



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
INSTITUTO DE PESQUISAS HIDRÁULICAS
ENGENHARIA HÍDRICA



PREVISÃO DE VAZÃO E ENERGIA NATURAL AFLUENTE: UM ESTUDO DE CASO AVALIANDO MÉTRICAS DE DESEMPENHO

MATHEUS SAMPAIO MEDEIROS

Porto Alegre, 2022.

MATHEUS SAMPAIO MEDEIROS

PREVISÃO DE VAZÃO E ENERGIA NATURAL AFLUENTE: UM ESTUDO DE CASO
AVALIANDO MÉTRICAS DE DESEMPENHO

Trabalho de conclusão apresentado ao Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Engenheiro Hídrico.

Orientador: Fernando Mainardi Fan

Coorientador: Erik Quedi.

PORTO ALEGRE

2022

MATHEUS SAMPAIO MEDEIROS
PREVISÃO DE VAZÃO E ENERGIA NATURAL AFLUENTE: UM ESTUDO DE CASO
AVALIANDO MÉTRICAS DE DESEMPENHO

Trabalho de conclusão apresentado ao Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como parte dos requisitos para a obtenção do título de Engenheiro Hídrico.

Prof. Dr. Fernando Mainardi Fan – UFRGS/IPH
Orientador

Eng. M. Erik Quedi – UFRGS/IPH
Coorientador

Eng. Dr. Vinicius Siqueira – UFRGS/IPH
Examinador

Prof. Dr. Walter Collischonn – UFRGS/IPH
Examinador

RESUMO

Dentro do contexto brasileiro, onde a geração hidrelétrica representa entre 60% e 70% da geração de energia elétrica do país (EPE, 2021), se torna relevante a utilização de modelos de simulação hidrológica que possibilitam simular e prever fluxos d'água em uma bacia hidrográfica. Porém, ao passo que as vazões previstas nesses modelos servem de subsídio para cálculos do setor elétrico, se faz necessária uma análise integrada entre a previsão de vazões e a previsão de energia gerada. O presente estudo apresenta uma análise de como métricas de desempenho das previsões de vazão são comparáveis diretamente ou indiretamente quando utilizadas para previsão de energia natural afluyente - ENA. Tendo como ponto de partida que muitos estudos de previsão hidrológica avaliam apenas os resultados de vazões, sendo que em muitos casos são escolhidos somente pontos representativos da bacia para análise. Para isso, a metodologia abordou a utilização de dados de vazão simulados para toda América do Sul, além de vazões naturalizadas nas bacias de interesse. Foram selecionados 6 estudos de caso para verificação e discussão dos resultados. Além disso, foram calculadas as métricas para previsão de ENA em toda a bacia e a ENA em cada UHE. No geral os resultados apresentaram que UHEs com áreas de drenagem maiores que 10mil km² geram um bom desempenho de previsão de ENA quando comparados com as métricas obtidas para a previsão de ENA total na bacia.

Palavras-chave: Previsão de vazão. Previsão de Energia Natural Afluyente. Métricas de desempenho.

Sumário

1	INTRODUÇÃO E JUSTIFICATIVA	9
1.1	OBJETIVO	10
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	11
2.1	PREVISÃO DE VARIÁVEIS HIDROLÓGICAS USANDO MODELOS HIDROLÓGICOS	11
2.2	PREVISÃO POR CONJUNTO	13
2.3	MÉTRICAS DE DESEMPENHO DE MODELOS PARA PREVISÃO	15
2.3.1	O coeficiente de Nash-Sutcliffe	15
2.3.2	Erro Médio Relativo (MRE)	15
2.3.3	Coeficiente de Correlação (r)	16
2.3.4	Continuous Ranked Probability Score (CRPS)	16
2.3.5	Brier Score (BS)	17
2.4	SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL (SIN)	18
2.5	ESTUDOS DE DESEMPENHO DE MODELOS DE PREVISÃO	19
3	METODOLOGIA	20
3.1	MODELO MGB-AS (ETAPA 1)	21
3.2	PREVISÃO SUB SAZONAL DAS VAZÕES (ETAPA 2)	21
3.3	ENERGIA NATURAL AFLUENTE	22
3.4	VAZÕES NATURALIZADAS	23
3.5	MÉTRICAS DE DESEMPENHO	24
3.6	CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS	25
3.7	VERIFICAÇÃO DOS RESULTADOS	25
4	ÁREA DE ESTUDO	26
5	RESULTADOS	28
5.1	ESTUDO DE CASO 1: BACIA DO RIO GRANDE	28
5.1.1	CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO	31
5.1.2	DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA	33
5.2	ESTUDO DE CASO 2: BACIA DO RIO IGUAÇU	38
5.2.1	CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO	39
5.2.2	DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA	41
5.3	ESTUDO DE CASO 3: BACIA DO RIO JACUÍ	44
5.3.1	CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO	45
5.3.2	DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA	46
5.4	ESTUDO DE CASO 4: BACIA DO RIO PARANAPANEMA	49
5.4.1	CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO	50

5.4.2	DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA	51
5.5	ESTUDO DE CASO 5: BACIA DO RIO TOCANTINS	54
5.5.1	CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO	55
5.5.2	DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA	56
5.6	ESTUDO DE CASO 6: BACIA DO RIO URUGUAI	59
5.6.1	CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO	60
5.6.2	DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA	61
5.7	DISCUSSÕES	64
6	CONCLUSÕES	66
7	REFERÊNCIAS	67

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Potenciais aplicações da previsão hidrológica em função do seu horizonte e incerteza (NASEM, 2016).	12
Figura 2 – Exemplo esquemático de como uma previsão hidrológica é realizada utilizando dados de previsão meteorológica por conjunto.	14
Figura 3 – Subsistemas ONS. Adaptado de (ONS, 2021).	18
Figura 4 - Fluxograma da metodologia.	20
Figura 5 - Vazões diárias simuladas pelo modelo MGB-SA na América do Sul.	21
Figura 6 - Resumo da avaliação da previsão (Quedi. et. al., submetido).	22
Figura 7 – Bacias selecionadas e média mensal da energia natural afluente.	26
Figura 8 - Localização da bacia do rio Grande.	28
Figura 9 – Sazonalidade de ENA para bacia do rio Grande.	30
Figura 10 – Previsão de ENA para o período de 01/01/2018 até 03/05/2018.	30
Figura 11 – Comparação entre previsões e observações de ENA, considerando o valor médio previsto/observado no horizonte subsazonal.	31
Figura 12 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.	32
Figura 13 – Correlação da métrica NSE de previsão de ENA.	34
Figura 14 – Correlação da métrica MRE resultado da previsão de ENA.	35
Figura 15 – Correlação da métrica BS resultado da previsão de ENA.	36
Figura 16 – Correlação da métrica CRPS resultado da previsão de ENA.	37
Figura 17 - Localização da bacia do rio Iguaçu.	38
Figura 18 – Comparação entre previsões e observações de ENA, considerando o valor médio previsto/observado no horizonte subsazonal.	39
Figura 19 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.	40
Figura 20 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Iguaçu.	41
Figura 21 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Iguaçu.	42
Figura 22 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Iguaçu.	43
Figura 23 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Iguaçu.	43
Figura 24 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Iguaçu.	43
Figura 25 - Localização e relvo da bacia do rio Jacuí.	44
Figura 26 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.	45
Figura 27 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Jacuí.	46
Figura 28 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Jacuí.	47
Figura 29 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Jacuí.	48
Figura 30 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Jacuí.	48
Figura 31 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Jacuí.	48
Figura 32 - Localização e relvo da bacia do rio Paranapanema.	49
Figura 33 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.	50
Figura 34 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Paranapanema.	51
Figura 35 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Paranapanema.	52
Figura 36 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Paranapanema.	53

Figura 37 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Paranapanema.	53
Figura 38 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Paranapanema.....	53
Figura 39 - Localização e relevo da bacia do rio Tocantins.	54
Figura 40 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.	55
Figura 41 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Tocantins.	56
Figura 42 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Tocantins.	57
Figura 43 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Tocantins.....	58
Figura 44 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Tocantins.	58
Figura 45 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Tocantins.....	58
Figura 46 - Localização e relevo da bacia do rio Uruguai.	59
Figura 47 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.	60
Figura 48 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Uruguai.	61
Figura 49 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Uruguai.	62
Figura 50 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Tocantins.....	63
Figura 51 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Tocantins.	63
Figura 52 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Tocantins.....	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Métricas para avaliação de previsões de vazão utilizadas neste trabalho e organizadas segundo o usado em Brown et al. (2010).	24
Tabela 2 – Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Grande.	29
Tabela 3 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.	32
Tabela 4 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Iguaçu	38
Tabela 5 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.	39
Tabela 6 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Jacuí.....	44
Tabela 7 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.	45
Tabela 8 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Paranapanema	49
Tabela 9 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.	50
Tabela 10 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Tocantins.....	54
Tabela 11 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.	55
Tabela 12 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Uruguai.....	59
Tabela 13 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.	60

1 INTRODUÇÃO E JUSTIFICATIVA

Para a adequada gestão dos recursos hídricos e mitigação de impactos negativos de desastres hidrológicos é necessário a compreensão detalhada dos processos físicos envolvidos no ciclo da água. Além disso, o bom entendimento desses processos se torna importante por diversos fatores, tais como: geração de energia, preservação do meio ambiente, abastecimento público, bem-estar social, agricultura irrigada e construções de obras hidráulicas.

Uma ferramenta muito utilizada para o estudo e em projetos de engenharia, ligados a recursos hídricos, são os modelos de simulação hidrológica, que possibilitam simular e prever fluxos d'água em uma bacia hidrográfica, através de um conjunto de equações físicas e matemáticas. A bacia hidrográfica é o típico objeto de aplicação desses modelos e dependendo da dimensão dessa bacia, os modelos podem ser considerados como locais, regionais e continentais (Siqueira et. al. 2018). Uma das aplicações dos modelos de simulação é a previsão de vazões.

No contexto brasileiro, onde a geração hidrelétrica representa entre 60% e 70% da geração de energia elétrica do país (EPE, 2021), a previsão de curto e médio prazo (minutos até duas semanas), sub sazonal (semanas a meses), e sazonal (6 meses), de vazões naturais, afluentes a reservatórios, é especialmente benéfica. Além disso, vale ressaltar que o desempenho das previsões deve ser constantemente avaliado, buscando identificar o grau de acurácia e potenciais deficiências, a fim de melhorar as previsões.

Concomitante ao atendimento da demanda hídrica energética, a previsão de Energia Natural Afluente – ENA, representa a energia que pode ser produzida pelos reservatórios de uma bacia hidrográfica (ou de um subsistema) considerando os reservatórios a 65 % do volume útil (ONS, 2021). A previsão de ENA, portanto, é de suma importância para o planejamento das operações dos reservatórios, visando a gestão e a máxima eficiência do sistema de geração hidrelétrica.

Dentro dessa perspectiva o presente estudo apresenta uma análise de como métricas de desempenho das previsões de vazão são comparáveis diretamente ou indiretamente quando comparadas com o uso para previsão da ENA. Tendo como ponto de partida que muitos estudos de previsão hidrológica avaliam apenas os resultados de vazões, sendo que em muitos casos são escolhidos somente pontos

representativos da bacia para análise. O presente estudo busca avaliar possíveis sugestões de melhoria a fim de verificar se previsões hidrológicas pontos representativos da bacia resultam em previsões adequadas de ENA total. É desejado que os resultados aqui obtidos sirvam para subsidiar escolhas e orientar sobre possíveis caminhos a serem seguidos em estudos energéticos no território brasileiro.

1.1 OBJETIVO

O objetivo principal desse trabalho é verificar se o desempenho de previsões hidrológicas, em UHEs representativas, é similar ou com a mesma interpretação de desempenho na previsão de Energia Natural Afluyente – ENA em toda a bacia.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 PREVISÃO DE VARIÁVEIS HIDROLÓGICAS USANDO MODELOS HIDROLÓGICOS

A antecipação de variáveis hidrológicas é uma informação muito valiosa para mitigação de impactos negativos decorrentes de eventos hidrológicos extremos (secas e cheias), além de permitir de forma eficaz planejar ações relacionadas à tomada de decisão em atividades socioeconômicas. O horizonte de previsão é definido como o alcance máximo da previsão, enquanto a antecedência é o tempo decorrido entre a previsão e o evento a ser previsto. Quanto maior o tempo de antecedência da previsão, menor sua acurácia. Por outro lado, quanto maior a antecedência da previsão, maior é a sua utilidade (Lettenmarier e Wood, 1993).

Na Figura 1, a cor vermelha indica previsões a curto prazo, que vai de minutos a uma semana, destacando os usos das previsões em atividades como sistemas de alertas, monitoramento hidrológico, previsões em tempo real, planos diários de navegação, avaliação de disponibilidade energética.

Em verde é indicado a previsão a longo prazo ou sazonal (estações do ano), este horizonte de previsão fomenta a geração de informações sobre tendências ou anomalias do clima, gerenciamento de produção agrícola futura em vista de períodos futuros desfavoráveis, na irrigação, manejo de água em períodos de seca, planejamento do uso de recursos hídricos, operação de manobras marítimas em regiões cobertas por gelo.

A cor preta indica atividades a serem desenvolvidas em períodos longos, ou horizonte a longo prazo, isto é, pode ser entendido como projeções que baseiam o planejamento das atividades nos outros horizontes. Por fim, em azul se insere a previsão sub sazonal (abrangendo o período de duas semanas a alguns meses).



Figura 1- Potenciais aplicações da previsão hidrológica em função do seu horizonte e incerteza (NASEM, 2016).

Os modelos hidrológicos são métodos utilizados para qualquer uma destas previsões. Os modelos utilizados em previsão podem ser do tipo determinístico ou estocástico. Os modelos determinísticos retratam os processos relacionados com as variáveis hidrológicas por meio de equações conceituais que representem processos físicos do comportamento do ciclo hidrológico. Os modelos estocásticos (estatística no tempo ou séries temporais) procuram encontrar relações empíricas e estatísticas no funcionamento das séries temporais para a previsão. Quando o modelo estocástico utiliza somente vazões, utilizam o conhecimento do passado para prever o futuro, dentro de um certo erro estatístico. O modelo determinístico tende a utilizar informações climáticas e hidrológicas recentes para prever a vazão, mesmo que o modelo não seja uma representação fiel de todos os processos (Tucci, 2005).

Dentro do conceito de modelos determinísticos ainda existem dois tipos, que são: o modelo distribuído em que a área da bacia é dividida em unidades irregulares ou regulares, consideradas como homogêneas, reconhecendo desta forma a distribuição espacial das variáveis e dos parâmetros considerados e o modelo do tipo concentrado em que a área da bacia é representada de forma única, isto é, homogênea, não sendo possível a distribuição das características físicas relacionadas ao solo, à vegetação e à chuva (Clarke, 1973).

Dependendo da escala da bacia, do tempo de concentração, dos recursos disponíveis, e dos resultados necessários, a previsão de vazão pode ser feita utilizando metodologias baseadas em: (i) propagação de ondas de cheia; (ii) transformação de chuva em vazão; e (iii) transformação de chuva em vazão com informação adicional de previsão quantitativa de precipitação (Tucci e Collischonn, 2003). É importante ressaltar que atualmente previsões quantitativas de precipitação podem ser obtidas de modelos atmosféricos que rodam em centros operacionais de previsão do tempo como é o caso do *European Centre for Medium-range Weather Forecast* (ECMWF).

2.2 PREVISÃO POR CONJUNTO

Diante das incertezas relacionadas às previsões meteorológicas e climáticas, uma prática comum nos estudos atmosféricos é o emprego de previsões por *ensemble* ou por conjunto. Nesta abordagem geralmente são utilizadas diferentes condições iniciais para criação de cenários, gerando uma faixa de opções que podem ser quantificadas de acordo com as probabilidades de ocorrência para cada membro do conjunto.

Em métodos determinísticos a estimativa futura é predominantemente realizada a partir de uma única trajetória possível, ou com uma única condição inicial da previsão (Cloke e Pappenberger, 2009). Por outro lado, a previsão por *ensemble* busca a associação da incerteza com o resultado da previsão, de modo que permita uma melhor tomada de decisão.

A Figura 2 ilustra a previsão hidrológica por conjunto (*ensemble*), em que dados de precipitação (através da previsão meteorológica) alimenta um modelo hidrológico gerando diversas previsões de vazão. Pode-se pensar que cada membro do conjunto (linhas verdes) mostra uma trajetória possível para o futuro. Esse tipo de gráfico é chamado de "gráfico espaguete".

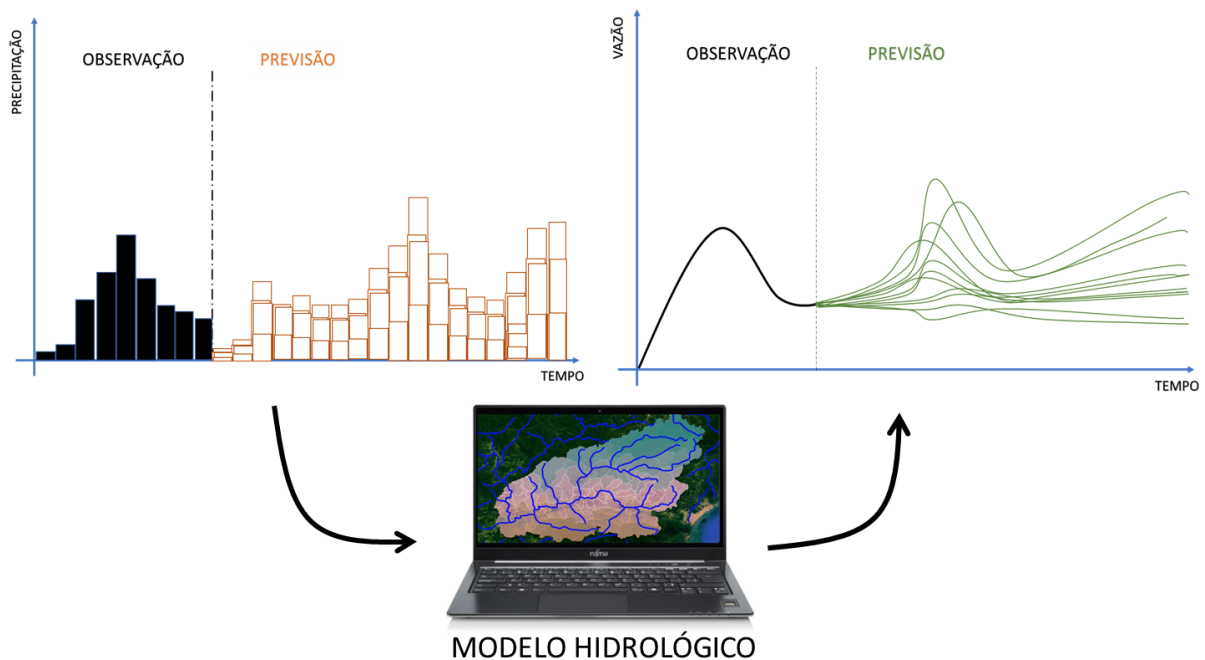


Figura 2 – Exemplo esquemático de como uma previsão hidrológica é realizada utilizando dados de previsão meteorológica por conjunto.

São apontados alguns benefícios associados ao uso de *ensembles* na previsão hidrológica, sendo eles (Scherrer et. al., 2004; Roulin, 2007; Golding, 2009; Dietrich et. al., 2009; Boucher et. al., 2011; Pappenberger et. al., 2011; Ramos et. al., 2013):

- Previsões probabilísticas apresentam melhor desempenho que as determinísticas em termos de estatísticas de quantificação de erros e benefícios econômicos.
- A partir de uma previsão bem ajustada, o uso de *ensembles* permite a quantificação da incerteza, mensurada através do espalhamento dos membros do conjunto.
- Permitem a identificação de eventos extremos com maior ou menor probabilidade de ocorrência.
- Em comparação às das previsões determinísticas, o uso de *ensembles* é mais consistente, mensurado pelo grau de concordância entre previsões sucessivas.
- Auxiliam a tomada de decisões relacionadas a operação de obras hidráulicas, execução de planos de emergência, entre outros.
- Beneficia os sistemas de previsão operacionais, aumentando a credibilidade devido a diminuição de emissão de falsos alarmes.

2.3 MÉTRICAS DE DESEMPENHO DE MODELOS PARA PREVISÃO

As previsões hidrológicas estão sujeitas a erros, por isso, a verificação dos resultados através de métricas de desempenho se torna necessária, buscando não só quantificar, como entender as fontes de erros. Existem diversas metodologias para avaliação dos erros em modelos de previsão (por exemplo, Jolliffe e Stephenson (2003) e Brown et. al. (2010)), nelas são utilizados métodos matemáticos estatístico, que indicam a qualidade do modelo de previsão em termos de acurácia. Para o presente trabalho, foram selecionadas algumas métricas de desempenho que estão apresentadas a seguir.

2.3.1 O coeficiente de Nash-Sutcliffe

O Nash-Sutcliffe (NSE), relaciona erro da previsão avaliada com o erro de uma previsão dada pela média de longo-termo do dado observado. O valor é adimensional e varia entre $-\infty$ a 1. Quanto mais próximo de 1, indica que o modelo possui uma acurácia superior à média de longo período. Valores próximos de zero indicam que o modelo é tão ruim quanto a média. Valores positivos indicam que o modelo é melhor do que a média. Valores negativos indicam que o modelo é pior do que a média. O coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe é calculado pela Equação abaixo:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{n=1}^N (QC_{hn} - QO_{hn})^2}{\sum_{n=1}^N (QO_{hn} - QO_m)^2}$$

Em que N é o número de intervalos de tempo; h é o horizonte de previsão avaliado; QC_{hn} é a vazão calculada num intervalo de tempo n com horizonte h; QO_{hn} é a vazão observada neste mesmo intervalo de tempo com horizonte h; e QO_m é a média das vazões observadas no período de N intervalos de tempo.

2.3.2 Erro Médio Relativo (MRE)

O Erro Médio Relativo (MRE) mede a diferença média entre o valor observado e as previsões correspondentes, dividida pela vazão média observada. A equação abaixo apresenta a formulação matemática do MRE.

$$EMR_h = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{(Qp_{h,n} - Qo_{h,n})}{(Qo_{h,n})}$$

em que N é o número total de previsões; n é uma dada previsão avaliada; h é o horizonte de previsão avaliado; $Qp_{h,n}$ é o valor previsto da vazão na previsão n com horizonte h; $Qo_{h,n}$ é o valor observado da vazão correspondente a previsão n com horizonte h; e MRE_h é o erro médio relativo do horizonte h, sendo resultados considerados bons os valores próximos de zero.

2.3.3 Coeficiente de Correlação (r)

O coeficiente de correlação (r) mede o grau de associação linear entre os valores observados e os valores previstos. O valor de r para uma perfeita associação linear é 1 (um). Zero indica que não existe associação linear e valores negativos indicam que existe uma associação linear inversamente proporcional. A equação abaixo apresenta a fórmula matemática do coeficiente de correlação.

$$r_h = \frac{\sum_{n=1}^N (Qp_{h,n} - \overline{Qp_h})(Qo_{h,n} - \overline{Qo_h})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (Qp_{h,n} - \overline{Qp_h})^2} \cdot \sqrt{\sum_{n=1}^N (Qo_{h,n} - \overline{Qo_h})^2}}$$

em que N é o número total de previsões; n é uma dada previsão avaliada; h é o horizonte de previsão avaliado; $Qp_{h,n}$ é o valor previsto da vazão na previsão n com horizonte h; $Qo_{h,n}$ é o valor observado da vazão correspondente a previsão n com horizonte h; e r_h é o coeficiente de correlação do horizonte h. A equação deve ser aplicada para cada um dos horizontes de previsão.

2.3.4 Continuous Ranked Probability Score (CRPS)

A métrica CRPS se dá através da comparação da integral dos quadrados das diferenças entre a função de probabilidades acumuladas das previsões e observações do mesmo passo de tempo. Ela pode ser usada para comparação entre duas previsões por conjunto ou entre previsões por conjunto e determinística, por isso

o valor de CRPS pode não ser diretamente interpretável em termos de erro na previsão. O CRPS resume a qualidade de uma previsão em um único número, em que quanto mais próximo de zero melhores são os resultados das previsões. Matematicamente, o valor do CRPS é dado pela equação abaixo:

$$CRPS_{h,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} [F_p(Qp_{h,n}) - F_0(Qo_{h,n})]^2 dQp_{h,n}$$

em que $Qp_{h,n}$ é o valor previsto da vazão na previsão n com horizonte h ; F_p é o valor da função de probabilidades acumuladas da previsão, F_0 é o valor da função degrau, que assume probabilidade igual a um para valores de vazão maiores ou iguais à observação, e zero para valores de vazão menores que os valores observados. Na prática o valor do CRPS é calculado como uma média através dos N pares de previsões e observações, que levam ao valor utilizado de CRPS.

2.3.5 Brier Score (BS)

Avaliações de previsões probabilísticas geralmente utilizam a medida Brier Score - BS para medir o desempenho de modelos (Wilks, 2006). Essa métrica representa o erro médio quadrático das previsões probabilísticas, considerando a ocorrência (ou não) de determinado evento, como a excedência de um limiar de vazão que define uma cheia. A faixa de variação é definida entre 0 e 1, sendo que valores próximos de zero indicam melhores resultados. Uma previsão perfeita, que sempre acerta a ocorrência ou a não ocorrência do limiar definido, sempre terá um BS igual à zero. A métrica BS é definida pela equação abaixo:

$$BS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (pp_i - po_i)^2$$

Em que: n é o número de pares de previsão-observação; pp é a probabilidade de ocorrência prevista e po é a probabilidade de ocorrência observada do evento (0 o evento não ocorreu; enquanto 1 o evento ocorreu).

2.4 SISTEMA INTERLIGADO NACIONAL (SIN)

O sistema de produção e transmissão de energia elétrica do Brasil é um sistema hidro-termo-eólico de grande porte, com predominância de usinas hidrelétricas e com múltiplos proprietários. O Sistema Interligado Nacional (SIN) é constituído por quatro subsistemas: Sul, Sudeste/Centro-Oeste, Nordeste e a maior parte da região Norte (ONS, 2021). A Figura 3 apresenta os subsistemas e as UHEs dentro do território brasileiro.

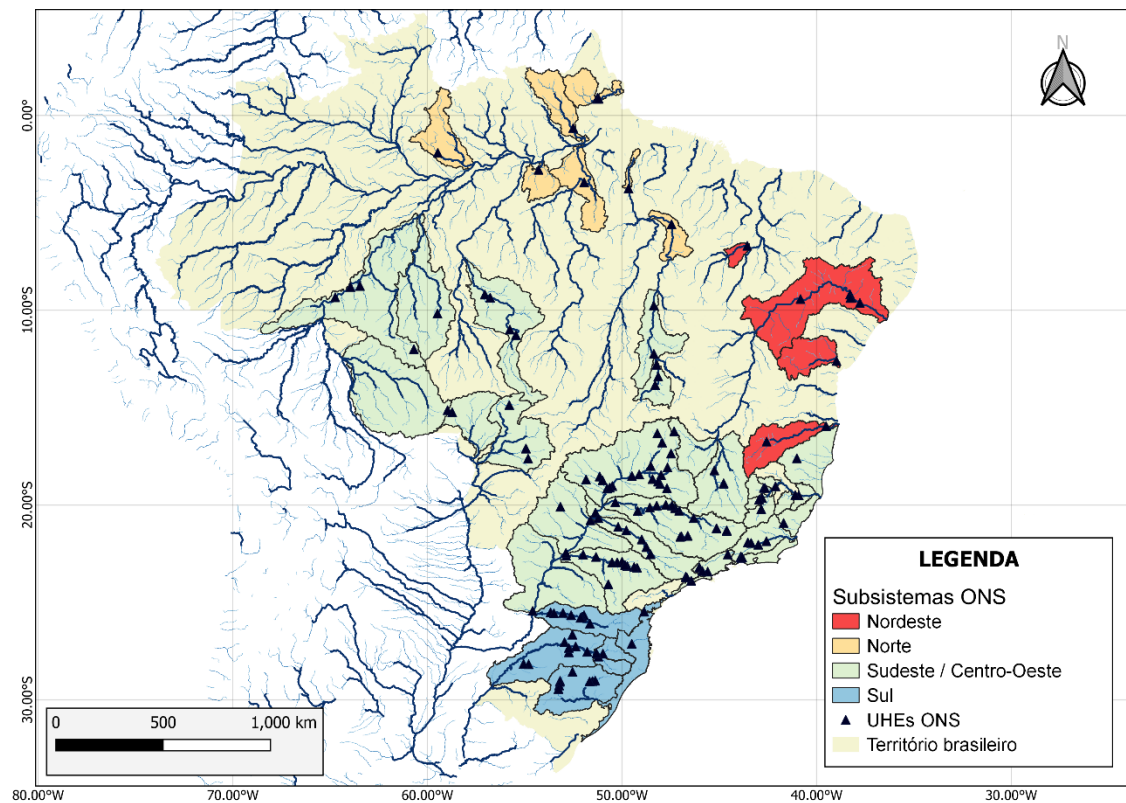


Figura 3 – Subsistemas ONS. Adaptado de (ONS, 2021).

O órgão responsável pela operação do Sistema Interligado Nacional é o Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS, que é responsável pela coordenação e controle da operação das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no Sistema Interligado Nacional (SIN), sob a fiscalização e regulação da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). O objetivo principal do ONS é operar o SIN visando o atendimento da demanda com o menor custo possível. Além disso, o ONS também é responsável pelos estudos de ampliação e reforço das linhas de transmissão dentro do horizonte de cinco anos. O órgão responsável pelos estudos

de planejamento no horizonte acima de cinco anos é a Empresa de Pesquisa Energética (EPE).

A otimização dos recursos energéticos ao longo do período de planejamento é feita a partir da operação do SIN. Nela são feitas diversas tomadas de decisão a partir de variáveis relacionadas a cada tipo de sistema (térmico, hídrico ou eólico).

Segundo Kuki (2020) a vazão é a variável de maior impacto sobre o preço da energia para os submercados que compõem o Sistema Interligado Nacional (SIN). Um dos maiores problemas na geração hidrelétrica é decidir se as vazões que chegam aos reservatórios serão turbinadas ou se devem ser armazenadas caso ocorra um longo período de estiagem no futuro

2.5 ESTUDOS DE DESEMPENHO DE MODELOS DE PREVISÃO

No contexto da previsão de vazões usando modelos hidrológicos, muitos estudos da literatura avaliam previsões de vazões afluentes a Usinas Hidrelétricas e majoritariamente os resultados desses estudos, apresentam desempenho somente para vazões. Dentre os estudos recentes de previsão de vazão, podem ser citados: Collischonn et al (2005) e Andreoli (2006), que usaram o modelo para previsão de vazões no rio Uruguai; Bravo (2008) que avaliou previsão de vazão, utilizando redes neurais, para o reservatório de furnas, Brun et. al. (2001) que realizaram previsão em tempo real para a UHE de Ernestina, Silva et. al. (2004) e Silva et. al. (2005) que simularam previsões de vazão na bacia do rio São Francisco, Fan et al (2012) que apresentaram o uso do modelo para a previsão de vazões nas bacias dos rios Pelotas e Taquari-Antas (RS), Fan (2015) que realizou previsão de vazão para as bacias dos rios São Francisco, Doce e Tocantins, Quedi et al (2019) que simularam a previsão de vazões para a bacia do rio Paraná. E finalmente o trabalho de Siqueira et. al. (2020), que avaliaram previsões de vazão natural para várias localidades da América do Sul, incluindo locais de UHEs do SIN.

Diante de tantos estudos realizados com avaliação de desempenho de previsão hidrológica, prevendo vazões afluentes a Usinas Hidrelétricas, surge o seguinte questionamento: Caso esses estudos tivessem avaliado os resultados em termos de energia natural afluente – ENA, a interpretação seria diferente? O presente trabalho propõe auxiliar na resposta desta pergunta.

3 METODOLOGIA

A Figura 4 apresenta o fluxograma de atividades proposto para o presente estudo. O estudo foi subdividido em 3 partes, sendo que algumas etapas e sub etapas estão contidas nas atividades desenvolvidas pelo projeto: 2021 – UFRGS - IAP-001313 (Previsão Hidroclimática com Abrangência no Sistema Interligado Nacional de Energia Elétrica). A primeira etapa consiste na modelagem hidrológica da bacia de estudo, a partir do modelo hidrológico MGB aplicado para América do Sul, MGB-SA (Siqueira et al. 2018), seguido da etapa de aquisição e processamento dos dados precipitação por conjunto (com intervalo sub-sazonal). Ainda na etapa 2, os dados de precipitação são processados e inseridos no modelo hidrológico, conforme descrito em (Quedi et. al. Submetido) e foram geradas previsões sub-sazonais para todos os rios da América do Sul. Algumas etapas intermediárias como: rodadas de previsão automatizada, calibração e validação do modelo, não foram etapas do presente trabalho, pois foram aproveitados de estudos anteriores (Siqueira et al. (2018); Quedi et. al. (Submetido)). A etapa 3 (foco do presente trabalho), consiste em utilizar os resultados obtidos nas etapas anteriores para gerar a previsão de ENA resultante de cada reservatório, e assim, calcular um valor para a bacia. O próximo passo da etapa 3 foi calcular métricas de desempenho das previsões de ENA, tanto para os reservatórios quanto para a ENA total na bacia. Por fim, foram comparados os resultados das previsões de vazão com os resultados de previsão de ENA.

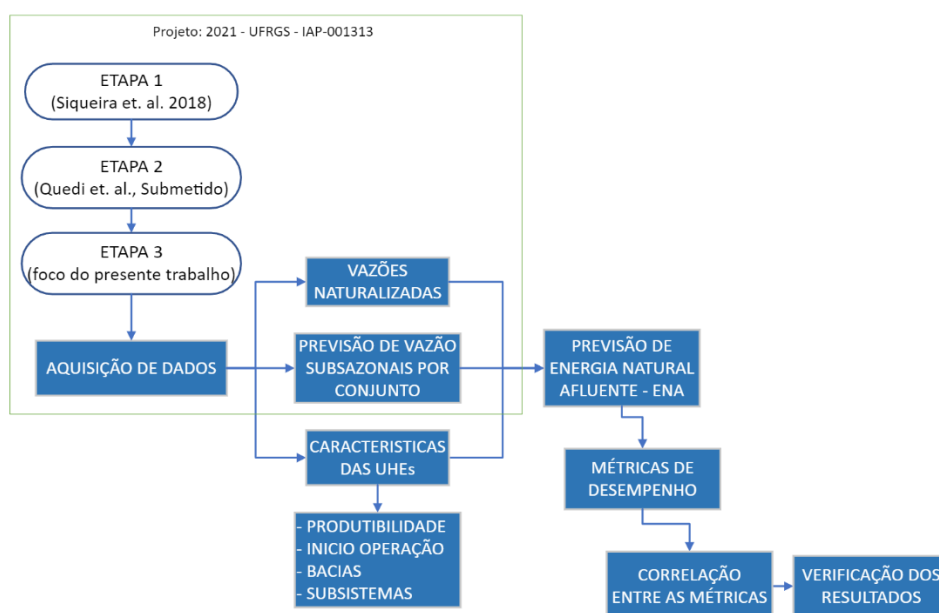


Figura 4 - Fluxograma da metodologia.

3.1 MODELO MGB-AS (ETAPA 1)

O modelo hidrológico MGB aplicado para América do Sul, MGB-SA (Siqueira et al. 2018), foi desenvolvido no intuito de compreender e estudar os processos hidrológicos do continente (Paiva et al., 2017). O MGB-SA é um modelo de escala continental com propagação hidrodinâmica, que é resolvida com a aproximação inercial local das equações de St Venant. O modelo foi originalmente calibrado para os anos de 1990 a 2010 e apresentou resultados de vazão diária superiores à de modelos hidrológicos de escala global, tendo inclusive resultados satisfatórios na validação com outras variáveis hidrológicas, como evapotranspiração e armazenamento de água, o que aponta para a robustez do modelo na representação do sistema. Em relação ao desempenho, as simulações do modelo continental resultaram em vazões diárias com acurácia semelhante a aplicações de modelos hidrológicos em escala de grandes bacias hidrográficas (Figura 5).

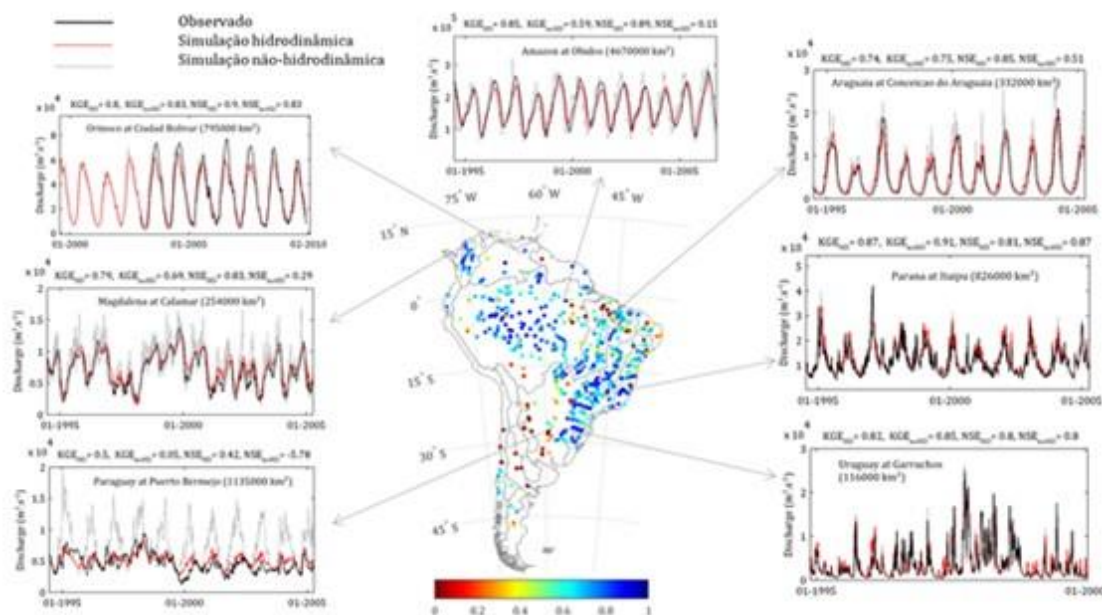


Figura 5 - Vazões diárias simuladas pelo modelo MGB-SA na América do Sul.

Adaptado de Siqueira et al. (2018)

3.2 PREVISÃO SUB SAZONAL DAS VAZÕES (ETAPA 2)

O MGB-AS, foi alimentado com um conjunto de 50 membros de previsão sub-sazonal (46 dias) de precipitação gerando previsões sub-sazonais para todos os rios da América do Sul. (Quedi. et. al., submetido). O objetivo foi avaliar a qualidade das

previsões de precipitação sub-sazonal e sua contribuição para a previsão de vazão. A Figura 6 apresenta um resumo da avaliação realizada.

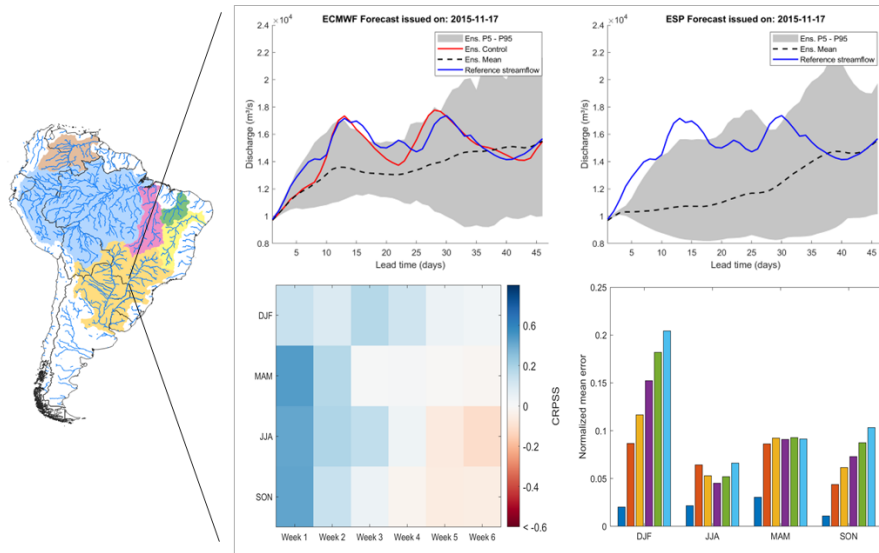


Figura 6 - Resumo da avaliação da previsão (Quedi. et. al., submetido).

Como comentado anteriormente e visando a comparação entre previsão de vazões e previsão de ENA, os resultados obtidos em (Quedi. et. al., submetido), foram utilizados para cálculo de ENA, do presente estudo. Assim, foi possível selecionar as previsões nas UHEs de interesse e calcular tanto a ENA na UHE quanto a ENA total da bacia de interesse.

3.3 ENERGIA NATURAL AFLUENTE

Sabendo as vazões incrementais a montante, é possível estimar as vazões naturais afluentes de cada reservatório. A ENA é obtida multiplicando a vazão natural de cada reservatório por sua produtividade referente ao armazenamento de 65% do volume útil dos reservatórios dos aproveitamentos hidroelétricos (ONS, 2021). Os valores da ENA podem ser calculados em base diária, semanal, mensal ou anual e, também, por bacia e por subsistema, com uso das seguintes expressões:

$$ENA_{bacia}(t) = \sum_{i=1}^n [Q_{nat}(i, t) \cdot p(i)]$$

$$ENA_{subsistema}(t) = \sum_{i=1}^m [Q_{nat}(j, t) \cdot p(j)]$$

Em que t é o intervalo de tempo adotado para o cálculo da ENA; i é o aproveitamento pertencente ao sistema de aproveitamentos da bacia considerada; n

é o número de aproveitamentos existentes no sistema de aproveitamentos da bacia considerada; Q_{nat} é a vazão natural do aproveitamento no intervalo de tempo considerado; p é produtividade média do conjunto turbina-gerador do aproveitamento hidrelétrico, referente à queda obtida pela diferença entre o nível de montante, correspondente a um armazenamento de 65% do volume útil, e o nível médio do canal de fuga; j é o aproveitamento pertencente ao sistema de aproveitamentos do subsistema considerado e; m é o número de aproveitamentos existentes no sistema de aproveitamentos.

Para o presente estudo, a ENA foi calculada para todas as UHEs situadas nas bacias de interesse em dois períodos:

- 2015 a 2021 compondo a série histórica de ENA observada, oriunda das vazões observadas; e

- 2015 a 2021 compondo a série de ENA prevista, oriunda da previsão de vazão.

A ENA prevista foi gerada para os 50 membros que compõem o conjunto de previsão de vazão. O horizonte de previsão, como comentado anteriormente, é o sub-sazonal composto por uma previsão de 46 dias.

Além disso, foram considerados dados de produtividade média das UHEs de interesse para o ano de 2022. Sabendo que a produtividade é atualizada com determinada frequência, os valores utilizados consideraram a última atualização disponível em ONS (2022).

3.4 VAZÕES NATURALIZADAS

Dado que o foco deste trabalho é avaliar previsões de vazões naturais afluentes às usinas hidrelétricas do SIN, foram coletados dados referentes a séries de vazões naturalizadas para aferição dos resultados do modelo MGB-SA. Estes dados consistem em vazões reconstituídas para os locais das UHEs onde se desconsideram alterações antrópicas a montante, cuja informação é de suma importância para a coordenação e o planejamento da operação do SIN.

O histórico de vazões disponibilizado pelo ONS contém as vazões naturais afluentes às usinas. No SINtegre (portal público contendo informações do ONS <<https://sintegre.ons.org.br>>) é disponibilizado uma planilha com as séries históricas

de vazões naturalizadas de todas as usinas que compõem o SIN. Atualmente, encontra-se disponível dados para o período entre 1979 e 2022. A vazão natural é aquela que seria observada no local onde está a usina, desconsiderando-se a atuação dos reservatórios e a vazão incremental corresponde à vazão lateral que ocorre entre aproveitamentos consecutivos. Por consequência nos reservatórios de cabeceira, a vazão natural é igual à incremental. Segundo o (ONS, 2021), para este procedimento, são calculadas vazões naturais incrementais a partir de dados hidráulicos diários relativos a níveis e volumes dos reservatórios e vazões nos locais dos aproveitamentos, bem como de estações fluviométricas de interesse para operação do SIN e captações de água significativas na bacia.

3.5 MÉTRICAS DE DESEMPENHO

Para a avaliação dos resultados foram utilizadas as métricas detalhadas no capítulo de revisão bibliográfica. As métricas de previsões determinísticas foram calculadas considerando a média dos conjuntos. A tabela a seguir apresenta um resumo das métricas que foram utilizadas seguindo a mesma organização de Brown et. al. (2010), onde primeiro são introduzidas métricas relacionadas a avaliação exclusiva de previsões de valor único (determinísticas), seguidas de métricas relacionadas com distribuição dos resultados. As métricas foram calculadas tanto para previsão de vazões quanto para previsão de ENA.

Tabela 1 - Métricas para avaliação de previsões de vazão utilizadas neste trabalho e organizadas segundo o usado em Brown et al. (2010).

Tipo de Previsão	Métrica
Valor único (estatísticas exclusivas para avaliações determinísticas)	Coefficiente de Nash-Sutcliffe, Erro Médio Relativo (MRE), Coefficiente de Correlação (r)
Distribuição do conjunto	Mean Continuous Ranked Probability Score, Brier Score

Como o horizonte de previsão utilizado foi o sub-sazonal, que apresenta previsões de 46 dias para o futuro, a abordagem para cálculo das métricas se baseou na seguinte estratégia:

- Para cada dia de previsão os valores previstos foram agregados utilizando a média dos 46 dias para o futuro. O cálculo foi feito para todos os membros do conjunto gerando 50 séries de valores previstos agregados.

- A fim de aferição dos resultados, também foram agregados os valores observados, com a média das observações nos 46 dias subsequentes. Por exemplo, o dia 01/01/2018 (tempo t_0), para agregação foi considerada a média das observações do dia t_1 até o dia t_{46} .

- A média dos conjuntos foi utilizada para cálculo das métricas determinísticas;

Assim, criou-se uma série de ENA, para cada uma das UHEs, correspondente ao período de 2015 a 2021. É importante salientar que essa abordagem foi simplificada, em termos de análise de previsão, pois a previsão agregada pode mascarar resultados ruins, bem como abafar um resultado bom na previsão da 1ª semana, por exemplo. O ideal é que seja realizada de forma mais discretizada (por semana de previsão ou por um intervalo de tempo).

Para a métrica Brier Score, foi utilizado um limiar de 10 % da curva de permanência (Q10), medindo o desempenho das previsões em prever vazões acima ou abaixo do limiar de referência.

3.6 CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS

Após a geração das métricas de avaliação de desempenho, também foram testadas métricas alternativas de avaliação dos resultados que possam servir para melhor avaliar as previsões no contexto de geração de energia hidrelétrica. A correlação direta entre as métricas geradas pelos modelos de previsão de vazão e as métricas da previsão de ENA.

3.7 VERIFICAÇÃO DOS RESULTADOS

As previsões testadas neste trabalho foram avaliadas de diversas formas, conforme citados nos capítulos anteriores. Os resultados obtidos foram avaliados tanto para previsões de vazão, quanto para previsão de ENA. A verificação dos resultados se deu a partir de rotinas desenvolvidas em linguagem de programação Python e Matlab.

4 ÁREA DE ESTUDO

Com o objetivo de aplicar os conceitos e metodologias propostas neste trabalho, foram selecionadas seis bacias hidrográficas que representam diferentes comportamentos hidrológicos no território brasileiro. Para a escolha buscou-se identificar bacias com cinco ou mais UHEs em seus mananciais, a fim de criar uma narrativa de comparação dos resultados para diferentes localidades com diferentes comportamentos. Além disso, buscou-se selecionar áreas com alto índice energético visando destaque para os resultados encontrados no contexto do parque gerador brasileiro. A Figura 7 apresenta as bacias selecionadas e a média mensal de energia natural afluente (Mwat).

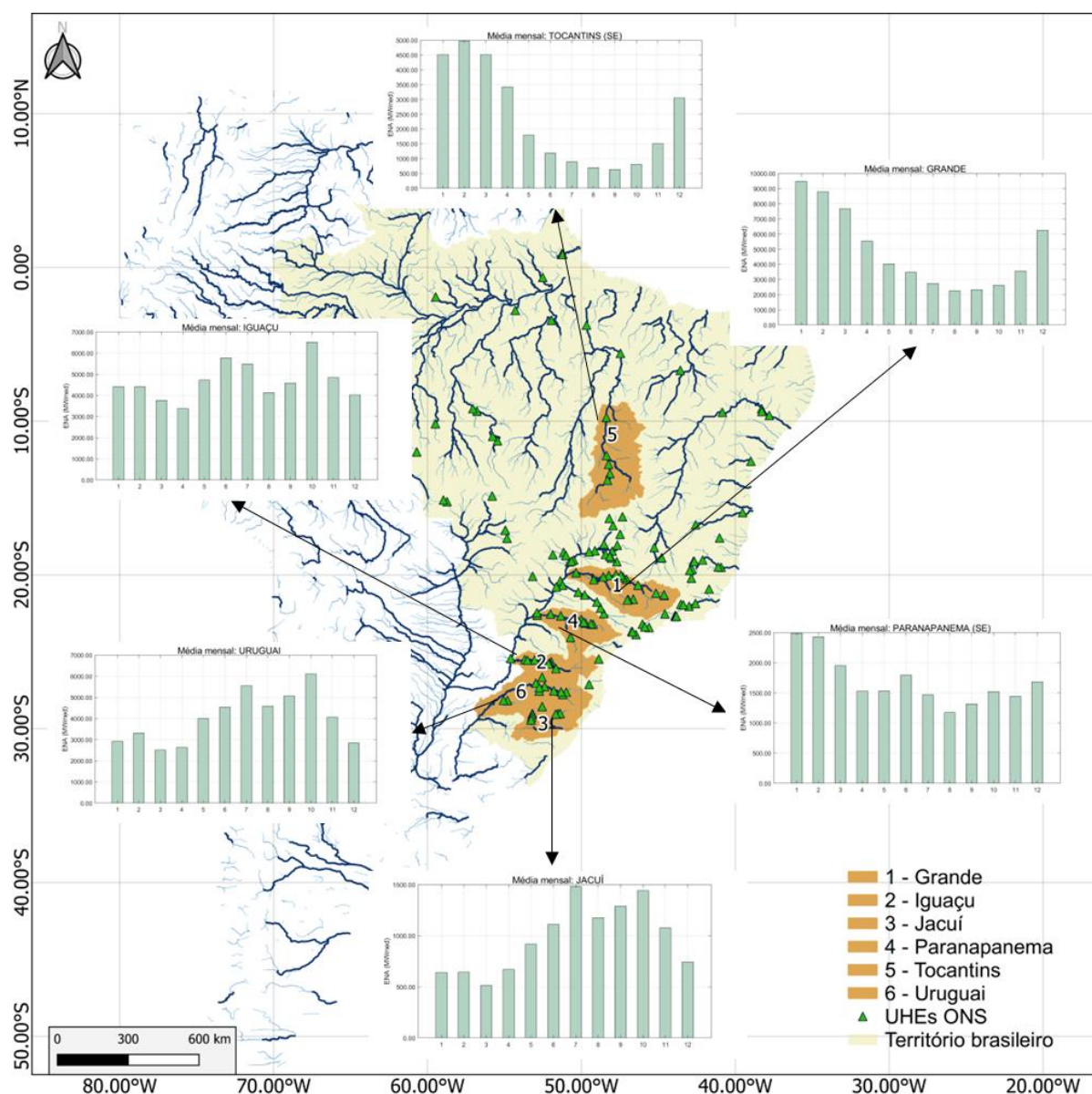


Figura 7 – Bacias selecionadas e média mensal da energia natural afluente.

Na Figura 7 é possível observar que existe uma variação sazonal nas bacias selecionadas. As bacias situadas no a sul do mapa (bacia do Iguaçu (2), rio Uruguai (6) e bacia do rio Jacuí (3)) possuem valores maiores ENA nos meses de junho a outubro (período úmido da região), enquanto que nos meses de novembro a maio os valores são menores (período seco da região). As bacias do rio Paranapanema (4), do rio Grande (1) e do rio Tocantins (5), situadas nas regiões sudeste e centro-oeste do país, possuem uma tendência a maiores valores de ENA nos meses de dezembro a maio (período húmido) e uma valores menores de ENA nos meses de abril a novembro (período seco). Os valores sazonais médios de energia natural afluyente seguem a mesma tendência das vazões médias mensais nessas regiões.

5 RESULTADOS

O capítulo dos resultados foi separado em 6 itens distintos. A ideia principal é apresentar, em cada capítulo, os resultados obtidos para as bacias selecionadas. Os resultados para as bacias do rio Grande, Iguaçu, Jacuí, Paranapanema, Tocantins e Uruguai são apresentados a seguir.

5.1 ESTUDO DE CASO 1: BACIA DO RIO GRANDE

A bacia do rio Grande está situada na região nordeste da bacia do rio Paraná, na divisa entre os estados de Minas Gerais e São Paulo. Com uma área de drenagem de 143 mil km², a bacia do rio Grande é um dos principais afluentes do rio Paraná e seu curso de água principal percorre aproximadamente 1286 km até sua confluência. Além disso, existem 15 usinas hidrelétricas situadas em seu rio principal e afluentes. A Figura 8 apresenta a localização da bacia do rio Grande e a Tabela 2 apresenta as características das UHEs que compõem o sistema de geração de energia da bacia.

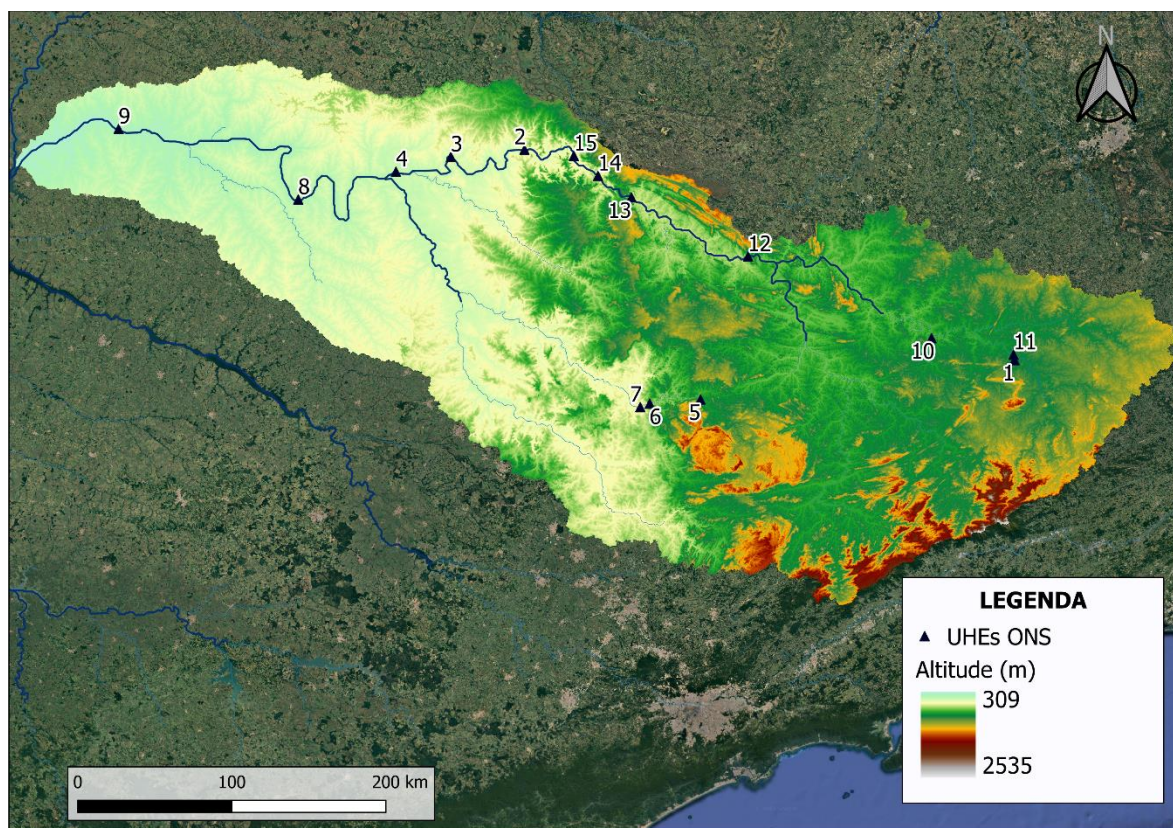


Figura 8 - Localização da bacia do rio Grande.

Tabela 2 – Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Grande.

Nome	COD	Lat	Lon	Qmlp Natural [m³/s]	Produtibilidade [MWat/m³/s]	Área de drenagem [km²]
CAMARGOS	1	-21.33	-44.62	123.57	0.21	6315
ITUTINGA	2	-21.29	-44.62	123.57	0.24	6315
FURNAS	3	-20.66	-46.32	878.66	0.81	53179
M. MORAES	4	-20.29	-47.07	971.98	0.35	59946
L. C. BARRETO	5	-20.15	-47.28	997.14	0.54	61637
JAGUARA	6	-20.02	-47.43	1007.46	0.39	62102
IGARAPAVA	7	-19.98	-47.75	1037.20	0.15	64314
VOLTA GRANDE	8	-20.03	-48.22	1104.65	0.25	67892
P. COLÔMBIA	9	-20.12	-48.57	1263.41	0.20	113885
CACONDE	10	-21.58	-46.62	53.13	0.83	3087
E. DA CUNHA	11	-21.60	-46.95	83.88	0.75	4445
LIMOEIRO	12	-21.63	-47.01	85.17	0.22	4445
MARIMBONDO	13	-20.30	-49.20	1851.42	0.52	118799
A. VERMELHA	14	-19.85	-50.35	2095.41	0.46	139868
FUNIL-MG	15	-21.19	-45.15	288.29	0.35	17210

Lat = Latitude; Lon = Longitude; e Qmlp Natural [m³/s] = Vazão natural média de longo período.

A partir das séries de vazões (prevista e observada) e a produtividade em cada UHE, conforme descrito no capítulo 3, foram calculadas as energias naturais afluentes dos pontos citados. Para cada vazão natural, sendo ela oriunda de observação ou de previsão, foi calculada a ENA multiplicando pelo fator de produtividade da UHE. Foram geradas séries de previsão de ENA, para cada membro da previsão por conjunto, em todas as UHEs da Tabela 2. A Figura 9 apresenta a sazonalidade da bacia, em termos de ENA, e a Figura 10 apresenta previsão de ENA para o período de 01/01/2018 até 03/05/2018.

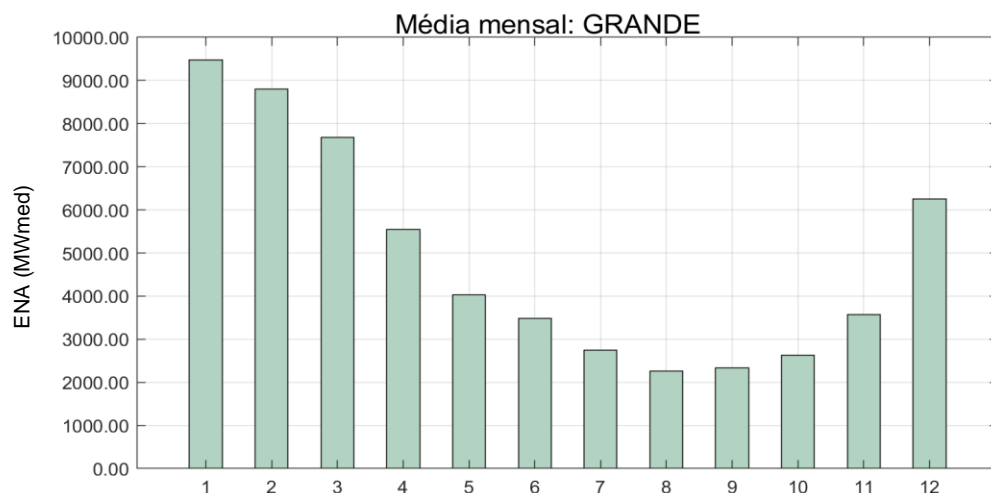


Figura 9 – Sazonalidade de ENA para bacia do rio Grande

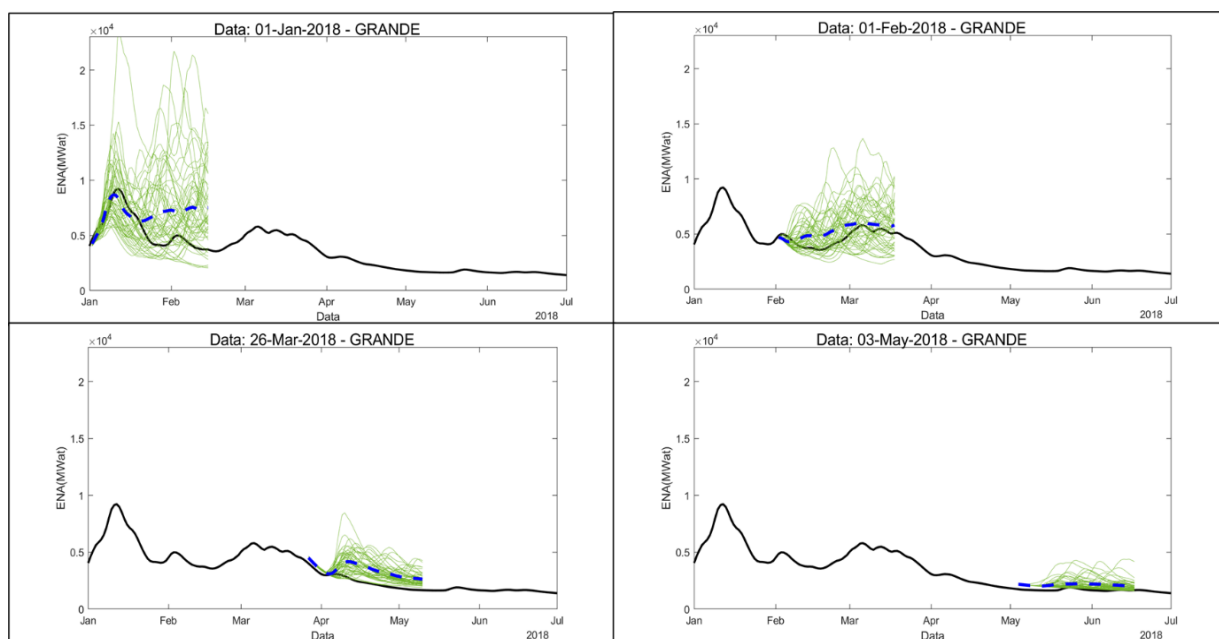


Figura 10 – Previsão de ENA para o período de 01/01/2018 até 03/05/2018. (A linha preta representa a ENA observada, as linhas verdes são os membros da previsão e a linha tracejada azul representa a média das previsões).

Em termos de série histórica, foi possível também calcular a frequência dos valores previstos pelos membros do conjunto. Por exemplo, o intervalo de 90% dos membros do conjunto de previsão representa que somente 10% dos valores previstos ficaram fora dessa faixa. Ou seja, de maneira simples, é possível verificar se a incerteza da previsão consegue capturar os valores observados. A Figura 11 mostra a série histórica de ENA total gerada para a bacia do rio Grande, o intervalo de 90% e a média das previsões.

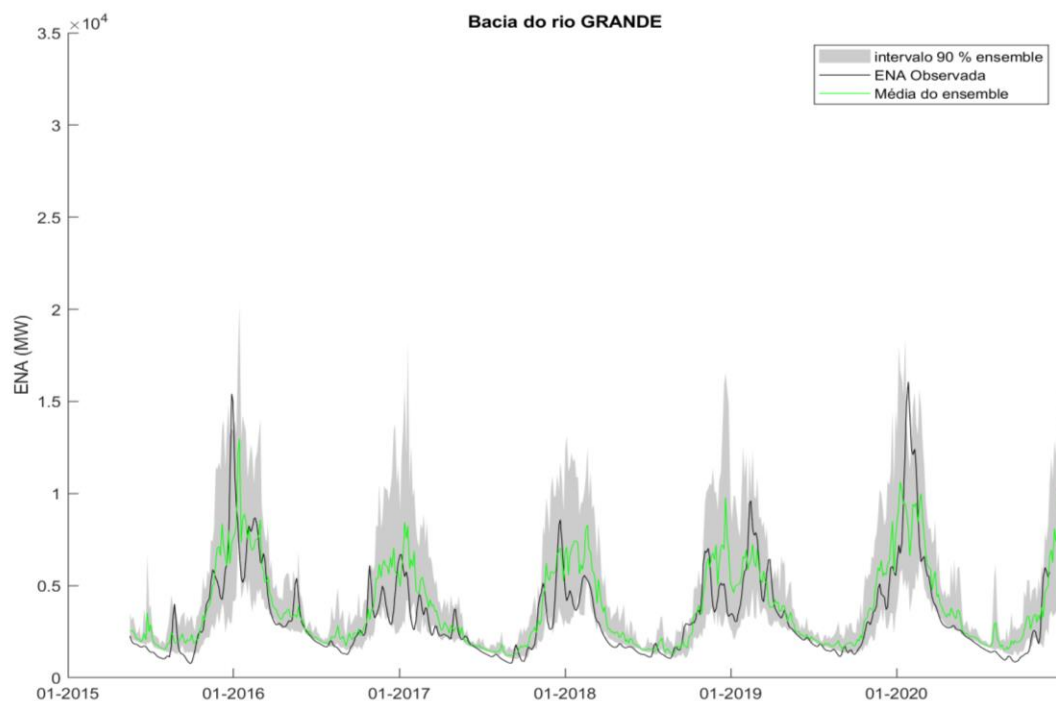


Figura 11 – Comparação entre previsões e observações de ENA, considerando o valor médio previsto/observado no horizonte subsazonal.

5.1.1 CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO

Sabendo que a ENA calculada para cada ponto da bacia depende exclusivamente da vazão natural e da produtividade (equação descrita no sub capítulo 3.4), é possível afirmar que existe uma correlação linear de primeira ordem entre ENA x Vazão nas UHEs. Para verificar essa afirmação foram plotadas as métricas de desempenho geradas a partir das previsões de vazão e as métricas de desempenho obtidas para previsão de ENA.

A Tabela 3 apresenta os valores de Nash-Sutcliffe (NSE), Coeficiente de correlação (r), Brier Score (BS), Mean Continuous Ranked Probability Score (CRPS) e Erro médio relativo (MRE), enquanto que a Figura 12 apresenta a correlação entre as métricas de previsão de vazão e as métricas de previsão de ENA, para as UHEs da bacia do rio Grande.

Tabela 3 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.

Nome	NSE	r	BS	CRPS	Área de drenagem
A. VERMELHA	0.817	0.921	0.015	83.857	139868
MARIMBONDO	0.760	0.916	0.014	97.477	118799
P. COLOMBIA	0.766	0.914	0.017	25.462	113885
VOLTA GRANDE	0.779	0.913	0.017	27.208	67892
IGARAPAVA	0.779	0.913	0.017	14.792	64314
JAGUARA	0.784	0.913	0.016	38.376	62102
L. C. BARRETO	0.790	0.913	0.016	51.530	61637
M. MORAES	0.796	0.912	0.017	31.577	59946
FURNAS	0.733	0.903	0.015	76.749	53179
FUNIL-MG	0.634	0.922	0.017	13.523	17210
CAMARGOS	0.235	0.915	0.015	4.431	6315
ITUTINGA	0.235	0.915	0.015	5.202	6315
E. DA CUNHA	0.160	0.676	0.058	16.891	4445
LIMOEIRO	0.703	0.879	0.042	2.473	4445
CACONDE	0.718	0.879	0.032	5.382	3087

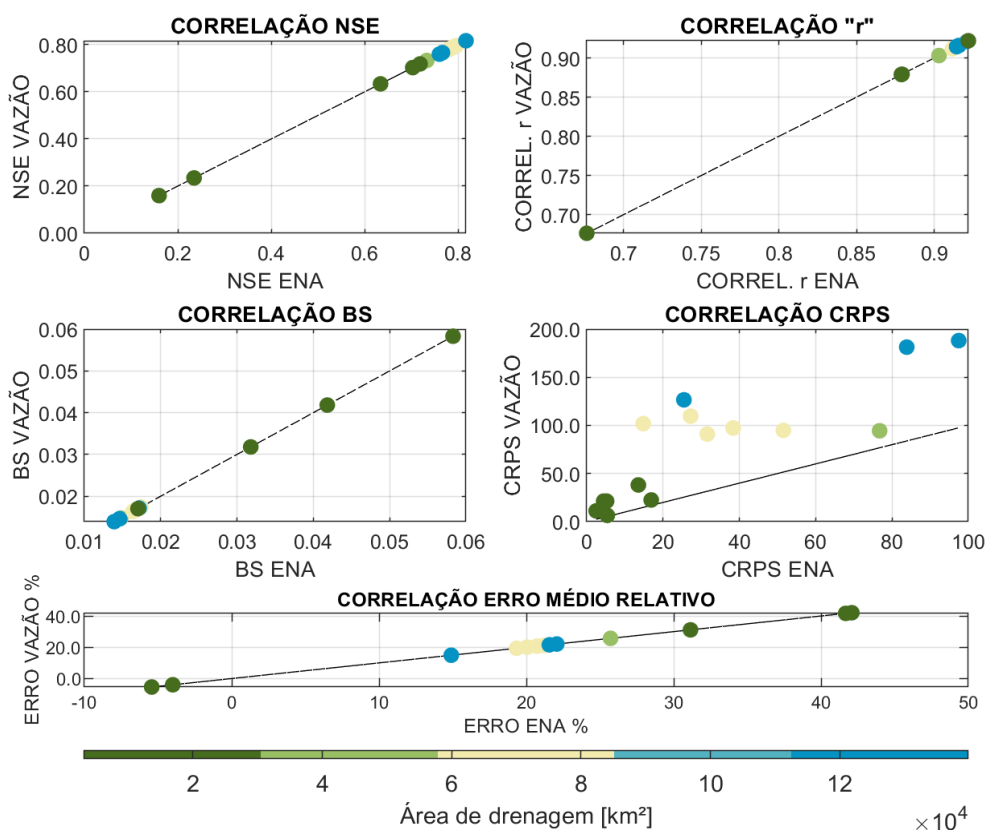


Figura 12 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.

É possível perceber uma alta correlação entre as métricas da previsão de ENA e de previsão de vazão, como era previsto. Além disso, a Figura 12 mostra que UHEs com áreas de drenagem maiores tiveram melhores resultados de NSE, r e BS, enquanto que para o MRE essas UHEs apresentaram resultados médios. Já para o CRPS, como era esperado, a correlação foi baixa. Isso se dá porque a métrica CRPS indica o mesmo que o erro médio absoluto das previsões determinísticas sendo relevante as magnitudes.

5.1.2 DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA

A partir dos resultados obtidos em cada UHE, foi possível correlacionar as métricas de desempenho das UHEs com as métricas de desempenho na previsão de ENA total na bacia. Para isso, foram selecionadas quatro variáveis, sendo elas: área de drenagem, produtividade, vazão média de longo período e ENA média de longo período. O objetivo dessa análise foi verificar qual o efeito de cada UHE nos resultados de ENA total da bacia. Além disso, buscou-se identificar pontos de semelhança entre as variáveis e as métricas. A Figura 13 apresenta a correlação da métrica NSE com a área de drenagem, vazão média de longo período e ENA média de longo período, para cada UHE.



Figura 13 – Correlação da métrica NSE de previsão de ENA.

É possível observar que as UHEs com área de drenagem superiores a 10 mil km² possuem métricas melhores de NSE, se aproximando do NSE de ENA total na bacia. A vazão média de longo período tem uma alta correlação com a área de drenagem (barras azuis e barras verdes), porém quando comparada com a ENA (barras laranjas) essa correlação diminui, por consequência da produtividade (linha amarela) seguindo a tendência da mesma.

As UHEs Volta grande, Igarapava e Jaguará, que possuem área de drenagem superiores a 60 mil km², possuem ENA média de longo período inferiores às UHEs com áreas menores (L.C. Barreto, M. Moraes e Furnas), porém apresentam NSE

considerados bons e próximos ao encontrado para toda a bacia. As UHEs Limoeiro e Caconde também apresentaram bons resultados de NSE, mesmo possuindo áreas de drenagem inferiores a 10 mil km². Porém, ainda assim, o NSE nessas UHEs fica abaixo do NSE da ENA total da bacia, o que mostra um bom desempenho do modelo hidrológico, mas uma menor correlação com a ENA total.

A fim de entender se o mesmo comportamento se repete com outras métricas de desempenho, foram comparadas as mesmas variáveis com as métricas MRE, BS e CRPS. A Figura 14 apresenta as análises realizadas para o MRE.

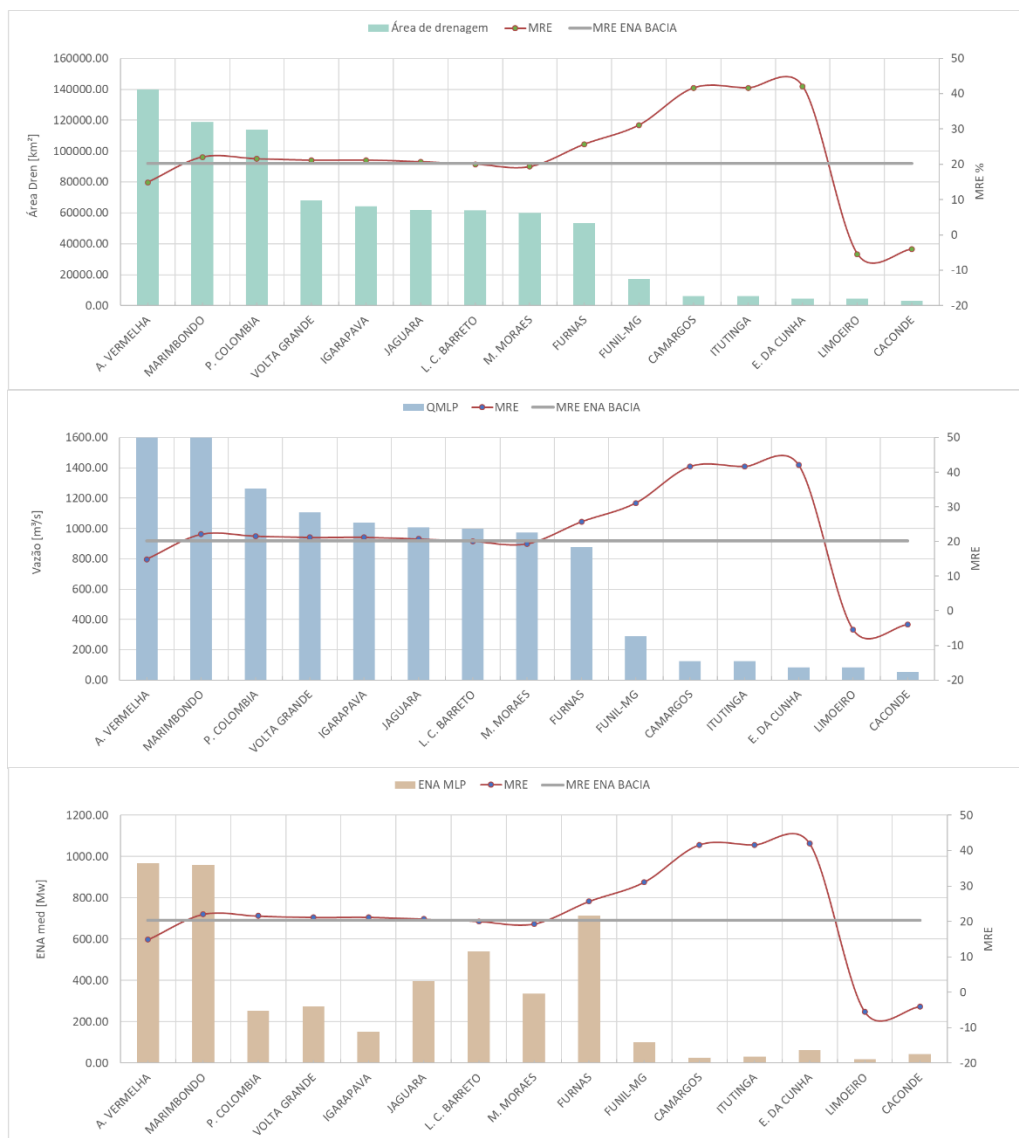


Figura 14 – Correlação da métrica MRE resultado da previsão de ENA.

Também é possível observar o mesmo comportamento encontrado para NSE: UHEs com áreas maiores que 10 mil km² resultando em valores de MRE próximos ao encontrado para total na bacia. Além disso, o mesmo comportamento se repete

quando comparados com Brier Score (BS). A Figura 15 apresenta os resultados obtidos comparando as variáveis com a métrica BS.



Figura 15 – Correlação da métrica BS resultado da previsão de ENA.

Como o CRPS médio representa, em termos gerais, o mesmo que o erro médio absoluto representa para previsões determinísticas, como comentado anteriormente, é esperado que o erro médio absoluto gerado em cada UHEs seja inferior ao erro médio absoluto gerado em toda a bacia, por causa da magnitude dos valores (a ENA em toda bacia é o somatório das ENAs nas UHEs)

Portanto, buscou-se normalizar os valores a fim de comparação. Para isso, o CPRS de cada UHE foi dividido pela média dos valores encontrados, enquanto que o

CRPS da previsão de ENA total na bacia, foi dividido por ele mesmo, resultando no valor igual a 1. Assim foi possível comparar e perceber que os valores obtidos possuem uma alta correlação com a ENA gerada (Figura 16).

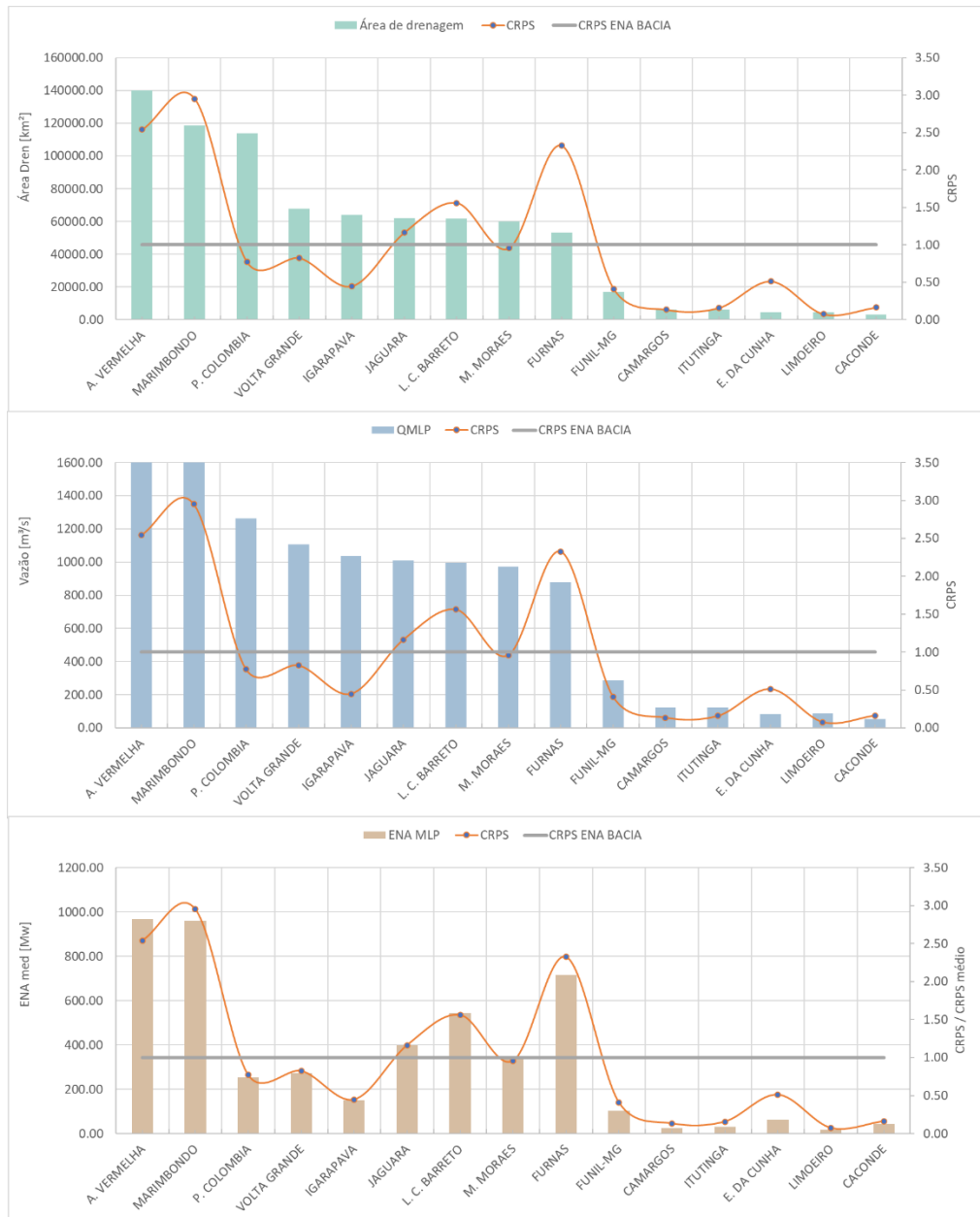


Figura 16 – Correlação da métrica CRPS resultado da previsão de ENA.

5.2 ESTUDO DE CASO 2: BACIA DO RIO IGUAÇU

A bacia do rio Iguaçu está situada na região sul da bacia do rio Paraná, na divisa entre os estados de Santa Catarina e Paraná. Com uma área de drenagem de 72 mil km², a bacia do rio Iguaçu possui 9 usinas hidrelétricas situadas em seu rio principal e afluentes. A Figura 8 apresenta o relevo da região e a Tabela 4 apresenta as características das UHEs que compõem o sistema de geração de energia da bacia.

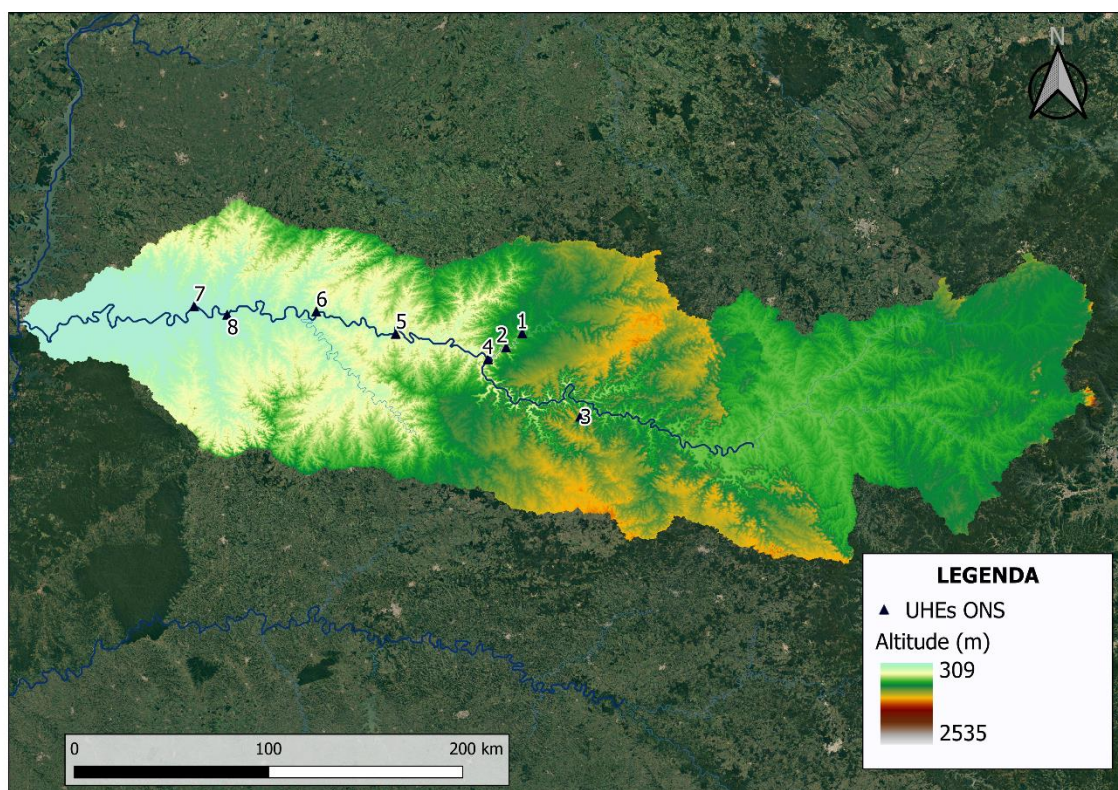


Figura 17 - Localização da bacia do rio Iguaçu.

Tabela 4 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Iguaçu

Nome	COD	Lat	Lon	Qmlp Natural [m ³ /s]	Produtibilidade [Mwat/m ³ /s]	Área de drenagem [km ²]
SANTA CLARA-PR	1	-25.65	-51.95	116.89	0.81	4004
FUNDÃO	2	-25.72	-52.04	122.98	0.83	4740
G. B. MUNHOZ	3	-26.08	-51.65	732.69	1.09	30235
SEGREDO	4	-25.78	-52.13	875.43	0.90	39291
SALTO SANTIAGO	5	-25.65	-52.62	1173.71	0.89	44093
SALTO OSORIO	6	-25.53	-53.03	1229.66	0.57	46048
BAIXO IGUAÇU	7	-25.51	-53.67	1707.78	0.15	62462
SALTO CAXIAS	8	-25.55	-53.50	1580.28	0.56	59693

Lat = Latitude; Lon = Longitude; e Qmlp Natural [m³/s] = Vazão natural média de longo período.

A Figura 18 mostra a série histórica de ENA total gerada para a bacia do rio Grande, o intervalo de 90% e a média das previsões.

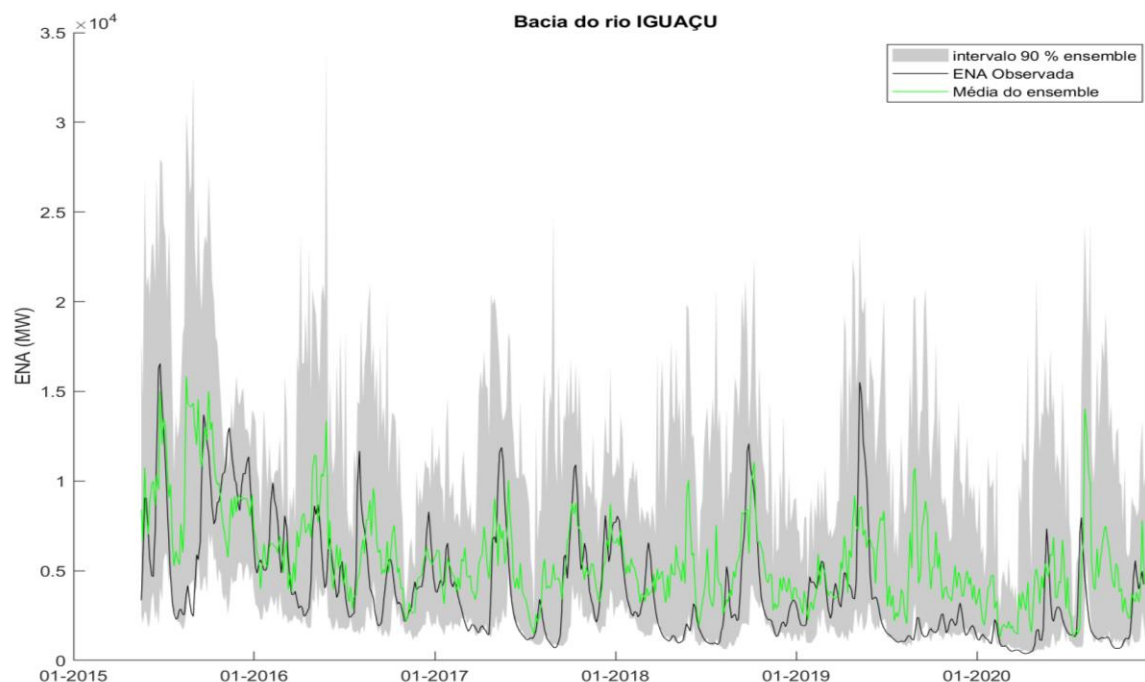


Figura 18 – Comparação entre previsões e observações de ENA, considerando o valor médio previsto/observado no horizonte subsazonal.

5.2.1 CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO

A Tabela 5 apresenta os valores de Nash-Sutcliffe (NSE), Coeficiente de correlação (r), Brier Score (BS), Mean Continuous Ranked Probability Score (CRPS) e Erro médio relativo (MRE), para a previsão de ENA em cada UHEs da bacia do rio Iguaçu, enquanto que a Figura 19 apresenta a correlação entre as métricas de previsão de vazão e as métricas de previsão de ENA

Tabela 5 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.

Nome	NSE	r	BS	CRPS	Área de drenagem
BAIXO IGUAÇU	0.073	0.696	0.063	64.81	62462
SALTO CAXIAS	0.060	0.695	0.063	230.12	59693
SALTO OSORIO	0.002	0.698	0.060	181.27	46048
SALTO SANTIAGO	-0.069	0.690	0.062	274.24	44093
SEGREDO	0.001	0.689	0.061	205.95	39291
G. B. MUNHOZ	0.054	0.680	0.059	208.24	30235
FUNDÃO	-0.782	0.629	0.074	30.72	4740
SANTA CLARA-PR	-0.859	0.627	0.073	28.98	4004

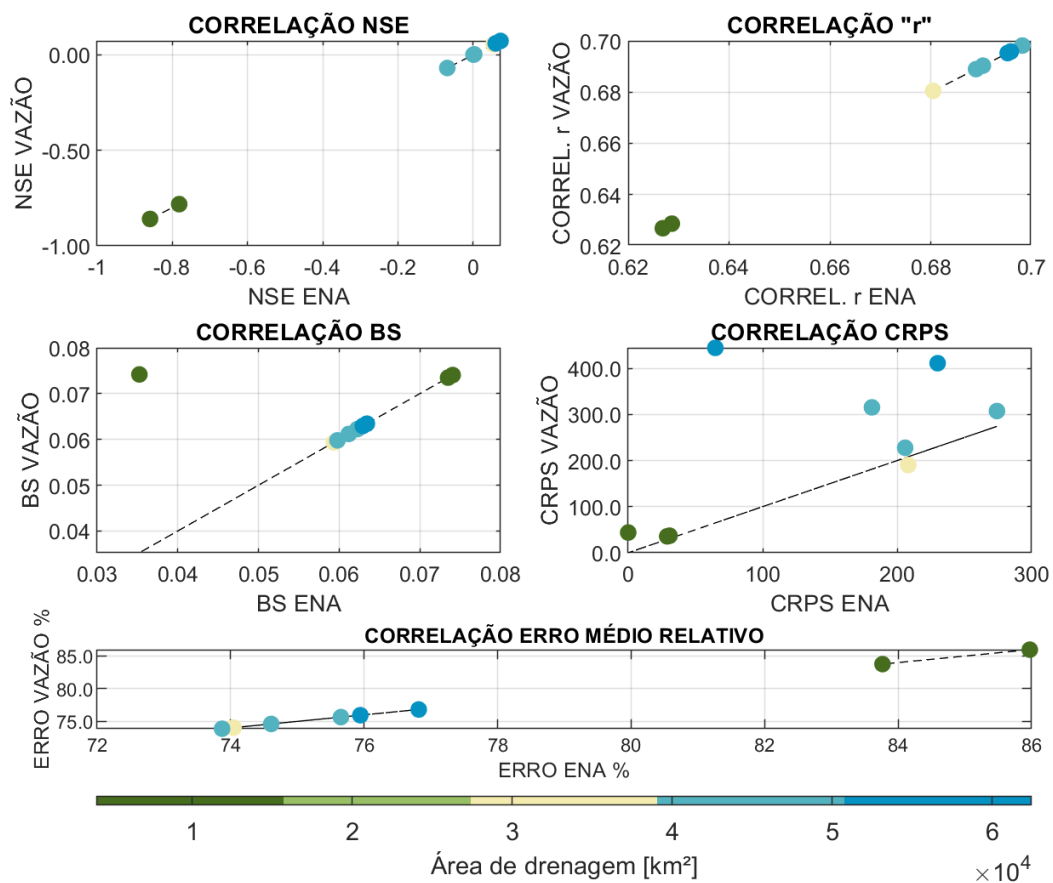


Figura 19 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.

5.2.2 DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA

A Figura 20 apresenta a comparação entre as variáveis área de drenagem, vazão média de longo período e ENA média de longo período, para cada UHE situada na bacia do rio Iguaçu.



Figura 20 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Iguaçu.

Da mesma forma que foi observado anteriormente, a vazão média de longo período tem uma alta correlação com a área de drenagem (barras azuis e barras verdes), porém quando comparada com a ENA (barras laranjas) essa correlação

diminui, por consequência da produtividade (linha amarela) seguindo a tendência da mesma.

A Figura 21 apresenta a correlação entre área de drenagem e ENA média de longo período com a métrica NSE de cada UHE, juntamente com o resultado do NSE para a previsão de ENA total na bacia.



Figura 21 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Iguaçu.

Mesmo que os resultados para a bacia não sejam satisfatórios, do ponto de vista de desempenho da previsão, é possível observar que as UHEs com área de drenagem superiores a 10 mil km² possuem métricas relativamente próximas a encontrada para ENA total na bacia.

A fim de entender se o mesmo comportamento se repete com outras métricas de desempenho, foram comparadas as mesmas variáveis com as métricas MRE, BS e CRPS. As Figuras a seguir apresentam os resultados obtidos. É possível observar que para as três métricas o mesmo comportamento observado na bacia do rio Grande se mantém.

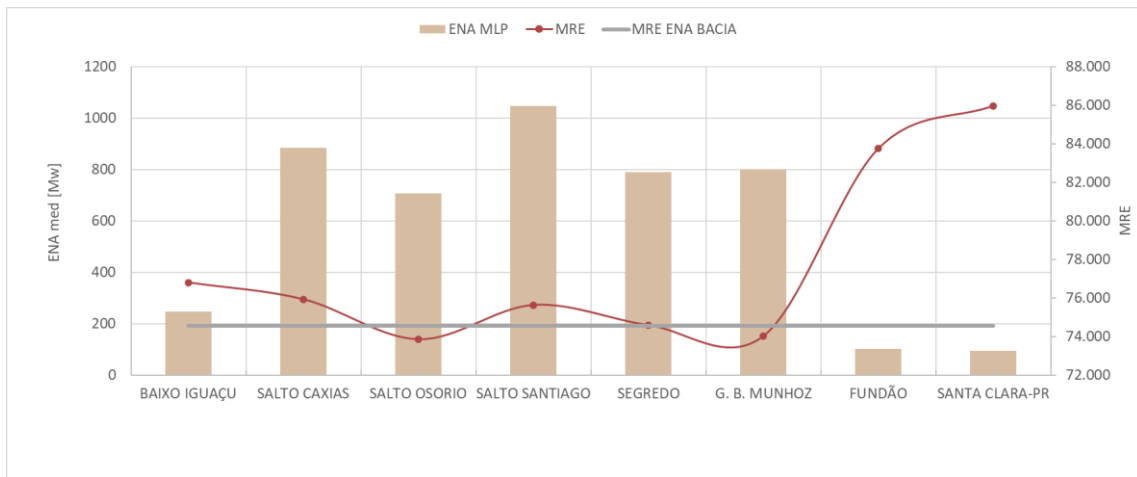


Figura 22 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Iguazu.

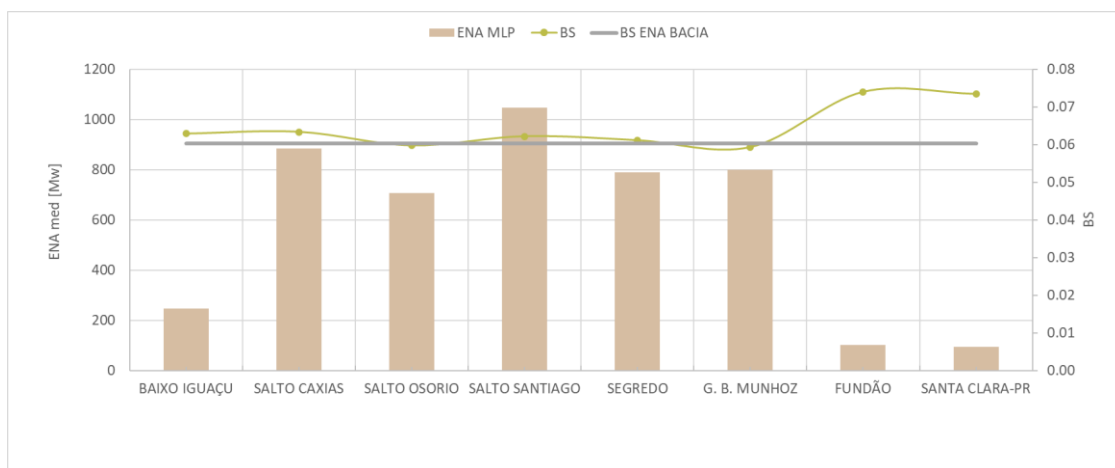


Figura 23 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Iguazu.

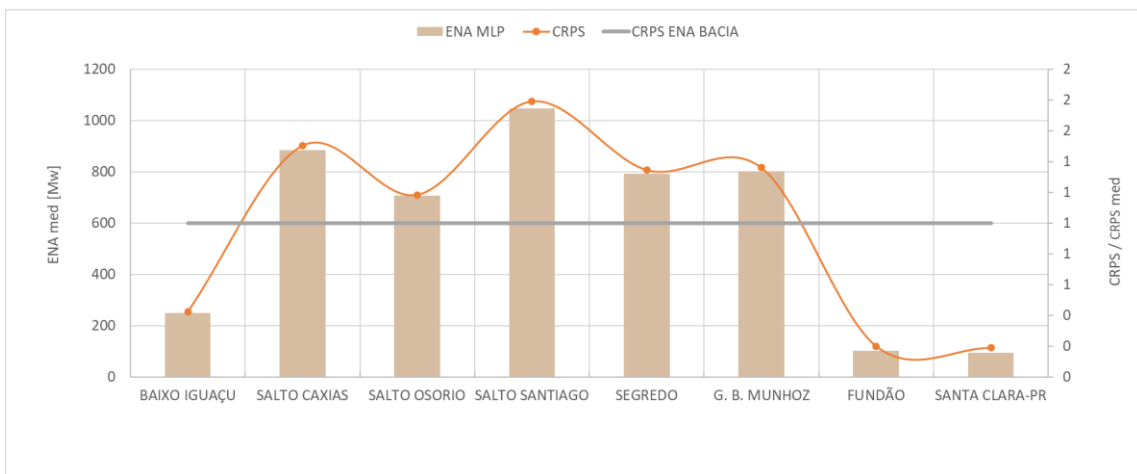


Figura 24 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Iguazu.

5.3 ESTUDO DE CASO 3: BACIA DO RIO JACUÍ

O rio Jacuí é um dos principais afluentes da bacia da Laguna dos Patos, principal corpo hídrico do estado do Rio Grande do Sul. O rio Jacuí por sua vez possui uma área de drenagem de aproximadamente 73 mil km². A Figura 25 apresenta o relevo da região e a Tabela 6 apresenta as características das 7 UHEs avaliadas nessa bacia.

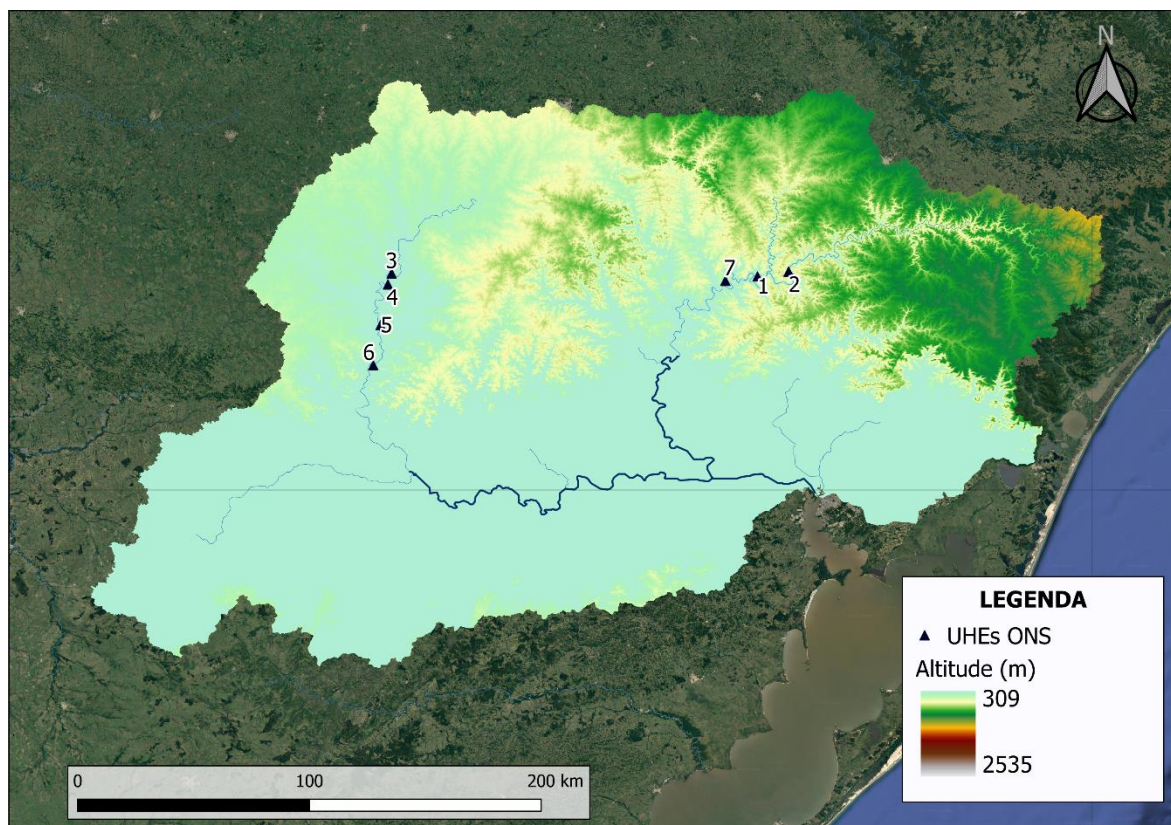


Figura 25 - Localização e relevo da bacia do rio Jacuí.

Tabela 6 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Jacuí

Nome	COD	Lat	Lon	Qmlp Natural [m ³ /s]	Produtibilidade [Mwat/m ³ /s]	Área de drenagem [km ²]
MONTE CLARO	1	-29.03	-51.52	320.84	0.35	12367
CASTRO ALVES	2	-29.01	-51.38	182.40	0.77	8200
PASSO REAL	3	-29.02	-53.18	233.55	0.37	8300
JACUI	4	-29.07	-53.20	235.69	0.80	8300
ITAUBA	5	-29.25	-53.23	301.36	0.76	10974
D. FRANCISCA	6	-29.43	-53.27	364.78	0.34	13590
14 DE JULHO	7	-29.05	-51.67	333.09	0.30	12750

Lat = Latitude; Lon = Longitude; e Qmlp Natural [m³/s] = Vazão natural média de longo período.

5.3.1 CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO

A Tabela 7 apresenta os valores de Nash-Sutcliffe (NSE), Coeficiente de correlação (r), Brier Score (BS), Mean Continuous Ranked Probability Score (CRPS) e Erro médio relativo (MRE), para a previsão de ENA em cada UHEs da bacia do rio Jacuí, enquanto que a Figura 26 apresenta a correlação entre as métricas de previsão de vazão e as métricas de previsão de ENA

Tabela 7 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.

Nome	NSE	r	BS	CRPS	Área de drenagem
D. FRANCISCA	0.382	0.634	0.085	34.17	13590
14 DE JULHO	0.200	0.697	0.066	34.13	12750
MONTE CLARO	0.156	0.694	0.065	39.16	12367
ITAUBA	0.359	0.619	0.083	62.82	10974
PASSO REAL	0.314	0.583	0.086	24.98	8300
JACUI	0.318	0.585	0.086	54.41	8300
CASTRO ALVES	0.357	0.669	0.089	51.21	8200

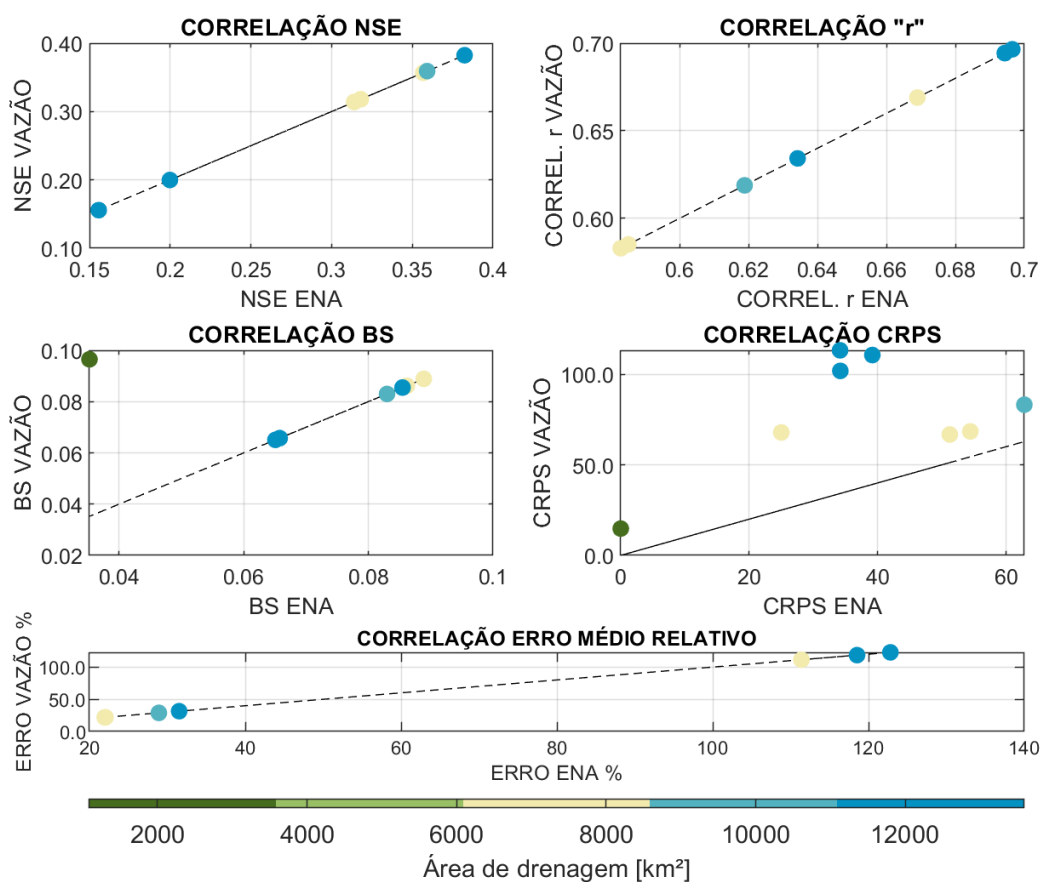


Figura 26 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.

5.3.2 DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA

A Figura 27 apresenta a comparação entre as variáveis área de drenagem, vazão média de longo período e ENA média de longo período, para cada UHE situada na bacia do rio Jacuí.



Figura 27 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Jacuí.

Da mesma forma que foi observado anteriormente, a vazão média de longo período tem uma alta correlação com a área de drenagem (barras azuis e barras verdes), porém quando comparada com a ENA (barras laranjas) essa correlação

diminui, por consequência da produtividade (linha amarela) seguindo a tendência da mesma.

A Figura 28 apresenta a correlação entre área de drenagem e ENA média de longo período com a métrica NSE de cada UHE, juntamente com o resultado do NSE para a previsão de ENA total na bacia.

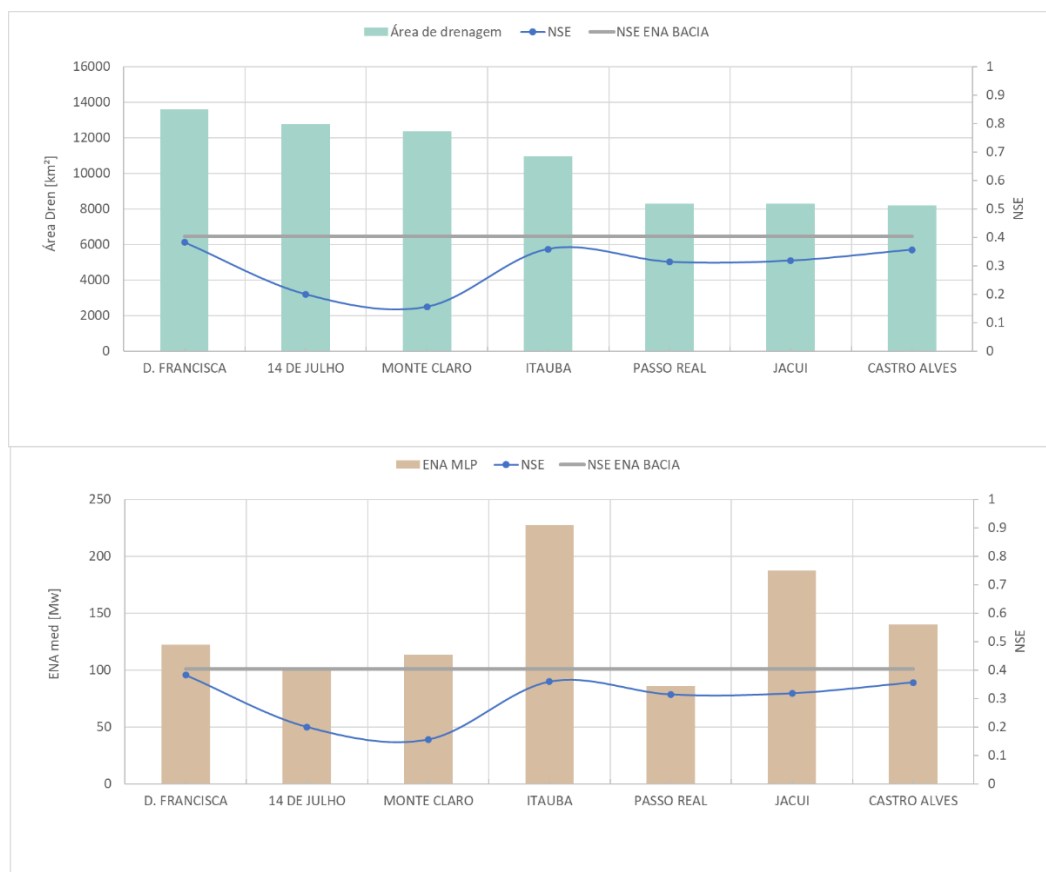


Figura 28 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Jacuí.

Para a bacia do rio Jacuí foi encontrado um comportamento diferente dos anteriores. Os resultados de NSE foram melhores para as bacias com maior valores de ENA. Ou seja, caso o NSE das 3 UHEs com maior área de drenagem fosse levado em consideração como representativo da bacia, em termos de ENA esse resultado teria um viés equivocado, visto que as UHEs de Itauba, Jacuí e Castro Aves tiveram resultados próximos aos da ENA total na bacia.

A fim de entender se o mesmo comportamento se repete com outras métricas de desempenho, foram comparadas as mesmas variáveis com as métricas MRE, BS e CRPS. As Figuras a seguir apresentam os resultados obtidos.

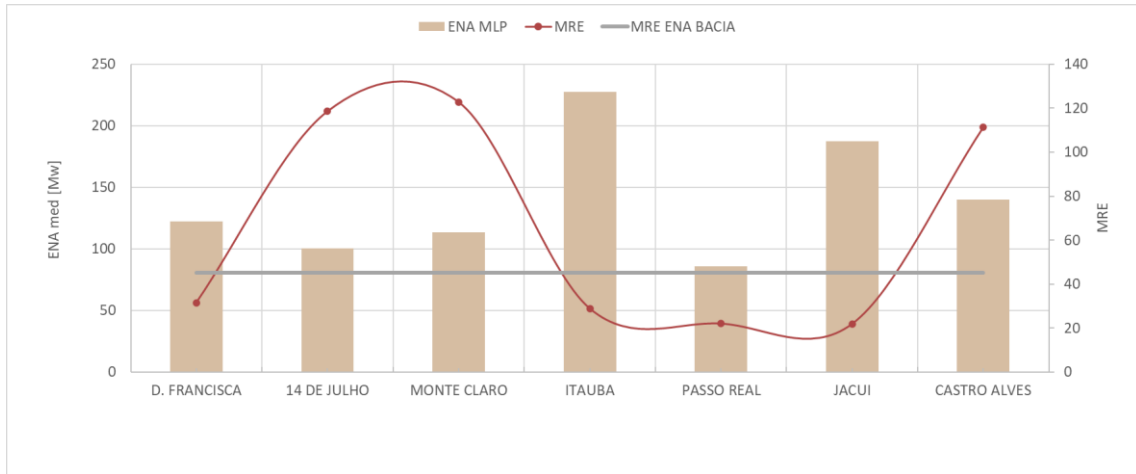


Figura 29 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Jacuí.

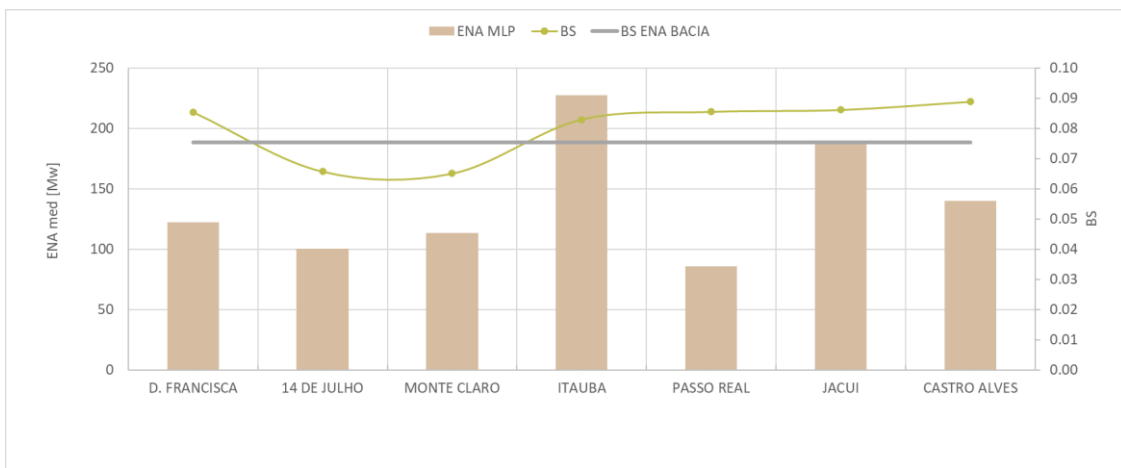


Figura 30 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Jacuí.

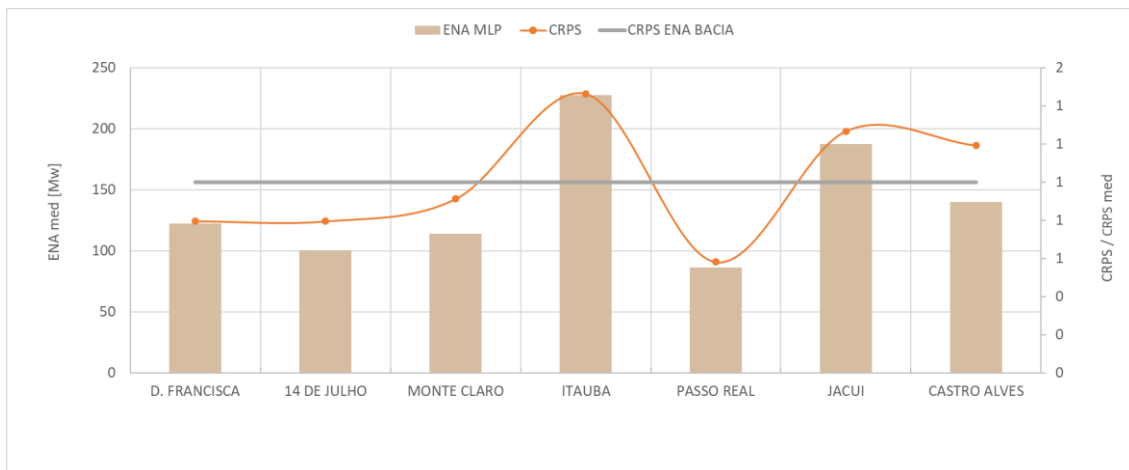


Figura 31 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Jacuí.

5.4 ESTUDO DE CASO 4: BACIA DO RIO PARANAPANEMA

O rio Paranapanema é um afluente do rio Paraná e está situado na divisa entre o estado do Paraná e São Paulo. O rio Paranapanema possui uma área de drenagem de aproximadamente 100 mil km² e 10 UHEs em seu curso principal, o rio Paranapanema é destacado por ser um dos rios menos poluídos do estado de São Paulo (CBH, 2021). A Figura 32 apresenta o relevo da região e a Tabela 8 apresenta as características das UHEs da bacia

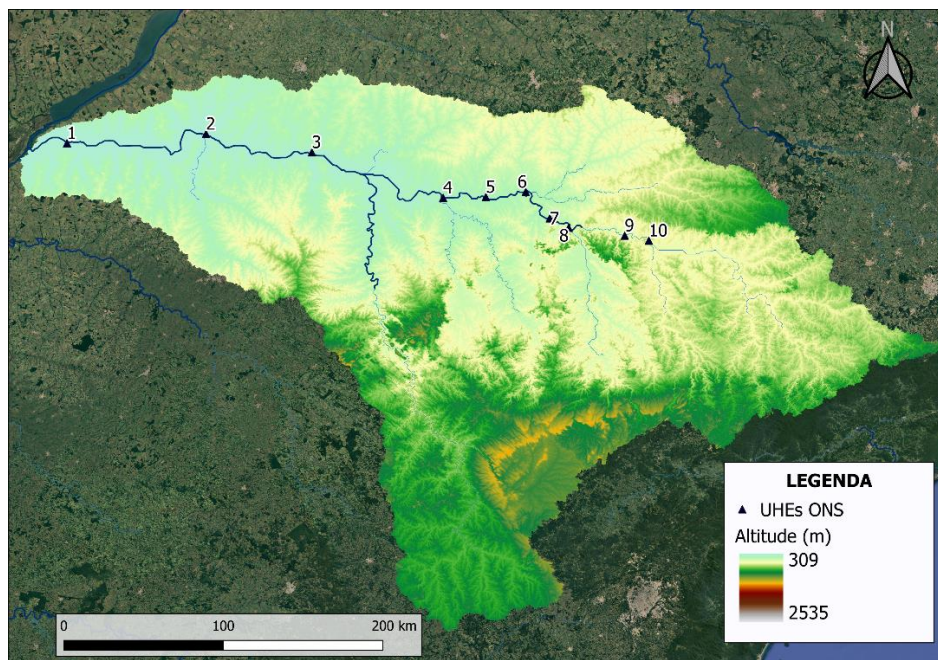


Figura 32 - Localização e relevo da bacia do rio Paranapanema.

Tabela 8 - Principais características das UHEs situadas na bacia do rio Paranapanema

Nome	COD	Lat	Lon	Qmlp Natural [m ³ /s]	Produtibilidade [Mwat/m ³ /s]	Área de drenagem [km ²]
ROSANA	1	-22.60	-52.87	1488.55	0.18	101202
TAQUARUÇU	2	-22.54	-52.00	1344.13	0.22	95557
CAPIVARA	3	-22.66	-51.34	1272.82	0.37	85131
CANOAS I	4	-22.94	-50.52	558.93	0.15	51198
CANOAS II	5	-22.94	-50.25	536.85	0.13	39903
SALTO GRANDE CS	6	-22.90	-50.00	520.09	0.15	39043
OURINHOS	7	-23.07	-49.85	395.48	0.10	28235
CHAVANTES	8	-23.13	-49.73	390.92	0.62	27859
PIRAJU	9	-23.18	-49.38	259.82	0.23	18642
JURUMIRIM	10	-23.21	-49.23	253.67	0.29	17870

Lat = Latitude; Lon = Longitude; e Qmlp Natural [m³/s] = Vazão natural média de longo período.

5.4.1 CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO

A Tabela 9 apresenta os valores de Nash-Sutcliffe (NSE), Coeficiente de correlação (r), Brier Score (BS), Mean Continuous Ranked Probability Score (CRPS) e Erro médio relativo (MRE), para a previsão de ENA em cada UHEs da bacia do rio Paranapanema. A Figura 33 apresenta a correlação entre as métricas de previsão de vazão e as métricas de previsão de ENA.

Tabela 9 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.

Nome	NSE	r	BS	CRPS	Área de drenagem
ROSANA	0.622	0.789	0.063	51.52	101202
TAQUARUÇU	0.593	0.771	0.070	59.64	95557
CAPIVARA	0.580	0.764	0.074	101.23	85131
CANOAS I	0.601	0.783	0.059	15.30	51198
CANOAS II	0.599	0.781	0.062	12.77	39903
SALTO GRANDE CS	0.585	0.775	0.062	14.80	39043
OURINHOS	0.571	0.756	0.065	7.45	28235
CHAVANTES	0.570	0.755	0.065	47.34	27859
PIRAJU	0.586	0.766	0.048	10.44	18642
JURUMIRIM	0.579	0.762	0.048	12.82	17870

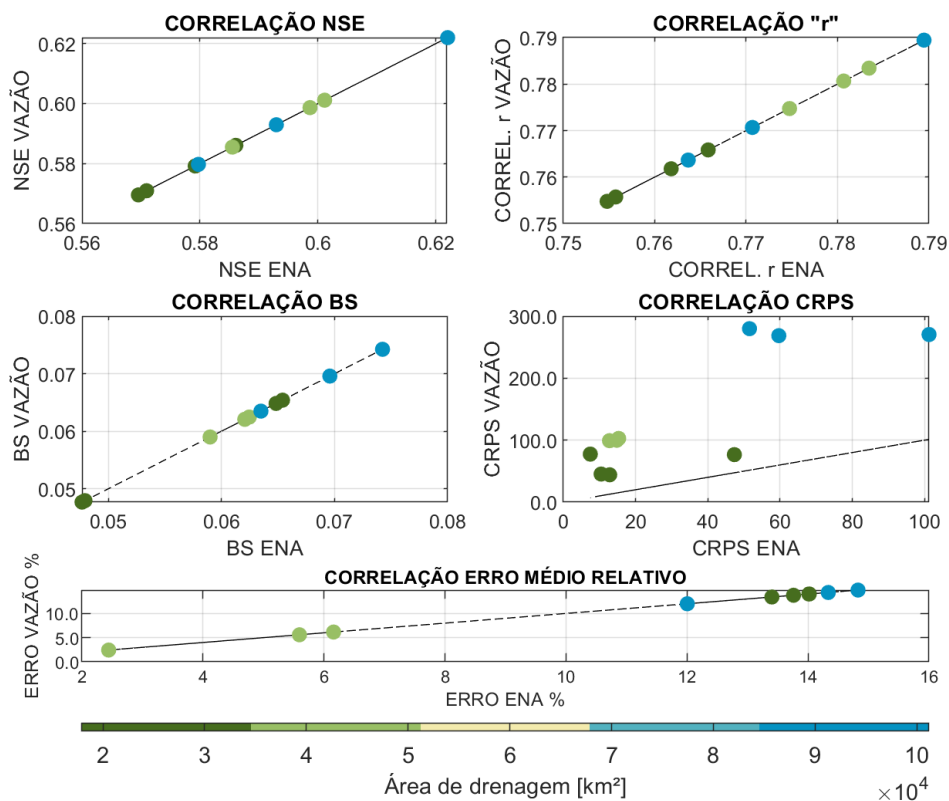


Figura 33 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.

5.4.2 DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA

A Figura 20 apresenta a comparação entre as variáveis área de drenagem, vazão média de longo período e ENA média de longo período, para cada UHE situada na bacia do rio Paranapanema.

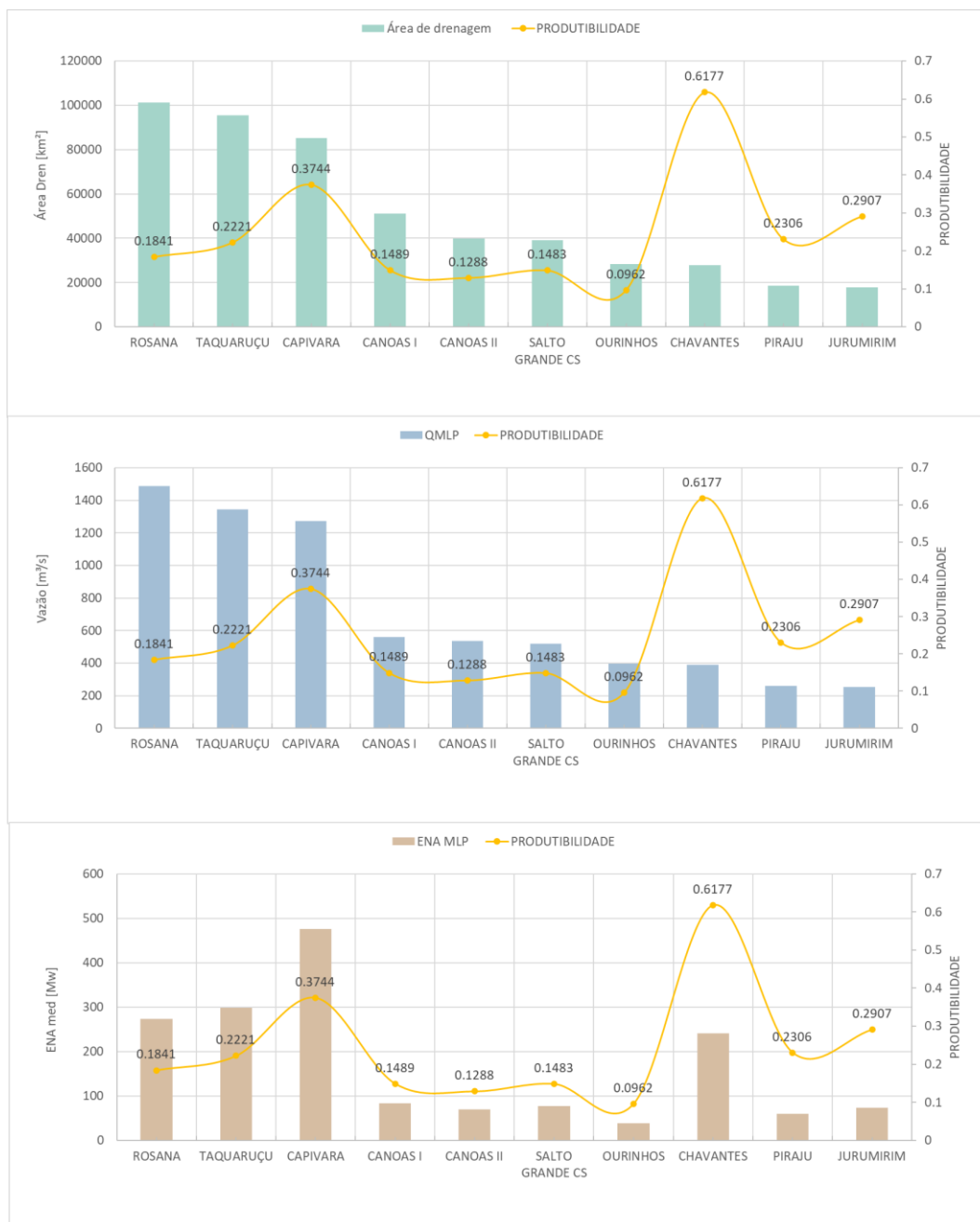


Figura 34 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Paranapanema.

Da mesma forma que foi observado anteriormente, a vazão média de longo período tem uma alta correlação com a área de drenagem (barras azuis e barras verdes), porém quando comparada com a ENA (barras laranjas) essa correlação

diminui, por consequência da produtividade (linha amarela) seguindo a tendência da mesma.

A Figura 21 apresenta a correlação entre área de drenagem e ENA média de longo período com a métrica NSE de cada UHE, juntamente com o resultado do NSE para a previsão de ENA total na bacia.

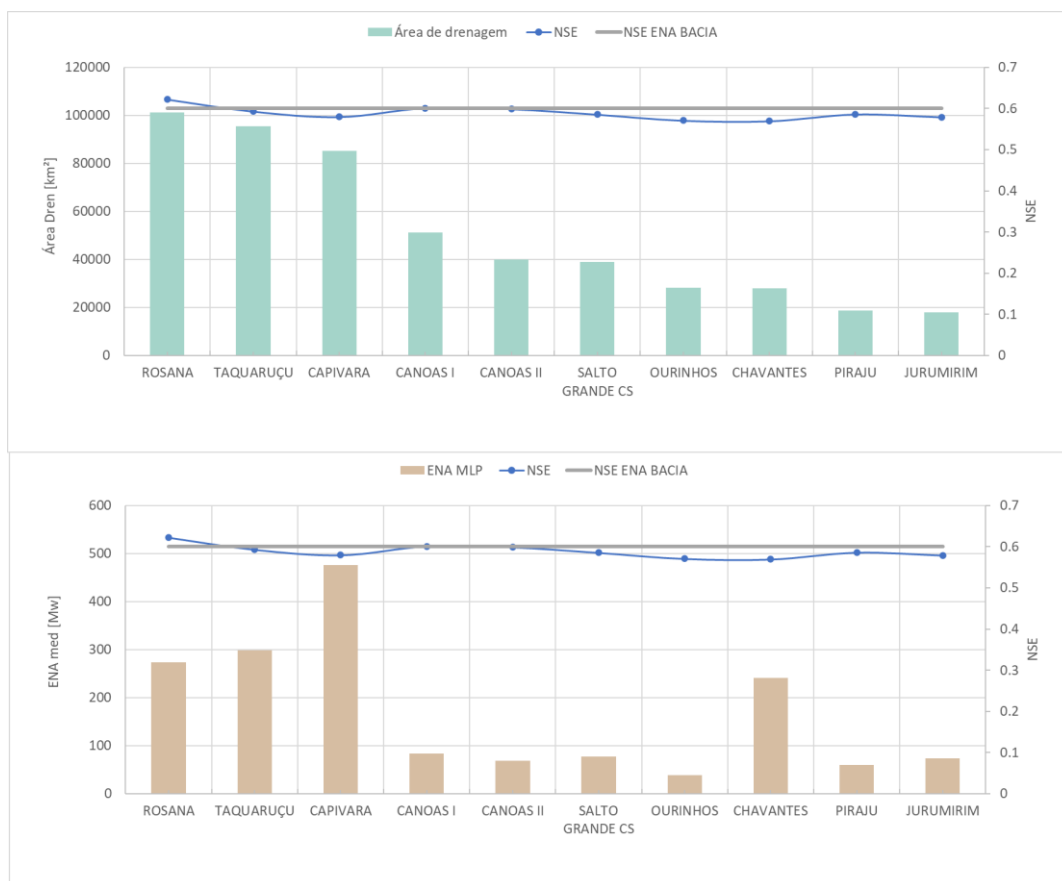


Figura 35 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Paranapanema.

O comportamento das métricas no rio Paranapanema apresentam semelhança aos resultados obtidos nas bacias dos rios Grande e Iguaçu. A UHE Capivara apresentou uma queda em relação as UHEs Rosana e Taquaruçu, o que apresenta uma baixa representatividade em relação a bacia como um todo. A tendência apresentada no gráfico mostra que a partir da UHE Ourinhos o modelo ascende em termos de desempenho, porém em Capivara o desempenho diminuiu. Isso ocorre devido a entrada do rio Tibagi, um afluente do rio Paranapanema. O desempenho do modelo hidrológico nesse trecho foi inferior e, por conta disso, há uma diminuição nas métricas em Capivara.

A fim de entender se o mesmo comportamento se repete com outras métricas de desempenho, foram comparadas as mesmas variáveis com as métricas MRE, BS e CRPS. As Figuras a seguir apresentam os resultados obtidos.

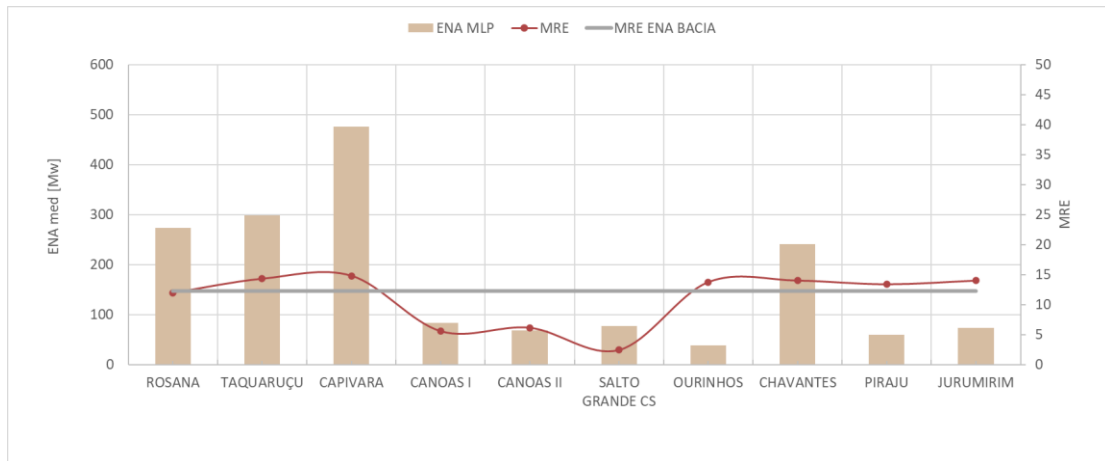


Figura 36 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Paranapanema.

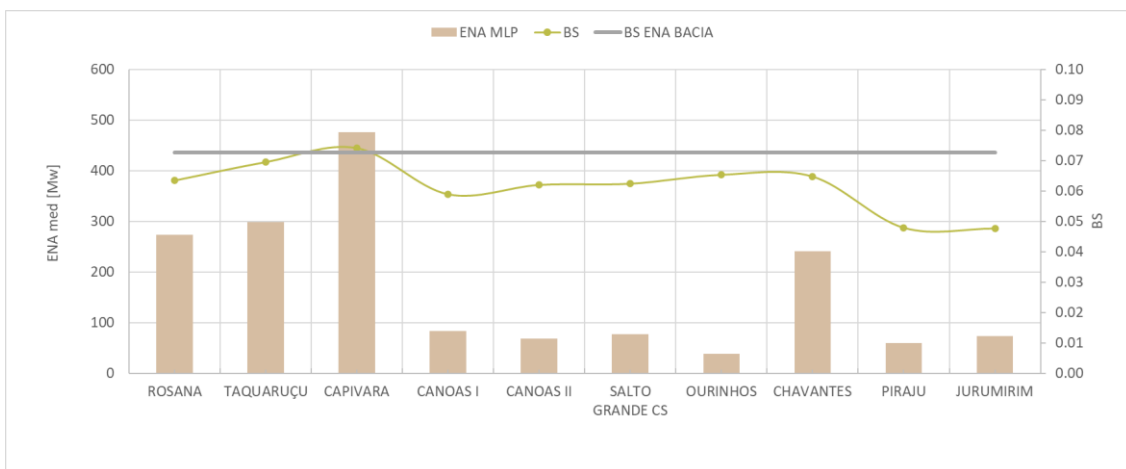


Figura 37 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Paranapanema.

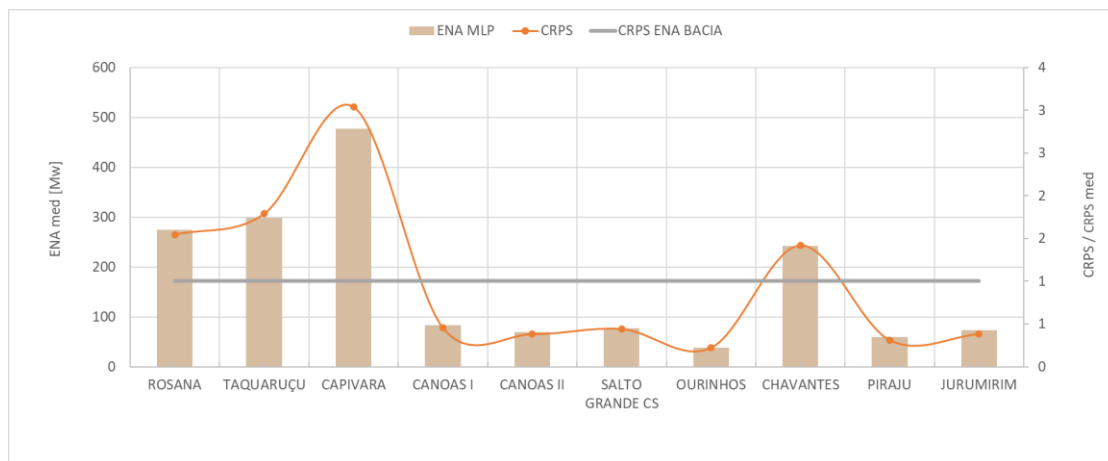


Figura 38 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Paranapanema.

5.5 ESTUDO DE CASO 5: BACIA DO RIO TOCANTINS

O rio Tocantins está situado nos estados de Tocantins, Maranhão e Pará. Com uma área de drenagem de aproximadamente 800 mil km², recebe grande parte das vazões oriundas do rio Araguaia, seu principal afluente, cujo área é de aproximadamente 360 mil km². O trecho selecionado para esse trabalho é a bacia a montante da confluência com o rio Araguaia, onde estão localizadas as UHEs da bacia. A Figura 39 apresenta o relevo da região selecionada e a Tabela 10 apresenta as características das UHEs. Importante destacar que a UHE de Estreito não foi considerada nas análises porque não foram encontrados dados de produtividade da mesma.

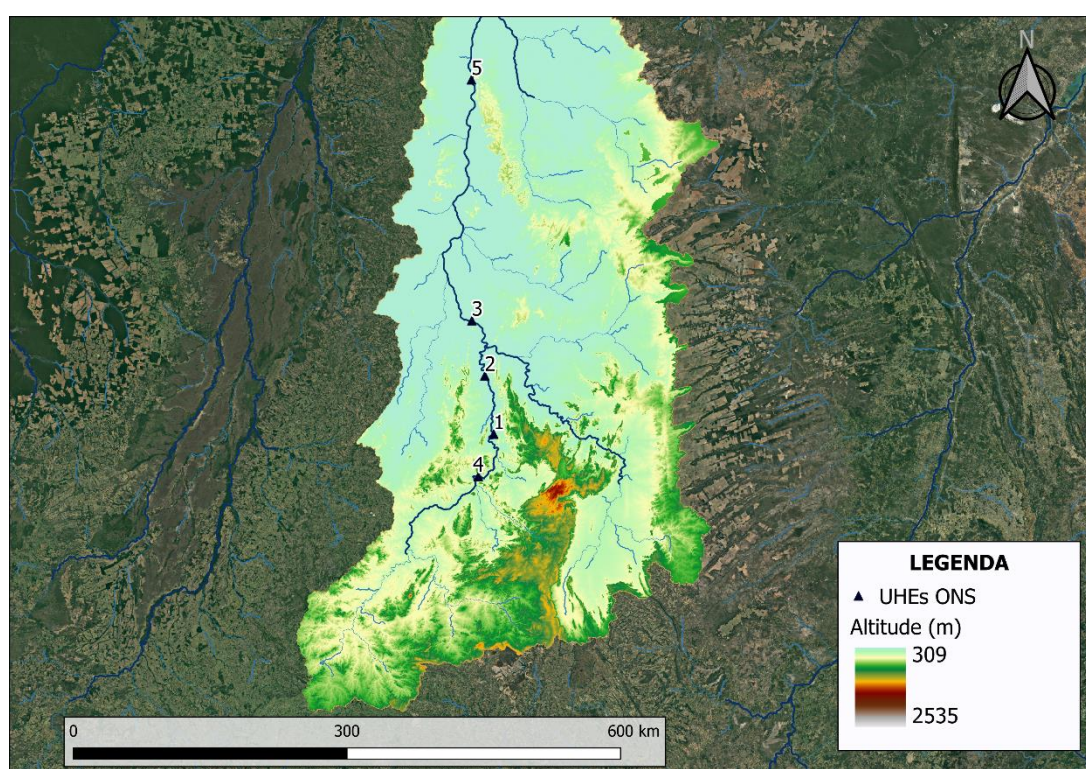


Figura 39 - Localização e relevo da bacia do rio Tocantins.

Tabela 10 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Tocantins

Nome	COD	Lat	Lon	Qmlp Natural [m ³ /s]	Produtibilidade [Mwat/m ³ /s]	Área de drenagem [km ²]
CANA BRAVA	1	-13.40	-48.14	797.32	0.39	58474
SAO SALVADOR	2	-12.80	-48.23	882.73	0.21	64070
PEIXE ANGICAL	3	-12.23	-48.37	1517.89	0.24	128063
SERRA DA MESA	4	-13.84	-48.30	705.65	1.04	51610
LAJEADO	5	-9.76	-48.37	2180.42	0.33	185656

Lat = Latitude; Lon = Longitude; e Qmlp Natural [m³/s] = Vazão natural média de longo período.

5.5.1 CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO

A Tabela 11 apresenta os valores de Nash-Sutcliffe (NSE), Coeficiente de correlação (r), Brier Score (BS), Mean Continuous Ranked Probability Score (CRPS) e Erro médio relativo (MRE), para a previsão de ENA em cada UHEs da bacia do rio Paranapanema. A Figura 40 apresenta a correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.

Tabela 11 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.

Nome	NSE	r	BS	CRPS	Área de drenagem
LAJEADO	0.723	0.895	0.015	98.90	185656
PEIXE ANGICAL	0.660	0.876	0.017	56.36	128063
SAO SALVADOR	0.614	0.884	0.008	30.75	64070
CANA BRAVA	0.615	0.884	0.010	49.00	58474
SERRA DA MESA	0.630	0.885	0.009	108.67	51610

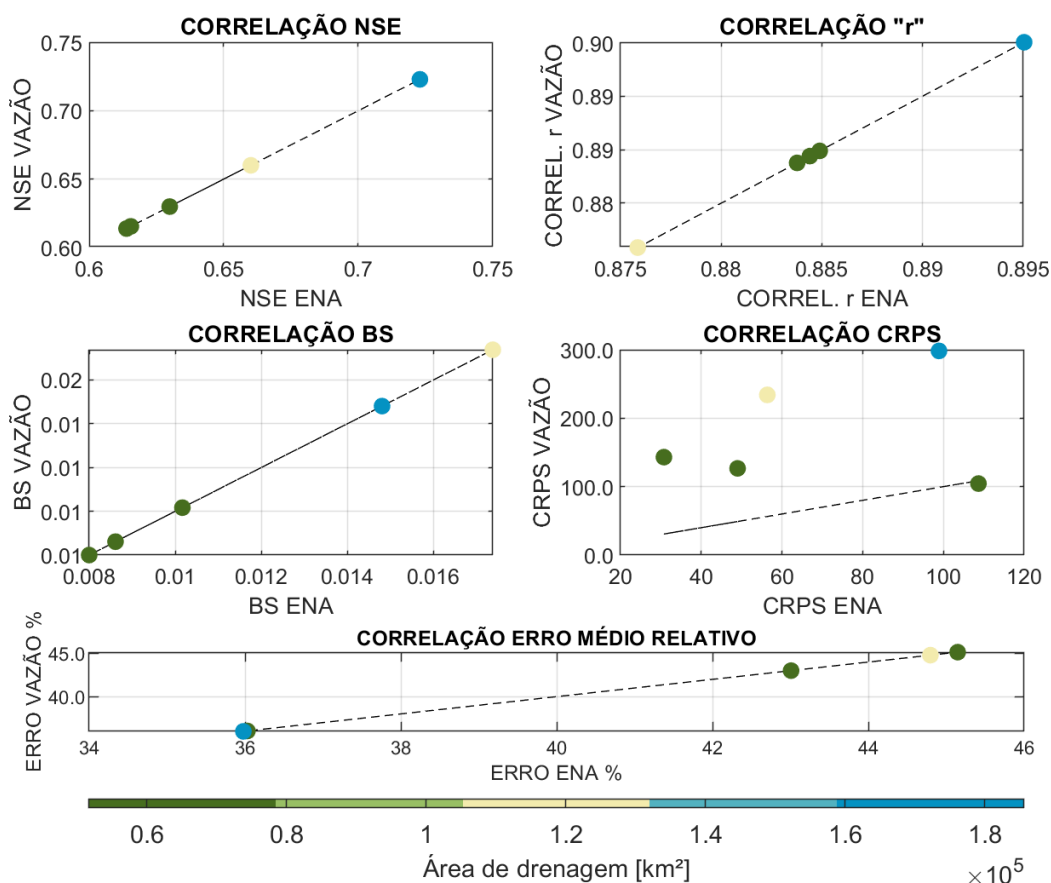


Figura 40 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.

5.5.2 DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA

A Figura 41 apresenta a comparação entre as variáveis área de drenagem, vazão média de longo período e ENA média de longo período, para cada UHE situada na bacia do rio Tocantins.



Figura 41 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Tocantins.

Da mesma forma que foi observado anteriormente, a vazão média de longo período tem uma alta correlação com a área de drenagem (barras azuis e barras

verdes), porém quando comparada com a ENA (barras laranjas) essa correlação diminui, por consequência da produtividade (linha amarela) seguindo a tendência da mesma.

A Figura 42 apresenta a correlação entre área de drenagem e ENA média de longo período com a métrica NSE de cada UHE, juntamente com o resultado do NSE para a previsão de ENA total na bacia.



Figura 42 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Tocantins.

A bacia do rio Tocantins apresenta NSE próximos ao valor obtido para ENA total na bacia. De maneira geral os valores variam entre 0.6 e 0.72, o que mostra um bom desempenho do modelo em todas UHEs e uma boa correlação entre a ENA total na bacia.

A fim de entender se o mesmo comportamento se repete com outras métricas de desempenho, foram comparadas as mesmas variáveis com as métricas MRE, BS e CRPS. As Figuras a seguir apresentam os resultados obtidos.

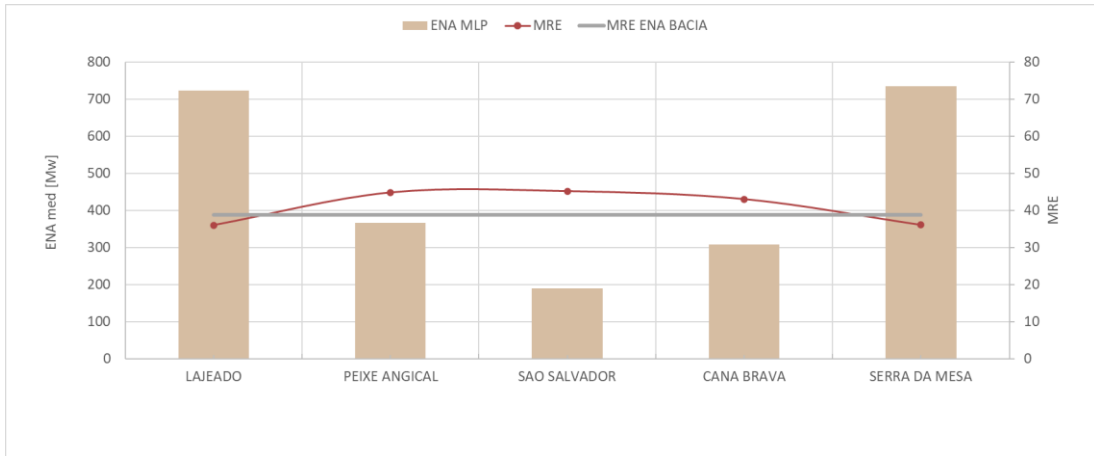


Figura 43 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Tocantins.

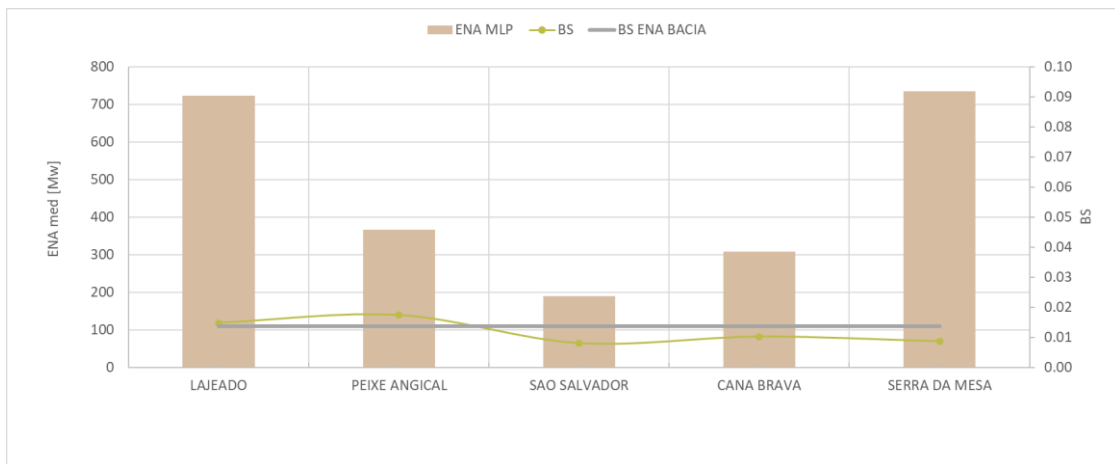


Figura 44 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Tocantins.

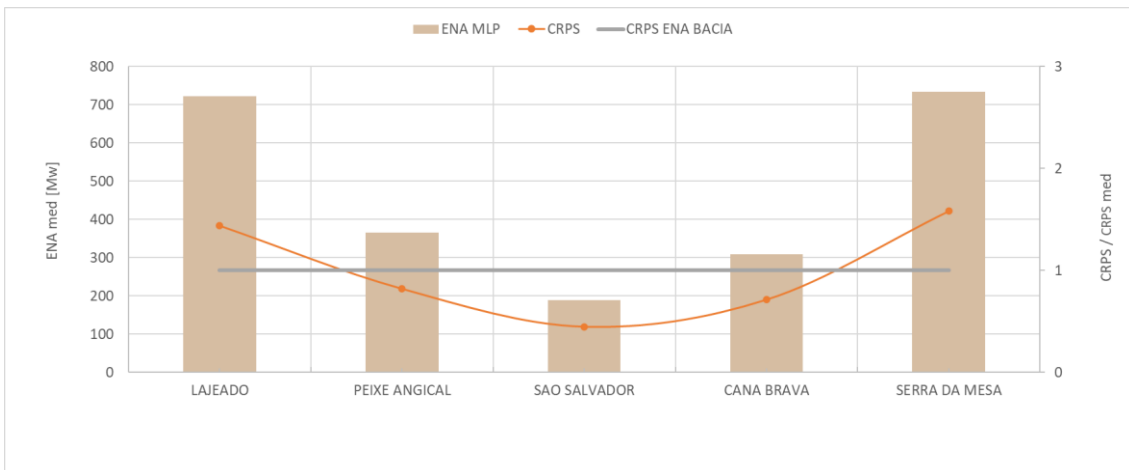


Figura 45 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Tocantins.

5.6 ESTUDO DE CASO 6: BACIA DO RIO URUGUAI

O rio Uruguai é um curso de água sul-americano que nasce na serra Geral e que se forma pela junção dos rios Canoas e Pelotas. A bacia do rio Uruguai faz divisa com os estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul. Além disso, a parte noroeste da bacia está situada na Argentina. Por ser um rio transfronteiriço é de suma importância para o país em função das atividades agroindustriais desenvolvidas na bacia e do seu potencial hidrelétrico (Comitê Ibicuí, 2018). A Figura 46 apresenta a localização e o relevo da bacia, quanto que a Tabela 12 apresenta as principais características das UHEs situadas no rio Uruguai.

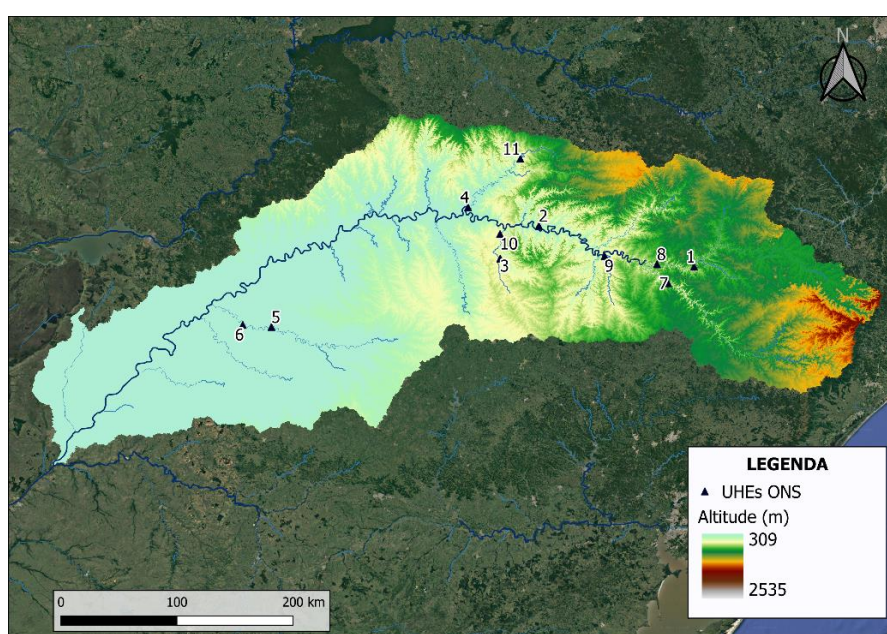


Figura 46 - Localização e relevo da bacia do rio Uruguai.

Tabela 12 - Principais características da UHEs situadas na bacia do rio Uruguai

Nome	COD	Lat	Lon	Qmlp Natural [m ³ /s]	Produtibilidade [Mwat/m ³ /s]	Área de drenagem [km ²]
GARIBALDI	1	-27.62	-50.98	321.27	0.37	13079
ITÁ	2	-27.26	-52.38	1172.70	0.91	45205
PASSO FUNDO	3	-27.55	-52.73	63.23	2.23	2231
FOZ CHAPECO	4	-27.04	-52.96	1465.09	0.45	53280
SAO JOSE	5	-28.17	-54.80	296.28	0.19	9642
PASSO SAO JOAO	6	-28.15	-55.06	310.07	0.25	10239
BARRA GRANDE	7	-27.77	-51.22	306.42	1.42	13206
CAMPOS NOVOS	8	-27.60	-51.32	356.67	1.61	14605
MACHADINHO	9	-27.53	-51.79	838.13	0.88	31966
MONJOLINHO	10	-27.33	-52.73	112.32	0.54	4070
QUEBRA QUEIXO	11	-26.65	-52.55	90.70	1.04	3488

Lat = Latitude; Lon = Longitude; e Qmlp Natural [m³/s] = Vazão natural média de longo período.

5.6.1 CORRELAÇÃO ENTRE MÉTRICAS DE ENA X MÉTRICAS DE VAZÃO

A Tabela 13 apresenta os valores de Nash-Sutcliffe (NSE), Coeficiente de correlação (r), Brier Score (BS), Mean Continuous Ranked Probability Score (CRPS) e Erro médio relativo (MRE), para a previsão de ENA em cada UHEs da bacia do rio Uruguai. A Figura 47 apresenta a correlação entre as métricas de previsão de vazão e as métricas de previsão de ENA

Tabela 13 – Métricas de desempenho para ENA prevista em cada UHEs.

Nome	NSE	r	BS	CRPS	Área de drenagem
FOZ CHAPECO	0.152	0.658	0.052	225.26	53280
ITÁ	-0.005	0.652	0.054	389.93	45205
MACHADINHO	0.012	0.655	0.053	269.72	31966
CAMPOS NOVOS	0.056	0.631	0.053	227.67	14605
BARRA GRANDE	-0.079	0.649	0.068	182.66	13206
GARIBALDI	-0.049	0.628	0.056	48.37	13079
PASSO SAO JOAO	0.237	0.525	0.087	24.60	10239
SAO JOSE	0.238	0.522	0.087	17.43	9642
MONJOLINHO	0.198	0.551	0.078	19.21	4070
QUEBRA QUEIXO	-0.183	0.586	0.048	29.63	3488
PASSO FUNDO	-0.769	0.522	0.108	57.27	2231

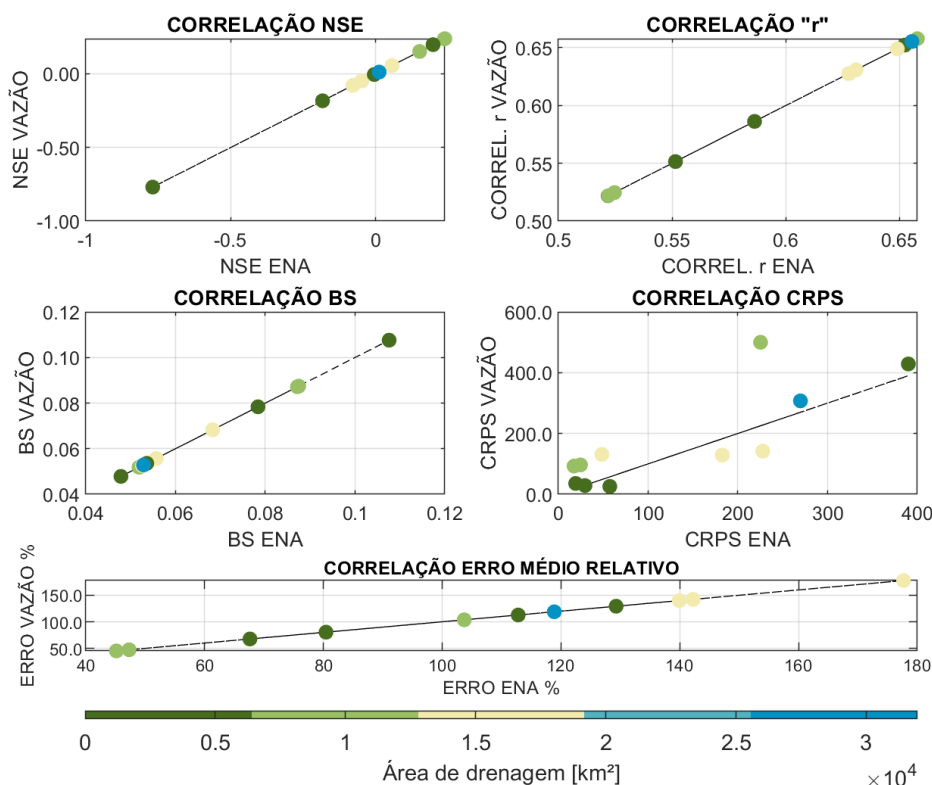


Figura 47 – Correlação entre métricas de previsão de vazão e métricas de previsão de ENA.

5.6.2 DESEMPENHO DA PREVISÃO DE ENA TOTAL GERADA

A Figura 48 apresenta a comparação entre as variáveis área de drenagem, vazão média de longo período e ENA média de longo período, para cada UHE situada na bacia do rio Uruguai.

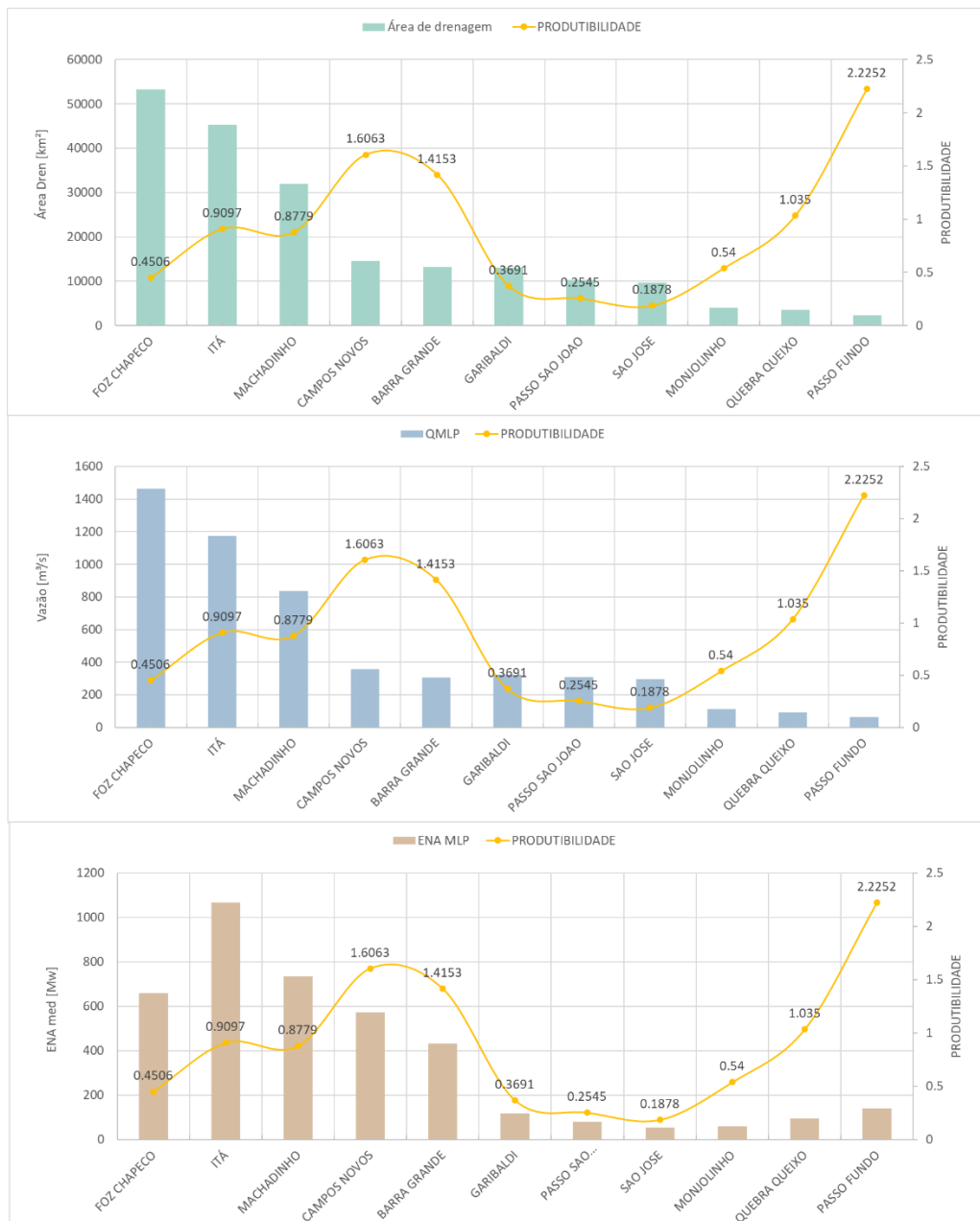


Figura 48 – Comparação entre variáveis hidrológicas das UHEs do rio Uruguai.

Da mesma forma que foi observado anteriormente, a vazão média de longo período tem uma alta correlação com a área de drenagem (barras azuis e barras verdes), porém quando comparada com a ENA (barras laranjas) essa correlação

diminui, por consequência da produtividade (linha amarela) seguindo a tendência da mesma.

A Figura 49 apresenta a correlação entre área de drenagem e ENA média de longo período com a métrica NSE de cada UHE, juntamente com o resultado do NSE para a previsão de ENA total na bacia.

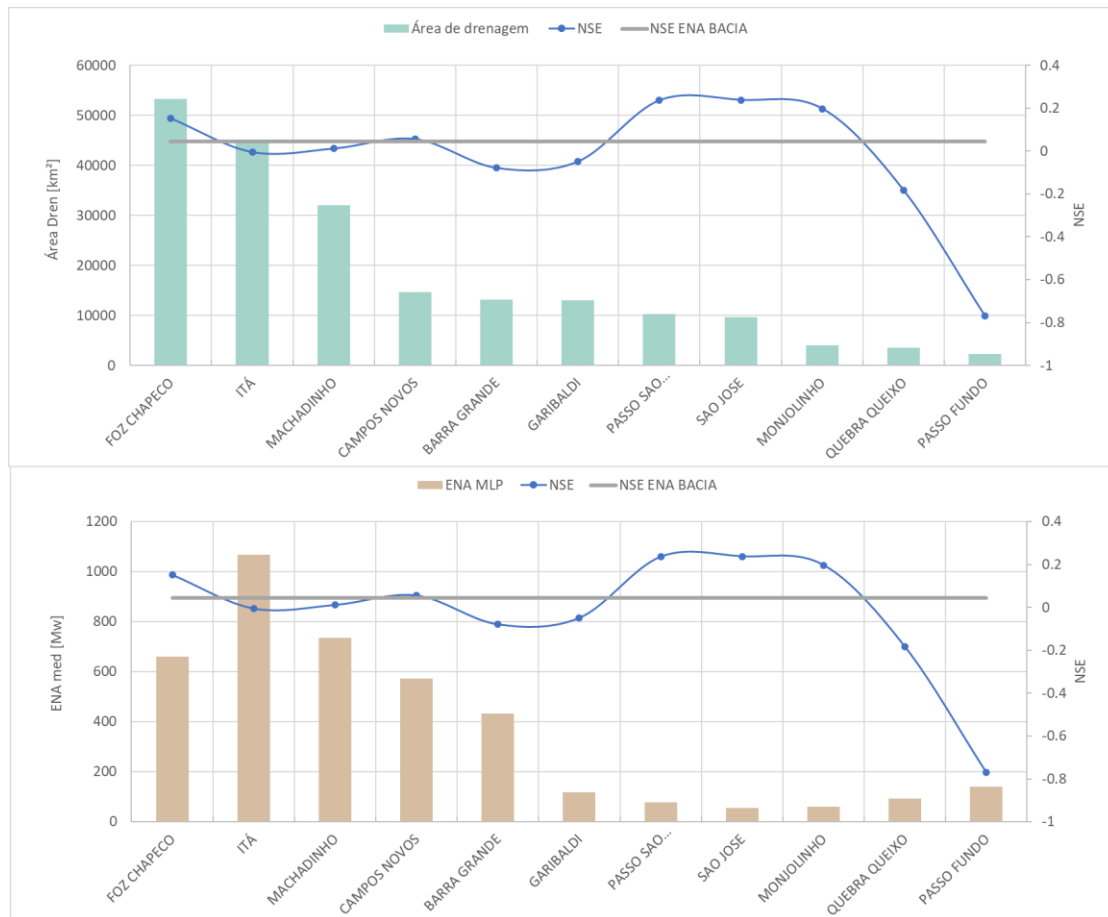


Figura 49 – Correlação da métrica NSE para bacia do rio Uruguai.

Mesmo que os resultados para a bacia não sejam satisfatórios, do ponto de vista de desempenho do modelo, é possível observar que as UHEs com área de drenagem superiores a 10 mil km² possuem métricas relativamente próximas as obtidas para ENA total na bacia.

A fim de entender se o mesmo comportamento se repete com outras métricas de desempenho, foram comparadas as mesmas variáveis com as métricas MRE, BS e CRPS. As Figuras a seguir apresentam os resultados obtidos.

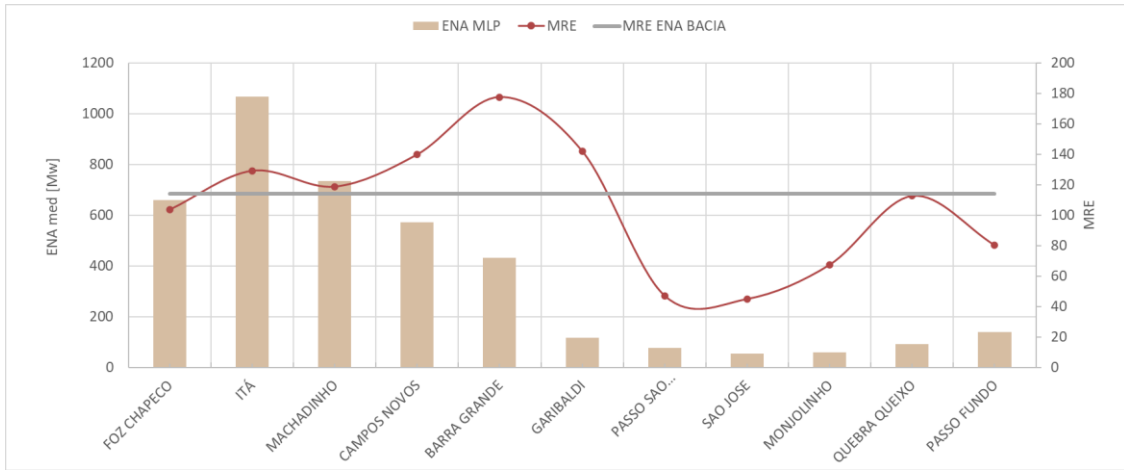


Figura 50 – Correlação da métrica MRE para bacia do rio Tocantins.

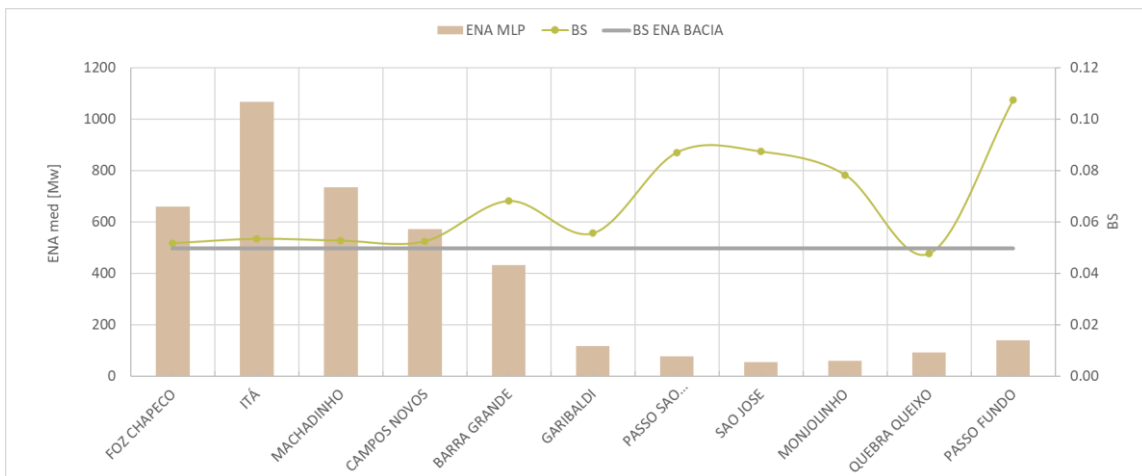


Figura 51 – Correlação da métrica BS para bacia do rio Tocantins.

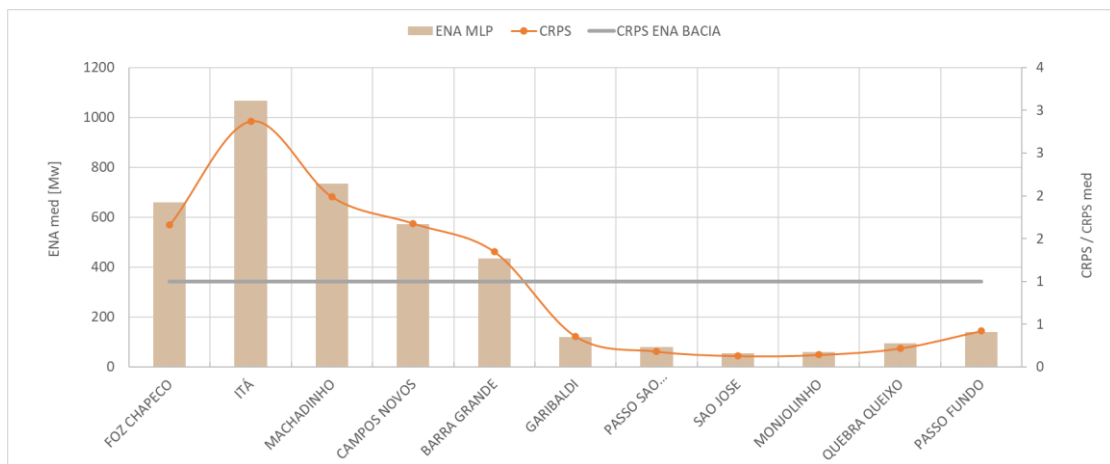


Figura 52 – Correlação da métrica CRPS para bacia do rio Tocantins.

5.7 DISCUSSÕES

O desenvolvimento deste trabalho mostrou que a avaliação hidrológica (pelo método convencional) avaliando somente pontos representativos (exutório e UHEs com maiores áreas de drenagem) geram resultados satisfatórios para representação da ENA total na bacia. A interpretação das métricas de desempenho nesses pontos representativos se manteve a mesma (ou bem próximo dela) quando comparado com a interpretação dos resultados das métricas na previsão de ENA total.

Foi observado também que em métricas onde o resultado se dá de forma relativa (NSE, MRE, BS e r) foi possível observar uma correlação linear quando comparados entre vazão e ENA. O que era esperado, visto que o fator de produtividade é uma constante, fazendo com que as métricas em termos relativos não sejam afetadas, já que elas não resultam na magnitude do erro e sim na relação entre o valor observado e a previsão. Porém, em métricas que os resultados se dão de forma absoluta (CRPS) as magnitudes importam, e, portanto, há uma diferença entre vazão e ENA. O fato de a ENA ser calculada com a variável produtividade, que muitas vezes varia de zero até dois, faz com que os valores de ENA tenham magnitudes diferentes dos de vazões, o que afeta diretamente as métricas em termos absolutos.

Em termos de comparação com as métricas calculadas na previsão de ENA total da bacia e ENA em cada UHEs, foi possível observar que UHEs com áreas de drenagem maiores que 10 mil km² apresentaram valores de métricas relativas (NSE, MRE, BS e r) próximas as métricas encontradas para a ENA total na bacia. Isso indica que há uma vantagem em escolher esses locais para calibrar modelos hidrológicos visando a geração de ENA, pois eles são representativos do sistema. Embora o resultado no estudo de caso 3, bacia do rio Jacuí, tenha apresentado maiores discrepância entre as métricas, ainda assim os valores ficaram próximos das métricas de ENA total. As UHEs situadas no rio Jacuí, possuem áreas de drenagem relativamente pequenas, o que fortalece o argumento de que áreas de drenagem maiores que 10 mil km² tendem a gerar resultados satisfatórios em termos de ENA. Dentro dessa ótica é possível afirmar que o modelo utilizado, interferiu diretamente nas métricas, visto que o modelo MGB-SA, utilizado para gerar estas previsões, foi calibrado para áreas maiores que 10.000 km² (Siqueira et al., 2018).

Assim, é possível afirmar que a interpretação das métricas de previsão de vazões, ou calibração de modelos de previsão de vazões, apenas em alguns locais representativos da bacia, se mostrou favorável na ótica de interpretação das métricas para previsão de ENA. Porém é importante salientar que esses resultados favoráveis só foram observados em locais que possuíam área de drenagem superior a 10 mil km² e em métricas menos sensíveis aos valores absolutos (NSE, MRE, BS e r).

6 CONCLUSÕES

O objetivo principal desse trabalho foi verificar se o desempenho de previsões hidrológicas, em UHEs representativas, é similar ou com a mesma interpretação de desempenho na previsão de Energia Natural Afluente – ENA em toda a bacia. Ou seja, buscou-se responder a seguinte questão: um estudo de previsão de vazões que adota a estratégia de avaliar as previsões para uma UHE representativa da bacia (exutório) estaria obtendo resultados adequados do ponto de vista de previsão hidro energética? A partir dos resultados obtidos foi possível concluir que, nos casos analisados, UHEs com área de drenagem superiores a 10 mil km² apresentaram valores de métricas semelhantes às obtidas para a previsão de ENA total da bacia. Indicando que a interpretação das métricas de previsão em modelos hidrológicos podem ser consideradas para ENA. Porém deve-se salientar que somente métricas que dependem menos do valor absoluto das vazões ou de ENA, apresentaram bons resultados.

Visto que a ENA em cada UHE não depende somente da vazão e seu valor altera consideravelmente quando multiplicado pelo fator de produtividade, é possível afirmar que utilizar a métrica CRPS para estudos de previsão hidro energéticos é fundamental que seja avaliado em termos de bacia hidrográfica, pois em todos os estudos de caso, o CRPS apresentou alta correlação com produtividade das UHEs. Além disso, o CRPS determina valores absolutos em relação a previsão, o que ocasiona em um erro médio gerado em cada UHEs seja inferior ao erro médio absoluto gerado em toda a bacia. Ademais, vale salientar que existe uma necessidade de estudos futuros nessa linha de pesquisa. Os resultados obtidos neste trabalho abordam de maneira geral a integração entre a previsão de vazões e a previsão de ENA. Porém, é notório que para melhores resultados é necessária uma investigação mais intensa, a fim de identificar outras possíveis correlações, avaliar outras bacias hidrográficas, verificar resultados para outros horizontes de previsão e buscar entender os fatores que afetam a previsão energética. Além disso, no contexto do SIN, também é avaliada ENA por subsistema, e, portanto, considerados diferentes grupos de usinas em cascata e diferentes comportamentos de hidrograma (hidrogramas ruidosos e sazonalidade diferentes) deixando ainda mais complexa as análises. Assim, se faz relevante o incentivo de estudos de previsão e desenvolvimento de novas ferramentas a fim de auxiliar os tomadores de decisão e contribuir com à ciência da previsão hidrológica de maneira geral.

7 REFERÊNCIAS

A

ANDREOLLI, Ivanildo et al. Previsão de vazão afluente a um reservatório utilizando previsão quantitativa de chuva. Rbrh: revista brasileira de recursos hídricos. Porto Alegre, RS: ABRH. Vol. 11, n. 3 (jul./set. 2006), p. 55-69, 2006.

B

DA SILVA, Benedito Cláudio; COLLISCHONN, Walter; TUCCI, Carlos Eduardo Morelli. Simulação da Bacia do Rio São Francisco através do modelo hidrológico MGB-IPH. 2004.

DA SILVA, Benedito C.; TUCCI, Carlos EM; COLLISCHONN, Walter. Previsão de vazão de longo prazo na bacia do Rio São Francisco II. Ajuste do modelo hidrológico. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre, 13p. Submetido, 2005.

BRAVO, Juan Martín et al. Previsões de curto prazo de vazão afluente ao reservatório de furnas utilizando redes neurais artificiais. Rbrh: revista brasileira de recursos hídricos. Porto Alegre, RS. Vol. 13, no. 2 (abr./jun. 2008), p. 77-88, 2008.

BOUCHER, M.-A.; ANCTIL, F.; PERREAULT, L.; TREMBLAY, D. A comparison between ensemble and deterministic hydrological forecasts in an operational context. Adv. Geosci., v. 29, p. 85-94, 2011. doi:10.5194/adgeo-29-85-2011.

BROWN, James D. et al. The Ensemble Verification System (EVS): A software tool for verifying ensemble forecasts of hydrometeorological and hydrologic variables at discrete locations. Environmental Modelling & Software, v. 25, n. 7, p. 854-872, 2010.

BRUN, Gerti Weber; TUCCI, Carlos Eduardo Morelli. Previsão em tempo real do volume afluente ao reservatório de Ernestina. Rbrh: revista brasileira de recursos hídricos. Porto Alegre. Vol. 6, n. 2 (2001), p. 73-79, 2001.

C

CBH, ALPA 2021. Relatório de Situação dos Recursos Hídricos das Bacias Hidrográficas do Estado de São Paulo. Comitê da Bacia Hidrográfica do Alto Paranapanema.

CLARKE, R. T. A review of some mathematical models used in hydrology, with observations on their calibration and use. Journal of Hydrology, 19:1–20, 1973.

CLOKE, H.L.; PAPPENBERGER, F. Ensemble flood forecasting: A review. Journal of Hydrology, v.375, n. 3–4, p.613–626, 2009.

COLLISCHONN, W.; ALLASIA, D.; DA SILVA, B.C.; TUCCI, C.E.M. (2007). "The MGB model for large-scale rainfall-runoff modelling. Hydrological Sciences Journal", v. 52, n. 5, pp. 878-895.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M.. Previsão Sazonal de Vazão na Bacia do Rio Uruguai: Ajuste e Verificação do Modelo Hidrológico Distribuído. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, v.10, n.4, p.43-59, 2005.

Comitê Ibicuí, 2018. REGIÃO HIDROGRÁFICA DO RIO URUGUAI. Disponível em: http://www.comiteibicui.com.br/bh_002.html. Acesso em: Out/2022

D

DIETRICH, J.; SCHUMANN, A.H.; REDEZKY, M.; WALTHER, J.; DENHARD, M.; WANG, Y.; PFUTZNER, B.; BUTTNER, U. Assessing uncertainties in flood forecasts for decision making: prototype of an operational flood management system integrating ensemble predictions. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, v. 9, p.1529–1540, 2009.

E

EPE - Empresa de Pesquisa Energética. 2021. Balanço Energético Nacional 2021, ano base 2020. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2021>. Último acesso em março de 2022.

F

FAN, F. M.; PONTES, P. R. M.; COLLISCHONN, W.; BELTRAME, L. F. S. Sistema de Previsão de Vazões para as Bacias dos Rios Taquari-Antas e Pelotas. In: XI Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste, João Pessoa PB. Anais do XI Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste, 2012.

FAN, Fernando Mainardi; COLLISCHONN, Walter. Integração do modelo MGB-IPH com sistema de informação geográfica. *Rbrh: revista brasileira de recursos hídricos*. Porto Alegre, RS. Vol. 19, n. 1 (jan./mar. 2014), p. 243-254, 2014.

Fan, F.M. 2015. Previsão por conjunto de vazões afluentes a reservatórios em grandes bacias hidrográficas brasileiras. Tese (Doutorado). Porto Alegre, UFRGS.

FAN, Fernando Mainardi; MARIA-HELENA, Ramos; COLLISCHONN, Walter. Sobre o uso de previsões hidrológicas probabilísticas para tomada de decisão. *Rbrh: revista brasileira de recursos hídricos*. Porto Alegre, RS. Vol. 20, n. 4 (out./dez. 2015), p. 914-926, 2015a.

FAN, F. M., PONTES, P. R., COLLISCHONN, W., & BUARQUE, D. C. (2015b). Sobre o uso da persistência de previsões determinísticas de vazão para a tomada de decisão. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 218-228.

FAN, F. M., SCHWANENBERG, D., COLLISCHONN, W., & WEERTS, A. (2015c) Verification of inflow into hydropower reservoirs using ensemble forecasts of the TIGGE database for large scale basins in Brazil. *Journal of Hydrology* Volume 4, Part B, September 2015, Pages 196-227. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.05.012>

FRAGOSO Jr., C.R., FERREIRA, T.F., MARQUES, D.M. Modelagem Ecológica em Ecossistemas Aquáticos. São Paulo: Oficina Textos. 304p. 2009.

J

JOLLIFFE, I.T.; STEPHENSON, D.B. Forecast verification: a practitioner's guide in atmospheric science. Chichester, West Sussex, England: John Wiley & Sons, 2003.

K

KITANIDIS, P. & BRAS, R. 1980a. Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model: 1. Analysis of uncertainty. Water Resources Research. Washington, 16(6):1026-33, Dec.

KITANIDIS, P. & BRAS, R. 1980b. Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model: a. Applications and results. Water Resources Research, Washington, 16(6):1034-44. Dec.

KOUWEN, N.; SOULIS, E.D.; PIETRONIRO, A.; DONALD, J.; HARRINGTON, R.A. Grouped Response Units for Distributed Hydrologic Modeling. Journal of Water Resources Planning and Management, v. 119, n.3, p.289-305, 1993.

KUKI, Cassia Akemi Castro et al. Metodologia para previsão de preço de energia considerando incertezas de vazões. 2020.

L

LETTENMAIER, D. P.; WOOD, E. F. (1993). Hydrologic Forecasting. In: Maidment (Org.), Handbook of Hydrology. Ed McGraw-Hill

M

MELLER, A. Previsão de cheias por conjunto em curto prazo. Tese de Doutorado. Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 2012.

224p.

N

NASEM. THE NATIONAL ACADEMIES OF SCIENCES, E. A. (2016). Next Generation Earth System Prediction: Strategies for Subseasonal to Seasonal forecasts. Washington, D.C.: The National Academy Press.

O

ONS - OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA ELÉTRICO. ENA diária por reservatório. Disponível em: <https://dados.ons.org.br/>. Acessado em março de 2022

P

PAIVA, R.C.D.; COLLISCHONN, W.; FAN, F. M.; SIQUEIRA, V.A.; FLEISCHMANN, A.S.; RUHOFF, A. L.; CORRÊA, S.; SORRIBAS, M.; GONDIM, G.; BRÊDA, J. P. L. F.; BRAVO,

J.M.; JARDIM, P. SAMEWATER: “Uma agenda de pesquisa integrada da hidrologia da América do Sul”, in Anais XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Florianópolis. Porto Alegre, Nov. 2017.

PAIVA, R. C. D.; COLLISCHONN, W.; BONNET, M. P.; DE GONÇALVES, L. G. G. On the sources of hydrological prediction uncertainty in the Amazon. *Hydrology and Earth System Sciences*, v.16, p. 3127-3137, 2012.

PAIVA, R. C. D. ; PAIVA, R. C. D. ; COLLISCHONN, W. ; BONNET, M.-P. ; de Gonçalves, L. G. G. ; CALMANT, S.; GETIRANA, A. ; SANTOS DA SILVA, J. . Assimilating in situ and radar altimetry data into a large-scale hydrologic-hydrodynamic model for streamflow forecast in the Amazon. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions (Online)*, v. 10, p. 2879-2925, 2013.

PAPPENBERGER, F., BOGNER, K., WETTERHALL, F., HE, Y., CLOKE, H. L., AND THIELEN, J.: Forecast convergence score: a forecaster's approach to analysing hydrometeorological forecast systems, *Adv. Geosci.*, v. 29, p. 27-32, 2011, doi:10.5194/adgeo- 29-27-2011.

PAZ AR, COLLISCHONN W, TUCCI C, CLARKE R, ALLASIA D. Data Assimilation in a Large-scale Distributed Hydrological Model for Medium Range Flow Forecasts. IAHS Press, Wallingford, UK, IAHS Publication, n. 313, p. 471–478, 2007

PONTES, Paulo Rógenes Monteiro et al. Modelagem hidrológica e hidráulica de grande escala com propagação inercial de vazões. *Rbrh: revista brasileira de recursos hídricos*. Porto Alegre, RS. Vol. 20, n. 4 (out./dez. 2015), p. 888-904, 2015.

Q

QUEDI, Erik Schmitt; FAN, Fernando Mainardi. Previsão hidrológica sub sazonal para a barragem de Itaipú, Brasil. *Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos (23.: Foz do Iguaçu, 2019)*. Anais [recurso eletrônico]. Porto Alegre: ABRH, 2019, 2019.

QUEDI, Erik Schmitt; FAN, Fernando Mainardi; PAIVA, Rodrigo. IMPACT OF PRECIPITATION BIAS CORRECTION ON SUBSEASONAL-TO-SEASONAL (S2S) STREAMFLOW FORECAST SKILL IN SOUTH AMERICA. Submetido.

R

RAMOS, M.H.; VAN ANDEL, S.J.; PAPPENBERGER, F. Do probabilistic forecasts lead to better decisions? *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, v. 9, n. 17, p. 2219-2232, 2013, doi:10.5194/hess-17-2219-2013.

ROULIN, E. Skill and relative economic value of medium-range hydrological ensemble predictions. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, v. 11, p.725–737, 2007, doi:10.5194/hess-11-725- 2007.

S

SCHERRER, S. C.; APPENZELLER, C.; ECKERT, P.; CATTANI, D. Analysis of the spread-skill relations using the ECMWF en-semble prediction system over Europe. *Wea. Forecasting*, v. 19, p. 552 – 565, 2004.

SERBAN, P.; ASKEW, A.J. Hydrological Forecasting and Updating Procedures. In: *Hydrology for the Water Management of Large River Basins*. IAHS Publ., v. 201, p.57- 369, 1991.

SIQUEIRA, V. A. ; FLEISCHMANN, A. S. ; JARDIM, P. F. ; FAN, F. M. ; COLLISCHONN, W. . IPH-Hydro Tools: a GIS coupled tool for watershed topology acquisition in open-source environment. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, v. 21, p. 274-287, 2016.

SIQUEIRA, VINÍCIUS A.; PAIVA, RODRIGO C. D.; FLEISCHMANN, AYAN S.; FAN, FERNANDO M.; RUHOFF, ANDERSON L.; PONTES, PAULO R. M.; PARIS, ADRIEN; CALMANT, STÉPHANE; COLLISCHONN, WALTER. "Toward continental hydrologic-hydrodynamic modeling in South America". *HYDROLOGY AND EARTH SYSTEM SCIENCES*, v. 22, p. 4815-4842, 2018.

SIQUEIRA, Vinícius Alencar et al. Potential skill of continental-scale, medium-range ensemble streamflow forecasts for flood prediction in South America. *Journal of Hydrology*, v. 590, p. 125430, 2020.

SRIKANTHAN, R.; ELLIOTT, J. F.; ADAMS, G. A. A Review of Real-Time Flood Forecasting Methods. A report as part of Project D4: Development of a real-time flood forecasting model. Cooperative Research Centre for Catchment Hydrology-CRC. April 1994.

T

TUCCI, C.E.M. Modelos Hidrológicos. Segunda Edição. ABRH: Porto Alegre. 2005.

TUCCI, C.E.M.; COLLISCHONN, W. Previsão de Vazão. In: *Clima e Recursos Hídricos no Brasil*. Porto Alegre: ABRH, p.281-348. 2003.

W

WILKS, D. S (2006) *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Academic Press, 2a ed, 627p.