluated against a reference model run and forecast skill was estimated relative to the Ensemble Streamflow Prediction (ESP) method. Results indicate that ESP remains a hard to beat method for seasonal streamflow forecasting in South America. The bias correction of SEAS5 predicted precipitation improved the performance of the seasonal streamflow forecasts, frequently turning negative skill results into near null to positive skill. SEAS5-SF skill was found to be dependent on initialization month, season, basin and forecast lead time, with greater skill on the initialization month lead time. In this sense, we understand that our spatial skill results are suited to be used as a tool in the aid to find the best streamflow forecast method (among ESP and H-EPS) for each study area and objective. Rivers where the skill is higher were Amazon, Araguaia, Tocantins and Paraná.

Continental-scale evaluation of subseasonal-to-seasonal (S2S) streamflow forecasts over South America

by Erik Quedi et al.

Session HS4.6 – From sub-seasonal forecasting to climate projections: predicting water availability and servicing water sectors

Hydrological forecast between two weeks to months is critical for decision making in water resources management and economic sectors. The acknowledgement for opportunities and product development on sub seasonal to seasonal timescale (S2S) lead to an increasing demand for hydrological forecasting systems. In the sub seasonal timescale, there is opportunity to anticipate events of hydrological interest, such as periods of floods and droughts. The S2S timescale fills the gap between medium-range weather (3 to 15 days) and seasonal forecasts (2 to 7 months). The development of sub seasonal forecasts with good quality for decision support systems is still a great challenge for the technical and scientific community – as it fits into a predictability gap. The MGB model for South America (MGB-SA), was selected to carry out the simulation runs for obtaining sub seasonal ensemble streamflow forecasts. MGB-SA is a continental-scale version of the MGB model, which is a semi-distributed, fully coupled hydrologic-hydrodynamic model with a history of development focused on hydrological processes of large South American basins. In South America, the climate and weather variability can represent risk to activities such as agriculture and hydropower energy production. For instance, Brazil, the larger country in terms of area and economy in the continent, has an electrical power generation matrix with 35% of hydropower and rely on weather forecasts spanning multiple timescales for its integrated system operation. This work evaluated the potential skill of extended range streamflow forecasts based on a continental-scale application of a large-scale hydrologic-hydrodynamic model and ECMWF's sub seasonal forecast, with lead time up to 46 days, from the Subseasonal-to-Seasonal (S2S) project database. The forecasts quality (in terms of bias) was evaluated against a reference model run, for both raw and bias corrected precipitation. The relative skill was evaluated against the Ensemble Streamflow Prediction (ESP). The forecasts and observations were aggregated to weekly averages, ranging 6 weeks or intervals for verification, and divided into

subsets for each season of the year (DJF, MAM, JJA, SON), to access seasonal patterns on South America regions. The results highlights that the S2S sub seasonal streamflow forecasts skill was found to be dependent on initialization month, season, basin and forecast lead time, with greater skill on shorter lead-times. It is shown that the bias correction was able to reduce mean error on the streamflow forecast over most regions of continent. Also, the statistical correction improved skill and maintain positive skill on sub seasonal timescales (after third week of forecast), especially in northeastern regions of the continent and on wet seasons (DJF, MAM), meanwhile in central regions of the continent the benefits were not clear. Although, the ESP method outperformed the ECMWF-based ensemble in many regions. Finally, the results presented here provide insights for investigations and applications of S2S forecasts in the operational scope on a continental scale, which can bring benefits, for example, in the optimization of the operation of electricity generation reservoirs.

EGU23-16025

Medium range ensemble streamflow forecasts for hydropower dams of the Brazilian National Interconnected System

by Cléber Gama et al.

Session HS4.3 – Probabilistic hydro-meteorological forecasts: ensembles, assimilation, predictive uncertainty, verification and decision making

Short-to-medium range streamflow forecasting is essential for planning and operating hydropower plants (HPPs). The Brazilian National Interconnected System (SIN) is composed of more than 150 HPPs that are located over a wide range of climate and hydrological conditions. Forecasts of natural inflow into the SIN reservoirs are important to establish optimal operating rules to reduce costs with other energy sources, therefore influencing the prices in the energy market. The objective of this work is twofold: (i) evaluate the skill of ensemble streamflow forecasts for the SIN hydropower plants based on continental-scale hydrological modeling (MGB-SA) and medium-range ECWMF rainfall forecasts (MGB-ECMWF), and (ii) compare the MGB-ECMWF forecasts to those produced

operationally by the Electric System National Operator (ONS). The MGB-ECMWF predictions were additionally bias-corrected and updated using quantile mapping and auto-regressive model approaches, and were assessed in the period from 2015 to 2020 in terms of weekly averages. The forecast skill was estimated relative to both streamflow climatology and persistency using the CRPS metric, while the comparison between MGB-ECMWF and operational forecasts was performed using deterministic metrics typically adopted by ONS. The skill of MGB-ECMWF forecasts was substantially improved (especially in the first week) by the use of output correction methods, which were demonstrated to be essential for quantitative streamflow forecasting using a continental-scale hydrological model. The relative performance between ONS and MGB-ECMWF forecasts was quite variable (exhibiting positive and negative values) over the geographical extent of the SIN, although in several locations the MGB-ECMWF forecasts have performed equal to or even better than those issued by ONS. Finally, the results presented here provide insights for investigations and applications of streamflow forecasts using continental-scale modeling and simple output correction techniques, which can bring benefits, for example, in the optimization of the reservoir operation and electricity generation.

Finalmente, também foi apresentado os seguintes trabalhos no Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos de 2023:

- KOLLING NETO, ARTHUR ; SIQUEIRA, , VINÍCIUS ; GAMA, C. ; Rodrigo Paiva ; FAN, F. M. ; COLLISCHONN, W. ; SILVEIRA, R. ; AVER, C. ; FREITAS, C. . PREVISÕES DE VAZÃO EM MÉDIO PRAZO PARA USINAS HIDRELÉTRICAS DO SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL DO BRASIL. In: XXV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HIDRÍCOS, 2023, Aracaju. Anais do XXV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HIDRÍCOS. Porto Alegre: ABRHidro, 2023. v. 2023. p. 1-10.
- PETRY, INGRID ; Fan, Fernando Mainardi ; SIQUEIRA, VINÍCIUS ; COLLISCHONN, W. ; AVER, C. ; FREITAS, C. . Potenciais da previsão sazonal de vazões no Brasil. In: XXV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS

HIDRÍCOS, 2023, Aracaju. Anais do XXV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HIDRÍCOS. Porto Alegre: ABRHidro, 2023. v. 2023. p. 1-10.

3. SITUAÇÃO FINANCEIRA E ADMINISTRATIVA FINAL

O projeto teve seu início efetivo na universidade em março de 2021 após a aprovação da Interação Acadêmica e assinatura do convênio com a Fundação Empresa-Escola de Engenharia (FEENG) para gerenciamento dos recursos financeiros e implementação das bolsas de pesquisa para os pesquisadores.

Os recursos do projeto foram gerenciados e as bolsas previstas no projeto foram implementadas desde então, incluindo a realização de processos seletivos de contratação de bolsistas de graduação e pós-graduação.

A RHAMA pagou as parcelas mensalmente para a FEENG, que administrou os recursos financeiros.

Os bolsistas e colaboradores do projeto realizaram as suas funções regularmente, com a entregas dos produtos previstos todas em dia com o cronograma proposto.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Considera-se os resultados finais do projeto como muito satisfatórios, especialmente sob o aspecto de produção de conhecimento e formação de pessoas na UFRGS, impactando positivamente toda a sociedade com a pesquisa desenvolvida.

Em termos de produção intelectual foram produzidos 3 artigos científicos em revistas e diversos trabalhos em eventos.

Em termos de formação de pessoas o projeto apoiou através de bolsas, dados e temas de pesquisa a realização de 1 Mestre e 4 Doutores em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental do PPG do IPH/UFRGS. Além de 2 bolsistas de IC e 1 Pós-Doc.