

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
MEIO AMBIENTE E RECURSOS HÍDRICOS**

PREVISÃO SUB SAZONAL DE VAZÃO PARA O RIO PARACATU

Gabriel de Oliveira Machado

Itajubá (MG)

2021

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
MEIO AMBIENTE E RECURSOS HÍDRICOS

Gabriel de Oliveira Machado

PREVISÃO SUB SAZONAL DE VAZÃO PARA O RIO PARACATU

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Meio Ambiente e Recursos Hídricos, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Meio Ambiente e Recursos Hídricos.

Área de Concentração: Meio Ambiente e Recursos Hídricos

Orientador: Prof. Dr. Benedito Cláudio da Silva

Banca Examinadora: Prof.^a Dr.^a Chou Sin Chan e Prof.^a Dr.^a Nívea Adriana Dias Pons

Itajubá (MG)

2021

AGRADECIMENTOS

Os agradecimentos são direcionados a todos que tiveram alguma contribuição direta ou indireta, ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

Ao Prof. Benedito pela orientação e paciência ao longo do mestrado, em que sempre de forma brilhante e objetiva, sanou meus questionamentos sobre a pesquisa e forneceu todo o apoio necessário para conclusão da mesma. Além disso, se tornou fonte de inspiração pessoal e profissional para mim e agregou conhecimentos que vão muito além do que está representado neste trabalho.

A todos os professores com quem tive contato, expresso aqui minha admiração e respeito, em especial: Chou, Nívea Pons, Ivan Felipe, Regina Barros, Ana Lúcia, Daniela Rocha, Rogério Melloni e Fernando Braga.

Agradeço imensuravelmente à minha família. Aos meus pais José Wilson e Selma, sobretudo, pelo apoio e amor incondicional e pelo orgulho demonstrado ao longo de todo esse caminho. A meus irmãos Rafael e Mariana, pela parceria, amizade e confiança. Aos meus amigos da república Tijolinho que sempre estiveram comigo desde o início da graduação, passando pelos momentos bons e ruins, nas festas, nos almoços diários e nas brincadeiras. A minha segunda mãe Lili, pelo cuidado, pelo carinho e pelos conselhos. Aos meus amigos de faculdade pela troca de conhecimento e parceria ao longo de toda minha caminhada na cidade de Itajubá – MG.

À UNIFEI, ao Instituto de Recursos Naturais – IRN, ao Programa de Pós Graduação em Meio Ambiente e Recursos Hídricos – POSMARH, pelo acolhimento oferecido e um ambiente de estudo propício ao desenvolvimento desta pesquisa.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

RESUMO

Conhecer as variáveis hidrológicas com um certo tempo de antecedência é fundamental para o planejamento das estratégias que tangem o gerenciamento dos recursos hídricos. A área de estudo que fornece esse tipo de informação é chamada de previsão hidrológica, a qual consiste na representação dos fenômenos físicos de uma bacia hidrográfica, por meio de equações matemáticas, objetivando estimar as vazões no tempo futuro. O presente estudo tem enfoque na análise das previsões de vazão por conjunto no horizonte sub sazonal na bacia hidrográfica do Rio Paracatu, que possui a irrigação como principal forma de utilização da água. Foi realizada a calibração do modelo MGB-IPH, posterior previsão hidroclimática por conjunto, acoplando os modelos hidrológico e climático, e por fim, realizou-se uma análise dos indicadores de desempenho. Os resultados da calibração do modelo hidrológico foram considerados satisfatórios, baseando-se nos indicadores Nash, Nash-Log, Erro de Volume, Bias e gráficos de dispersão. Os resultados da previsão probabilística se mostraram melhores quando comparados com os resultados da previsão determinística, avaliados pelos indicadores BS e BSS. Através dos indicadores H, POD, FAR e BIAS, os resultados da previsão probabilística se mostraram satisfatórios para a maioria das sub bacias, porém limitados aos primeiros meses de previsão (janeiro, fevereiro, abril) e com maior eficiência nos primeiros 20-30 dias de previsão. Os resultados foram insatisfatórios e as vazões foram superestimadas para algumas sub bacias, por exemplo a 42460000 e 42490000, (que sofrem interferência da UHE de Queimados) principalmente nos últimos meses do ano (setembro, outubro) e nos últimos 30-40 dias de previsão.

Palavras-chave: Previsão hidrológica, Previsão sub sazonal, Rio Paracatu.

ABSTRACT

Knowing the hydrological variables with a certain amount of time in advance is essential for planning strategies that relate to the management of water resources. The study area that covers this type of information is called hydrological forecasting, which consists of the representation of the physical phenomena of a hydrographic basin, through mathematical equations, aiming to estimate flows in the future. The present study focuses on the analysis of the flow tools by set in the sub-seasonal horizon in the hydrographic basin of the Paracatu River, which has irrigation as the main form of water use. Calibration of the MGB-IPH model was carried out, subsequent hydroclimatic forecasting as a whole, integrating the hydrological and climatic models, and finally, an analysis of the performance indicators was carried out. The results of the calibration of the hydrological model were considered satisfactory, based on the Nash, Nash-Log, Volume Error, Bias and dispersion graphs. The results of the probabilistic forecast are better when compared to the results of the deterministic forecast, obtained by the BS and BSS indicators. Through the indicators H, POD, FAR and BIAS, the results of the probabilistic forecast are better satisfactory for most of the sub-basins, but limited to the first months of forecast (January, February, April) and with greater efficiency in the first 20-30 days of forecast. The results were unsatisfactory and the flows were overestimated for some sub-basins, for example 42460000 and 42490000, (which claim interference from the Queimados HPP) mainly in the last months of the year (September, October) and in the last 30-40 days of forecast.

Keywords: Hydrological forecast, Sub seasonal forecast, Paracatu river.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Possíveis aplicações da previsão hidrológica em função do horizonte de antecedência e incerteza.....	15
Figura 2 - Esquema do acoplamento dos modelos atmosférico e hidrológico.....	17
Figura 3 - Grade regular tridimensional em um Modelo de Circulação Geral Atmosférico....	18
Figura 4 - Representação topológica das URH's no interior da minibacia	23
Figura 5 - Esquema dos processos de geração e propagação de escoamento nas minibacias e propagação de vazão na rede de drenagem	24
Figura 6 - Fluxograma dos passos necessários para realizar a simulação hidrológica no MGB	26
Figura 7 - Representação da geração das Unidades de Resposta Hidrológica - URH	27
Figura 8 - Etapas do processo de discretização da bacia hidrográfica	28
Figura 9 - Esquema dos arquivos utilizados para o pré-processamento.....	29
Figura 10 - Tabela de contingência para um evento dicotômico.....	38
Figura 11 - Mapa de localização da bacia hidrográfica do Rio Paracatu.	41
Figura 12 - Localização dos municípios na bacia do Rio Paracatu	42
Figura 13 - Mapa de tipo de solo e cobertura vegetal para definição das URH's.....	44
Figura 14 - Divisão da bacia hidrográfica em minibacias	44
Figura 15 - Localização das estações selecionadas para obtenção dos dados hidroclimáticos na bacia do Rio Paracatu	45
Figura 16 - Hidrograma da Sub-bacia 1, Ponte da BR-040 Paracatu, posto fluviométrico 42290000.....	49
Figura 17 - Hidrograma da Sub-bacia 2, Ponte da BR-040 Prata, posto fluviométrico 42365000.....	49
Figura 18 - Hidrograma da Sub-bacia 3, Fazenda Limeira, posto fluviométrico 42460000...	50
Figura 19 - Hidrograma da Sub-bacia 4, Unai, posto fluviométrico 42490000.....	50
Figura 20 - Hidrograma da Sub-bacia 5, Porto da Extrema, posto fluviométrico 42690001.....	50
Figura 21 - Hidrograma da Sub-bacia 6, Cachoeira das Almas, posto fluviométrico 42850000.....	51
Figura 22 - Hidrograma da Sub-bacia 7, Porto Alegre, posto fluviométrico 42980000.....	51
Figura 23 - Resultado dos valores de Nash-Log, Nash e Erro de Volume para cada sub bacia..	51
Figura 24 - Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42290000.....	52

Figura 25 - Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42365000.....	53
Figura 26 - Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42460000.....	53
Figura 27 - Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42490000.....	53
Figura 28 - Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42690001.....	54
Figura 29 - Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42850000.....	54
Figura 30 - Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42980000.....	54
Figura 31 - Pluma dos dados de vazão previstos e observado na sub bacia 42290000. Previsão realizada entre os dias 11/01 a 02/03 de 2015 - 20 membros.....	55
Figura 32 - Pluma dos dados de vazão previstos e observado na sub bacia 42290000. Previsão realizada entre os dias 11/09 a 31/10 de 2015 - 20 membros.....	56
Figura 33 - Resultado dos indicadores H, POD, FAR e BIAS, da previsão probabilística de 60 dias.....	59
Figura 34 - Resultado dos indicadores H, POD, FAR e BIAS, da previsão dos primeiros 30 dias.....	61
Figura 35 - Resultado dos indicadores H, POD, FAR e BIAS, da previsão dos últimos 30 dias.....	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Conceituação das metodologias dos modelos hidrológicos.....	21
Tabela 2 – Coeficientes utilizados para verificar a eficiência da calibração no MGB.....	31
Tabela 3 – Datas das previsões hidrológicas dos meses de janeiro e fevereiro.....	33
Tabela 4 – Datas das previsões hidrológicas dos meses de abril e maio.....	34
Tabela 5 – Datas das previsões hidrológicas dos meses de setembro e outubro.....	36
Tabela 6 – Períodos das previsões entre 2015 e 2019.....	37
Tabela 7 – Medidas de desempenho usadas na avaliação das previsões.....	40
Tabela 8 – Classificação dos tipos de solo e cobertura vegetal utilizados na geração das URH's.....	43
Tabela 9 – Informações dos postos fluviométricos.....	45
Tabela 10 – Valores atribuídos às variáveis de cobertura vegetal.....	46
Tabela 11 – Valores atribuídos às variáveis de tipo de solo.....	47
Tabela 12 – Resultados da simulação após a calibração automática.....	48
Tabela 13 – Valores do indicador BS padrão (Previsão probabilística).....	56
Tabela 14 – Valores do indicador BS referência (Previsão determinística).....	57
Tabela 15 – Valores do indicador BSS (Previsão probabilística x Previsão determinística)...	58

LISTA DE SÍMBOLOS

ANA - Agência Nacional de Águas

AIR – *Agricultura Irrigada*

b - Parâmetro de forma da curva de saturação

BS - Brier Score

BSS - Brier Skill Score

CAP - Máximo fluxo de retorno para o solo

CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior

CB - Retardo do reservatório subterrâneo

CCR – *Cerrado, Cerradão e Reflorestamento*

CEPETEC – Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos

CI - Calibração da propagação superficial

CS - Calibração da propagação sub-superficial

DOI - Dipolo do Oceano Índico

FAC - Fluxos de Acumulação

FAR - *False Alarm Ratio*

FDR - Fluxos de Direção

H – *Hit Rate*

HEPS - *Hydrologic Ensemble Prediction System*

IGAM – Instituto de Gestão das Águas Mineiras

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

IPH - Instituto de Pesquisas Hidráulicas

Kbas - Parâmetro de escoamento subterrâneo

Kint - Parâmetro da drenagem sub-superficial

LARSIM - *Large Area Runoff Simulation*

LRA – *Latossolos, Regossolos e Areias Quartzosas*

MCGA - Modelo de Circulação Geral Atmosférico

MDE - Modelo Digital de Elevação

MGB - Modelo para Grandes Bacias

NASA - *National Aeronautics and Space Administration*

NÃO – Oscilação Decadal do Pacífico

NCEP - *National Centers for Environmental Prediction*

NS - Nash-Sutcliffe

NSLog - Nash-Sutcliffe logarítmico

NWP – *Numerical Weather Prediction*

OMJ - Oscilação de Madden-Julian

PAAD – *Pastagem, Agricultura e Área Degradada*

PC - *Podzólicos e Cambissolos*

POD - *Probability of Detection*

QB - Vazão de base

QGIS – *Quantum Geographic Information System*

REST – *Aluviais, Areias Quartzosas Hidromórficas, Podzol Litólicos, Brunos Não-cálcicos, Planossolos, Halomórficos, Vertissolos e Hidromórficos Gleizados e Água*

RHN - Rede Hidrometeorológica Nacional

SIG - Sistemas de Informações Geográficas

SNIRH - Sistema Nacional de informações sobre Recursos Hídricos

SRTM - *Shuttle Radar Topographic Mission*

UFRGS – Universidade Federal do Rio Grande do Sul

UNESP - Universidade Estadual Paulista

UNIFEI - Universidade Federal de Itajubá

URH's - *Unidades de Resposta Hidrológica*

USGS - *United Station Geological Survey*

XL - Curva de redução da drenagem sub-superficial

Wc - Limite de armazenamento para haver fluxo ascendente ou descendente

Wm - Capacidade de armazenamento no solo

WMO - World Meteorological Organization

ΔV - Erro Relativo de Volume ΔV

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	13
1.1	Objetivos.....	14
2.	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	15
2.1	Previsão hidrológica.....	15
2.2	Previsão a médio prazo (sub sazonal).....	16
2.3	Previsão hidroclimática de vazões.....	17
2.4	Previsões probabilísticas ou por Conjunto (<i>Ensemble Forecasting</i>).....	18
2.5	Modelo Climático Eta.....	20
2.6	Modelos Hidrológicos.....	21
2.7	Modelo Hidrológico MGB-IPH.....	22
3.	METODOLOGIA.....	25
3.1	Estrutura do MGB-IPH.....	25
3.1.1	Obtenção e manuseio das imagens para criação dos mapas.....	26
3.1.2	Sequência das etapas de discretização.....	27
3.1.3	Definição e criação das sub-bacias.....	28
3.2	Pré-processamento no MGB.....	28
3.3	Coleta de dados hidroclimáticos históricos.....	29
3.3.1	Dados fluviométricos.....	29
3.3.2	Dados pluviométricos.....	29
3.3.3	Dados climatológicos.....	29
3.4	Definição dos parâmetros fixos e calibráveis.....	30
3.4.1	Parâmetro de vegetação.....	30
3.4.2	Parâmetro de solo.....	30
3.5	Indicadores de desempenho da calibração.....	31
3.6	Dados hidroclimáticos no horizonte sub sazonal.....	32
3.7	Indicadores de desempenho da previsão.....	37
3.8	Caracterização da bacia do rio Paracatu.....	41
4.	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	43
4.1	Pré-Processamento do MGB.....	43
4.1.1	Geração do mapa de tipo de solo e cobertura vegetal.....	43
4.1.2	Geração do arquivo das mini-bacias.....	44
4.1.3	Inserção dos dados hidroclimáticos.....	45

4.2	Calibração do MGB.....	46
4.2.1	Calibração manual	46
4.2.2	Calibração automática	48
4.3	Previsão hidrológica por conjunto	55
4.3.1	Previsão de vazão por meio de método determinístico e probabilístico	56
4.3.2	Análise de desempenho da previsão probabilística	58
5.	CONCLUSÕES.....	65
6.	REFERÊNCIAS.....	66

1. INTRODUÇÃO

Conhecer as variáveis hidrológicas com um certo tempo de antecedência é fundamental para o planejamento das estratégias que tangem o gerenciamento dos recursos hídricos. A área de estudo que fornece esse tipo de informação é chamada de previsão hidrológica, a qual consiste na representação dos fenômenos físicos de uma bacia hidrográfica, por meio de equações matemáticas, objetivando estimar as vazões no tempo futuro.

Os modelos hidrológicos são ferramentas que auxiliam na geração das previsões de vazão e quando utilizados em conjunto com os modelos climáticos, são chamados de previsão hidroclimática. As previsões são definidas de acordo com o seu tempo máximo de antecedência, podendo ser de curto, médio e longo prazo.

Os horizontes de previsão mais utilizados são a do tempo (curto prazo, poucas horas até 14 dias), que possui uma natureza determinística, e a previsão do clima ou sazonal (longo prazo, acima de 60 dias) que possui uma natureza probabilística. Visando explorar o potencial de cada um dos prazos de previsão, nos últimos anos, os pesquisadores têm estudado sobre o período de previsão hidroclimática (prazo estendido, entre 14 e 60 dias) com a intenção de gerar informações que beneficiem os setores que necessitem de previsões neste horizonte.

As incertezas das condições hidrometeorológicas requerem a utilização de técnicas de previsão probabilísticas, como a previsão por conjunto ou *ensemble*. Essa técnica leva em consideração as incertezas associadas à natureza do evento em seus resultados. Com isso, constitui-se o sistema de previsão hidrológica por conjunto que utiliza como dados de entrada as previsões meteorológicas por conjunto.

Diante disso, o presente estudo tem enfoque na análise das previsões de vazão por conjunto no horizonte sub sazonal na bacia hidrográfica do Rio Paracatu, que possui a irrigação como principal forma de utilização da água. Para isso será necessária a calibração do Modelo para Grandes Bacias, do Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul MGB-IPH-UFRGS, utilizando a interface do *software Quantum Geographic Information System - QGIS*, posterior previsão hidroclimática por conjunto, integrando os modelos hidrológico e climático, e por fim, a realização de uma análise dos indicadores de desempenho. A previsão com um horizonte de tempo em escala sub sazonal é destacada por contribuir com informações para tomada

de decisões em um espaço de tempo entre 14 a 60 dias, e ainda, por ser uma oportunidade de melhorar a previsibilidade no período entre as previsões de tempo e clima.

1.1 Objetivos

O objetivo geral deste estudo é analisar a qualidade das previsões de vazões por conjunto na bacia do rio Paracatu para o horizonte sub sazonal, a partir do modelo MGB-IPH, alimentado pelas previsões do modelo Eta.

Para alcançar o objetivo principal e de forma a orientar a metodologia, foram traçados os seguintes objetivos específicos:

- a) Verificar os resultados da calibração do modelo hidrológico MGB-IPH para a bacia hidrográfica do Rio Paracatu;
- b) Gerar dados de previsões de vazão por conjunto no horizonte sub sazonal para a bacia do Rio Paracatu.
- c) Comparar os dados das previsões determinística e probabilística, e ainda, analisar o desempenho do modelo hidrológico através de indicadores de desempenho.

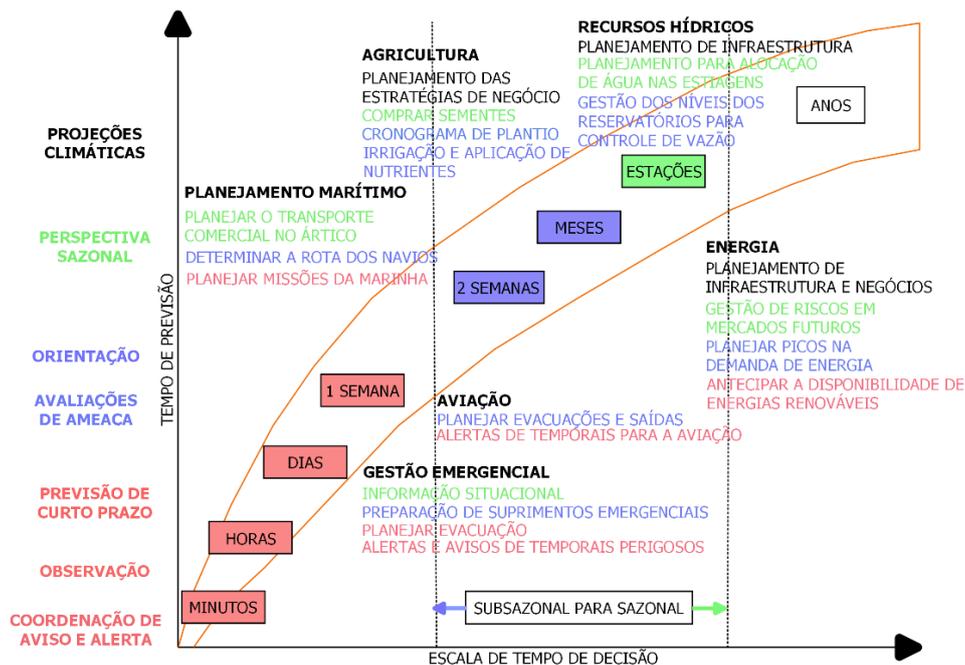
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Previsão hidrológica

O ciclo hidrológico e os fatores que envolvem a disponibilidade hídrica dentro de uma bacia hidrográfica podem ser melhor compreendidos através das equações de balanço hídrico e da propagação da vazão em rios e reservatórios. A estimativa antecipada dessas variáveis hidrológicas é chamada de previsão hidrológica, que fornece informações úteis para minimizar o impacto das incertezas do clima sobre a gestão dos recursos hídricos, além de auxiliar na tomada de decisão em atividades socioeconômicas (Adam et, al., 2015; Schuster et, al., 2020; Quedi e Fan, 2020).

A classificação das previsões hidrológicas pode variar de acordo com o tempo em que se pretende obter a previsão, chamada de horizonte de previsão. Quanto menor o horizonte de previsão, maior a confiança dos resultados obtidos. As previsões são divididas em: Curto prazo (com antecedência máxima de algumas horas até 14 dias); médio prazo ou sub sazonal (com antecedência máxima de 14 dias a 2 meses); longo prazo ou sazonal (com antecedência máxima superior a 2 meses). As aplicações de cada tipo de previsão variam de acordo com o objeto de estudo e com o tempo necessário para a tomada de decisão, conforme a figura 1.

Figura 1: Possíveis aplicações da previsão hidrológica em função do horizonte de antecedência e incerteza



Fonte: Adaptado de NASEM, 2016

2.2 Previsão a médio prazo (sub sazonal)

A previsão a curto prazo é realizada para um período entre poucas horas e duas semanas e utilizam-se metodologias capazes de prever o padrão atmosférico poucos dias do início do período até que a natureza caótica da atmosfera se torne fator limitante, isto é, pequenos erros do estado inicial geram grandes erros na previsão final (Pierce et. al., 2012).

A previsão a longo prazo é realizada para um período entre dois meses e um ano, a qual se baseiam na modelagem de variabilidade climática ou evolução de fenômenos de grande escala. Os oceanos representam a memória do sistema, de modo geral, e a previsão sazonal objetiva prever o seu comportamento, por exemplo: a Oscilação do Atlântico Norte (NÃO), a Oscilação Decadal do Pacífico (PDO), o Dipolo do Oceano Índico (DOI) e a Oscilação de Madden-Julian (OMJ) (Nasem, 2010; Yuan et. al., 2015; Nasem, 2016; Quedi, 2019).

No intervalo entre a previsão de curto e longo prazo estão as previsões sub sazonais que se estendem entre quatorze a sessenta dias. Do ponto de vista da sociedade, muitas decisões de gestão na agricultura e segurança alimentar, água, redução do risco de desastres e saúde caem no intervalo de tempo sub sazonal. No entanto, esta escala de tempo tem sido considerada um “deserto de previsibilidade” (Nasem, 2016).

A previsibilidade nesse horizonte é um dos temas atuais de investigação e recentemente indicaram importantes fontes potenciais de previsibilidade. Isso foi possível através de uma melhor compreensão e representação dos fenômenos atmosféricos, tais como: a oscilação Madden-Julian; acoplamento aprimorado e inicialização de terra-oceano-criosfera-estratosfera; novos modelos de desenvolvimento; redes de observação mais abrangentes e confiáveis; técnicas aprimoradas de assimilação de dados e recursos computacionais crescentes. Espera-se que essas melhorias se traduzam em previsões mais precisas (Brunet, et.al., 2010; Hoskins, 2012)

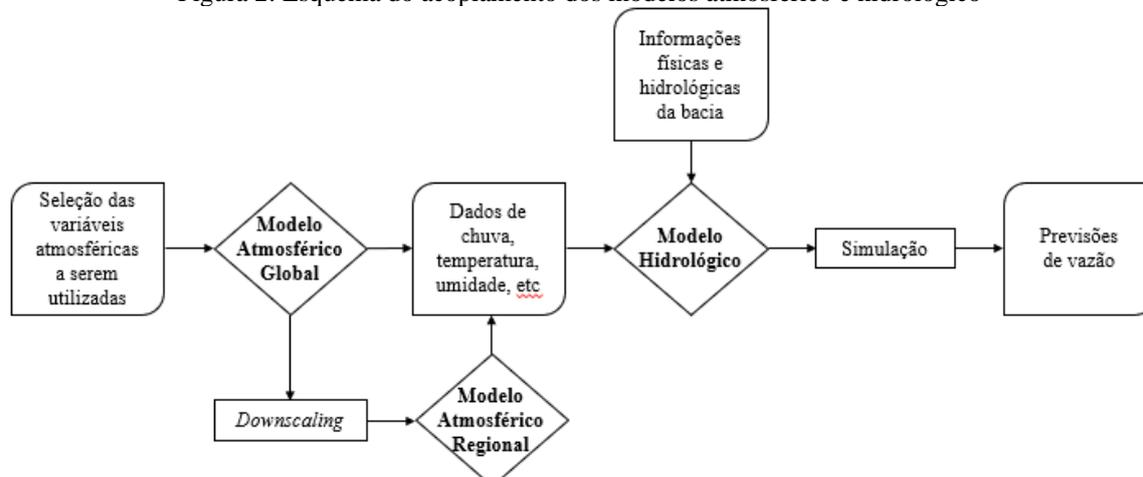
O horizonte sub sazonal pretende explorar a expertise adquirida das previsões de curto e longo prazo bem desenvolvidas ao longo dos anos, e gerar informações que cumpram as demandas e aplicações que se beneficiem neste horizonte. Pode-se argumentar que os benefícios das previsões sub sazonais tem a oportunidade de atender ou exceder a qualidade das atuais previsões de curto prazo, também no escopo de mudanças climáticas as estimativas sub sazonais permitem o desenvolvimento de sistemas de alerta antecipados para secas e cheias (Nasem, 2016).

A previsão hidrológica sub sazonal tem um enorme potencial e poderá beneficiar a tomada de decisão em diversos setores, como por exemplo nas áreas de: gestão de recursos hídricos para controle de enchentes e secas (Pagano et. al., 2002; Hartmann, 2005; Lemos, 2008; Shah et. al., 2017; Quedi, 2019); na produção de safras e comercialização de commodities (Breuer et. al., 2010; Mase e Prokopy, 2014); na preparação para eventos de grande magnitudes (Perez et. al., 2017; Vitart e Robertson, 2018); no planejamento de navegação e transporte fluvial (Meibner et. al., 2017); no planejamento de operação na geração de energia hidroelétrica, antecipando demandas, auxiliando na manutenção de reservatórios e planejamento de manobras operacionais (Robertson et. al., 2014; Foster et. al., 2017; Turner et. al., 2017).

2.3 Previsão hidroclimática de vazões

A previsão hidroclimática de vazões pode ser definida como a previsão de vazões utilizando como dados de entrada estimativas da previsão da precipitação, bem como de outras variáveis atmosféricas. Em seus estudos, Silva, Tucci e Collischonn (2006) provaram a eficácia da integração do modelo atmosférico Eta com o modelo hidrológico MGB-IPH, que posteriormente foram utilizados nos estudos de Adam et al. (2015), Fan et al. (2016) e Siqueira et al. (2016a). Os dois últimos trabalhos, aliás, utilizaram satisfatoriamente essa integração na previsão de cheias por conjunto, que tem se mostrado uma ferramenta essencial na aprimoração das previsões hidrológicas tanto a curto quanto a médio prazo (Sharma et al., 2019). Um esquema da integração entre os modelos pode ser visualizado na figura 2.

Figura 2: Esquema do acoplamento dos modelos atmosférico e hidrológico

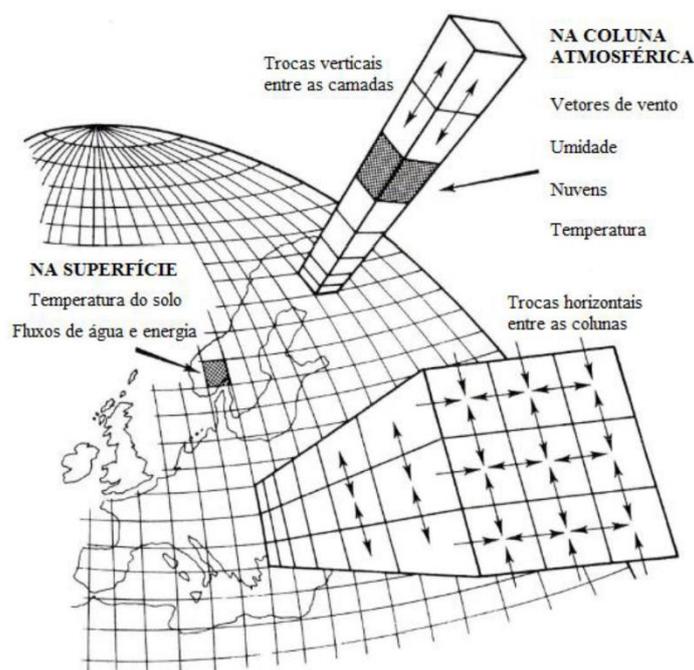


Fonte: HATTERMANN et al. (2017)

2.4 Previsões probabilísticas ou por Conjunto (*Ensemble Forecasting*)

As previsões quantitativas de precipitação, em termos gerais, podem ser formadas através de métodos estocásticos, da extrapolação dos padrões de chuva recentemente identificados por radar meteorológico, ou por métodos determinísticos, a partir dos resultados provenientes da previsão numérica do tempo (NWP – *Numerical Weather Prediction*) (Kalnay, 2003; Cuo et al., 2011; Golding, 2014). Nos modelos NWP, os processos físicos que governam a circulação da atmosfera são representados pelas equações tradicionais da mecânica dos fluídos e da termodinâmica, as quais são resolvidas sobre pontos de uma grade tridimensional com resolução horizontal e número de camadas verticais, de acordo com a figura 3. Além disso, os processos físicos que ocorrem em escalas muito pequenas como microfísica de nuvens ou fluxos convectivos são referidos com de “sub-grade”, os quais são representados através de esquemas de parametrização (Chou et al., 2000).

Figura 3: Grade regular tridimensional em um Modelo de Circulação Geral Atmosférico.



Fonte: Adaptado de Siqueira, (2016a).

Criou-se um paradigma quanto à utilização das previsões determinísticas no campo da hidrologia, principalmente relacionado a existência de incertezas e diferentes cenários de evolução da atmosfera, limitando a previsão de eventos extremos. Neste caso, as previsões determinísticas podem não atender as expectativas da sociedade por alertas

confiáveis (Krzysztofowicz, 2001), o que tem motivado a adoção das previsões por conjunto para a geração de previsões em caráter probabilístico.

O conceito de "*Ensemble Forecasting*", surgiu como uma estratégia de gerar um conjunto de diferentes previsões como forma de refletir sobre as incertezas associadas à uma previsão determinística. Incertezas essas, relacionadas ao comportamento caótico da atmosfera, aliado à inconsistência no estado inicial e à imperfeição na representação física dos processos envolvidos (Kalnay, 2003). Na previsão por conjunto, várias previsões são realizadas a partir da introdução de perturbações nas condições iniciais ou na própria formulação dos modelos de previsão do tempo. Os sistemas de previsão por conjunto partem do princípio de que o conhecimento aproximado do estado da atmosfera, somada às deficiências do modelo, acarreta em erros que crescem rapidamente à medida em que aumenta o horizonte de previsão.

Fundamentalmente, os sistemas de previsão de cheias por *ensemble*, ao invés de disponibilizarem apenas uma previsão determinística pontual, proporcionam uma análise de caráter probabilístico através da geração de diferentes cenários hidrológicos para os instantes futuros (Demeritt *et al.*, 2007; Cloke *et al.*, 2013). Além de permitir a visualização do cenário mais provável dentre as previsões realizadas, estes sistemas têm a vantagem de possibilitar a identificação de eventos raros e extremos de cheia a partir da avaliação individual dos membros gerados na previsão, também beneficia os sistemas de previsão operacionais, aumentando a credibilidade devido a diminuição da emissão de falsos alarmes (Dale *et. al.*, 2012; Ramos *et. al.*, 2013).

A previsão por conjunto, além de ser utilizado na área da meteorologia, também é empregado na hidrologia, a partir da associação das chuvas previstas com um modelo hidrológico, é possível obter séries futuras de vazões, constituindo um tipo de sistema de previsão, denominado sistema de Previsão Hidrológica por Conjunto ou (*Hydrologic Ensemble Prediction System – HEPS*).

Os sistemas de previsão hidrológica por conjunto objetivam gerar um conjunto de soluções a partir dos membros que integram o modelo meteorológico para determinado horizonte de previsão. A utilização dessas previsões tem demonstrado benefícios quando comparados com a previsão determinística, se tratando da qualidade das previsões de vazão resultantes, com isso têm motivado o desenvolvimento destes sistemas em diversos locais do mundo (Yuan *et. al.*, 2015).

Alguns benefícios são associados ao uso de *ensembles* na previsão hidrológica, quando comparado a previsão determinística, sendo eles: Apresentam melhor

desempenho em termos de estatísticas de quantificação de erros e métricas econômicas; permitem 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; é mais consistente pelo fato de ser mensurado pelo grau de concordância entre as previsões sucessivas; beneficia os sistemas de previsão operacionais, aumentando a credibilidade devido a diminuição de emissão de falsos alarmes (Golding, 2009; Dietrich et. al., 2009; Verkade e Wener, 2011; Boucher et al., 2012; Dale et. al., 2012; Ramos et. al., 2013).

Apesar dos benefícios desse sistema de previsões, (Meller, 2012; Wetterhall *et. al.*, 2018; Pagano *et. al.*, 2014; Fan, 2016) destacaram em seus estudos, algumas questões a serem resolvidas: As investigações da qualidade dessas previsões ainda são incipientes, em relação aos domínios espacial e temporal; a inclusão dessas previsões nas informações para tomadas de decisões pode se tornar tortuosa, visto que esta abordagem requer um conhecimento avançado sobre o tema, bem como para a interpretação dos resultados; Esse sistema é mais complexo do que a previsão determinística e isso implica em maiores gastos financeiros, processamento computacional e aumento da exigência de recursos humanos especializados.

2.5 Modelo Climático Eta

O modelo climático regional Eta, o qual será utilizado para a previsão de precipitação no presente estudo, foi desenvolvido pela Universidade de Belgrado em parceria com o Instituto de Hidrometeorologia da Iugoslávia (Mesinger et al., 1988; Black, 1994), e é utilizado atualmente como ferramenta de previsão climática sazonal no Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - CPTEC/INPE desde 2001 (Chou et. al., 2005). A condição inicial é proveniente de análises do *National Centers for Environmental Prediction* - NCEP e as condições de contorno provenientes do modelo global T126128 do CPTEC. O modelo Eta apresenta resolução horizontal de 20km com uma resolução vertical de 38 camadas e tem a finalidade de complementar a previsão numérica do tempo realizada pelo Modelo de Circulação Geral Atmosférico MCGA/CPTEC (Chou et. al., 2005).

Esse modelo busca prever com maiores detalhes os sistemas organizados em mesoescala, como frentes frias, orografia, brisa marítima e tempestades severas. Durante a integração do modelo, as variáveis prognósticas são: temperatura, umidade, vento horizontal, pressão à superfície, energia cinética turbulenta, hidrometeoros, umidade e

temperatura do solo, obtidos para cada ponto de grade. A versão mais atualizada do modelo é descrita no trabalho de Mesinger et. al., (2012).

2.6 Modelos Hidrológicos

A representação do comportamento hidrológico e as previsões de vazão, em um nível mais detalhado, só foi possível com a utilização de modelos hidrológicos. Assim, as primeiras iniciativas de modelagem usando simplificações dos processos hidrológicos foram concebidas por Vörösmarty et. al. (1989). Avanços recentes mostram que os modelos hidrológicos estão cada vez mais aptos a suprir às demandas atuais de previsibilidade (Clarck et. al., e Pontes, et. al., 2017).

Os modelos hidrológicos são ferramentas úteis na previsão hidrológica devido à sua capacidade de representar os variados processos físicos que integram o ciclo hidrológico dentro de uma bacia hidrográfica. O modelo descreve os processos físicos através de equações matemáticas e são alimentados com dados locais que representam a entrada e saída de água da bacia hidrográfica, além da inserção de parâmetros que leva em conta a interferência do tipo de solo e cobertura vegetal (Tucci, 1998).

Existem diferentes modelos hidrológicos, os quais são caracterizados por diversos aspectos (tabela 1). Por exemplo, se tratando do comportamento das variáveis que serão utilizadas, têm-se os modelos estocásticos e determinísticos; se tratando da relação entre essas variáveis, existem os modelo empíricos, conceituais ou físicos; em relação a distribuição espacial, existem os modelos concentrados e distribuídos; quanto a dependência temporal, existem os modelos estacionários e dinâmicos, e ainda, em relação ao período de predição, têm-se os modelos discretos e contínuos (Marinho Filho et, al., 2012).

Tabela 1: Conceituação das metodologias dos modelos hidrológicos

ESTOCÁSTICOS	DETERMINÍSTICOS
Pelo menos uma das variáveis tem comportamento aleatório.	Cada valor de entrada produz um único valor de saída, mesmo que uma variável de entrada seja aleatória.
CONCEITUAIS OU FÍSICOS	EMPÍRICOS
Objetiva representar o sistema físico natural.	Não têm relação com os processos físicos envolvidos e as funções são baseadas em análises estatísticas.
CONCENTRADOS	DISTRIBUÍDOS

Atribuem valores médios representativos de toda a área da bacia.

Consideram a variabilidade espacial das variáveis hidrológicas.

ESTACIONÁRIOS	DINÂMICOS
Descrevem o fenômeno hidrológico em um determinado momento.	As variáveis são em função do tempo.
DISCRETOS	CONTÍNUOS
Modelagem de períodos isolados da série hidrológica (ex.: cheia ou recessão).	Representam longos períodos da série hidrológica

Fonte: MARINHO FILHO et. al., 2012

Visando simular os processos hidrológicos em grandes bacias brasileiras (área superior a 10.000 km²) e aproveitando a estrutura do modelo *Large Area Runoff Simulation* - LARSIM, descrita por Bremicker (1998), Collischonn e Tucci (2001) apresentaram a primeira versão do modelo hidrológico MGB. Esse modelo foi uma inovação na época, pois permitia a integração de processos globais de grandes sistemas, fortemente não-lineares, que envolvem os oceanos, a umidade do solo e a atmosfera, além de descrever a influência da vegetação sobre a evapotranspiração. Visando aperfeiçoar a modelagem hidrológica, a utilização da previsão hidroclimática está cada vez mais em evidência nos últimos anos.

O MGB passou a ser estudado e utilizado por diversos pesquisadores na área da hidrologia, o qual vêm se destacando em estudos de impactos das mudanças climáticas (Sorribas, et. al., 2016; Neto, et. al., 2016; Schuster, et.al., 2020) estudos de previsão de vazão em bacias de grande escala Collischonn e Tucci, 2001; Silva et. al., 2007; Fan e Collischonn 2014; Pontes et. al., 2017; Schuster, et.al., 2020; Bogning, et.al., 2020), incluindo estudos recentes baseados na abordagem *ensembles* (Meller, 2012 e 2014; Fan et al., 2014; Quedi e Fan, 2020), estudos de modelagem de sedimentos (Buarque, 2015; Fagundes et. al., 2020) e estudos de modelagem em águas subterrâneas (Melati et.al., 2019).

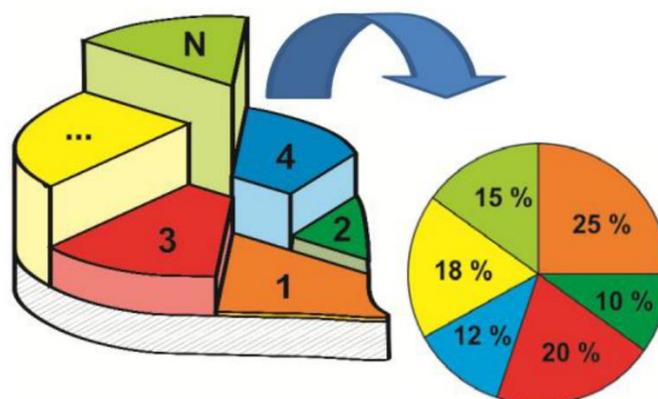
2.7 Modelo Hidrológico MGB-IPH

O modelo MGB, o qual será utilizado para a previsão de vazão no presente estudo, foi desenvolvido pelo IPH (Collischonn e Tucci 2001), é um modelo conceitual distribuído que se baseia em equações físicas para simular ciclos hidrológicos

continentais, o qual foi aplicado em diversos trabalhos relacionados a previsão de vazões no Brasil.

O MGB-IPH já passou por diversas modificações desde sua criação, e na sua versão atual, a bacia hidrográfica é dividida em mini bacias, as quais possuem regiões homogêneas, ou seja, de comportamento hidrológico similar, conforme figura 4. Essas regiões, ou blocos, são definidas por uma combinação de atributos do solo e da vegetação que são denominadas Unidades de Resposta Hidrológica – URH's (Paiva et. al., 2011; Fan e Collischonn, 2014).

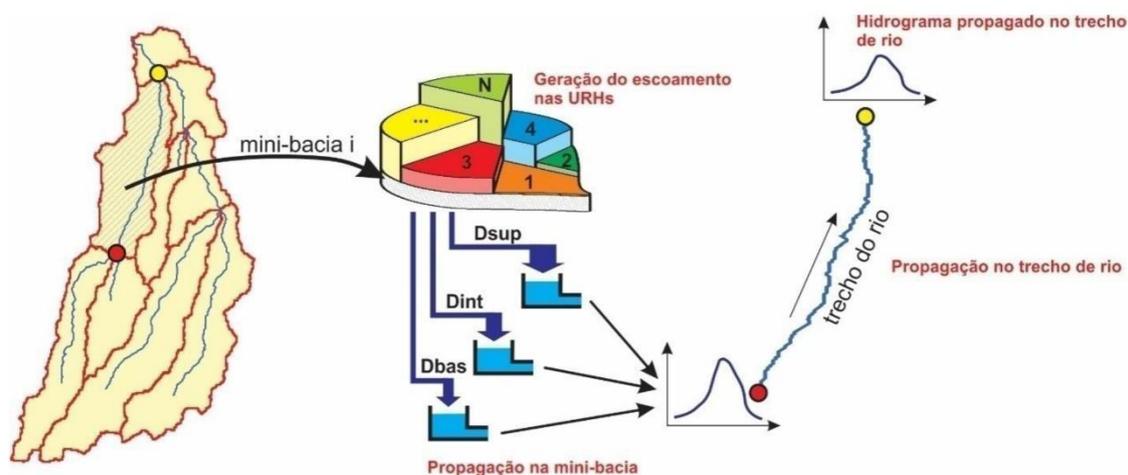
Figura 4: Representação topológica das URH's no interior da mini bacia



Fonte: Meller, 2012

Se tratando de um modelo conceitual, o MGB possui dois componentes principais: O primeiro calcula o balanço de água no solo (de forma simplificada), balanço de energia e evapotranspiração (equação de Penman-Monteith) na forma descrita por Shuttleworth (1991) e Lohmann et. al., (1998) e adaptada por Collischonn (2001), interceptação, geração dos escoamentos superficial, subsuperficial e subterrâneo de forma independente em cada mini bacia. O segundo calcula a propagação das vazões nos rios e reservatórios de uma mini bacia para outra (método Muskingum-Cunge), na forma descrita por Collischonn e Tucci (2001). Esse esquema pode ser visualizado na figura 5.

Figura 5: Esquema dos processos de geração e propagação de escoamento nas minibacias e propagação de vazão na rede de drenagem



Fonte: Buarque, 2015

Com a intenção de potencializar a previsão hidrológica no MGB, Fan e Collischonn, (2014), realizaram o acoplamento do tipo rígido entre o modelo hidrológico e uma plataforma de Sistemas de Informações Geográficas – SIG, conhecida como QGIS. O MGB possui todas as funções de geração, processamento e visualização dos resultados funcionando através do SIG, onde a modelagem funciona de forma paralela e a interface do modelo é o próprio SIG.

O modelo hidrológico necessita de dados espaciais pré-processados, que são utilizados como informações espaciais de entrada. A partir dessa necessidade, Siqueira et. al., (2016b), desenvolveu uma ferramenta chamada *IPH-HydroTools* para realizar o processamento do Modelo Digital de Elevação – MDE, a fim de gerar a discretização da bacia hidrográfica, através do software livre QGIS. Essa ferramenta apresentou qualidade geralmente superior e menor tempo de processamento em relação a outros pacotes como IDRISI e WhiteBox (Siqueira et. al., 2016b). Dentro do software QGIS, o pacote de ferramentas MGB e *IPH-HydroTools* são chamados de *plug-ins* que são pacotes de ferramentas, os quais contêm todas as suas respectivas funções programadas, prontas para serem processadas.

O principal dado de entrada para o modelo hidrológico são as previsões de precipitação. Essas previsões podem ser obtidas através dos modelos climáticos, os quais levam em conta as variáveis atmosféricas de escala global em conjunto com variáveis de escala regional. O sucesso das previsões hidrológicas se deve muito aos bons resultados das previsões de precipitação (Chou et. al., 2014 Neto et. al, 2016).

3. METODOLOGIA

Será tratado neste tópico toda a metodologia utilizada para a previsão hidrológica por conjunto no MGB, iniciando com uma breve descrição da estrutura do MGB, em seguida a etapa de pré-processamento dentro do sistema, a coleta de dados hidroclimáticos históricos, a posterior definição dos parâmetros fixos e variáveis para a calibração do modelo e a obtenção dos dados climáticos no horizonte sub sazonal. Finalmente será contextualizada a previsão hidrológica por conjunto e a utilização de indicadores para avaliar o desempenho do modelo, e por último, a caracterização da Bacia hidrográfica do Rio Paracatu.

Serão realizados dois tipos de previsão de vazão: A previsão determinística e a previsão probabilística/por conjunto. A previsão determinística será utilizada nesse trabalho apenas para comparar com a previsão por conjunto, a fim de verificar se a previsão probabilística realmente apresenta desempenho superior, nesse caso, em uma grande bacia hidrográfica. A previsão por conjunto, por sua vez, será mais explorada e serão calculados alguns indicadores de desempenho para analisar a previsibilidade deste método.

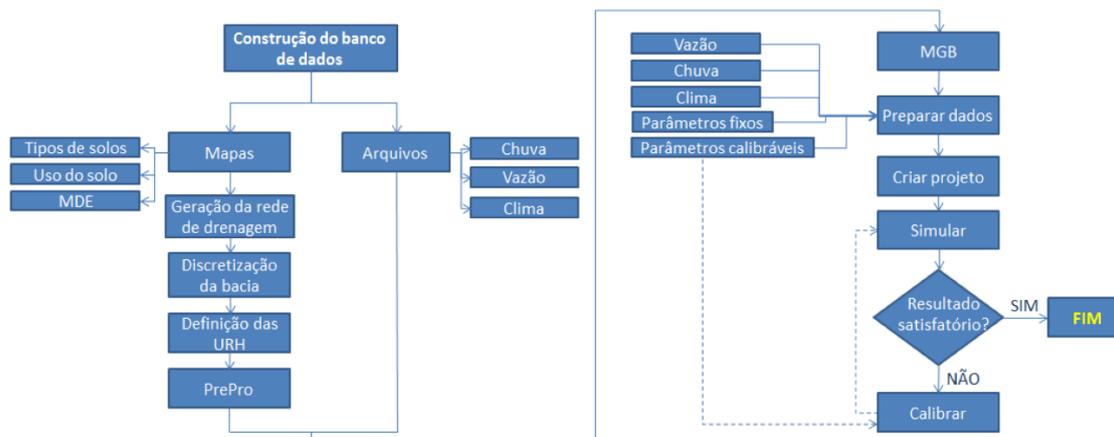
3.1 Estrutura do MGB-IPH

A estrutura do modelo hidrológico segue uma lógica de etapas que vai desde a construção do banco de dados de entrada até a calibração final para posterior previsão. São utilizadas imagens de satélite para confecção dos mapas, criação das redes de drenagem e discretização da bacia hidrográfica, através do software de SIG chamado QGIS, o qual é acoplado ao MGB. Com a preparação de todos os arquivos geográficos, é possível realizar a etapa de pré-processamento. São utilizados nessa etapa os dados de vazão, chuva e clima, o qual servirão como dados de entrada do modelo. Por fim, ao definir alguns parâmetros fixos e calibráveis, é possível realizar a preparação final dos dados, criar um projeto e realizar a calibração do modelo.

Primeiramente realiza-se a calibração manual, com o intuito de ajustar inicialmente o modelo e em seguida, realiza-se a calibração automática para se alcançar um ajuste fino. A calibração se faz necessária para ajustar os picos de máximas e mínimas dos hidrogramas simulados, bem como o volume de vazão dos períodos chuvosos e secos. É possível constatar o sucesso da calibração através dos indicadores de desempenho, o qual serão tratados no tópico 3.7. Toda vez que o resultado da calibração não é

satisfatório, recomenda-se calibrar novamente e realizar uma nova simulação. Com o modelo calibrado, segue-se então para a previsão. É possível visualizar a sequência das etapas citadas anteriormente na figura 6.

Figura 6: Fluxograma dos passos necessários para realizar a simulação hidrológica no MGB



Fonte: LOPES, (2015)

3.1.1 Obtenção e manuseio das imagens para criação dos mapas

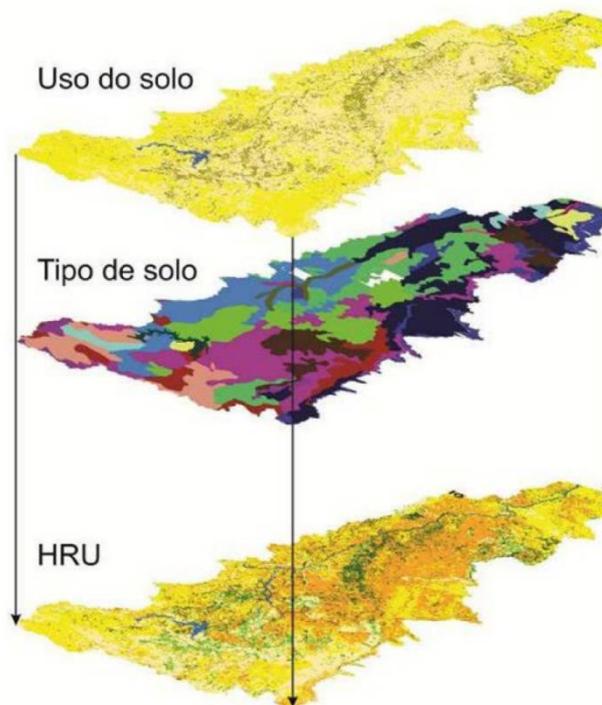
A imagem em formato *raster* do MDE, foi obtida pelo projeto *Shuttle Radar Topographic Mission – SRTM*, realizado pela *National Aeronautics and Space Administration – NASA* que foi disponibilizado através da *United States Geological Survey – USGS* e possui 30 metros de resolução espacial. Essa imagem será utilizada como subsídio para a discretização da bacia hidrográfica, que será abordada no tópico a seguir.

As imagens para confecção do mapa de tipo de solo e cobertura vegetal foram obtidas a partir de imagens do satélite Landsat 8, com resolução de 30m, baixadas a partir do banco de *dados Global Land Cover Facility* da Universidade de Maryland (disponível em <http://glcf.umd.edu>). Para a utilização neste estudo, será necessário que haja um processamento da imagem, a fim de representar apenas o território da bacia em questão e reclassificar as classes que representam os tipos de solo, conforme exigido pelo programa MGB-IPH, na composição das Unidades de Resposta Hidrológica – URH's.

Para a geração das URH's é necessário realizar a reclassificação das classes já existentes nos mapas de tipo de solo e cobertura vegetal, através da ferramenta *reclassify* contida no software QGIS. O intuito da reclassificação é reduzir as classes e padronizá-las. Por fim, deverá ser realizada a soma dos dois mapas através da ferramenta *raster*

calculator, a fim de criar uma única unidade (figura 7). Essa imagem, denominada URH's, possui classes representadas por tipo e cobertura vegetal, o qual possui comportamentos hidrológicos semelhantes.

Figura 7: Representação da geração das Unidades de Resposta Hidrológica - URH

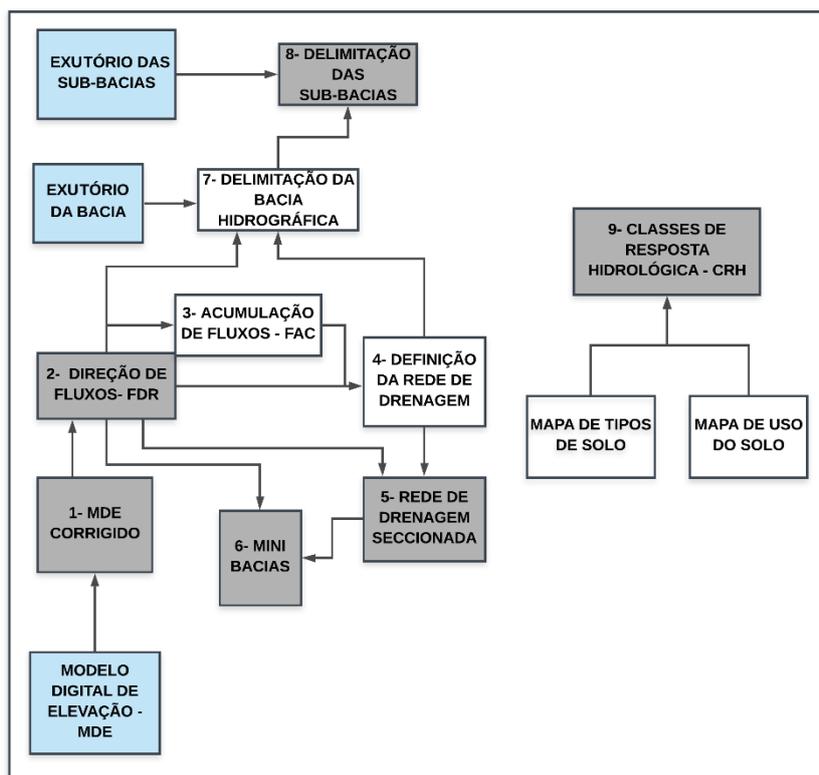


Fonte: QUEDI e FAN, 2020

3.1.2 Sequência das etapas de discretização

O processo de discretização da bacia hidrográfica consiste em realizar o processamento do MDE, através do *plug-in* *IPH-HydroTools* dentro do software QGIS, em etapas consecutivas, que servirá de subsídio para a etapa posterior de pré-processamento no MGB. A discretização vai gerar os arquivos de: MDE corrigido; fluxos de direção – FDR, fluxos de acumulação - FAC; rede de drenagem; bacia hidrográfica, divisão da bacia em mini bacias e divisão da bacia em sub-bacias. Na figura 8 é possível observar o fluxo da geração de arquivos. Os itens representados na cor cinza, são os arquivos que serão utilizados na etapa de pré-processamento e os itens representados na cor azul, são os arquivos adicionais que receberão um tratamento prévio, antes da sua inserção no QGIS.

Figura 8: Etapas do processo de discretização da bacia hidrográfica



Fonte: Acervo do autor

3.1.3 Definição e criação das sub-bacias

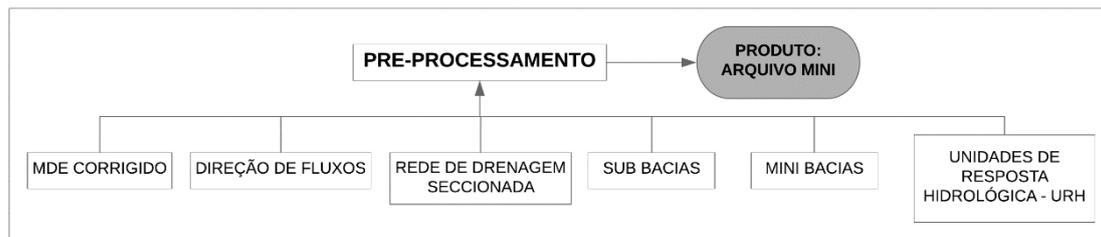
A definição das sub-bacias é realizada em função da disponibilidade e da consistência dos dados fluviométricos existentes. Primeiramente é necessário realizar uma busca nos dados disponibilizados pela Agência Nacional de Águas – ANA e escolher pontos estratégicos e bem distribuídos, podendo ser um posto fluviométrico a montante ou jusante de uma barragem, ou uma ponte, por exemplo.

Ao fazer a escolha dos postos, que posteriormente irão definir a divisão da bacia hidrográfica em sub-bacias, serão plotados os pontos no software QGIS e através da ferramenta *subwatershed* do plug-in *IPH-HydroTools*, será gerado o arquivo das sub-bacias.

3.2 Pré-processamento no MGB

A partir da preparação dos arquivos, é possível realizar o pré-processamento no MGB, conforme figura 9, a fim de obter o arquivo “mini”, com informações de localização, drenagem, tipo e uso de solo sobre cada mini-bacia.

Figura 9: Esquema dos arquivos utilizados para o pré-processamento



Fonte: Acervo do autor

3.3 Coleta de dados hidroclimáticos históricos

Para alimentar o modelo hidrológico, se faz necessário a obtenção dos dados históricos de vazão, precipitação e clima. Esses dados são importantes para representar as entradas de água na bacia hidrográfica, bem como a sua interação com as variáveis climatológicas. No primeiro momento, os dados para a calibração do modelo serão obtidos dos bancos de dados nacional e para a previsão das vazões, serão coletados dados climáticos advindos de previsão.

3.3.1 Dados fluviométricos

A obtenção dos dados fluviométricos ocorrerá por meio do portal ANA que é uma ferramenta integrante do Sistema Nacional de informações sobre Recursos Hídricos - SNIRH. Esse portal oferece o acesso ao banco de dados que contém todas as informações coletadas pela Rede Hidrometeorológica Nacional - RHN. Os dados das estações fluviométricas definidas serão baixados, tratados e inseridos no programa do MGB.

3.3.2 Dados pluviométricos

A obtenção dos dados pluviométricos também ocorrerá por meio do portal da ANA. Serão definidas o máximo de estações de chuva possível, visando uma densa quantidade de informações. Os dados também serão baixados, tratados e inseridos no MGB para que o mesmo realize a interpolação através da ferramenta “interplu”.

3.3.3 Dados climatológicos

Os dados das Normais Climatológicas utilizadas foram calculados pelo INMET, durante os anos de 1980 até os anos de 2010. As variáveis climatológicas utilizadas são: temperatura, umidade relativa do ar, velocidade do vento, pressão atmosférica e insolação (horas de sol por dia). Essas informações são necessárias para realização do cálculo da

evapotranspiração, utilizando o método de Penman-monteith. Serão definidas algumas estações meteorológicas, próximas da área de estudo, para que o MGB faça a interpolação dos dados.

3.4 Definição dos parâmetros fixos e calibráveis

Os parâmetros necessários para o ajuste do modelo hidrológico são considerados fixos e calibráveis. Os fixos são representados pela vegetação e não são alterados durante o processo de calibração. Os calibráveis são representados pelas variáveis do solo e podem ser alterados no processo de calibração, visando uma melhor performance do modelo.

3.4.1 Parâmetro de vegetação

Os parâmetros de vegetação que deverão ser definidos são: Albedo, altura da vegetação, índice de área foliar e resistência superficial em boas condições de umidade do solo. Todos estes parâmetros são utilizados no cálculo da evapotranspiração, assim como os dados climatológicos, pelo método de Penman-Monteith. O valor de cada parâmetro será definido por embasamento técnico científico, bem como pelo conhecimento da área de estudo.

3.4.2 Parâmetro de solo

Os parâmetros de solo que deverão ser definidos são: **Wm**: Capacidade de armazenamento no solo; **b**: Parâmetro de forma da curva de saturação; **Kbas**: Parâmetro de escoamento subterrâneo; **Kint**: Parâmetro da drenagem sub-superficial; **XL**: Curva de redução da drenagem sub-superficial; **CAP**: Máximo fluxo de retorno para o solo; **Wc**: Limite de armazenamento para haver fluxo ascendente ou descendente; **CI**: Calibração da propagação superficial; **CS**: Calibração da propagação sub-superficial; **CB**: Retardo do reservatório subterrâneo e **QB**: Vazão de base. Esses parâmetros, de modo geral, são responsáveis por definir a intensidade dos picos do hidrograma resultante na simulação. O valor de cada parâmetro poderá ser definido manualmente, baseado no conhecimento técnico científico, ou de forma automática, através da interação numérica realizada por algoritmo genético contido no MGB.

3.5 Indicadores de desempenho da calibração

Para uma avaliação a respeito da calibração do MGB, algumas medidas de desempenho são consideradas. Os coeficientes para medir o desempenho são chamados de: Nash-Sutcliffe (NS), Nash-Sutcliffe logarítmico (NSLog) e Erro Relativo de Volume (ΔV). De acordo com Fan e Collischonn (2014), o coeficiente ENS é influenciado pelas vazões máximas (ou de cheia) e é determinado pela comparação das vazões observadas com as calculadas. O coeficiente ENSLog é influenciado pelas vazões mínimas (ou de estiagem), sendo determinado pela comparação dos logaritmos das vazões observadas e das calculadas. Por fim, o Erro Relativo de Volume, como o próprio nome diz, representa o erro volumétrico de vazões em todo o hidrograma, o qual mostra se existe uma superestimativa ou subestimativa nos valores de vazão. Por permitirem uma análise completa das vazões simuladas em comparação com as observadas, considerando os picos, recessões e uma visão geral dos hidrogramas, a utilização dessas três medidas de desempenho na calibração do MGB é considerada como suficiente para medir a eficiência do mesmo. É possível visualizar as variáveis de cada uma das três funções na tabela 2.

Tabela 2: Coeficientes utilizados para verificar a eficiência da calibração no MGB

FUNÇÃO OBJETIVO	DESCRIÇÃO
$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (QC_i - QO_i)^2}{\sum_{i=1}^n (QC_i - QO_m)^2}$	<p>Coeficiente adimensional, cujo valor máximo é igual a 1, considerado o ajuste perfeito. É muito influenciado pelas vazões máximas (cheias). Em geral, valores acima de 0,7 são considerados satisfatórios. Valores inferiores a 0,6 podem indicar falhas ou pouca cobertura espacial dos dados de precipitação</p>
$NSlog = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\text{Log}(QC_i) - \text{Log}(QO_i))^2}{\sum_{i=1}^n (\text{Log}(QC_i) - \text{Log}(QO_m))^2}$	<p>Coeficiente adimensional que também apresenta ajuste perfeito quando o valor é igual a 1 (valor máximo). É mais sensível às estiagens (vazões mínimas).</p>
$\Delta V = \frac{\sum_{i=1}^n QC_i - \sum_{i=1}^n QO_i}{\sum_{i=1}^n QO_i}$	<p>Coeficiente adimensional, apresentado em termos percentuais. Valores ideais devem permanecer dentro da faixa de -10% e 10%. Não possui valor máximo nem mínimo, e não é influenciado de maneira diferenciada pelos períodos de cheia ou estiagem. É uma forma de avaliar se existe um desvio sistemático de superestimativa ou subestimativa da vazão calculada.</p>

Onde: QC_i é a vazão calculada num intervalo de tempo i ; QO_i é a vazão observada neste mesmo intervalo de tempo; n é o número de intervalos de tempo e QO_m é a média das vazões observadas no período de n intervalos de tempo

Fonte: adaptado de Fan e Collischonn (2014).

Além disso, a aplicação da regressão linear simples faz a associação entre duas variáveis, no caso as vazões observadas e as vazões simuladas. A regressão linear pode verificar a existência de boa correlação entre as variáveis (p-valor) e o quanto uma variável pode explicar a variabilidade da outra (coeficiente de determinação R^2).

Onde, para o p-valor:

- p-valor $< 0,05$ – a correlação entre as duas variáveis é significativa
- p-valor $> 0,05$ – a correlação entre as duas variáveis não é significativa

Onde, para o R^2 :

- O coeficiente será calculado como $0 < R^2 < 100\%$
- Quanto mais próximo de 100%, maior a representatividade da variável x ao explicar o comportamento da variabilidade que ocorre com a variável y , sendo ideal um acima de 50%.

3.6 Dados hidroclimáticos no horizonte sub sazonal

Os dados de previsão climática serão produzidos pela equipe de previsão climática do projeto Pró-Recursos Hídricos financiados pela Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior e pela Agência Nacional de Águas (CAPES/ANA), intitulado: “Incorporação de previsões climáticas e hidrológicas nos horizontes sazonal e sub sazonal visando orientar a gestão da alocação de água na bacia do rio São Francisco”, fruto de uma parceria entre o INPE, Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI e Universidade Estadual Paulista – UNESP. Como modelo regional, será utilizado o Eta, desenvolvido pelo INPE/CPTEC. No presente trabalho serão utilizadas as previsões em rodadas sub sazonais, com resolução de 20km, disponíveis entre os anos de 2015 e 2019. No total serão 320 rodadas, as quais contém 20 membros.

As rodadas de previsão de vazão se iniciam no segundo dia de cada mês, ou seja 02/janeiro, 02/abril e 02/setembro, respectivamente e percorrem durante os próximos 60 dias, conforme descrito na segunda coluna das tabelas 3, 4 e 5. Serão 10 dias de previsão, iniciando do 2º dia até o 11º dia de cada mês, conforme descrito nas colunas 2 a 11 das tabelas 3, 4 e 5. Para cada dia de previsão, serão retornados dois valores de vazão, o

primeiro referente às 00 horas e o segundo referente às 12horas. Sendo assim, como serão 10 dias de previsão e 2 resultados para cada dia, tem-se 20 membros de previsão.

Como o primeiro dia de cada membro da previsão é diferente, foram descartados alguns dias para que o período de cada membro seja o mesmo, começando e terminando na mesma data, conforme datas destacadas de verde nas tabelas 3, 4 e 5.

Tabela 3: Datas das previsões hidrológicas dos meses de janeiro e fevereiro

PRESENTE	01/jan	02/jan	03/jan	04/jan	05/jan	06/jan	07/jan	08/jan	09/jan	10/jan
1	02/jan	03/jan	04/jan	05/jan	06/jan	07/jan	08/jan	09/jan	10/jan	11/jan
2	03/jan	04/jan	05/jan	06/jan	07/jan	08/jan	09/jan	10/jan	11/jan	12/jan
3	04/jan	05/jan	06/jan	07/jan	08/jan	09/jan	10/jan	11/jan	12/jan	13/jan
4	05/jan	06/jan	07/jan	08/jan	09/jan	10/jan	11/jan	12/jan	13/jan	14/jan
5	06/jan	07/jan	08/jan	09/jan	10/jan	11/jan	12/jan	13/jan	14/jan	15/jan
6	07/jan	08/jan	09/jan	10/jan	11/jan	12/jan	13/jan	14/jan	15/jan	16/jan
7	08/jan	09/jan	10/jan	11/jan	12/jan	13/jan	14/jan	15/jan	16/jan	17/jan
8	09/jan	10/jan	11/jan	12/jan	13/jan	14/jan	15/jan	16/jan	17/jan	18/jan
9	10/jan	11/jan	12/jan	13/jan	14/jan	15/jan	16/jan	17/jan	18/jan	19/jan
10	11/jan	12/jan	13/jan	14/jan	15/jan	16/jan	17/jan	18/jan	19/jan	20/jan
11	12/jan	13/jan	14/jan	15/jan	16/jan	17/jan	18/jan	19/jan	20/jan	21/jan
12	13/jan	14/jan	15/jan	16/jan	17/jan	18/jan	19/jan	20/jan	21/jan	22/jan
13	14/jan	15/jan	16/jan	17/jan	18/jan	19/jan	20/jan	21/jan	22/jan	23/jan
14	15/jan	16/jan	17/jan	18/jan	19/jan	20/jan	21/jan	22/jan	23/jan	24/jan
15	16/jan	17/jan	18/jan	19/jan	20/jan	21/jan	22/jan	23/jan	24/jan	25/jan
16	17/jan	18/jan	19/jan	20/jan	21/jan	22/jan	23/jan	24/jan	25/jan	26/jan
17	18/jan	19/jan	20/jan	21/jan	22/jan	23/jan	24/jan	25/jan	26/jan	27/jan
18	19/jan	20/jan	21/jan	22/jan	23/jan	24/jan	25/jan	26/jan	27/jan	28/jan
19	20/jan	21/jan	22/jan	23/jan	24/jan	25/jan	26/jan	27/jan	28/jan	29/jan
20	21/jan	22/jan	23/jan	24/jan	25/jan	26/jan	27/jan	28/jan	29/jan	30/jan
21	22/jan	23/jan	24/jan	25/jan	26/jan	27/jan	28/jan	29/jan	30/jan	31/jan
22	23/jan	24/jan	25/jan	26/jan	27/jan	28/jan	29/jan	30/jan	31/jan	01/fev
23	24/jan	25/jan	26/jan	27/jan	28/jan	29/jan	30/jan	31/jan	01/fev	02/fev
24	25/jan	26/jan	27/jan	28/jan	29/jan	30/jan	31/jan	01/fev	02/fev	03/fev
25	26/jan	27/jan	28/jan	29/jan	30/jan	31/jan	01/fev	02/fev	03/fev	04/fev
26	27/jan	28/jan	29/jan	30/jan	31/jan	01/fev	02/fev	03/fev	04/fev	05/fev
27	28/jan	29/jan	30/jan	31/jan	01/fev	02/fev	03/fev	04/fev	05/fev	06/fev
28	29/jan	30/jan	31/jan	01/fev	02/fev	03/fev	04/fev	05/fev	06/fev	07/fev
29	30/jan	31/jan	01/fev	02/fev	03/fev	04/fev	05/fev	06/fev	07/fev	08/fev
30	31/jan	01/fev	02/fev	03/fev	04/fev	05/fev	06/fev	07/fev	08/fev	09/fev
31	01/fev	02/fev	03/fev	04/fev	05/fev	06/fev	07/fev	08/fev	09/fev	10/fev
32	02/fev	03/fev	04/fev	05/fev	06/fev	07/fev	08/fev	09/fev	10/fev	11/fev
33	03/fev	04/fev	05/fev	06/fev	07/fev	08/fev	09/fev	10/fev	11/fev	12/fev
34	04/fev	05/fev	06/fev	07/fev	08/fev	09/fev	10/fev	11/fev	12/fev	13/fev
35	05/fev	06/fev	07/fev	08/fev	09/fev	10/fev	11/fev	12/fev	13/fev	14/fev

36	06/fev	07/fev	08/fev	09/fev	10/fev	11/fev	12/fev	13/fev	14/fev	15/fev
37	07/fev	08/fev	09/fev	10/fev	11/fev	12/fev	13/fev	14/fev	15/fev	16/fev
38	08/fev	09/fev	10/fev	11/fev	12/fev	13/fev	14/fev	15/fev	16/fev	17/fev
39	09/fev	10/fev	11/fev	12/fev	13/fev	14/fev	15/fev	16/fev	17/fev	18/fev
40	10/fev	11/fev	12/fev	13/fev	14/fev	15/fev	16/fev	17/fev	18/fev	19/fev
41	11/fev	12/fev	13/fev	14/fev	15/fev	16/fev	17/fev	18/fev	19/fev	20/fev
42	12/fev	13/fev	14/fev	15/fev	16/fev	17/fev	18/fev	19/fev	20/fev	21/fev
43	13/fev	14/fev	15/fev	16/fev	17/fev	18/fev	19/fev	20/fev	21/fev	22/fev
44	14/fev	15/fev	16/fev	17/fev	18/fev	19/fev	20/fev	21/fev	22/fev	23/fev
45	15/fev	16/fev	17/fev	18/fev	19/fev	20/fev	21/fev	22/fev	23/fev	24/fev
46	16/fev	17/fev	18/fev	19/fev	20/fev	21/fev	22/fev	23/fev	24/fev	25/fev
47	17/fev	18/fev	19/fev	20/fev	21/fev	22/fev	23/fev	24/fev	25/fev	26/fev
48	18/fev	19/fev	20/fev	21/fev	22/fev	23/fev	24/fev	25/fev	26/fev	27/fev
49	19/fev	20/fev	21/fev	22/fev	23/fev	24/fev	25/fev	26/fev	27/fev	28/fev
50	20/fev	21/fev	22/fev	23/fev	24/fev	25/fev	26/fev	27/fev	28/fev	01/mar
51	21/fev	22/fev	23/fev	24/fev	25/fev	26/fev	27/fev	28/fev	01/mar	02/mar
52	22/fev	23/fev	24/fev	25/fev	26/fev	27/fev	28/fev	01/mar	02/mar	03/mar
53	23/fev	24/fev	25/fev	26/fev	27/fev	28/fev	01/mar	02/mar	03/mar	04/mar
54	24/fev	25/fev	26/fev	27/fev	28/fev	01/mar	02/mar	03/mar	04/mar	05/mar
55	25/fev	26/fev	27/fev	28/fev	01/mar	02/mar	03/mar	04/mar	05/mar	06/mar
56	26/fev	27/fev	28/fev	01/mar	02/mar	03/mar	04/mar	05/mar	06/mar	07/mar
57	27/fev	28/fev	01/mar	02/mar	03/mar	04/mar	05/mar	06/mar	07/mar	08/mar
58	28/fev	01/mar	02/mar	03/mar	04/mar	05/mar	06/mar	07/mar	08/mar	09/mar
59	01/mar	02/mar	03/mar	04/mar	05/mar	06/mar	07/mar	08/mar	09/mar	10/mar
60	02/mar	03/mar	04/mar	05/mar	06/mar	07/mar	08/mar	09/mar	10/mar	11/mar

Fonte: Acervo do autor

Tabela 4: Datas das previsões hidrológicas dos meses de abril e maio

PRESENTE	01/abr	02/abr	03/abr	04/abr	05/abr	06/abr	07/abr	08/abr	09/abr	10/abr
1	02/abr	03/abr	04/abr	05/abr	06/abr	07/abr	08/abr	09/abr	10/abr	11/abr
2	03/abr	04/abr	05/abr	06/abr	07/abr	08/abr	09/abr	10/abr	11/abr	12/abr
3	04/abr	05/abr	06/abr	07/abr	08/abr	09/abr	10/abr	11/abr	12/abr	13/abr
4	05/abr	06/abr	07/abr	08/abr	09/abr	10/abr	11/abr	12/abr	13/abr	14/abr
5	06/abr	07/abr	08/abr	09/abr	10/abr	11/abr	12/abr	13/abr	14/abr	15/abr
6	07/abr	08/abr	09/abr	10/abr	11/abr	12/abr	13/abr	14/abr	15/abr	16/abr
7	08/abr	09/abr	10/abr	11/abr	12/abr	13/abr	14/abr	15/abr	16/abr	17/abr
8	09/abr	10/abr	11/abr	12/abr	13/abr	14/abr	15/abr	16/abr	17/abr	18/abr
9	10/abr	11/abr	12/abr	13/abr	14/abr	15/abr	16/abr	17/abr	18/abr	19/abr
10	11/abr	12/abr	13/abr	14/abr	15/abr	16/abr	17/abr	18/abr	19/abr	20/abr
11	12/abr	13/abr	14/abr	15/abr	16/abr	17/abr	18/abr	19/abr	20/abr	21/abr
12	13/abr	14/abr	15/abr	16/abr	17/abr	18/abr	19/abr	20/abr	21/abr	22/abr
13	14/abr	15/abr	16/abr	17/abr	18/abr	19/abr	20/abr	21/abr	22/abr	23/abr
14	15/abr	16/abr	17/abr	18/abr	19/abr	20/abr	21/abr	22/abr	23/abr	24/abr
15	16/abr	17/abr	18/abr	19/abr	20/abr	21/abr	22/abr	23/abr	24/abr	25/abr

44	15/out	16/out	17/out	18/out	19/out	20/out	21/out	22/out	23/out	24/out
45	16/out	17/out	18/out	19/out	20/out	21/out	22/out	23/out	24/out	25/out
46	17/out	18/out	19/out	20/out	21/out	22/out	23/out	24/out	25/out	26/out
47	18/out	19/out	20/out	21/out	22/out	23/out	24/out	25/out	26/out	27/out
48	19/out	20/out	21/out	22/out	23/out	24/out	25/out	26/out	27/out	28/out
49	20/out	21/out	22/out	23/out	24/out	25/out	26/out	27/out	28/out	29/out
50	21/out	22/out	23/out	24/out	25/out	26/out	27/out	28/out	29/out	30/out
51	22/out	23/out	24/out	25/out	26/out	27/out	28/out	29/out	30/out	31/out
52	23/out	24/out	25/out	26/out	27/out	28/out	29/out	30/out	31/out	01/nov
53	24/out	25/out	26/out	27/out	28/out	29/out	30/out	31/out	01/nov	02/nov
54	25/out	26/out	27/out	28/out	29/out	30/out	31/out	01/nov	02/nov	03/nov
55	26/out	27/out	28/out	29/out	30/out	31/out	01/nov	02/nov	03/nov	04/nov
56	27/out	28/out	29/out	30/out	31/out	01/nov	02/nov	03/nov	04/nov	05/nov
57	28/out	29/out	30/out	31/out	01/nov	02/nov	03/nov	04/nov	05/nov	06/nov
58	29/out	30/out	31/out	01/nov	02/nov	03/nov	04/nov	05/nov	06/nov	07/nov
59	30/out	31/out	01/nov	02/nov	03/nov	04/nov	05/nov	06/nov	07/nov	08/nov
60	31/out	01/nov	02/nov	03/nov	04/nov	05/nov	06/nov	07/nov	08/nov	09/nov

Fonte: Acervo do autor

Para a criação dos cenários de previsão, foram adotados os períodos dispostos na tabela 6. A intenção é primeiramente explorar o período sub sazonal de forma bimestral e em seguida de forma mensal a fim de entender a influência que determinado mês tem nos resultados bimestrais.

Tabela 6: Períodos das previsões entre 2015 e 2019

MESES	INÍCIO	FIM	DIAS
JAN/FEV	11/jan	02/mar	51
ABR/MAI	11/abr	31/mai	51
SET/OUT	11/set	31/out	51
JAN	11/jan	31/jan	20
FEV	01/fev	28-29/fev	28-29
ABR	11/abr	30/abr	19
MAI	01/mai	31/mai	31
SET	11/set	30/set	19
OUT	01/out	31/out	31

Fonte: Acervo do autor

3.7 Indicadores de desempenho da previsão

As medidas de precisão são definidas aqui como aquelas que procuram avaliar a qualidade de previsão com base no erro ou na correspondência média entre os valores previstos e observados. Muitas vezes, a tomada de decisão pela emissão ou não de um

alerta de secas é desencadeada pela previsão de superação ou não de determinada vazão ou nível de referência. Portanto, as previsões de vazão são analisadas pela variação até as médias observadas, ou seja, a previsão será acertada quando a vazão prevista for igual ou inferior a vazão observada.

Para descrever a distribuição conjunta das previsões e observações em termos de suas frequências é usada a tabela de contingência 2x2, apresentada na figura 10. As linhas da tabela representam possíveis resultados para as previsões, e as colunas, representam os resultados observados. As diferentes combinações entre os possíveis resultados são resumidas por quatro grandezas: “a” ou acertos (*hits*) representa os eventos observados corretamente previstos; “b” ou falsos alarmes (*false alarms*) representa o número de eventos não observados que foram incorretamente previstos; “c” ou perdidos (*misses*) é o número de eventos observados, mas que não foram previstos; e “d” ou rejeição correta (*correct rejection*), representa o número de eventos não observados e que não foram previstos.

Figura 10: Tabela de contingência para um evento dicotômico.

		Observado		
		Sim	Não	Total
Previsto	Sim	a	b	a+b
	Não	c	d	c+d
Total		a+c	b+d	n=a+b+c+d

Fonte: Wilks, (2006)

Para caracterizar a qualidade das previsões com base nessa tabela de contingência, podem ser calculadas medidas de desempenho tais como: Taxa de Acerto (Hit Rate – H), a Probabilidade de Detecção (*Probability of Detection* – POD), a Razão de Alarme Falso (*False Alarm Ratio* – FAR) e BIAS. As formulações, significados e variações dos valores esperados são apresentados a seguir:

Taxa de Acerto – H: Representa a proporção de eventos previstos corretamente, sem distinção entre acertos da ocorrência ou não-ocorrência do evento (Wilks, 2006; Paz & Collischonn, 2011). Tem seu intervalo de variação de 0 a 1. Valores próximos a 1 indicam melhor desempenho.

$$H = \frac{a + d}{N}$$

Probabilidade de Detecção – POD: Proporção de eventos corretamente previstos, dado que o evento ocorreu. Tem seu intervalo de variação de 0 a 1, onde 0 indica pior desempenho.

$$POD = \frac{a}{a + c}$$

Razão de alarme Falso – FAR: Indica a proporção de eventos incorretamente previstos do número de eventos previstos que ocorreriam. Assume valores de 0 a 1, sendo que valores próximos a zero representam um melhor desempenho.

$$FAR = \frac{b}{a + b}$$

BIAS: Relação entre o número total de eventos previstos e o número total de eventos observados. Quando o BIAS assume valor maior que um, foram previstos um número maior de eventos do que realmente ocorreram. Quando assume valores inferiores a 1, foram previstos um número menor de eventos que o indicado pela observação. Valores próximo a um indicam melhores resultados.

$$Bias = \frac{(a + b)}{(a + c)}$$

A tabela 7 sumariza os indicadores de desempenho apresentadas anteriormente.

Tabela 7: Medidas de desempenho usadas na avaliação das previsões

Medida de desempenho	Intervalo de variação	Valor ótimo
Taxa de acerto – H	0 a 1	1
Probabilidade de Detecção - POD	0 a 1	1
Razão de Alarme Falso – FAR	0 a 1	0
BIAS	$-\infty$ a $+\infty$	1

Fonte: Wilks, (2006)

Outras duas medidas frequentemente utilizadas na avaliação de previsões probabilísticas é o Brier Score – BS e o Brier Skill Score - BSS. O BS representa o erro médio quadrático das previsões probabilísticas, considerando que o evento ocorra ou não, medindo sua precisão. Tem sua faixa definida de 0 a 1, sendo que valores próximos a zero indicam melhores resultados. A equação a seguir define o BS.

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

onde n é igual ao número de pares previsão-observação; pp é a probabilidade de ocorrência prevista do evento e po é a probabilidade de ocorrência observada do evento (0 o evento não ocorreu; 1 o evento ocorreu).

De acordo com WMO (2018) quanto mais raro é o evento de superação do limiar na amostra verificada, mais fácil é a obtenção de valores considerados bons para o índice, levando a uma falsa impressão do desempenho da previsão. Por esse motivo, o Brier Skill Score é preferido ao BS nessa situação. O Brier Skill Score (BSS), dado pela Equação x, é uma medida de destreza e mede o desempenho de uma previsão principal em relação a outra tomada como referência. Tem em seu intervalo de variação de $-\infty$ a 1. Quando assume valores negativos, a previsão de referência possui desempenho superior a previsão em termos de BS. No caso de os valores obtidos serem positivos, a previsão principal possui melhor desempenho que a previsão de referência. A equação a seguir define o BSS.

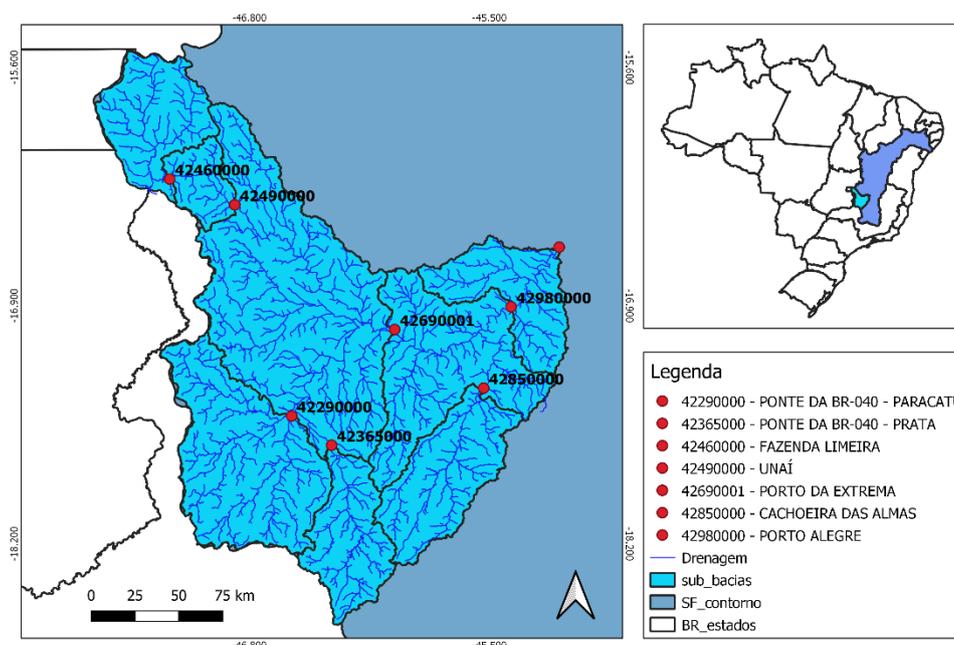
$$BSS = \frac{BS_p - BS_{ref}}{BS_{perf} - BS_{ref}} = 1 - \frac{BS_p}{BS_{ref}}$$

Onde BS_p é o valor de BS para a previsão principal; BS_{ref} é o valor de BS para a previsão de referência e BS_{perf} é o valor de BS para a previsão perfeita, igual a zero.

3.8 Caracterização da bacia do rio Paracatu

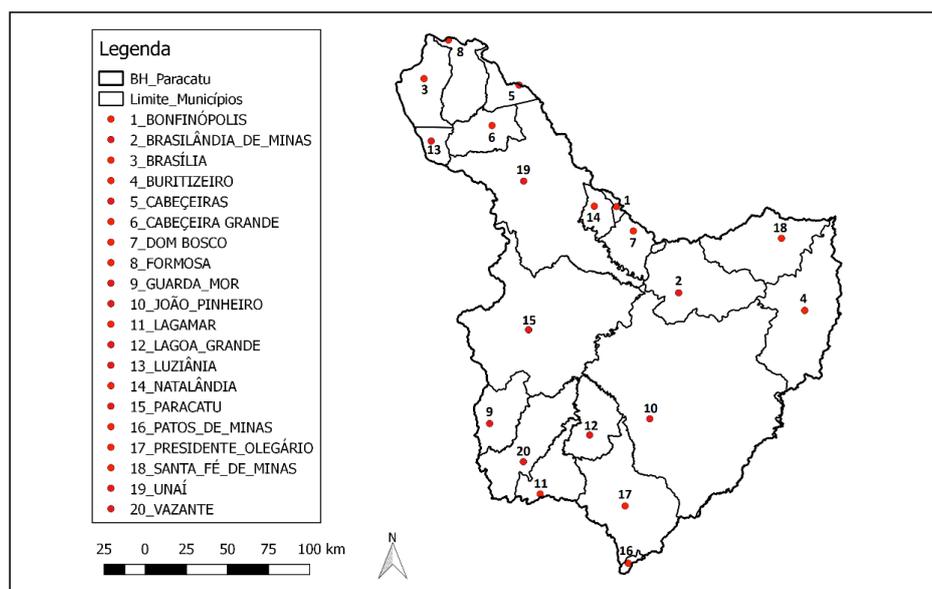
A unidade territorial compreendida pela Bacia Hidrográfica do Rio Paracatu, está inserida entre as coordenadas geográficas 15°30' a 19°30'S e 45°10' a 47°30'W. Toda a bacia abrange uma área de 45.600 km², sendo que 92% dessa área, aproximadamente 41.600 km², pertencem ao estado de Minas Gerais, e o restante, 5% e 3%, está distribuído entre o estado de Goiás e o Distrito Federal, respectivamente. A maioria dos municípios que compreende a bacia está inserida na Macrorregião Noroeste de Minas. O rio Paracatu é afluente da margem esquerda do Rio São Francisco, sua nascente está localizada no povoado de Almas, município de Lagamar e após percorrer 485 km, deságua no rio São Francisco, na localidade de Cachoeira da Manteiga, município de São Romão (IGAM, 2006). A figura 11 representa a localização da bacia hidrográfica do Rio Paracatu e a figura 12 apresenta a localização dos municípios contidos dentro da bacia.

Figura 11: Mapa de localização da bacia hidrográfica do Rio Paracatu



Fonte: Acervo do autor

Figura 12: Localização dos municípios na bacia do Rio Paracatu



Fonte: Acervo do autor

A ocupação da bacia do rio Paracatu foi intensificada a partir da década de 1970, com a adoção de políticas governamentais como o Planoroeste, cujo objetivo era incentivar o desenvolvimento econômico na região, trazendo uma infraestrutura de transporte e energia elétrica. O principal uso da água na bacia do rio Paracatu é a irrigação, que representa cerca de 86,6% do total demandado na bacia. Isso mostra uma predominância do setor agrícola na região, principalmente com a grande concentração de pivôs-centrais (IGAM, 2006).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Serão apresentados neste tópico os resultados obtidos no presente trabalho, seguindo os itens contidos na metodologia.

4.1 Pré-Processamento do MGB

Para que o MGB pudesse ser calibrado, foi necessária a construção do banco de dados e o pré-processamento para alimentar o modelo hidrológico. Primeiramente manuseou-se os mapas de tipo de solo e cobertura vegetal para geração do mapa denominado URH's. Em seguida criou-se as minibacias para uma divisão mais detalhada da bacia hidrográfica. Por fim, houve a coleta, manuseio e preparação dos dados hidroclimáticos, tais como: Chuva, vazão e variáveis climáticas.

4.1.1 Geração do mapa de tipo de solo e cobertura vegetal.

O mapa de tipo de solo e cobertura vegetal foram organizados em classes definidas, conforme representado na tabela 8:

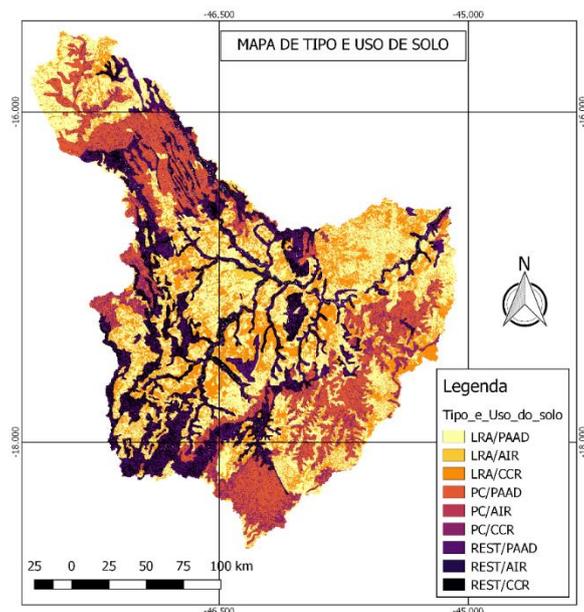
Tabela 8: Classificação dos tipos de solo e cobertura vegetal utilizados na geração das URH's

TIPOS DE SOLO	
Solos profundos (LRA)	Latossolos, Regossolos e Areias Quartzosas
Solos médios (PC)	Podzólicos e Cambissolos
Solos rasos (REST)	Aluviais, Areias Quartzosas Hidromórficas, Podzol Litólicos, Brunos Não-cálcicos, Planossolos, Halomórficos, Vertissolos e Hidromórficos Gleizados e Água
COBERTURA VEGERAL	
Sem ou baixa cobertura (PAAD)	Pastagem, Agricultura e Área Degradada
Cobertura média (AIR)	Agricultura Irrigada
Cobertura densa (CCR)	Cerrado, Cerradão e Reflorestamento

Fonte: Acervo do autor

A partir da soma desses dois mapas, foi possível gerar o mapa de tipo de solo e cobertura vegetal representando as características físicas do solo e sua cobertura, referente a área de estudo em questão, conforme figura 13.

Figura 13: Mapa de tipo de solo e cobertura vegetal para definição das URH's



Fonte: Acervo do autor

4.1.2 Geração do arquivo das mini-bacias

Para a geração do arquivo contendo as mini-bacias, primeiramente foram gerados vários arquivos a partir do MDE, conforme citado no item 3.3.1 da metodologia. A bacia hidrográfica foi dividida em 1326 células de drenagem para uma representação detalhada de todo balanço hídrico, bem como da propagação das vazões. A figura 14 representa o resultado dessa etapa.

Figura 14: Divisão da bacia hidrográfica em mini-bacias

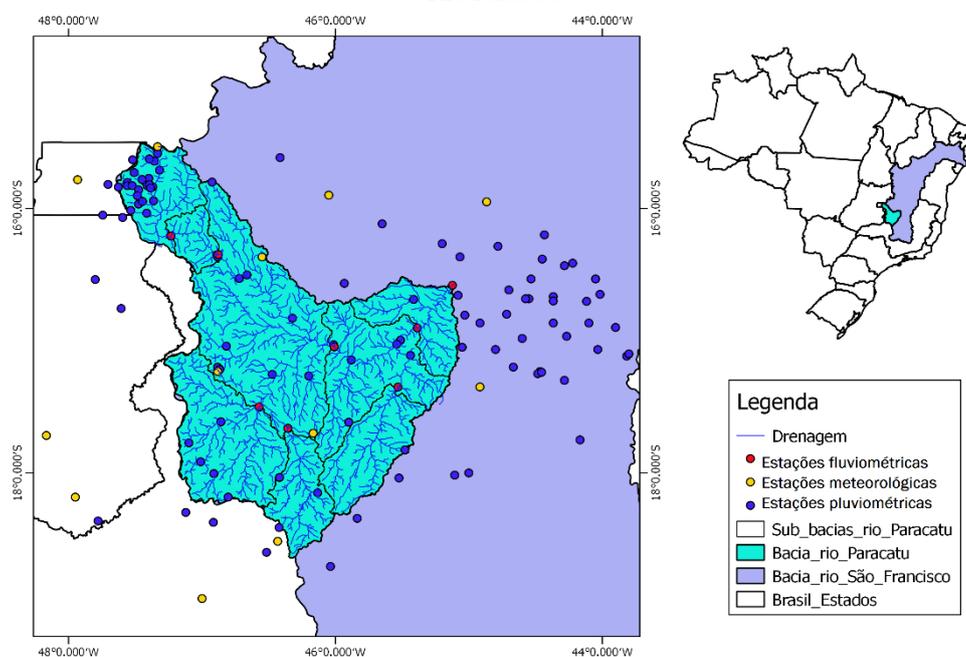


Fonte: Acervo do autor

4.1.3 Inserção dos dados hidroclimáticos

Os dados hidrológicos foram obtidos através do portal da ANA (precipitação e vazão) e os dados climáticos foram obtidos através do banco de dados do INMET. A distribuição espacial dos dados pode ser visualizada na figura 15.

Figura 15: Localização das estações selecionadas para obtenção dos dados hidroclimáticos na bacia do Rio Paracatu.



Fonte: Acervo do autor

Os dados de vazão foram obtidos das estações fluviométricas cujas informações podem ser visualizadas na tabela 9 e a localização delas podem ser observadas na figura 16:

Tabela 9: Informações dos postos fluviométricos

POSTO FLUVIOMÉTRICO	Latitude	Longitude	Altitude (m)	Área de Drenagem (km ²)
42290000	-17.5025	-46.5711	520	7750
42365000	-17.6619	-46.3550	560	3350
42460000	-16.2089	-47.2325	640	3890
42490000	-16.3494	-46.8800	560	5360
42690001	-17.0303	-46.0136	484	30100
42850000	-17.3506	-45.5325	600	4390
42980000	-16.9067	-45.3825	472	41300

Fonte: ANA, 2021

Os dados de precipitação foram obtidos das estações pluviométricas cujas informações podem ser visualizadas no apêndice 1 e os dados climáticos também podem ser visualizados no apêndice 2.

4.2 Calibração do MGB

A partir da criação de um projeto para simulação, o qual foi inserido todos os dados de entrada necessários, foi possível então calibrar o MGB, primeiramente de forma manual e depois de forma automática.

4.2.1 Calibração manual

A calibração manual ocorre através do preenchimento de algumas variáveis relacionadas ao solo e a vegetação, o qual definem o comportamento hídrico nos diferentes tipos de solo, que por sua vez está associado à sua cobertura vegetal. A partir da criação das URH's, são associados valores para cada parâmetro de solo e de vegetação dentro de cada uma das mini-bacias. Tais parâmetros estão descritos nas seções 3.6.1 e 3.6.2 da metodologia. A calibração manual é um ajuste inicial do modelo, e é necessária para que o MGB se familiarize com a variabilidade dos parâmetros e gere resultados preliminares, que em muitas das vezes não são os definitivos.

Se tratando dos parâmetros adimensionais fixos, relacionados à vegetação, os valores definidos podem ser visualizados na tabela 10:

Tabela 10: Valores atribuídos às variáveis de cobertura vegetal

Parâmetro	Cobertura vegetal	Valor
Albedo	PAAD	0.15
	AIR	0.20
	CCR	0.10
Índice de Área Foliar	PAAD	1.00
	AIR	3.00
	CCR	4.00
Altura da vegetação	PAAD	0.50
	AIR	1.50
	CCR	6.00

	PAAD	40.00
Resistência Superficial	AIR	80.00
	CCR	100.00

Fonte: Acervo do autor

Se tratando dos parâmetros adimensionais calibráveis, relacionados ao solo, os valores definidos inicialmente podem ser visualizados na tabela 11:

Tabela 11: Valores atribuídos às variáveis de tipo de solo

Parâmetro	Tipo de Solo	Valor
W _m	LRA	500 - 600
	PC	300 - 400
	REST	100 - 200
b	LRA	0.40 - 0.60
	PC	0.70 - 0.90
	REST	1.00 - 1.20
K _{bas}	LRA	3.80 - 4.20
	PC	3.20 - 3.60
	REST	1.80 - 2.20
K _{int}	LRA	20.00 - 30.00
	PC	10.00 - 20.00
	REST	05.00 - 10.00
XL	LRA	0.60
	PC	0.60
	REST	0.60
CAP	LRA	0.00
	PC	0.00
	REST	0.00
W _c	LRA	0.10
	PC	0.10
	REST	0.10
CS	GERAL	10.00
CI	GERAL	70.00
CB	GERAL	2500.00
QB	GERAL	0.01

Fonte: Acervo do autor

Deve-se adotar um período para que o MGB seja calibrado e devido a disponibilidade e natureza dos dados, o período escolhido foi entre os anos de 1980 e 1990. Com a calibração manual efetuada, é realizada a primeira simulação. Os resultados obtidos através da calibração manual são úteis para entender quais parâmetros precisam ser ajustados a fim de atingir a maior eficiência possível de calibração.

4.2.2 Calibração automática

A calibração automática é realizada baseando-se na calibração manual e com a utilização de multiplicadores, ela tem a função de otimizá-la. Como resultado, são gerados novos valores para cada parâmetro passível de calibração (variáveis relacionadas ao solo). Assim, é possível realizar a simulação da bacia no MGB e obter resultados otimizados, corrigindo as imperfeições da simulação manual, principalmente relacionado aos picos de cheia e as baixas do período de estiagem.

Após a calibração automática, tendo como base o mesmo período (1980 a 1990), foi realizada a simulação e obteve-se os seguintes resultados, conforme a tabela 12:

Tabela 12: Resultados da simulação após a calibração automática

SUB-BACIA	MINI-BACIA	NASH	NASH-LOG	ERRO DE VOLUME
1	1194	0.822	0.916	6.807%
2	1217	0.660	0.801	2.651%
3	1192	0.755	0.773	-1.986%
4	1239	0.758	0.792	-0.052%
5	1282	0.783	0.892	2.862%
6	1213	0.554	0.771	-4.736%
7	1309	0.833	0.900	2.421%

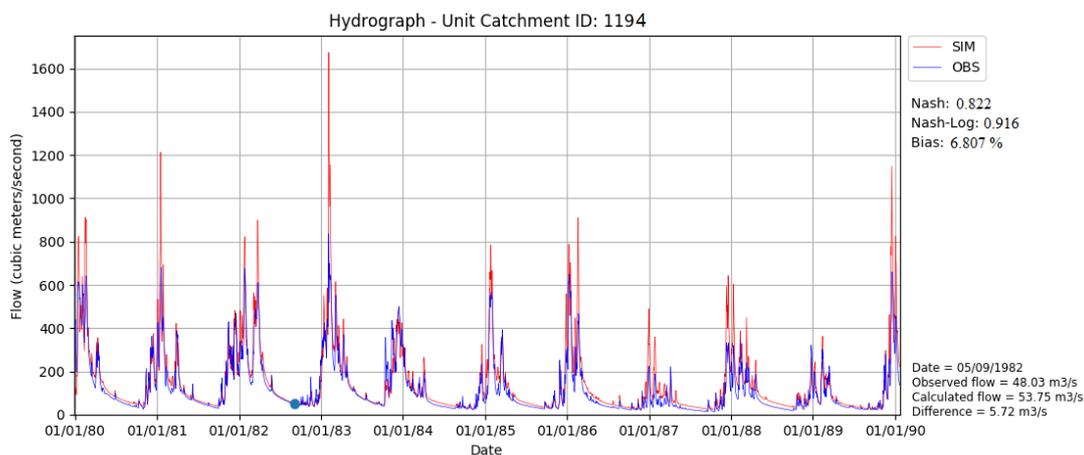
Fonte: Acervo do autor

De acordo com Collischonn et. al., (2014), em geral, valores do coeficiente de Nash-Sutcliffe acima de 0,7 são considerados satisfatórios, como apresentados nos resultados de todas as sub bacias, exceto na sub bacia da Ponte da BR-040 – Prata e na Cachoeira das Almas. Essas duas sub bacias não tiveram resultados ótimos em função da falta de dados de entrada (especialmente a precipitação), o qual apresentaram algumas falhas, ou pouca cobertura espacial e ainda por apresentarem picos muito elevados em

seu registro histórico, dificultando assim a simulação das vazões de pico. Por isso, elas obtiveram valores de 0,66 e 0,55 respectivamente. Já para o erro relativo de volume, os valores devem se manter em uma faixa de -10% a +10% e todas as sub bacias ficaram dentro desse intervalo. Uma representação visual de cada um dos três indicadores pode ser observada na figura 23.

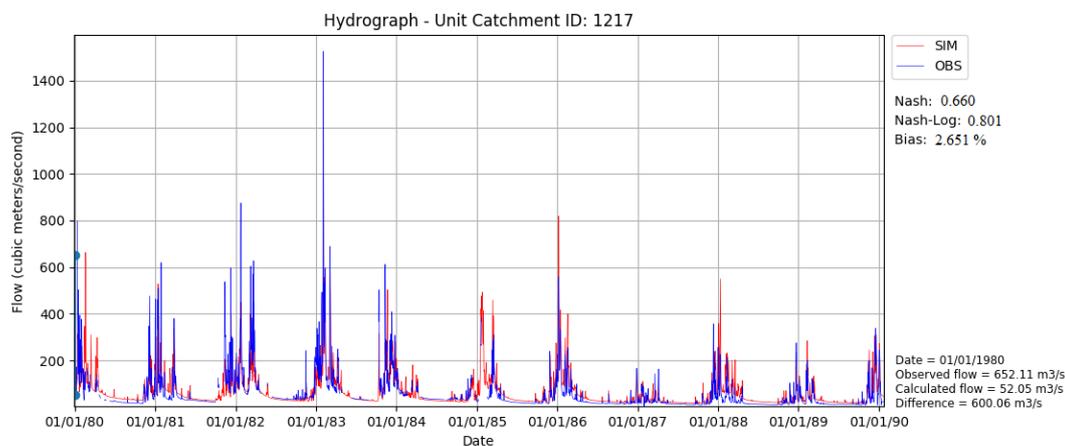
Através do MGB foi possível gerar os hidrogramas de vazão, tanto da vazão observada quanto da simulada, a fim de comparar visualmente as diferenças entre elas. Esses resultados são disponibilizados para cada sub-bacia, conforme as figuras 16 a 22. Ainda, gerou-se um mapa temático a fim de representar a qualidade dos resultados obtidos, conforme figura 23.

Figura 16: Hidrograma da Sub-bacia 1, Ponte da BR-040 Paracatu, posto fluviométrico 42290000



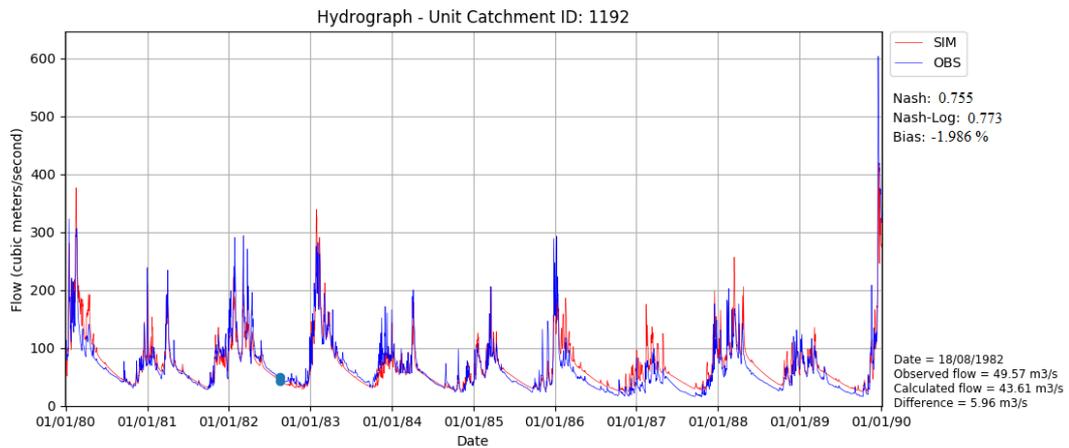
Fonte: Acervo do autor

Figura 17: Hidrograma da Sub-bacia 2, Ponte da BR-040 Prata, posto fluviométrico 42365000



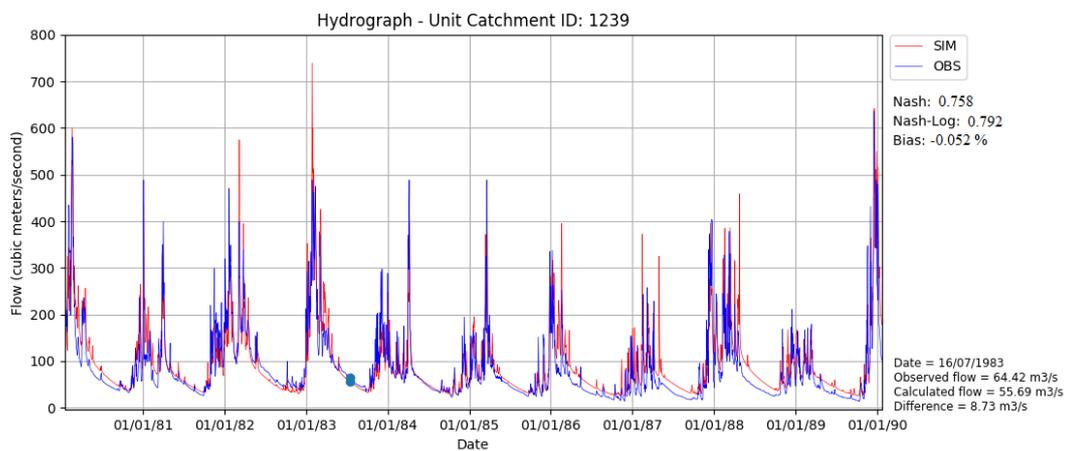
Fonte: Acervo do autor

Figura 18: Hidrograma da Sub-bacia 3, Fazenda Limeira, posto fluviométrico 42460000



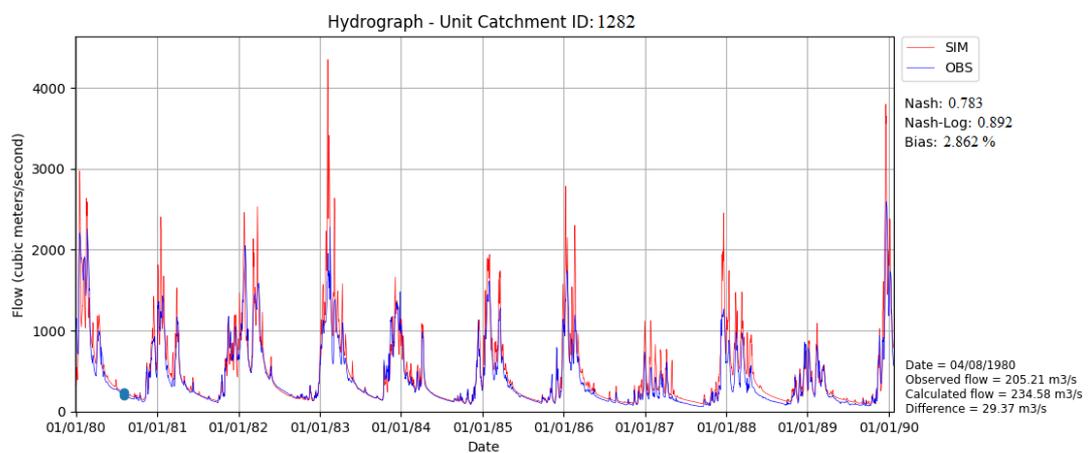
Fonte: Acervo do autor

Figura 19: Hidrograma da Sub-bacia 4, Unaí, posto fluviométrico 42490000



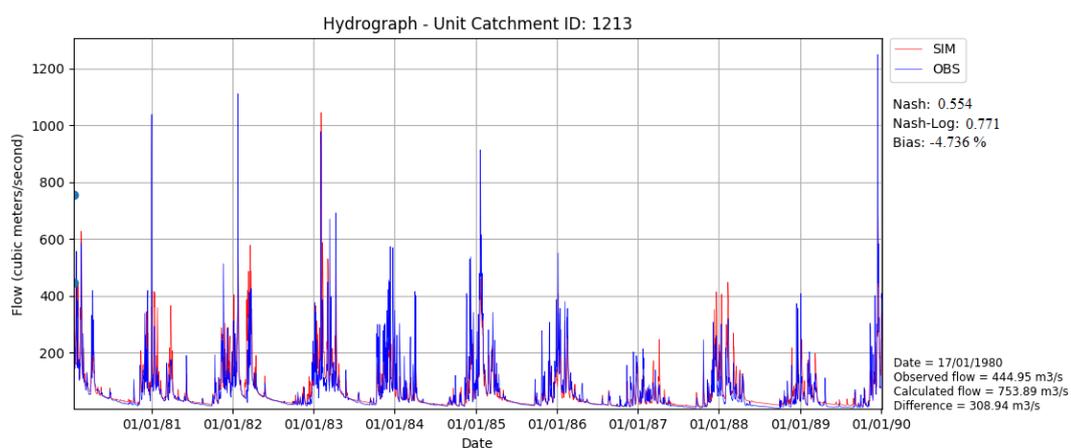
Fonte: Acervo do autor

Figura 20: Hidrograma da Sub-bacia 5, Porto da Extrema, posto fluviométrico 42690001



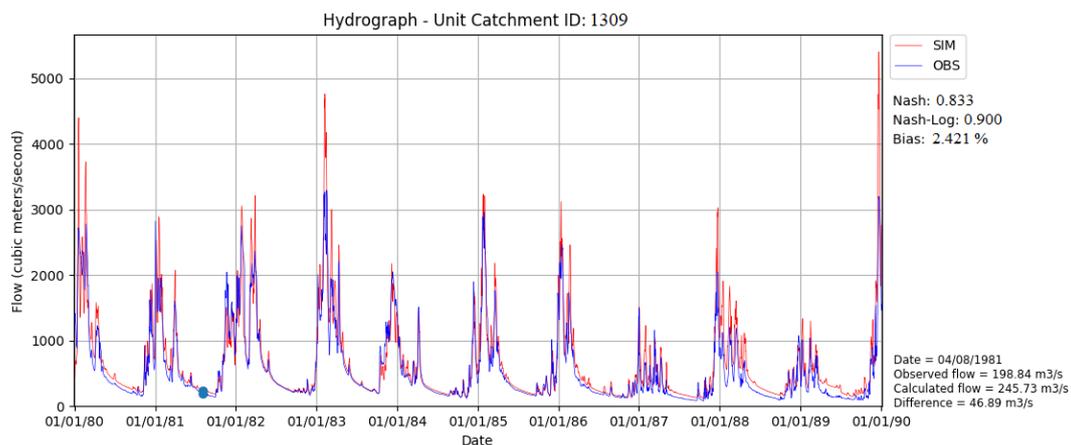
Fonte: Acervo do autor

Figura 21: Hidrograma da Sub-bacia 6, Cachoeira das Almas, posto fluviométrico 42850000



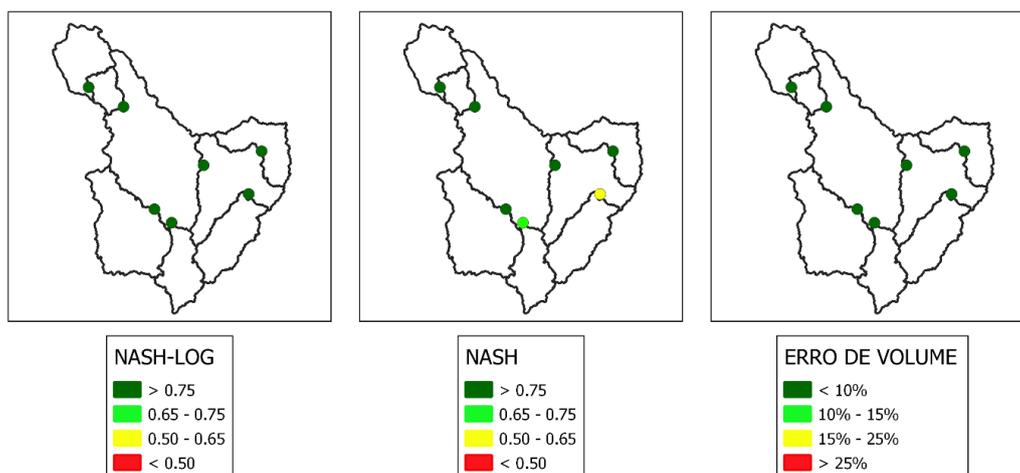
Fonte: Acervo do autor

Figura 22: Hidrograma da Sub-bacia 7, Porto Alegre, posto fluviométrico 42980000



Fonte: Acervo do autor

Figura 23: Resultado dos valores de Nash-Log, Nash e Erro de Volume para cada sub-bacia



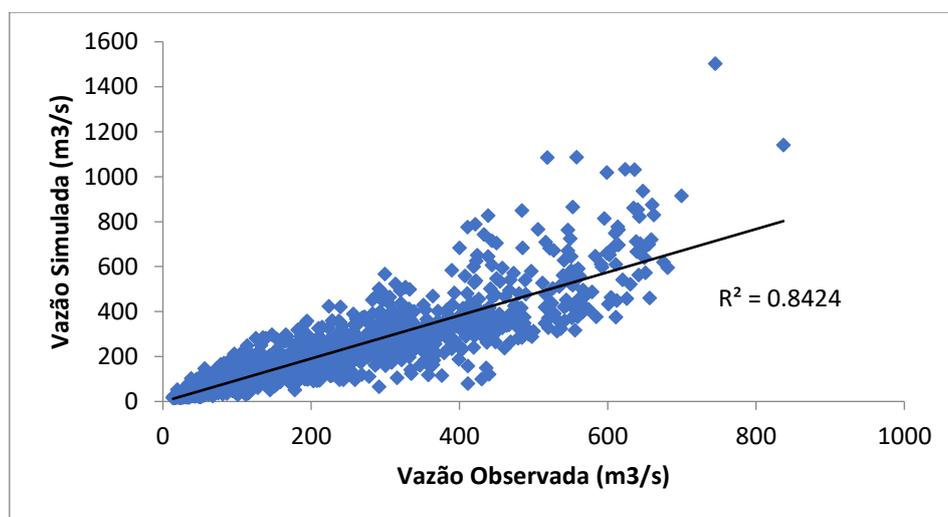
Fonte: Acervo do autor

Complementando os resultados da calibração, foi realizada uma análise estatística a partir dos gráficos de dispersão e de seus indicadores, o qual foram calculados os valores de R^2 e p-valor para cada sub bacia. A maioria das sub bacias apresentaram valores satisfatórios de p-valor, exceto as sub bacias da Ponte da BR-040 – Paracatu e do Porto da Extrema, as quais apresentaram valores insatisfatórios, ou seja, acima de 0,05. Já para o R^2 , a maioria das sub bacias apresentaram resultados satisfatórios, ou seja, acima de 0,7, enquanto que as sub bacias da Ponte da BR-040 e a Cachoeira das Almas ficaram próximos de 0,5.

De modo geral, as sub bacias apresentaram valores satisfatórios quanto a dispersão dos dados e quanto a correlação entre as vazões observadas e simuladas. A dispersão dos dados ocorre com maior frequência em vazões mais altas, em praticamente todas as sub bacias.

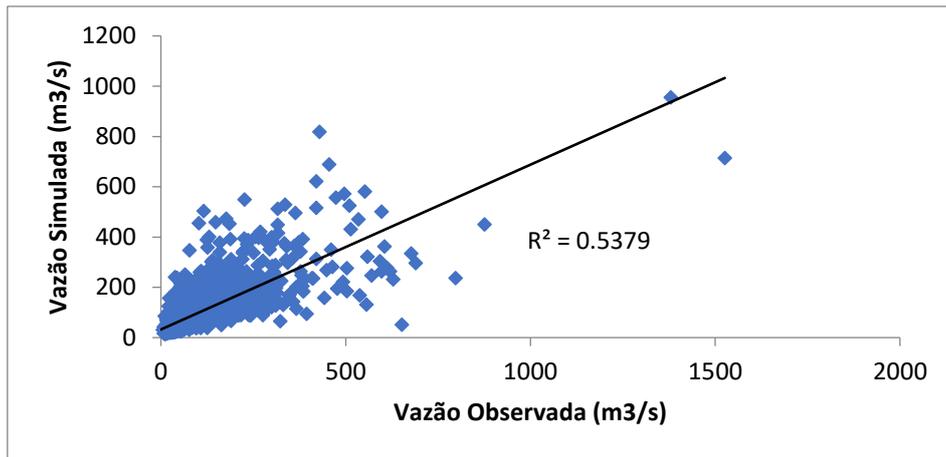
Os gráficos de dispersão para as sub bacias e seus respectivos valores de R^2 e p-valor estão dispostos nas figuras de 24 a 30:

Figura 24: Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42290000



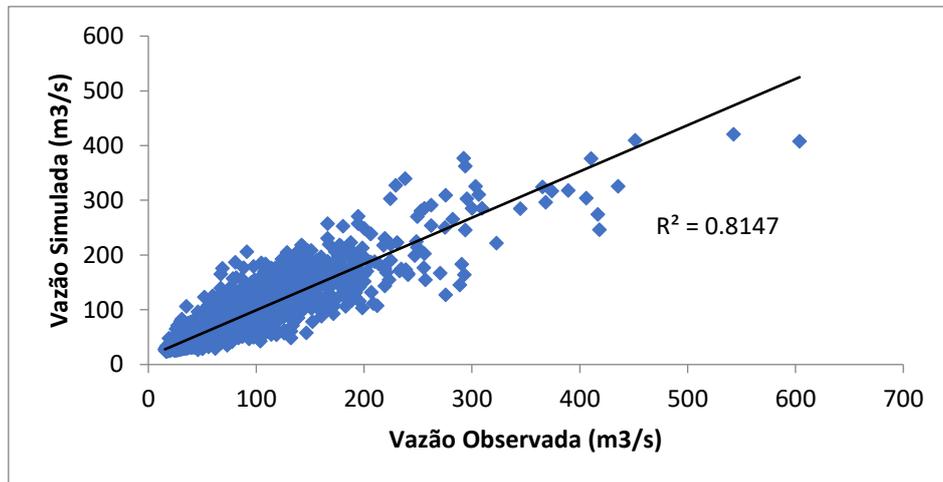
Fonte: Acervo do autor

Figura 25: Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42365000



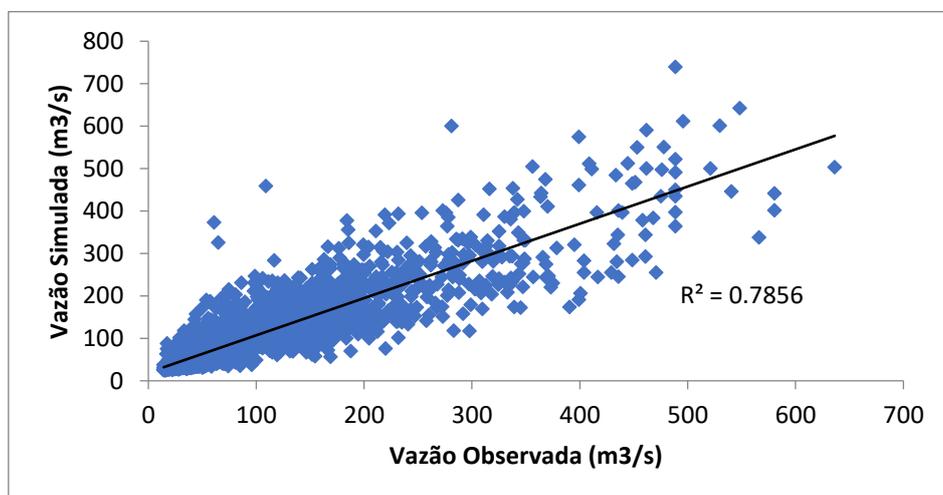
Fonte: Acervo do autor

Figura 26: Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42460000



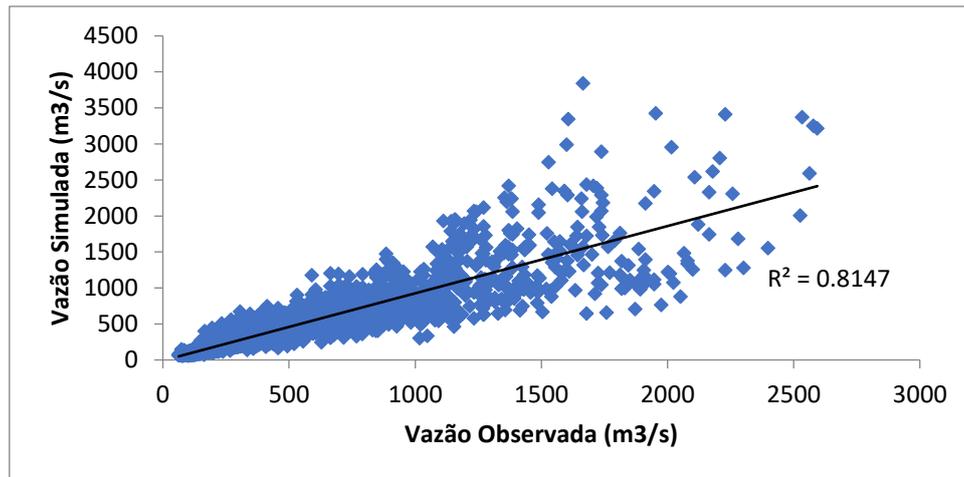
Fonte: Acervo do autor

Figura 27: Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42490000



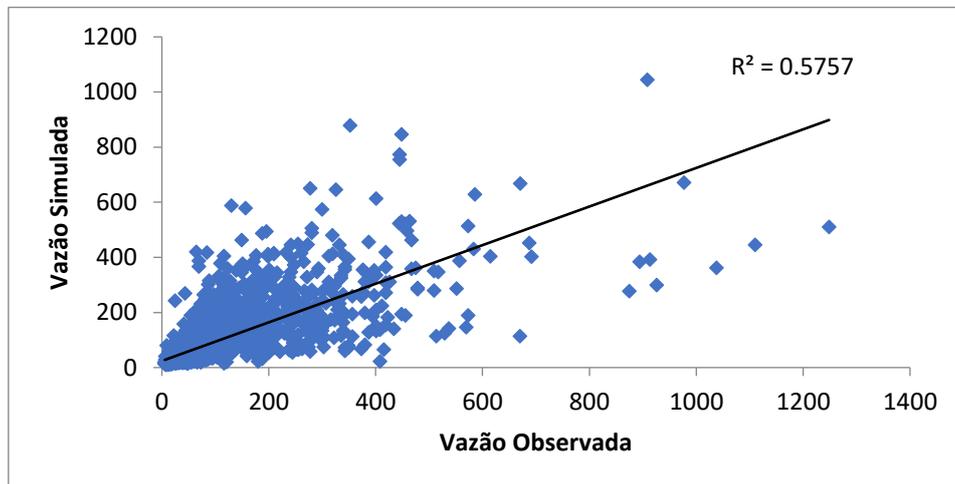
Fonte: Acervo do autor

Figura 28: Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42690001



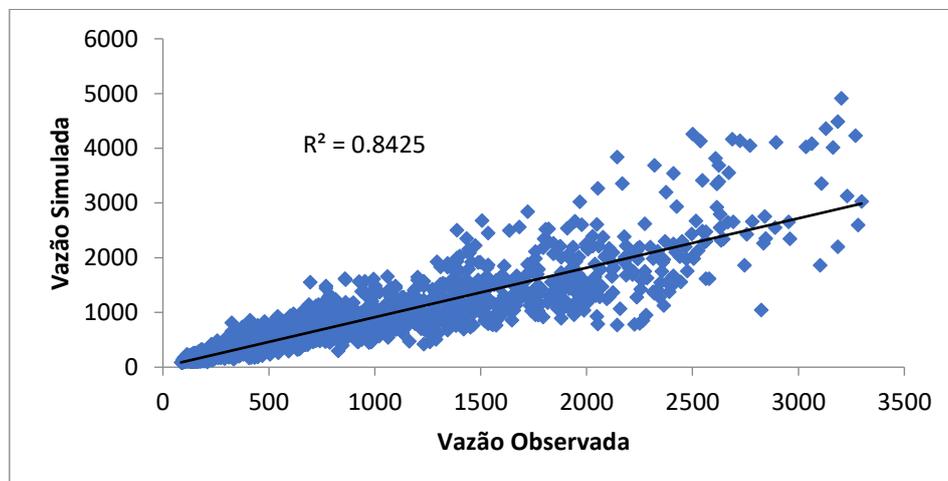
Fonte: Acervo do autor

Figura 29: Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42850000



Fonte: Acervo do autor

Figura 30: Correlação entre a vazão observada e a vazão simulada na Sub bacia 42980000



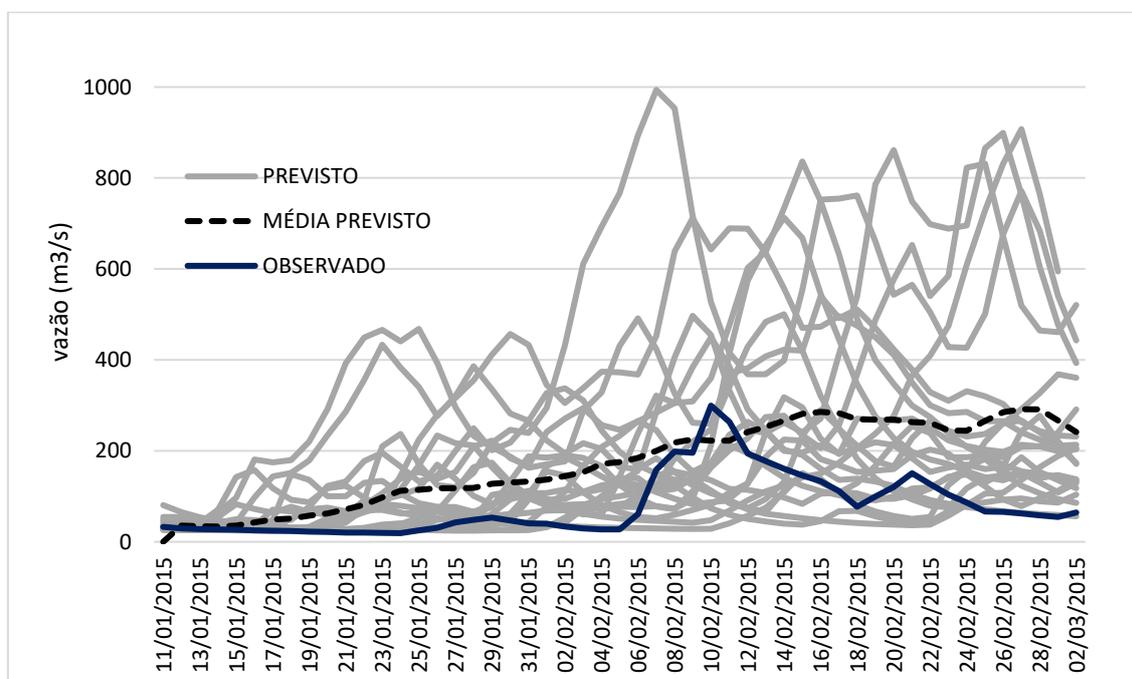
Fonte: Acervo do autor

4.3 Previsão hidrológica por conjunto

Serão apresentados a seguir alguns resultados prévios, representados pelas plumas de previsão de vazão e em seguida os resultados da previsão hidrológica pelo método determinístico e probabilístico e posteriormente a análise da previsão probabilística através dos indicadores de desempenho, conforme mencionado anteriormente na metodologia.

Foram geradas inicialmente as plumas de previsão de vazão para complementar a análise visual e destacar o comportamento de cada um dos membros em relação à média dos membros e em relação aos dados observados, em dois períodos distintos. Nota-se que para os dados da figura 31, referente ao período de janeiro e fevereiro, a vazão observada é predominantemente inferior ou igual aos membros previstos e conseqüentemente o mesmo vale para a média. Nota-se ainda que para os dados da figura 32, referente ao período de setembro e outubro, a vazão observada é quase sempre muito inferior aos membros previstos e conseqüentemente o mesmo vale para a média, fazendo com que as previsões estejam sempre superestimadas. As plumas estão representadas nas figuras 31 e 32.

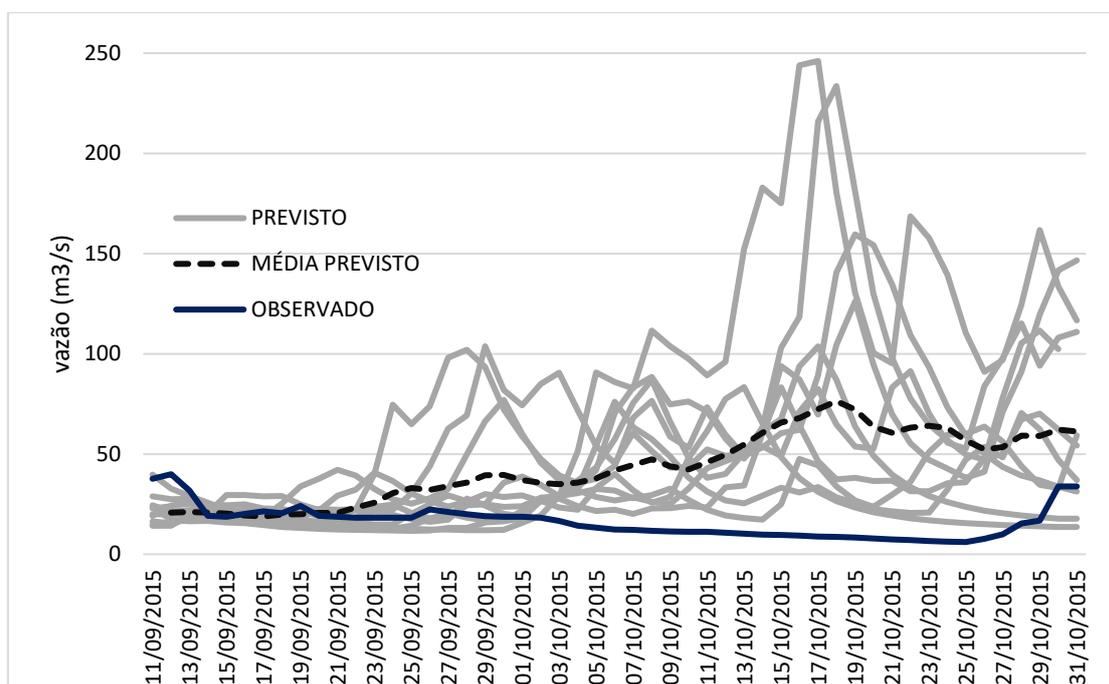
Figura 31: Pluma dos dados de vazão previstos e observado na sub bacia 42290000. Previsão realizada entre os dias 11/01 a 02/03 de 2015 – 20 membros.



Fonte: Acervo do autor

Figura 32: Pluma dos dados de vazão previstos e observado na sub bacia 42290000.

Previsão realizada entre os dias 11/09 a 31/10 de 2015 – 20 membros.



Fonte: Acervo do autor

4.3.1 Previsão de vazão por meio de método determinístico e probabilístico

Inicialmente foram geradas as previsões de vazão (conforme já citado no item 3.8) pelo método determinístico e probabilístico para fins de comparação. Para realização da análise de comparação, os dados da previsão foram tratados, foram criadas as tabelas de contingência e em seguida foram calculados os indicadores de desempenho BS (erro médio quadrático) e BSS (desempenho médio de uma previsão comparado com outra), conforme citado na metodologia.

Os valores de BS padrão correspondem à previsão probabilística e os valores do BS referência correspondem à previsão determinística, de acordo com as tabelas 13 e 14.

Tabela 13: Valores do indicador BS padrão (Previsão probabilística)

BS PADRÃO							
2015-2019	42290000	42365000	42460000	42490000	42690001	42850000	42980000
JAN	0.14	0.03	0.46	0.17	0.03	0.18	0.14
FEV	0.26	0.22	0.79	0.62	0.34	0.67	0.35
JAN/FEV	0.20	0.11	0.80	0.55	0.24	0.62	0.23
ABR	0.08	0.01	0.62	0.19	0.05	0.04	0.06
MAI	0.61	0.61	1.00	1.00	0.94	0.80	0.94
ABR/MAI	0.40	0.46	1.00	0.80	0.41	0.74	0.41

SET	0.91	1.00	1.00	0.80	1.00	1.00	1.00
OUT	0.87	1.00	1.00	0.60	1.00	1.00	1.00
SET/OUT	0.94	0.94	1.00	0.74	1.00	1.00	1.00

Fonte: Acervo do autor

Tabela 14: Valores do indicador BS referência (Previsão determinística)

BS REFERÊNCIA							
2015-2019	42290000	42365000	42460000	42490000	42690001	42850000	42980000
JAN	0.20	0.00	0.60	0.40	0.00	0.20	0.40
FEV	0.60	0.80	1.00	1.00	0.60	0.80	0.60
JAN/FEV	0.20	0.40	1.00	1.00	0.40	0.80	0.40
ABR	0.20	0.00	0.60	0.40	0.00	0.00	0.00
MAI	0.80	1.00	1.00	1.00	1.00	0.80	1.00
ABR/MAI	0.00	0.60	1.00	0.80	0.40	0.80	0.40
SET	0.00	0.60	1.00	0.80	0.40	0.80	0.40
OUT	1.00	1.00	1.00	0.80	1.00	1.00	1.00
SET/OUT	1.00	1.00	1.00	0.60	1.00	1.00	1.00

Fonte: Acervo do autor

Os valores de BS (erro médio quadrático) variam de 0 a 1, sendo 0 para valores satisfatórios (em verde) e 1 para valores insatisfatórios (em vermelho). Observando os meses do ano, nota-se valores parcialmente satisfatórios para os primeiros meses (janeiro, fevereiro e abril) e valores parcialmente insatisfatórios para os outros meses (maio, setembro e outubro). Isso pode ser explicado pelo início tardio da estação chuvosa, que normalmente é prevista para setembro e acabou ocorrendo um pouco depois. Sendo assim, o modelo superestimou a vazão prevista para os últimos meses do ano para todas as sub bacias.

Se tratando de uma análise que leva em conta as sub bacias hidrográficas, nota-se valores satisfatórios para a maioria delas, exceto para as sub bacias 42460000, 42490000 e 42690001. A sub bacia 42460000 sofre forte influência do reservatório da Usina Hidrelétrica de Queimados, o qual mantém o nível de vazão controlado e prejudica a variação natural de vazão ao longo dos meses do ano, afetando então na previsibilidade do modelo hidrológico. A sub bacia 42490000 sofre influência da sub bacia 42460000, que por sua vez também tem a previsibilidade afetada. Já a sub bacia 42850000 apresenta um formato mais alongado, podendo sofrer maiores interferências associadas aos erros de precipitação.

É importante destacar que faltam dados observados em todas as bacias em pelo menos um período, principalmente nas bacias 42365000, 42460000 e 42980000 que foram as mais afetadas durante o período de previsão.

Para comparar o desempenho médio da previsão probabilística com a previsão determinística, calculou-se o BSS e o resultado se encontra na tabela 15 a seguir:

Tabela 15: Valores do indicador BSS (Previsão Probabilística x Previsão determinística)

BSS							
2015-2019	42290000	42365000	42460000	42490000	42690001	42850000	42980000
JAN	0.30	-	0.23	0.58	-	0.12	0.66
FEV	0.57	0.73	0.21	0.38	0.43	0.16	0.42
JAN/FEV	0.00	0.72	0.20	0.45	0.40	0.22	0.42
ABR	0.00	0.00	-0.04	0.53	0.00	0.00	0.00
MAI	0.24	0.39	0.00	0.00	0.06	0.00	0.06
ABR/MAI	0.00	0.24	0.00	0.00	-0.01	0.07	-0.02
SET	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
OUT	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
SET/OUT	0.06	-0.18	0.00	0.07	0.00	0.00	0.00

Fonte: Acervo do autor

Os valores de BSS variam de $-\infty$ a 1 e quando assume valores negativos, a previsão de referência possui desempenho superior a previsão padrão em termos de BS. No caso de os valores obtidos serem positivos, a previsão padrão possui melhor desempenho que a previsão de referência. No presente estudo, a previsão padrão (probabilística) se mostrou superior à previsão de referência (determinística), em alguns casos as previsões se equivalem e em raras situações acontece o oposto.

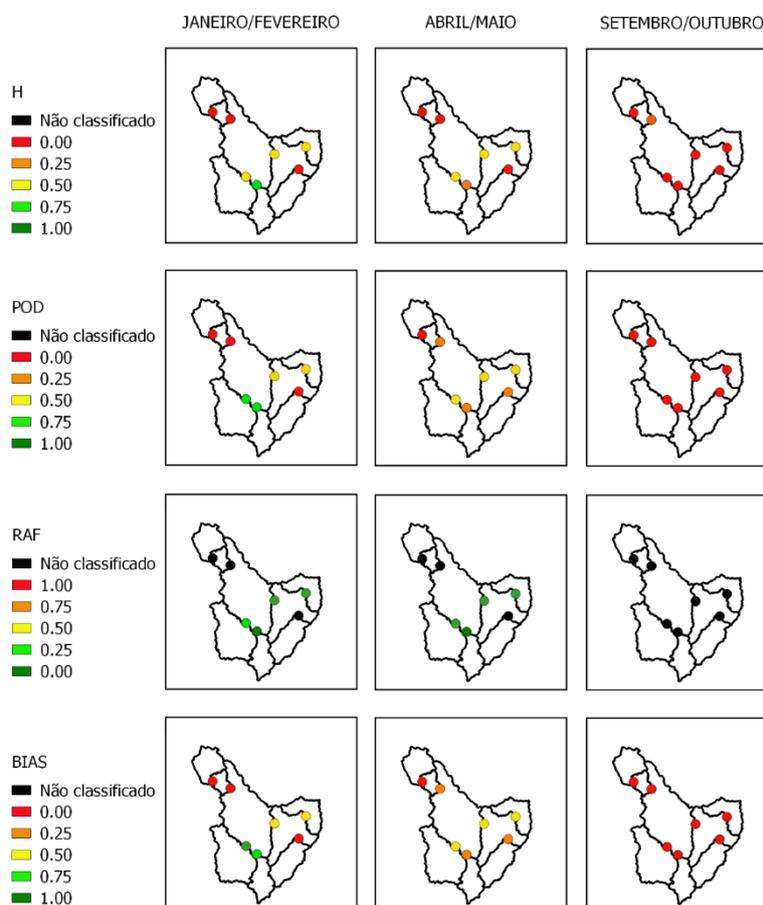
Esse resultado pode ser explicado pelo fato de que a previsão probabilística permite a visualização do cenário mais provável dentre as previsões realizadas e tem a vantagem de possibilitar a identificação de eventos raros e extremos de cheia a partir da avaliação individual dos membros gerados na previsão, também beneficia os sistemas de previsão operacionais, aumentando a credibilidade devido a diminuição da emissão de falsos alarmes (Dale et. al., 2012; Ramos et. al., 2013).

4.3.2 Análise de desempenho da previsão probabilística

Com a intenção de realizar uma análise de desempenho da previsão probabilística, calculou-se os indicadores: Taxa de Acerto (Hit Rate – H), Probabilidade de Detecção (*Probability of Detection* – POD), Razão de Alarme Falso (*False Alarm Ratio* – FAR) e

BIAS, conforme citados na metodologia. Primeiramente foram calculados os valores para todo o período de previsão (60 dias) para início em janeiro, maio e setembro. Os resultados se encontram na figura 33, a seguir:

Figura 33: Resultado dos indicadores H, POD, FAR e BIAS da previsão probabilística de 60 dias



Fonte: Acervo do autor

De acordo com os resultados de H, obteve-se uma boa taxa de acerto apenas para o período de janeiro/fevereiro na sub bacia 42365000; taxa de acerto regular para o período de janeiro/fevereiro e abril/maio nas sub bacias 42290000, 42690001 e 42980000; taxa de acerto quase regular para o período de abril/maio sub bacia 42365000 e para o período setembro/outubro na sub bacia 42490000; taxa de acerto ruim para o período janeiro/fevereiro nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000, para o período abril/maio nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000 e para o período setembro/outubro em todas as sub bacias, exceto para a 42490000.

Seguindo os resultados de POD, obteve-se uma boa probabilidade de detecção para o período de janeiro/fevereiro nas sub bacias 42290000 e 42365000; probabilidade

de detecção regular para o período de janeiro/fevereiro nas sub bacias 42690001 e 42980000 e para o período abril/maio nas sub bacias 42290000, 42850000 e 42980000; probabilidade de detecção quase regular para o período de abril/maio nas sub bacias 42365000, 42490000 e 42850000; probabilidade de detecção ruim para o período de janeiro/fevereiro nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000 para o período de abril/maio na sub bacia 42460000 e para o período de setembro/outubro em todas as sub bacias.

Para o indicador de FAR, obteve-se uma ótima razão de falso alarme para o período de janeiro/fevereiro nas sub bacias 42365000, 42490000 e 42980000 e para o período de abril/maio nas sub bacias 42290000, 42365000, 42690001 e 42980000; boa razão de falso alarme para o período de janeiro/fevereiro na sub bacia 42290000; razão de falso alarme não classificado para o período de janeiro/fevereiro e abril/maio nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000 e para o período de setembro/outubro em todas as sub bacias.

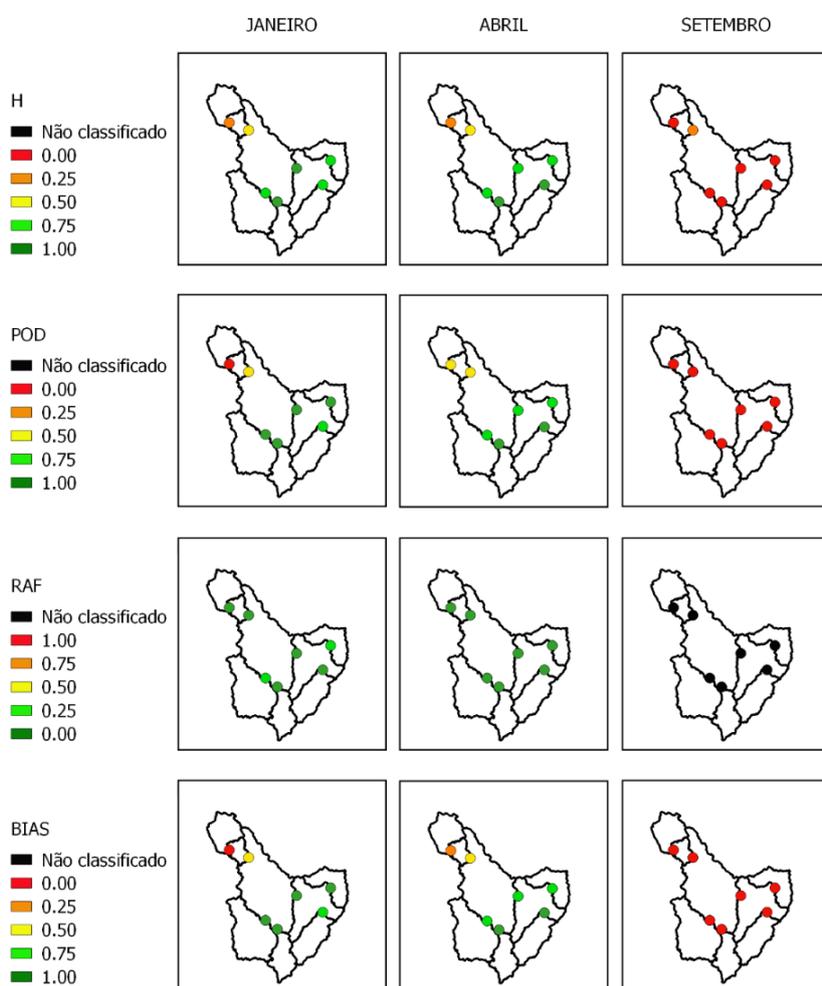
Por fim, para o BIAS, obteve-se um ótimo resultado para o período de janeiro/fevereiro na sub bacia 42290000; bom resultado para o período de janeiro/fevereiro na sub bacia 42365000; um resultado regular para o período de janeiro/fevereiro nas sub bacias 42690001 e 42980000 e para o período de abril/maio nas sub bacias 42290000, 42690001 e 42980000; um resultado quase regular para o período de abril/maio nas sub bacias 42365000, 42490000 e 42850000; e um resultado ruim para o período de janeiro/fevereiro nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000, para o período de abril/maio na sub bacia 42460000, para o período de setembro/outubro em todas as sub bacias.

De modo geral, o modelo apresentou resultados mais satisfatórios nas sub bacias 42290000 e 423650000 em relação às outras, exceto para o último período de previsão (setembro/outubro) no qual o modelo performou insatisfatoriamente em todas as bacias. Os bons resultados podem estar associados ao tamanho e formato das sub bacias, que são relativamente pequenas, também pelo fato de não receberem contribuições de bacias a montante e por apresentarem dados de vazão consistentes. O modelo apresentou resultados menos satisfatórios nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000 em relação às outras sub bacias. Os resultados ruins podem estar associados a presença do Reservatório da Usina Hidrelétrica de Queimados, localizado na sub bacia 42460000, que por sua vez contribui com a vazão das bacias a jusante, principalmente para a sub bacia

42490000. Já a sub bacia 42850000 apresenta um formato mais alongado, podendo sofrer grandes interferências associadas aos erros de precipitação, conforme citado anteriormente.

Após a verificação dos resultados apresentados na figura 33, realizou-se a estratificação do período de previsão para os primeiros 30 dias (janeiro, abril e setembro) e para os últimos 30 dias (fevereiro, maio e outubro), a fim de verificar a influência de ambos os períodos no resultado geral da previsão de 60 dias. Os indicadores foram então novamente calculados e dispostos nas figuras 34 e 35, a seguir:

Figura 34: Resultado dos indicadores H, POD, FAR e BIAS da previsão dos primeiros 30 dias



Fonte: Acervo do autor

De acordo com os resultados de H, obteve-se uma ótima taxa de acerto para o período de janeiro nas sub bacias 42365000 e 42690001 e para o período de abril nas sub bacias 42365000 e 42850000; uma boa taxa de acerto para o período de janeiro nas sub bacias 42290000, 42850000 e 42980000 e para o período de abril nas sub bacias

42290000, 42690001 e 42980000; taxa de acerto quase regular para o período de janeiro e abril na sub bacia 42460000 e para o período de setembro na sub bacia 42490000; taxa de acerto ruim para o período de setembro em todas as sub bacias, exceto para a 42490000.

Seguindo os resultados de POD, obteve-se uma ótima probabilidade de detecção para o período de janeiro nas sub bacias 42290000, 42365000, 42690001 e 42980000 e para o período de abril nas sub bacias 42365000 e 42850000; uma boa probabilidade de detecção para o período de janeiro na sub bacia 42850000 e para o período de abril nas sub bacias 42290000, 42690001 e 42980000; probabilidade de detecção regular para o período de janeiro na sub bacia 42490000 e para o período abril nas sub bacias 42460000 e 42490000; probabilidade de detecção ruim para o período de janeiro na sub bacia 42460000 e para o período de setembro em todas as sub bacias.

Para o indicador FAR, obteve-se uma ótima razão de falso alarme para o período de janeiro em todas as sub bacias, exceto para a 42290000 e 42980000 e para o período de abril em todas as sub bacias; razão de falso alarme não classificado para o período setembro em todas as sub bacias.

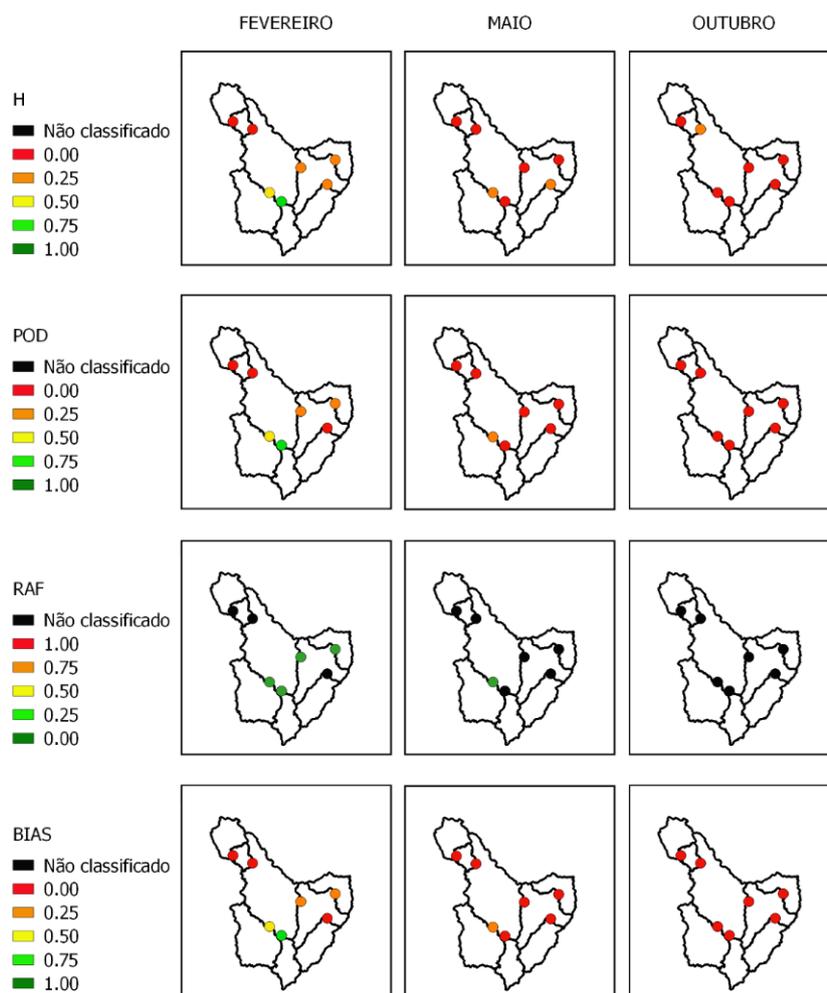
Por fim, para o BIAS, obteve-se um ótimo resultado para o período de janeiro nas sub bacias 42290000, 42365000, 42690001 e 42980000 e para o período de abril nas sub bacias 42365000 e 42850000; bom resultado para o período de janeiro na sub bacia 42850000 e para o período de abril nas sub bacias 42290000, 42690001 e 42980000; um resultado regular para o período de janeiro e abril nas sub bacias 42460000; um resultado quase regular para o período de abril na sub bacia 42460000; e um resultado ruim para o período de janeiro na sub bacia 42460000 e para o período de setembro em todas as sub bacias.

É possível verificar que a previsão hidrológica, como qualquer outro tipo de previsão, apresenta previsões mais “acertadas” ao longo dos primeiros dias que antecedem o evento. Ao longo dos dias subsequentes, as incertezas são acumuladas, comprometendo o resultado das previsões a médio e longo prazo.

Nos primeiros 30 dias de previsão os resultados se apresentaram melhores para todas as sub bacias e para todos os períodos, exceto para o período de setembro, o que já era esperado. Nota-se, novamente, a influência negativa do Reservatório de Queimados nas previsões das sub bacias 42460000 e 42490000.

A seguir, na figura 35, os resultados dos indicadores da previsão dos últimos 30 dias.

Figura 35: Resultado dos indicadores H, POD, FAR e BIAS da previsão dos últimos 30 dias



Fonte: Acervo do autor

Se tratando mais uma vez dos resultados de H, obteve-se uma boa taxa de acerto apenas para o período de fevereiro na sub bacia 42365000; taxa de acerto regular para o período de fevereiro na sub bacia 42290000; taxa de acerto quase regular para o período de fevereiro nas sub bacias 42690001, 42850000, 42980000, para o período de maio nas sub bacias 42290000 e 42850000 e para o período de outubro na sub bacia 42490000; taxa de acerto ruim para o período de fevereiro nas sub bacias 42460000 e 42490000, para o período de maio em todas as sub bacias, exceto para a 42290000 e 42850000 e para o período outubro em todas as sub bacias, exceto para a 42490000.

Para o indicador de POD, obteve-se uma boa probabilidade de detecção apenas para o período de fevereiro na sub bacia 42365000; probabilidade de detecção regular para o período de fevereiro nas sub bacias 42690001 e 42980000 e para o período maio na sub bacia 42290000; probabilidade de detecção quase regular para o período de fevereiro nas sub bacias 42690001 e 42980000, e para o período de maio na sub bacia 42290000; probabilidade de detecção ruim para o período de fevereiro nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000, para o período de maio em todas as sub bacias, exceto para a 42290000 e para o período de outubro em todas as sub bacias.

Seguindo pelos resultados de FAR, obteve-se uma ótima razão de falso alarme para o período de fevereiro nas sub bacias 42290000, 42365000, 42690001 e 42980000 e para o período de maio na sub bacias 42290000; razão de falso alarme não classificado para o período de fevereiro nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000, para o período de maio em todas as sub bacia, exceto para a 42290000 e para o período de outubro em todas as sub bacias.

Por fim, para o BIAS, obteve-se um bom resultado para o período de fevereiro na sub bacia 42365000; um resultado regular para o período de fevereiro na sub bacia; um resultado quase regular para o período de fevereiro nas sub bacias 42850000 e 42980000, e para o período de maio na sub bacia 42290000; um resultado ruim para o período de fevereiro nas sub bacias 42460000, 42490000 e 42850000, para o período de maio em todas as sub bacias, exceto para a 42290000 e para o período de outubro em todas as sub bacias.

Como era de se esperar, os resultados dos indicadores da previsão para os 30 últimos dias contribuíram para que os resultados do período total de 60 dias fossem piores. É muito perceptível a contribuição negativa do período final de 30 dias nas previsões.

Ainda, vale destacar que o número de previsões é considerado baixo, pois o período avaliado foi apenas entre 2015 e 2019, ou seja, 5 anos de previsões. Esse período limitado influencia nos resultados e à medida em que se aumenta o histórico de previsões, os resultados dos indicadores se tornarão mais representativos. Por fim, outro fator que pode contribuir consideravelmente para os resultados da previsão de vazão são os resultados da previsão de precipitação, que é o principal dado de entrada inserido no modelo hidrológico.

5. CONCLUSÕES

A previsão de variáveis hidrológicas, como a precipitação e a vazão em recursos hídricos, feita em prazo de antecedência sub sazonal, possui valor e utilidade em diversas aplicações, apesar das incertezas associadas a este horizonte. Ainda, nota-se que o benefício potencial destas previsões está vinculado ao uso final, isto é, deve-se adequar o produto (previsão) à aplicação desejada.

No presente trabalho foi analisada a previsibilidade de vazão por conjunto na bacia do rio Paracatu para o horizonte sub sazonal, a partir do modelo MGB-IPH, alimentado pelas previsões de precipitação do modelo Eta. Os resultados da calibração do modelo hidrológico foram considerados satisfatórios, baseando-se nos indicadores Nash, Nash-Log, Erro de Volume, Bias e gráficos de dispersão. Os resultados da previsão probabilística se mostraram melhores quando comparados com os resultados da previsão determinística, avaliados pelos indicadores BS e BSS. Através dos indicadores H, POD, FAR e BIAS, os resultados da previsão probabilística se mostraram satisfatórios para a maioria das sub bacias, porém limitados aos primeiros meses de previsão (janeiro, fevereiro e abril) e com maior eficiência nos primeiros 20-30 dias de previsão. Entretanto, os resultados foram insatisfatórios e as vazões foram superestimadas para algumas sub bacias, por exemplo a 42460000 e 42490000, (que sofrem interferência da UHE de Queimados) principalmente nos últimos meses do ano (setembro, outubro) e nos últimos 30-40 dias de previsão.

Os principais fatores que podem ter comprometido os resultados da previsão probabilística de vazão foram:

- A qualidade dos resultados da previsão de precipitação;
- A falha na cobertura de dados, tanto em dimensão espacial quanto temporal;
- O curto período de previsões (2015-2019), que podem deixar os resultados dos indicadores pouco representativos;
- Atraso do período chuvoso e fenômeno de estiagem (2014-2015).

Recomenda-se para trabalhos futuros:

- A avaliação da eficiência nas previsões de precipitação, a fim de entender o real impacto dos erros associados ao acoplamento do modelo climático ao hidrológico;
- Adotar um período com maior quantidade de anos.

6. REFERÊNCIAS

- ADAM, L. N., FAN, F. M., PONTES, P. R., BRAVO, J. M., COLLISCHONN, W. Climate Change and Extreme Streamflows in Paraná River Basin. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 20, n. 4, p. 999-1007, 2015.
- BLACK, T. L., The new NMC Mesoscale Eta Model: Description and forecast examples. **Weather Forecasting**, v.9, p. 265-278, 1994.
- BOGNING, S., FRAPPART, F., PARIS, A., BLAREL, F., NIÑO, F., SAUX PICART, S., LANET, P., SEYLER, F., MAHÉ, G., ONGUENE, R., BRICQUET, J-P., ETAME, J., PAIZ, M-C., BRAUN, J-J., Hydro-climatology study of the Ogooué River basin using hydrological modeling and satellite altimetry, **Advances in Space Research** (2020), doi: <https://doi.org/10.1016/j.asr.2020.03.045>.
- BOUCHER, M. A.; TREMBLAY, D.; DELORME, L.; PERREAULT, L.; ANCTIL, F. (2012). “Hydroeconomic assessment of hydrological forecasting systems”. **Journal of Hydrology**., v. 416 417, p. 133–144, 2012.
- BREUER, N. E., FRAISSE, C. W., CABRERA, V. E. The Cooperative Extension Service as a Boundary Organization for Diffusion of Climate Forecasts: A 5-Year Study. **Journal of Extension**, p. 1-5. 2010
- BRUNET, G., M. SHAPIRO, D. HOSKINS, M. MONCRIEFF, R. DOLE, G.N. KILADIS, B. KIRTMAN, A. LORENC, B. MILLS, R. MORSS, S. POLAVARAPU, D. ROGERS, J. SCHAAKE; J. SHUKLA. Collaboration of the weather and climate communities to advance subseasonal to seasonal prediction. **Bulletin of the American Meteorological Society**, p. 1397-1406, 2010.
- BUARQUE, D. C. Simulação da geração e do transporte de sedimentos em grandes bacias: Estudo de caso do rio Madeira. **Tese de Doutorado**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH), Porto Alegre, 182p, 2015.

BREMICKER, M. Aufbau eines Wasserhaushaltsmodells für das Weser und das Ostsee Einzugsgebiet als Baustein eines Atmosphären-Hydrologic-Modells. **Dissertation Doktorgrad**, Geowissenschaftlicher Fakultät der Albert-Ludwigs-Universität. Freiburg. Juli 1998.

CHOU S. C.; NUNES, A. M. B.; CAVALCANTI, I. F. A. "Extended range forecasts over South America using the regional ETA model. **Journal of Geophysics Research**, v. 105, n. 8, p. 10147-10160, 2000.

CHOU, S. C.; BUSTAMANTE, J. F.; GOMES, J. L. Evaluation of Eta Model seasonal precipitation forecasts over South America. **Nonlinear Processes in Geophysics**, v. 12, p. 537–555, 2005.

CHOU, S. C.; LYRA, A.; MOURÃO, C.; DEREZYNSKI, C.; PILOTTO, I.; GOMES, J.; BUSTAMANTE, J.; TAVARES, P.; SILVA, A.; RODRIGUES, D.; CAMPOS, D.; CHAGAS, D.; SUEIRO, G.; SIQUEIRA, G.; NOBRE, P.; MARENGO, J. Evaluation of the Eta simulations nested in three Global Climate Models. **American Journal of Climate Change**, Wuhan, v. 3, n. 5, p. 438-454, dec. 2014.

CLOKE, H. A, PAPPENBERGER, F., VAN ANDEL, S. J., SCHAAKE, J., THIELEN, J., RAMOS, M. H. Preface: Hydrological ensemble prediction systems. **Hydrological Processes**, v. 27, p.1-4, 2013. DOI: 10.1002/hyp.9679

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. Simulação hidrológica de grandes bacias. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 6, n. 1, p. 95-118, 2001. <http://dx.doi.org/10.21168/rbrh.v6n1.p95-118>.

CUO L, PAGANO TC, WANG QJ. A review of quantitative precipitation forecasts and their use in short- to medium-range streamflow forecasting. **Journal of Hydrometeorology** v. 12, p.713–728, 2011.

DALE, M.; WICKS, J.; MYLNE, K.; PAPPENBERGER, F.; LAEGER, S.; TAYLOR, S. Probabilistic flood forecasting and decision making: an innovative risk-based approach. Nat. Hazard. ISSN:1573-0840, **Springer Netherlands**, 2012.

DEMERRITT, D. CLOKE, H. I. Ensemble predictions and perceptions of risk, uncertainty, and error in flood forecasting. **Environmental Hazards**. v. 7, p. 115-127. 2007.

DIETRICH, J.; SCHUMANN, A.H.; REDETZKY, 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. **Natural Hazards and Earth System Sciences**. v. 9, p.1529–1540, 2009.

FAGUNDES, H. DE O., PAIVA, R. C. D., FAN, F. M., BUARQUE, D. C., ANDRADE, A. C. F. Sediment modeling of a large-scale basin supported by remote sensing and in-situ observations. **Catena**. v.190, n.104535, 2020.

<https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104535>

FAN, F. M., PONTES, P. R. M. & PAIVA, R. C. D. Avaliação de um método de propagação de cheias em rios com aproximação inercial das equações de Saint Venant. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 19, p. 137-147. 2014a.

FAN, F. M., COLLISCHONN, W., MELLER, A., & BOTELHO, L. C. (2014b). Ensemble streamflow forecasting experiments in a tropical basin: The São Francisco river case study. **Journal of Hydrology**, v. 519, p.2906-2919, November 2014.

<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.04.038>

FAN, F. M, COLLISCHONN, W. Integração do Modelo MGBIPH com Sistema de Informação Geográfica. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v.19, p. 243-254. 2014c.

FAN, F. M.; SCHWANENBERG, D.; ALVARADO, R.; REIS, A. A.; COLLISCHONN, W.; NAUMANN, S. Performance of Deterministic and Probabilistic Hydrological Forecasts for the Short-Term Optimization of a Tropical Hydropower Reservoir. **Water Resources Management**, p. 1-17, 2016.

GOLDING, B. W. Long lead time flood warnings: reality or fantasy? **Meteorological Applications**, v. 16, p. 3– 12, 2009. doi: = 10.1002/met.123.

GOLDING, B. W. “Regional Prediction Models”. Em: North, G. R.; Pyle, J. A.; Zhang, F. (2014). “**Encyclopedia of Atmospheric Sciences**”. Academic Press, 2nd Edition, 2014.

HARTMANN, H. Use of Climate Information in Water Resources Management. **Encyclopedia of Hydrological Sciences**, p. 1-15, 2005.

HATTERMANN, F. F.; KRYSANOVA, V.; GOSLING, S. N.; DANKERS, R.; DAGGUPATI, P.; DONNELLY, C.; FLÖRKE, M.; HUANG, S.; MOTOVILOV, Y.; BUDA, S.; YANG, T.; MÜLLER, C.; LENG, G.; TANG, Q.; PORTMANN, F. T.; HAGEMANN, S.; GERTEN, D.; WADA, Y.; MASAKI, Y.; ALEMAYEHU, T.; SATOH, Y.; SAMANIEGO, L. Cross-scale intercomparison of climate change impacts simulated by regional and global hydrological models in eleven large river basins. **Climatic Change**, New York City, v. 141, i. 3, p. 561-576, jan. 2017

HOSKINS, B. J. The potential for skill across the range of the seamless weather-climate prediction problem: a stimulus for our science. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, 2012. DOI:10.1002/qj.1991.

IGAM. Plano Diretor de Recursos Hídricos da Bacia do Rio Paracatu - PDRHBRP: **Resumo executivo**/ Instituto Mineiro de Gestão das Águas, Comitê da Sub-Bacia Hidrográfica do Rio Paracatu. Belo Horizonte, 2006.

KALNAY, E. “Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability”. **Cambridge University Press**. UK. 276p, 2003.

LEMOS, M. C. What influences innovation adoption by water managers? Climate information use in Brazil and the United States. **Journal of The American Water Resources Association**, p. 1388-1396, 2008.

LOHMANN, D.; RASCHKE, E; NIJSSEN, B.; LETTENMAIER, D. P. Regional scale Hydrology: Formulation of the VIC-2L model coupled to a routing model.

Hydrological Sciences Journal. v. 43, n. 1, p 131-141, 1998.

LOPES, V. A. Modelagem hidrológica integrada da bacia hidrográfica da Laguna de Patos e seus complexos lagunares usando o modelo MGB-IPH com propagação inercial de vazões. Porto Alegre: **Monografia**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). Departamento de Engenharia, 2015.

MARINHO FILHO, G. M.; ANDRADE, R. S.; ZUKOWSKI, J. C.; MAGALHÃES, L. L. Modelos hidrológicos: conceitos e aplicabilidades. **Revista de Ciências Ambientais**, Canoas, v. 6, n. 2, p. 35-47, jul. 2012.

MASE, A., PROKOPY, L. Unrealized Potential: A Review of Perceptions and Use of Weather and Climate Information in Agricultural Decision Making. **American Meteorological Society**, p. 47-61, 2014.

MEIBNER, D., KLEIN, B., & IONITA, M. Development of a monthly to seasonal forecast framework tailored to inland waterway transport in central Europe. **Hydrology and Earth System Science**, p. 6401-6423, 2017.

MELATI, M. D., FAN, F. M., ATHAYDE, G. B. Groundwater recharge study based on hydrological data and hydrological modelling in a South American volcanic aquifer. **Comptes rendus – Geoscience**. v.351, p.441-450, 2019.

MELLER, A. Previsão de cheias por conjunto em curto prazo. **Tese de Doutorado**. Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 204p, 2012.

MELLER, A.; COLLISCHONN, W.; FAN, F.M.; BUARQUE, D.C.; PAIVA, R.C.D.; DIAS, P.; MOREIRA, D. Previsão de Cheias por Conjunto em Curto Prazo. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 19, p. 33-49, 2014.

MESINGER, F., Z. I. JANJIC, S. NICKOVIC, D. GAVRILOV, E D. G. DEAVEN.
The step-mountain coordinate: Model description and performance for cases of Alpine lee cyclogenesis and for a case of Appalachian redevelopment. **Monthly Weather Review** v.116, 1493-1518, 1988.

MESINGER, F; CHOU, S. C; GOMES, J. L; JOVIC, D; BASTOS, P; BUSTAMANTE, J. F; LAZIC, L; LYRA, A. A; MORELLI, S; RISTIC, I; VELJOVIC, K. An upgraded version of the Eta model. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 116, n. 3-4, p. 63-79, 2012.

NASEM. The National Academies of Sciences, E. A. Assessment of Intraseasonal to Interannual Climate Prediction and Predictability. Washington, D.C.: **The National Academy Press**, 2010.

NASEM. The National Academies of Sciences, E. A. Next Generation Earth System Prediction: Strategies for Subseasonal to Seasonal forecasts. Washington, D.C.: **The National Academy Press**, 2016.

NETO, A. R., PAZ, A. R., MARENGO, J. A., CHOU, S. C. Hydrological Processes and Climate Change in Hydrographic Regions of Brazil. **Journal of Water Resource and Protection**, v.8, p. 1103-1127, 2016.

PAGANO, T. C., HARTMANN, H. C., & SOROOSHIAN, S. Factors affecting seasonal forecast use in Arizona water management: a case study of the 1997-98 El Niño. **Climate Research**, p.259–269, 2002.

PAGANO, T.C.; WOOD, A. W.; RAMOS, M.-H.; CLOKE, H. L.; PAPPENBERGER, F.; CLARK, M. P.; CRANSTON, M.; KAVETSKI, D.; MATHEVET, T.; SOROOSHIAN, S.; VERKADE, J. S. “Challenges of Operational River Forecasting”. **Journal of Hydrometeorology**, v. 15, n. 4, p. 1692-1707, 2014.

PAIVA, R. C. D., COLLISCHONN, W., BUARQUE, D. C. Validation of a full hydrodynamic model for large-scale hydrologic modelling in the Amazon. **Hydrological Process**. 2011. DOI: 10.1002/hyp.8425.

PEREZ, E. C., STEPHENS, E., BISCHINIOTIS, K., & AALST, M. V. Should seasonal rainfall forecasts be used for flood preparedness? **Hydrology and Earth System Sciences**, p. 4517-4524, 2017.

PIERCE, C.; SEED, A.; BALLARD, S.; SIMONIN, D.; LI, Z. “Nowcasting”, Weather Radar, Wind Profiler, Ionospheric Radar, and Other Advanced Applications, **Doppler Radar Observations**. Dr. Joan Bech (Ed.), 2012. ISBN: 978 953-51-0496-4.

PONTES, P. R. M., FAN, F. M., FLEISCHMANN, A. S., PAIVA, R. C. D., BUARQUE, D. C., SIQUEIRA, V. A., JARDIM, P. F., SORRIBAS, M. V., COLLISCHONN, W. MGB-IPH model for hydrological and hydraulic simulation of large flood plain river systems coupled with open source GIS. **Environmental Modelling & Software**, p. 1-20. 2017.

QUEDI, E. S. Previsão hidrológica em horizonte sub sazonal. **Dissertação de Mestrado**. Instituto de Pesquisas Hidráulicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 93p, 2019.

QUEDI, E. S., FAN, F. M. Sub seasonal streamflow forecast assessment at large-scale basins. **Journal of Hydrology**, 2020. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124635>

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

SCHUSTER, R. C., FAN, F. M., COLLISCHONN, W. Scenarios of climate change effects in water availability within the patos Lagoon’s Basin. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 25, e9, 2020.

SHAH, R., SAHAI, A. K., & MISHRA, V. Short to sub seasonal hydrologic forecast to manage water and agricultural resources in India. **Hydrology and Earth System Science**, 707–720, 2017.

SHARMA, S.; SIDDIQUE, R.; REED, S.; AHNERT, P.; MEJIA, A. Hydrological model diversity enhances streamflow forecast skill at short- to medium-range timescales. **Water Resources Research**, Washington, v. 55, i. 2, p. 1510-1530, feb. 2019.

SHUTTLEWORTH, W. J. The role of hydrology in global science. In: Kienitz, G; Milly, P.C. D.; Van Genuchten, M. Th; Rosbjerg, D.; Shuttleworth, W. J. (editors) **Hydrological interactions between atmosphere, soil and vegetation**. IAHS Publication n° 204, p. 361-375. 1991.

SILVA, B. C.; TUCCI, C. E. M.; COLLISCHONN, W. Previsão de Vazão com Modelos Hidroclimáticos. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 11, n. 3, p. 15-29, jul/set. 2006.

SILVA, B. C.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M.; CLARKE, R. T.; CORBO, M. D. Previsão hidroclimática de vazão de curto prazo na bacia do rio São Francisco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 12, n. 3, p. 31-41, jul./set. 2007.

SIQUEIRA, V. A.; FLEISCHMANN, A. S.; JARDIM, P. F.; FAN, F. M.; COLLISCHONN, W. IPHHydro Tools: uma ferramenta open source para determinação de informações topológicas em bacias hidrográficas integrada a um ambiente SIG. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, 2016a.

SIQUEIRA, V. A., COLLISCHONN, W., FAN, F.M., CHOU, S. C. Ensemble flood forecasting based on operational forecasts of regional Eta EPS in the Taquari-Antas basin. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. v.21, n.3, p.587-602, 2016b. ISSN 2318-0331. <http://dx.doi.org/10.1590/2318-0331.011616004>.

SORRIBAS, M. V., PAIVA, R. C. D., MELACK, J. M., BRAVO, J. M., JONES, C., CARVALHO, L., BEIGHLEY, E., FROSBERG, B., COSTA, M. H. Projections of climate change effects on discharge and inundation in the Amazon basin. **Climate Change**. v. 136, p.55-570, 2016.

TUCCI, C. E. M. Modelos Hidrológicos. 1ª ed. Porto Alegre: **Editora da UFRGS**. 669 p. 1998.

VERKADE, J. S.; WERNER, M. G. F. Estimating the benefits of single value and probability forecasting for flood warning. **Hydrology Earth System Science**, v. 15, p. 3751-3765, 2011. doi:10.5194/hess-15-3751, 2011.

VITART, F., & ROBERTSON, A. W. The sub seasonal to seasonal prediction project (S2S) and the prediction of extreme events. **Climate and Atmospheric Science**, p. 1-7, 2018.

VÕRÕSMARTY, C. J., WILLMOTT, C. J., CHOUDHURY, B. J., SCHLOSS, A. L., STEARNS, T. K., ROBESON, S. M., DORMAN, T. Analyzing the discharge regime of a large tropical river trough remote sensing, ground-based climatic data and modeling. **Water Resources Research**, vol. 32, nº 10, p. 3137-3150. 1996.

WETTERHALL, F., & GIUSEPPE, F. D. The benefit of seamless forecasts for hydrological predictions over Europe. **Hydrology and Earth System Sciences**, p. 3409–3420, 2018.

WILKS, D. STATISTICAL METHODS IN THE ATMOSPHERIC SCIENCES.
London, UK: **Elsevier**, 2006.

WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION (WMO). WWRP/WCRP Sub-seasonal to Seasonal Prediction Project (S2S) **Phase II Proposal** (Nov 2018 – Dec 2023), 2018.

YUAN, X., WOOD, E. F., & MA, Z. A review on climate-model-based seasonal hydrologic forecasting: physical understanding and system development. **WIREs Water**, p. 523-536, 2015. <https://doi.org/10.1002/wat2.1088>.

APÊNDICES

APÊNDICE 1: Estações pluviométricas utilizadas no estudo

Quantidade	Posto		Longitude
	Pluviométrico	Latitude	
1	1546001	-15.6158	-46.4150
2	1546005	-15.8008	-46.9247
3	1547003	-15.5489	-47.3381
4	1547013	-15.6322	-47.5203
5	1547021	-15.8386	-47.6272
6	1547022	-15.7922	-47.4328
7	1547039	-15.5850	-47.3339
8	1547040	-15.6406	-47.3567
9	1547041	-15.8286	-47.4114
10	1547043	-15.9675	-47.4764
11	1547044	-15.6425	-47.3567
12	1547055	-15.6256	-47.3950
13	1547057	-15.7108	-47.3189
14	1547058	-15.8372	-47.3689
15	1547059	-15.7725	-47.3989
16	1547060	-15.8197	-47.3942
17	1547061	-15.7289	-47.5089
18	1547062	-15.7811	-47.4494
19	1547063	-15.8458	-47.3853
20	1547064	-15.9428	-47.3636
21	1547065	-15.8044	-47.5608
22	1547066	-15.8278	-47.5603
23	1547067	-15.8281	-47.5239
24	1547068	-15.8597	-47.4756
25	1547069	-15.9036	-47.4853
26	1547070	-15.9475	-47.4458

27	1547073	-15.8186	-47.7047
28	1643006	-16.9000	-43.9000
29	1644000	-16.4333	-44.2833
30	1644001	-16.6667	-44.3667
31	1644002	-16.2000	-44.4333
32	1644005	-16.6500	-44.0167
33	1644006	-16.5333	-44.0500
34	1644007	-16.7000	-44.3667
35	1644009	-16.3833	-44.4500
36	1644010	-16.8667	-44.1000
37	1644012	-16.8667	-44.9167
38	1644014	-16.9833	-44.6000
39	1644019	-16.6833	-44.5500
40	1644020	-16.8667	-44.3667
41	1644022	-16.5333	-44.5333
42	1644023	-16.6167	-44.7000
43	1644025	-16.9667	-44.2667
44	1644028	-16.7025	-44.1172
45	1644031	-16.8000	-44.7167
46	1644032	-16.4142	-44.2214
47	1644033	-16.2864	-44.7817
48	1644034	-16.6833	-44.5747
49	1645008	-16.1167	-45.6500
50	1645009	-16.6569	-45.0808
51	1645013	-16.8072	-45.0303
52	1645015	-16.5667	-45.9333
53	1645016	-16.3667	-45.0667
54	1645018	-16.2667	-45.2000
55	1645020	-16.6886	-45.4136
56	1645024	-16.9964	-45.5122
57	1646000	-16.8297	-46.3222

58	1646001	-16.3514	-46.8897
59	1646003	-16.5297	-46.7211
60	1646004	-16.5028	-46.6628
61	1646010	-16.3667	-46.8833
62	1647001	-16.5378	-47.8006
63	1647002	-16.7564	-47.6061
64	1647008	-16.2089	-47.2325
65	1647009	-16.0358	-47.4150
66	1647012	-16.0686	-47.5950
67	1647014	-16.0508	-47.7442
68	1647016	-16.0153	-47.5342
69	1743000	-17.1167	-43.8167
70	1743015	-17.1000	-43.8000
71	1744001	-17.2333	-44.4667
72	1744002	-17.2000	-44.6667
73	1744004	-17.0667	-44.0333
74	1744008	-17.2500	-44.4833
75	1744020	-17.0667	-44.8000
76	1744032	-17.3000	-44.2833
77	1744034	-17.2389	-44.4547
78	1744045	-17.7500	-44.1667
79	1745000	-17.1458	-45.8803
80	1745001	-17.1111	-45.4378
81	1745007	-17.0270	-45.5406
82	1745014	-17.8253	-45.4792
83	1745016	-17.0500	-45.0500
84	1745017	-17.6167	-45.9000
85	1746000	-17.2000	-46.8833
86	1746001	-17.0308	-46.0136
87	1746002	-17.2553	-46.4739
88	1746004	-17.2667	-46.2000

89	1746006	-17.6636	-46.3550
90	1746007	-17.5028	-46.5717
91	1746008	-17.2167	-46.8667
92	1746012	-17.7000	-46.1667
93	1746013	-17.2167	-46.8667
94	1746017	-17.0419	-46.8178
95	1746018	-17.9156	-47.0106
96	1747005	-17.7725	-47.0986
97	1845005	-18.0000	-45.0000
98	1845013	-18.3436	-45.8367
99	1845021	-18.0383	-45.5236
100	1845026	-18.0167	-45.1058
101	1846003	-18.7069	-46.0370
102	1846005	-18.4125	-46.4222
103	1846015	-18.0050	-46.9111
104	1846016	-18.0339	-46.4195
105	1846018	-18.6000	-46.5167
106	1846019	-18.3736	-46.9150
107	1846023	-18.1828	-46.8042
108	1846031	-18.1500	-46.1333
109	1847006	-18.3628	-47.7795
110	1847011	-18.2983	-47.1219

APÊNDICE 2: Estações climáticas utilizadas no estudo.

POSTO CLIMA	MUNICÍPIO	Latitude	Longitude
83531	Patos de Minas	-18.517	-46.433
83539	Patrocínio	-18.950	-47.000
83479	Paracatu	-17.233	-46.883
83428	Unaí	-16.367	-46.550
83384	Arinos	-15.900	-46.050
83379	Formosa	-15.533	-47.333
83377	Brasília	-15.783	-47.933
83481	João Pinheiro	-17.700	-46.167
83483	Pirapora	-17.350	-44.917
83385	São Francisco	-15.950	-44.867
83526	Catalão	-18.183	-47.950
83522	Ipameri	-17.717	-48.167