



Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E
AMBIENTAL
– DOUTORADO –**

**INCORPORAÇÃO DE PRODUTOS DE SENSORIAMENTO
REMOTO NA CALIBRAÇÃO DE UM MODELO HIDROLÓGICO
DISTRIBUÍDO**

Por

Paloma Mara de Lima Ferreira

*Tese de Doutorado apresentada à Universidade Federal da Paraíba
para obtenção do grau de Doutor*

João Pessoa – Paraíba

Março de 2024



Universidade Federal da Paraíba
Centro de Tecnologia
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E
AMBIENTAL
– DOUTORADO –**

**INCORPORAÇÃO DE PRODUTOS DE SENSORIAMENTO
REMOTO NA CALIBRAÇÃO DE UM MODELO HIDROLÓGICO
DISTRIBUÍDO**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Federal da Paraíba, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutora.

Paloma Mara de Lima Ferreira

Orientador: Prof. Dr. Adriano Rolim da Paz

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

F383i Ferreira, Paloma Mara de Lima.

Incorporação de produtos de sensoriamento remoto na
calibração de um modelo hidrológico distribuído /
Paloma Mara de Lima Ferreira. - João Pessoa, 2024.
175 f. : il.

Orientação: Adriano Rolim da Paz.
Tese (Doutorado) - UFPB/CT.

1. Evapotranspiração real. 2. Umidade do solo. 3.
Calibração multiobjetivo. 4. Calibração multivariável.
5. Processos hidrológicos. 6. Funções objetivo. I. Paz,
Adriano Rolim da. II. Título.

UFPB/BC

CDU 556.13(043)

***INCORPORAÇÃO DE PRODUTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO NA
CALIBRAÇÃO DE UM MODELO HIDROLÓGICO DISTRIBUÍDO***

PALOMA MARA DE LIMA FERREIRA

**Tese aprovada em 27 de março de 2024.
Período Letivo: 2023.2**

**Prof(a). Dr(a). Adriano Rolim da Paz – UFPB
Orientador(a)**

**Prof(a). Dr(a). Gerald Norbert Souza da Silva – UFPB
Examinador(a) Interno(a)**

**Prof(a). Dr(a). Victor Hugo Rabelo Coelho – UFPB
Examinador(a) Interno(a)**

**Prof(a). Dr(a). Benedito Claudio da Silva – UNIFEI
Examinador(a) Externo(a)**

**Prof(a). Dr(a). Carlos de Oliveira Galvão – UFCG
Examinador(a) Externo(a)**

**João Pessoa/PB
2024**

Dedico a minha família que me faz sempre acreditar em meus sonhos, em especial ao meu marido Tiago Lincoln Soares de Almeida por me motivar, pelo amor, paciência, confiança e, a minha filha Maria Helena Ferreira Soares que é luz dos meus olhos. E aos meus pais Maria Lucia de Lima Ferreira e Acilon Ferreira de Lima pela educação que fez de mim o que sou hoje.

AGRADECIMENTOS

Primeiro a Deus, por toda resiliência dada para enfrentar os desafios da vida e atingir os meus objetivos.

A minha família Tiago Linconl Soares de Almeida (esposo) e Maria Helena Ferreira Soares (filha) por todo amor, carinho, companheirismo e que esteve presente em todos os momentos deste trabalho me incentivando e apoiando.

Ao meu pai Acilon Ferreira de Lima, que sempre me incentivou e me mostrou o quanto é gratificante batalhar por minha formação.

À minha mãe Maria Lúcia de Lima Ferreira, que sempre me guiou e orientou nas escolhas pessoais e profissionais que me conduziram até esse momento.

Ao meu orientador Prof. Dr. Adriano Rolim da Paz, pela confiança desde o início, e visão científica no desenvolvimento da pesquisa.

O LACMA (Laboratório de Análises Computacionais em Meio Ambiente) da Universidade Federal da Paraíba (UFPB) pela infraestrutura.

Aos professores Drs. Ana Cláudia Fernandes Medeiros Braga e John Elton de Brito Leite Cunha pelo apoio e importante colaboração através do projeto de pesquisa intitulado “Avanços na modelagem hidrológica distribuída de grandes bacias hidrográficas em regiões semi-áridas”.

Aos alunos da área de Recursos Hídricos do curso de Engenharia Civil e Ambiental, em especial ao colega Fagner França da Costa pela colaboração em parte do processamento dos dados do GLEAM. Se fez valer o significado de amizade, companheirismo, respeito e incentivo.

Aos professores da pós-graduação em Engenharia Civil e Ambiental pela contribuição à minha formação profissional.

A bolsa da CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior; bolsa número 88882.440982/2019-01), pois não teria como alimentar este sonho hoje realizado.

A todos que contribuíram direto e indiretamente na conclusão deste trabalho, meu muito obrigado.

RESUMO

A calibração de parâmetros de modelos hidrológicos apenas com base na reprodução do regime observado de vazões, não garante que os processos hidrológicos sejam representados satisfatoriamente. Como alternativa, a calibração com dados de variáveis como evapotranspiração (ETR) e umidade do solo (SM) obtidos por sensoriamento remoto (SR) é uma solução promissora para superar as limitações da calibração tradicional. Esta pesquisa explora o valor da combinação de produtos SR que refletem diferentes componentes do balanço hídrico. São desenvolvidos e aplicados diferentes esquemas de calibração multiobjetivo para duas bacias hidrográficas com características físicas, climáticas e hidrológicas distintas (Bacia do Rio Piancó, no semiárido paraibano, e Bacia do Rio Grande afluente a Furnas, no Sudeste). Duas abordagens de média espacial e distribuição espacial foram testadas, e procedimentos de calibração simples (apenas vazão – Q ou ETR ou SM) e multivariáveis (Q, ETR e SM) foram utilizados em quatorze procedimentos de calibração que incorporam a vazão (Q) e três produtos de satélite (ETR estimada pelo algoritmo MOD16 - MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer product 16; e pelo GLEAM - Global Land Evaporation Amsterdam Model; e a SM estimada pela European Space Agency in Climate Change Initiative program - ESA CCI). O modelo hidrológico de grande escala MGB foi adaptado para funcionar com tais esquemas de calibração, sendo rodado em passo de tempo diário no período de 2001 a 2011. A incorporação do ETR do MOD16 não ajudou a melhorar o desempenho do modelo hidrológico independentemente da configuração de calibração quando aplicado a bacia semiárida, tendo melhor desempenho para a bacia de Furnas. A introdução de estimativas de ETR do GLEAM como variável de calibração levou o modelo hidrológico a reproduzir esses valores de ETR de forma mais próxima e, ao mesmo tempo, representar melhor a Q observada para ambas as áreas de estudo. Os resultados da calibração multivariada com Q, ETR e SM mostram que os ganhos no desempenho de umidade do solo e evapotranspiração resultaram na diminuição no desempenho da vazão. As descobertas desta pesquisa destacam o benefício de incorporar o ETR e SM como variáveis de calibração para melhorar o desempenho geral do modelo hidrológico, que pode até superar a calibração baseada apenas na vazão. Contudo, existe a necessidade de testar diferentes configurações de calibração e fontes de dados RS distintas, o que pode resultar em resultados muito contrastantes.

PALAVRAS-CHAVE: Evapotranspiração real; umidade do solo; calibração multiobjetivo; calibração multivariável; processos hidrológicos; funções objetivo.

ABSTRACT

The calibration of hydrological model parameters only based on the reproduction of the observed streamflow (Q) regime does not guarantee that the hydrological processes are satisfactorily represented. Alternatively, calibration with data on variables such as actual evapotranspiration (AET) and soil moisture (SM) obtained by remote sensing (RS) is a promising solution to overcome the limitations of traditional calibration. This research explores the value of combining RS products that reflect different components of the water balance. Different multi-objective calibration schemes are developed and applied for two river basins with different physical, climatic and hydrological characteristics (Piancó River Basin, in the semi-arid region of Paraíba, and the Grande River Basin tributary to Furnas, in the Southeast). Two spatial averaging and spatial distribution approaches were tested, and simple (flow only – Q or AET or SM) and multivariable (Q, AET and SM) calibration procedures were used in fourteen calibration procedures that incorporate streamflow (Q) and three satellite products (AET estimated by the MOD16 algorithm - MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer product 16; and by GLEAM - Global Land Evaporation Amsterdam Model; and the SM estimated by the European Space Agency in Climate Change Initiative program - ESA CCI). The large-scale hydrological model MGB was adapted to work with such calibration schemes, being run in a daily time step from 2001 to 2011. The incorporation of the AET of MOD16 did not help to improve the performance of the hydrological model regardless of the configuration of calibration when applied to the semi-arid basin, with better performance for the Furnas basin. The introduction of AET estimates from GLEAM as a calibration variable led the hydrological model to reproduce these AET values more closely and, at the same time, better represent the observed Q for both study areas. The results of the multivariate calibration with Q, AET and SM show that gains in soil moisture and evapotranspiration performance resulted in decreases in flow performance. The findings of this research highlight the benefit of incorporating AET and SM as calibration variables to improve overall hydrological model performance, which can even outperform calibration based on flow alone. However, there is a need to test different calibration configurations and different RS data sources, which can result in very contrasting results.

KEYWORDS: Actual evapotranspiration; soil moisture; multi-objective calibration; multi-variable calibration; hydrological processes; objective functions.

SUMÁRIO

RESUMO

ABSTRACT

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO, MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA	14
1.2	OBJETIVO GERAL	19
1.3	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	19
2	REFERENCIAL TEÓRICO	20
2.1	MODELAGEM HIDROLÓGICA DISTRIBUÍDA	20
2.2	INCERTEZAS NA MODELAGEM HIDROLÓGICA.....	21
2.3	CALIBRAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS	23
2.4	SR APLICADO À ESTIMATIVA DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO	26
2.5	SR APLICADO A ESTIMATIVA DA UMIDADE DO SOLO	28
2.6	INTEGRANDO O SR À MODELAGEM HIDROLÓGICA.....	29
2.7	SR PARA OBTENÇÃO DE DADOS DE ENTRADA DE MODELOS HIDROLÓGICOS	31
2.8	SR NA VALIDAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS	33
2.9	SR NA CALIBRAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS	35
3	MATERIAL E MÉTODOS	57
3.1	VISÃO GERAL	57
3.2	ESTRUTURA DO MODELO MGB-IPH.....	58
3.2.1	<i>Discretização e unidades de resposta hidrológica.....</i>	<i>59</i>
3.2.2	<i>Processos hidrológicos representados.....</i>	<i>61</i>
3.2.3	<i>Estimativa da evapotranspiração real.....</i>	<i>62</i>
3.2.4	<i>Geração de escoamento</i>	<i>65</i>
3.2.5	<i>Propagação de escoamento pela rede de drenagem.....</i>	<i>66</i>
3.2.6	<i>Dados de entrada necessários</i>	<i>67</i>
3.3	CALIBRAÇÃO PADRÃO DO MODELO MGB-IPH.....	68
3.3.1	<i>Parâmetros calibráveis</i>	<i>68</i>
3.3.2	<i>Síntese do algoritmo de otimização.....</i>	<i>69</i>

3.4	ÁREAS DE ESTUDO	71
3.4.1	<i>Bacia Hidrográfica do Rio Piancó</i>	71
3.4.2	<i>Bacia Hidrográfica do Rio Grande</i>	79
3.5	CONJUNTO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO	85
3.5.1	<i>Estimativas de ETR MOD16.....</i>	86
3.5.2	<i>Estimativas de ETR GLEAM</i>	89
3.5.3	<i>Estimativas de umidade do solo SM ESA CCI</i>	90
3.6	PROCEDIMENTOS DE CALIBRAÇÃO PROPOSTOS	92
3.6.1	<i>Abordagem concentrada: média a nível de bacia.....</i>	93
3.6.2	<i>Abordagem distribuída: média a nível de célula.....</i>	95
3.7	FUNÇÕES OBJETIVOS PROPOSTAS.....	97
3.8	CONFIGURAÇÕES DE CALIBRAÇÃO.....	99
3.9	AVALIAÇÃO DOS PROCEDIMENTOS DE CALIBRAÇÃO PROPOSTOS	
	101	
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	103
4.1	DESEMPENHO GERAL DE CALIBRAÇÃO	103
4.2	PERFORMANCE DO MODELO NA REPRODUÇÃO DA VAZÃO OBSERVADA	111
4.3	PERFORMANCE DO MODELO NA REPRODUÇÃO DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO OBSERVADA	118
4.4	PERFORMANCE DO MODELO NA REPRODUÇÃO DA UMIDADE DO SOLO OBSERVADA.....	127
4.5	ANÁLISE DOS PARÂMETROS.....	133
4.6	ANÁLISE ESPACIAL.....	137
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	144
5.1	CONCLUSÕES	144
5.2	RECOMENDAÇÕES.....	146
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	147

LISTA DE FIGURAS

Figura 1-Gráficos de dispersão de ET SEBAL e SWAT. Os dados mensais são mostrados nos gráficos do lado esquerdo e a soma dos oito meses está no lado direito.Fonte: (IMMERZEEL e DROOGERS, 2008).....	38
Figura 2- Gráficos de dispersão da vazão mensal estimada (eixo x) e descarga observada (eixo y) em Mechra Eddahk. As linhas indicam os três produtos globais de precipitação e as colunas indicam os cinco cenários de calibração. Fonte: (LÓPEZ et al., 2017).	40
Figura 3- Representação esquemática da agregação de média ponderada da escala URH de dados MODIS usando um processador de dados automático. Fonte: (RAJIB et al., 2018a).....	43
Figura 4- Qualidade do desempenho do modelo com base na combinação de parâmetros mais ideal. Fonte: (RAJIB et al., 2018b).....	45
Figura 5- Estatísticas do desempenho do modelo para vazão. A melhor pontuação de todas as métricas é 1. Os pontos dão a pontuação média e as barras representam o intervalo mínimo-máximo de valores para 11 sub-bacias. As cores correspondem aos casos de calibração. Fonte: (DEMBÉLÉ et al., 2020)	47
Figura 6- Boxplots de KGE médio para avaliação de múltiplas variáveis com diferentes estratégias de calibração. (a) Avaliação para o período de calibração (2009–2012); (b) Avaliação para um período diferente da calibração (2006–2008 para Q, A, TWS, ET; 2013–2014 para h e W). “Suposição inicial” refere-se a execuções do modelo com conjuntos de parâmetros a priori. (i) Variável única (vazão, nível da água, extensão da inundação, TWS, ET da vegetação, umidade do solo) e (ii) calibração multivariável (todas exceto vazão, nível da água + umidade do solo). A distribuição dos valores nos boxplots deriva de 300 execuções de modelos (100 para cada um dos três experimentos de calibração). Os números próximos aos boxplots representam Pontuação de Habilidade (%). As cores referem-se a classes de pontuação de habilidade. Fonte: (OLIVEIRA et al., 2021).	49
Figura 7- Fluxograma resumo dos procedimentos metodológicos	58
Figura 8 - Representação da bacia no modelo MGB-IPH: a) bacia e rede de drenagem reais; b) bacia e rede de drenagem representada pelo modelo e c) célula dividida em URHs.	60
Figura 9 - Panorama geral do modelo MGB-IPH. Fonte: (PAZ e COLLISCHONN, 2007).	65
Figura 10 - Fluxograma da aplicação do MGB-IPH, com relação aos dados de entrada e ao geoprocessamento. Fonte: (COLLISCHONN, 2001).	68
Figura 11 - Dados climáticos usados para entrada do MGB-IPH: a) Precipitação; b) Temperatura; c) Umidade relativa do ar; d) Velocidade do vento; e) Insolação e f) Pressão atmosférica.	73
Figura 12 - Classes de uso/tipo solo para a Bacia hidrográfica do Rio Piancó – PB. Fonte: (FELIX e PAZ, 2016).....	74
Figura 13 - a) Localização da bacia do rio Piancó no Semiárido Brasileiro; b) Indicação de hidrografia e estações pluviométricas, meteorológicas e de vazão; c) Discretização do modelo hidrológico e mapa de unidades de resposta hidrológica.	76

Figura 14 - Precipitação da bacia hidrográfica do rio Piancó: a) diária, b) mensal e c) anual.	78
Figura 15 - Período de calibração e validação.	79
Figura 16 - Blocos ou unidades de resposta hidrológica adotados para a modelagem da bacia do Rio Grande. Fonte: Relatório Final do Projeto FAURGS/FINEP, 2007.	81
Figura 17 - Rede de drenagem do modelo hidrológico (células de $0,1^\circ \times 0,1^\circ$) para a bacia do Rio Grande. Fonte: Relatório Final do Projeto FAURGS/FINEP, 2007.	82
Figura 18 - Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Grande.	83
Figura 19 - Vazões médias mensais naturais no Rio Grande em Furnas no período de 1931 a 2001. Fonte: (COLLISCHONN et al., 2007)	85
Figura 20 - Esquema da abordagem de média espacial para incorporação da ETR (AET na figura) dos produtos MOD16 (a) e GLEAM (b) como variáveis de calibração da variável do modelo hidrológico MGB.	95
Figura 21 - Esquema da abordagem espacialmente distribuída para incorporação da ETR (AET na figura) dos produtos MOD16 (a) e GLEAM (b) como variável de calibração da variável hidrológica MGB	97
Figura 22 - Métricas calculadas para Bacia Piancó comparando a vazão observada e calculada (métricas baseadas em Q) para o procedimento de calibração padrão e os procedimentos de calibração propostos para os períodos de calibração e validação (os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).	104
Figura 23 - Métricas calculadas para Bacia Furnas comparando a vazão observada e calculada (métricas baseadas em Q) para o procedimento de calibração padrão e os propostos nos períodos de calibração e validação (os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).	105
Figura 24 - Skill score (S) para os procedimentos de calibração propostos em relação à abordagem padrão para a bacia de Piancó (ver Tabela 6 para os detalhes de cada execução de calibração), considerando: a) Métricas calculadas comparando a vazão observada e calculada; b) Métricas calculadas comparando a ETR média espacialmente; c) Métricas calculadas comparando a SM média espacialmente; os valores são limitados ao intervalo de -1 a 1 em todos os gráficos.	107
Figura 25 - Skill score (S) para os procedimentos de calibração propostos em relação à abordagem padrão para a bacia de Furnas (ver Tabela 6 para os detalhes de cada execução de calibração), considerando: a) Métricas calculadas comparando a vazão observada e calculada; b) Métricas calculadas comparando a ETR média espacialmente; os valores são limitados ao intervalo de -1 a 1 em todos os gráficos.	108
Figura 26 - Métricas calculadas comparando a evapotranspiração real (ETR) observada e calculada para o padrão e os procedimentos de calibração propostos e para os períodos de calibração e validação para a Bacia Piancó (a calibração padrão é avaliada em relação às estimativas MOD16 e GLEAM ETR; os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).	109
Figura 27 - Métricas calculadas comparando a ETR observada e calculada para os procedimentos de calibração padrão e propostos e para os períodos de	

calibração e validação para a Bacia Furnas (a calibração padrão é avaliada em relação às estimativas MOD16 e GLEAM ETR; os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).....	110
Figura 28 - Métricas calculadas comparando a SM referência (ESA CCI) e calculada para os procedimentos de calibração padrão e propostos e para os períodos de calibração e validação para a Bacia de Piancó.....	111
Figura 29 - Métricas calculadas comparando a SM de referência (ESA CCI) e calculada para os procedimentos de calibração padrão e propostos e para os períodos de calibração e validação para a Bacia de Furnas.....	111
Figura 30 - Comparação entre os hidrogramas observados e calculados obtidos com o padrão e os quatorze procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na bacia Piancó.....	114
Figura 31 - Comparação entre os hidrogramas observados e calculados obtidos com o padrão e os oito procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na bacia de Furnas.	115
Figura 32 - Comparação das curvas de permanência das vazões observadas e calculadas para os quatorze procedimentos propostos (configurações de calibração na tabela 4): a) para a bacia Piancó e b) para a bacia de furnas.	117
Figura 33 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS MOD16 (a) e GLEAM (b) e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os oito procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia Piancó.	120
Figura 34 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS MOD16 (a) e GLEAM (b) e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os oito procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia Furnas.	121
Figura 35 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS [MOD16 e GLEAM] e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os seis procedimentos de calibração propostos incluindo SM na configuração de calibração para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia de Piancó	122
Figura 36 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS [MOD16 e GLEAM] e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os seis procedimentos de calibração propostos incluindo SM na configuração de calibração para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia de Furnas.	123
Figura 37 - Comparação entre a ETR mensais calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia do Piancó baseados em: a) ETR estimada pelo MOD16; b) ETR estimada pelo GLEAM e c) SM estimada pelo ESA CCI. .	125
Figura 38 - Comparação entre a ETR mensais calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia de Furnas baseados em: a) ETR estimada pelo MOD16; b) ETR estimada pelo GLEAM e c) SM estimada pelo ESA CCI. .	126
Figura 39 – Comparação entre SM estimada pelo RS [ESA CCI] e pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os quatorze procedimentos de calibração propostos com configuração de calibração incluindo Q, SM e ETR nas FOs para parte dos períodos de calibração e validação na bacia Piancó.	129
Figura 40 - Comparação entre SM estimada pelo RS [ESA CCI] e pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os quatorze procedimentos de calibração	

propostos com configuração de calibração incluindo Q, SM e ETR nas FOs para parte dos períodos de calibração e validação na bacia Furnas.	130
Figura 41 - Comparação entre a SM mensal calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia de Piancó.....	132
Figura 42 - Comparação entre a SM mensal calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia de Furnas.	133
Figura 43 - Variação dos parâmetros calibrados nos 14 procedimentos de calibrações realizados para a bacia do Piancó.	136
Figura 44 - Variação dos parâmetros calibrados nos 14 procedimentos de calibrações realizados para a bacia de Furnas.	136
Figura 45 - Variação espacial da ETR mensal da bacia do Piancó: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET.....	138
Figura 46 - Variação espacial da SM mensal da bacia do Piancó: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET.....	140
Figura 47 - Variação espacial da ETR mensal da bacia de furnas: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET.....	142
Figura 48 - Variação espacial da SM mensal da bacia de Furnas: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET.....	143

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Aplicações na literatura de modelos calibrado com dados de SR.....	51
Tabela 2- Descrição dos parâmetros de solo do MGB-IPH.....	69
Tabela 3 - Limites dos parâmetros para calibração automática	75
Tabela 4 - Limites dos parâmetros para calibração automática	82
Tabela 5 - Detalhe das informações dos produtos de SR usados para a calibração e validação do modelo MGB	85
Tabela 6 - Configuração dos procedimentos de calibração padrão e propostos..	99

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO, MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA

Os modelos hidrológicos constituem uma ferramenta importante para a reconstrução e compreensão da variabilidade hidrológica do passado e para estimar futuras mudanças hidrológicas (PARR, WANG e BJERKLIE, 2015). Desempenham um papel relevante na gestão moderna dos recursos hídricos devido, principalmente, ao seu potencial em análises de cenários, exigindo cada vez mais uma robusta estrutura de dados hidrológicos para estimar os processos hídricos das bacias hidrográficas (SHA et al., 2014).

Nos modelos hidrológicos distribuídos (MHDs), particularmente, nos modelos tipo chuva-vazão, existem diferentes tipos de incertezas, como aquelas associadas aos dados de entrada, aos processos hidrológicos representados, à formulação matemática do modelo hidrológico (MH), à discretização espaço-temporal da modelagem e à calibração de parâmetros, a observações incertas, dentre outros tipos (RAJIB et al., 2018a).

Estudos recentes indicam que as incertezas associadas aos modelos hidrológicos ainda precisam de mais investigação (FERREIRA et al., 2020; BECKER et al., 2019; RAJIB et al., 2018a; KARLSSON et al., 2016). Em particular, o processo de calibração de parâmetros de um modelo hidrológico é um aspecto de grande repercussão à qualidade da modelagem e que precisa ser melhorado.

Normalmente, os modelos hidrológicos são calibrados considerando apenas o ajuste referente à reprodução das vazões observadas (BECKER et al., 2019; RAJIB et al., 2018a). Existem duas razões principais para isso. Primeiro, a vazão representa a variável de maior interesse a ser estimada por um modelo hidrológico, além do que as vazões representam uma resposta integrada do sistema hidrológico a um conjunto de fatores naturais (por exemplo, clima e paisagem) e influências antropogênicas (por exemplo, desmatamento e reservatórios) ocorrendo a montante da localização da medição (RIENTJES et al., 2013). Em segundo lugar, existe a questão prática, da maior disponibilidade de dados observados de vazão relativamente a de outros processos hidrológicos representados na modelagem.

Idealmente, para modelar os recursos hídricos com maior precisão, é importante examinar diferentes componentes do ciclo hidrológico, e não apenas a vazão na rede de drenagem, incluindo processos de movimentação de água (por exemplo, evaporação e vazão) e armazenamento de água (por exemplo, umidade do solo, vapor de água, água subterrânea e corpos d'água superficiais) (HERMAN et al., 2018). Um dos principais desafios da modelagem hidrológica é a representação confiável da variabilidade espaço-temporal dos processos naturais (BEVEN, 2019; SINGH, 2018), aos quais a pegada da atividade humana é frequentemente sobreposta. No entanto, a modelagem distribuída de processos hidrológicos tem limitações, e dois problemas principais são a superparametrização e a incerteza (QIN et al., 2008).

Um modelo hidrológico pode ser aplicado para diferentes propósitos, o que significa que sua habilidade em reproduzir diferentes aspectos do regime de vazões observadas pode variar em relevância conforme a aplicação (GARCIA et al., 2017). Por exemplo, um modelo hidrológico para estimar disponibilidade hídrica em regiões semiáridas poderia ser avaliado quanto à capacidade em representar as vazões no período de estiagem. Por outro lado, um modelo hidrológico aplicado para sistema de previsão e alerta de cheias deve ter melhor habilidade em simular as vazões de cheia. Enquanto não variar no tempo as características físicas da bacia hidrográfica, tais modelos ajustados têm grande aplicabilidade a essas situações exemplificadas. Contudo, mudanças no uso da terra e até cenários de mudanças climáticas podem não ser adequadamente representados por modelos que tenham sido ajustados apenas na vazão, pois os erros na representação de processos hidrológicos intermediários agora são cruciais para a capacidade preditiva do modelo.

Embora a vazão seja a chave para entender a dinâmica temporal de um sistema hídrico, não representa muita informação sobre a heterogeneidade espacial interna dos processos hidrológicos nesse sistema (RAJIB et al., 2018a). Em um modelo hidrológico, diferentes erros podem acontecer espaço-temporalmente na representação dos fluxos de água via evapotranspiração, infiltração e armazenamento de água no solo, mas que estão se compensando de certa forma que o regime de vazões é relativamente bem reproduzido (OLIVEIRA, et al., 2021; RAJIB et al., 2018a; 2018b; HERMAN et al., 2018). Isto leva a que um

modelo esteja certo pelas razões erradas (KIRCHNER, 2006). Compensar as limitações dos dados e as diferentes fontes de incerteza é um dos efeitos da calibração dos parâmetros do modelo hidrológico. A calibração do modelo busca reduzir as incertezas relacionadas à estimativa dos parâmetros do modelo, obtendo o melhor conjunto de valores para as condições locais (ARNOLD et al., 2012; FRANCO e BONUMÁ, 2017). A calibração do modelo hidrológico é geralmente desafiadora (EMAM et al., 2018).

Idealmente, um modelo hidrológico deveria ser calibrado e avaliado quanto à representação de processos hidrológicos intermediários. Um aspecto desafiador é a fraca representatividade espacial e temporal das medições *in situ* (OLIVEIRA et al., 2021), tornando as observações disponíveis insuficientes para capturar a heterogeneidade espaço-temporal dos processos hidrológicos dominantes (DEMBÉLÉ et al., 2020). A calibração de um modelo hidrológico combinando dados complementares de variáveis dos processos hidrológicos intermediários obtidos por sensoriamento remoto (SR) e medições *in situ*, é uma solução promissora para superar as limitações da calibração tradicional somente baseada nas vazões observadas e tem sido cada vez mais discutida na literatura recente (FOWLER et al., 2020; DEMBÉLÉ et al., 2020; HERMAN et al., 2018; LÓPEZ LÓPEZ et al., 2017).

A disponibilidade crescente e sem precedentes de dados do SR em resoluções espaciais e temporais cada vez mais refinadas tem sido cada vez mais usada no monitoramento hidrológico (DEMBÉLÉ et al., 2020) e nos últimos anos na integração com MH.

Na integração entre SR e MH, uma das abordagens é usar dados estimados de evapotranspiração e umidade do solo obtidos por SR para calibrar o MH (DEMBÉLÉ et al., 2020; LÓPEZ LÓPEZ, et al., 2017; RAJIB, MERWADE e YU, 2016). Além da comparação entre vazão calculada pelo MH e observada, faz-se também a comparação entre evapotranspiração e umidade do solo simuladas pelo MH e estimadas pelo SR (MEI et al., 2023; KUNNATH-POOVAKKA et al., 2018).

Espera-se que a inclusão de componentes hidrológicos adicionais no processo de calibração dos parâmetros permita que o modelo represente melhor todo o processo chuva-vazão na bacia (DEMBÉLÉ et al., 2020; HERMAN et al., 2018; LÓPEZ LÓPEZ et al., 2017). Alguns estudos observaram uma melhora significativa na representação do regime de vazão por um modelo hidrológico após

a incorporação dos dados de evapotranspiração ou umidade do solo na calibração (DEMBÉLÉ et al., 2020; HERMAN et al., 2018; CHEN et al., 2017; YASSIN et al., 2017), outros encontraram pequenas alterações de desempenho ou até redução do modelo na capacidade de reproduzir o regime hidrológico observado (STISEN et al., 2018; TANGDAMRONGSUB et al., 2017; TOBIN e BENNETT, 2017). Essa discussão é complexa, visto que a redução da capacidade em reproduzir as vazões observadas pode ser resultante de melhor representação dos demais processos hidrológicos intermediários. Dependendo da finalidade de aplicação do modelo, ainda assim seria um modelo hidrológico de melhor capacidade preditiva.

Embora estudos anteriores tenham analisado o valor da integração de dados de SR na modelagem hidrológica por meio de calibração ou assimilação de dados (ver revisão de OLIVEIRA et al., 2021), este tópico ainda não foi totalmente explorado em seu potencial. Dentre os desafios científicos existentes ainda há lacunas que podem ser melhoradas, como por exemplo traduzir a comparação espaço-temporal dos campos de evapotranspiração real (ETR) e umidade do solo (SM) simulados pelo modelo e estimados por SR ou medidos no campo em uma (ou algumas) funções objetivo (IMMERZEEL e DROOGERS, 2008; VENUGOPAL et al., 2005). Esta questão surge com o crescente interesse em avaliar os padrões espaciais dos processos hidrológicos (FOWLER et al., 2020; KO et al., 2019; ZINK et al., 2018) e particularmente em considerar um procedimento de calibração distribuído espacialmente (DEMBÉLÉ et al., 2020; RAJIB et al., 2018a e 2018b). A incorporação de observações hidrológicas espacializadas que representem aproximadamente os padrões espaciais correspondentes pode reduzir significativamente as incertezas da modelagem hidrológica (GRAYSON e BLÖSCHL, 2000).

Quatro questões importantes precisam ser abordadas para comparar espaço-temporalmente as estimativas de SR e os resultados do modelo hidrológico e traduzi-los em uma função objetivo adequada. A primeira está relacionada às discretizações espaciais distintas de ambos os conjuntos de dados, que implicam nas diferenças em escalas (a nível célula, bacia, sub-bacia, e unidade de resposta hidrológica), o que requer o desenvolvimento de procedimentos específicos de conversão e correspondência (DEMBÉLÉ et al., 2020; HERMAN et al., 2018; FRANCO e BONUMÁ, 2017; RIENTJES et al., 2013). O segundo aspecto é a

duração relativamente curta das séries temporais disponíveis do SR em comparação com os dados de vazão observados (FRANCO e BONUMÁ, 2017; RIENTJES et al., 2013; IMMERZEEL e DROOGERS, 2008). A terceira questão é compatibilizar a discretização temporal dos dados do SR e os passos de tempo do modelo hidrológico. Por último, existe a necessidade de converter a comparação espaço-temporal em uma função objetivo (calibração monobjetvo) ou mais de uma função objetivo (calibração multiobjetivo) que leve o modelo a alcançar a melhoria desejada na representação do processo hidrológico.

Diante do exposto, é plausível a hipótese de que incluir variáveis de SR na calibração de um MH usando diferentes abordagens de calibração pode melhorar a representação da dinâmica interna do modelo e ter a representação melhorada do ciclo da água como um todo, mesmo em áreas com pouca disponibilidade de dados e de grande interferência antrópica. Nesse sentido, calibrar um modelo hidrológico olhando simultaneamente para diferentes variáveis intermediárias pode aumentar a capacidade de identificar as limitações e inconsistências do modelo.

Sobretudo, esta pesquisa contribui para essas questões científicas ao apresentar e avaliar duas abordagens para incorporar explicitamente a comparação espaço-temporal de campos espaciais de evapotranspiração e umidade do solo em uma calibração multiobjetivo de um modelo hidrológico distribuído em grande escala. Nesse contexto, este estudo explora o valor da combinação de produtos de SR que refletem diferentes componentes do balanço hídrico, com diferentes esquemas de calibração multiobjetivo. Para isso, funções objetivo (FOs) baseadas em comparações de vazão, umidade do solo e evapotranspiração e estimativas dessas últimas duas variáveis a partir de dois produtos de SR são testados para duas bacias hidrográficas brasileiras com condições hidroclimáticas completamente distintas.

A motivação desta pesquisa está relacionada a um dos 23 problemas não resolvidos em hidrologia (BLOSCHL et al., 2019), no que diz respeito ao desenlace e redução das incertezas de modelos (estruturais, parâmetros, dados de entrada) na predição hidrológica.

Avanços na modelagem hidrológica como os propostos nesta pesquisa visam melhorar a capacidade de representar a transformação chuva-vazão. Isso é fundamental para uma melhor gestão dos recursos hídricos e especificamente para

a gestão do risco de seca ou inundações, atuando através dos seus três pilares (WILHITE et al., 2014): monitoramento e previsão, avaliação de vulnerabilidade e impacto, planejamento, mitigação e medidas de resposta.

1.2 OBJETIVO GERAL

Avaliar a integração de produtos de evapotranspiração real e umidade do solo estimados por sensoriamento remoto para incrementar a capacidade de um modelo hidrológico distribuído em representar espaço-temporalmente os processos hidrológicos.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- (1) determinar o desempenho de um modelo hidrológico calibrado com estimativas de evapotranspiração e umidade do solo obtidos por sensoriamento remoto;
- (2) desenvolver uma abordagem de calibração espacialmente distribuída a partir da comparação entre campos de evapotranspiração e umidade do solo;
- (3) avaliar o desempenho de procedimentos de calibração multivariáveis baseadas em estimativas de evapotranspiração e umidade do solo
- 4) avaliar benefício da calibração com incorporação da evapotranspiração e umidade do solo em relação ao tipo de região climática (semiárida ou tropical).

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 MODELAGEM HIDROLÓGICA DISTRIBUÍDA

Os modelos hidrológicos são representações matemáticas de processos físicos que descrevem o comportamento das bacias hidrográficas (TUCCI, 2005). O desenvolvimento de um MH procura responder às questões emergentes de cada época, dando ênfase aos processos hidrológicos mais representativos da realidade de bacias hidrográficas.

Os modelos hidrológicos distribuídos (MHDs) podem fornecer estimativas espacialmente explícitas da representação dos processos hidrológicos como um subsídio essencial para a tomada de decisões (DEMBÉLÉ et al., 2020; FATICHI et al., 2016). Esse tipo de modelo é uma alternativa robusta e amplamente aceita, que pode representar processos hidrológicos usando equações de mecanismos físicos em diferentes escalas espaciais e temporais (ZHANG et al., 2016). Sua aplicação é necessária tanto para a previsão das respostas hidrológicas das bacias em grandes escalas espaciais quanto para simulações das respostas a cenários futuros.

Beven (2001) argumenta que o uso de modelagem hidrológica distribuída é mais “realista” do que modelos mais simples que são calibrados para dados históricos em um exercício de ajuste de hidrogramas, com menos garantia, portanto, de que o modelo tenha desempenho aceitável na simulação de respostas em outros períodos ou para outras condições. Porém, modelos hidrológicos distribuídos requerem uma quantidade considerável e detalhada de informação sobre a bacia hidrográfica de modo a realizar a parametrização dos processos simulados.

Esse tipo de modelo é frequentemente utilizado para melhor entender o comportamento dos fenômenos hidrológicos na bacia, o dimensionamento de estruturas hidráulicas e predição de cenários hidrológicos de planejamento, a análise de consistência e preenchimento de falhas nos dados observados, a análise dos efeitos resultantes de modificação do uso do solo na bacia, e previsão de variáveis hidrológicas (por exemplo, a vazão) em tempo real (TUCCI, 2005).

Um dos principais desafios da MH é a representação confiável da variabilidade espaço-temporal dos processos naturais (BEVEN, 2019; SINGH, 2018), à qual a pegada da atividade humana é frequentemente sobreposta. Na maioria das bacias, as observações disponíveis *in situ* não são suficientes para capturar a heterogeneidade espaço-temporal dos processos hidrológicos dominantes (DEMBÉLÉ et al., 2020).

No entanto, a modelagem distribuída de processos hidrológicos tem suas limitações. Os principais problemas são a superparametrização e a incerteza, no sentido de que a maioria dos modelos não foi validada em todos os seus aspectos (QIN et al., 2008). Novas fontes de dados para observação de processos hidrológicos podem aliviar alguns dos problemas enfrentados pela validação e uso operacional de modelos hidrológicos, como é o caso da integração com o SR.

2.2 INCERTEZAS NA MODELAGEM HIDROLÓGICA

Independentemente do contexto em que os modelos hidrológicos são formulados, ocorrem várias incertezas. Os principais erros estão particularmente na estrutura do modelo, nos dados de entrada ou no conjunto de parâmetros, devido às simplificações do modelo e às relações desconhecidas ou não determináveis dentro do modelo (EMAM et al., 2018).

Modelos hidrológicos, como representações simplificadas da realidade, estão sujeitos a maiores incertezas. A questão da incerteza em modelagem hidrológica está ligada aos sete componentes citados por Liu e Gupta (2007). As principais delas são: (1) complexidade da estrutura do sistema, abrangendo um maior número de processos; (2) necessidade de especificação de um maior número de parâmetros, como, por exemplo, associados aos diferentes tipos de uso da terra, classes de solo e camadas geológicas; e (3) representação da heterogeneidade espacial de parâmetros, variáveis de entrada, estados e condições iniciais (WARREN, 2013).

As propriedades dos erros do modelo hidrológico dependem da fonte da incerteza, portanto, diferentes técnicas são frequentemente necessárias para tratar a incerteza (LIU e GUPTA, 2007). As incertezas do prognóstico do modelo aumentam à medida que as informações são limitadas, pois os dados permitem

aferir os modelos matemáticos (ou de base física) e reduzir as incertezas desses modelos nas estimativas das variáveis de interesse (FRAGOSO JR, FERREIRA e MARQUES, 2009).

Nesse aspecto, a calibração dos parâmetros representa uma forma de compensação pelas diferentes incertezas existentes. Por isso, a calibração dos MH é uma tarefa desafiadora (EMAM et al., 2018). Deve-se ter cautela nesse processo, visto que falhas do usuário quanto à preparação de dados e configuração do modelo também podem resultar em comportamento final satisfatório do modelo, pois o ajuste dos parâmetros pode compensar tais falhas, e assim agregar incerteza aos resultados.

Wagner e Gupta (2005) enfatizam a necessidade de propagar e relacionar claramente as incertezas do modelo, associando um grau apropriado de confiança para as suas estimativas. Um procedimento de calibração do modelo tenta reduzir a incerteza da estimação e interpolação dos parâmetros do modelo, obtendo a melhor parametrização para as condições locais (FRANCO e BONUMÁ, 2017; ARNOLD et al., 2012).

Alguns autores defendem a utilização de observações hidrológicas espacializadas para a diminuição de incerteza em MH, chamados de padrões espaciais (GRAYSON e BLÖSCHL, 2000). Nesse sentido, a utilização de padrões permite um melhor entendimento dos processos hidrológicos, bem como da quantificação de como estes processos afetam e são afetados pela variabilidade espacial da superfície em diferentes escalas. Particularmente, a utilização de SR representa uma alternativa interessante na diminuição de incerteza de modelos hidrológicos (WARREN, 2013).

Dados de SR são mais acessíveis e com maior resolução espaço-temporal em comparação com as observações *in situ*, embora os dados de SR geralmente não sejam medições diretas de processos hidrológicos, o que adiciona um nível de incerteza a qualquer estudo de estimativa de parâmetros baseado na SR (DEMBÉLÉ et al., 2020; EHLERS et al., 2018; MA et al., 2018).

No entanto, os produtos de SR fornecem informações espaciais sobre processos hidrológicos, o que os torna uma fonte de informação exclusiva e relevante para representações espacialmente distribuídas do sistema em modelos (STISEN et al., 2018; WAMBURA et al., 2018). Alguns autores acreditam que,

apesar das incertezas associadas às estimativas dos modelos distribuídos e aos produtos de SR, a possibilidade de combiná-los resulta em significativo benefício mútuo (XU, LI e TOLSON, 2014; WARREN, 2013).

2.3 CALIBRAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS

Uma importante etapa na implementação de um MH é a calibração de parâmetros, a qual é usada para ajustar o desempenho do modelo para melhor simular os sistemas naturais que eles estão tentando descrever (RAJIB et al., 2016; HERMAN et al., 2018). Desse modo, o objetivo da calibração é encontrar os valores dos parâmetros do modelo que permitam uma representação satisfatória do comportamento hidrológico da bacia. Entretanto, os desempenhos dos modelos ainda são limitados pela qualidade e quantidade dos dados de entrada e suas disponibilidades (HERMAN et al., 2018).

A calibração de um modelo hidrológico envolve a restrição do espaço de solução, isto é, o intervalo de combinações de parâmetros, para identificar o conjunto de parâmetros mais ideal que representa ostensivamente a física das bacias hidrográficas (RAJIB et al., 2018b). No entanto, esta pode ser uma abordagem deficiente, já que diversas combinações de parâmetros podem resultar em um hidrograma satisfatório, mesmo que os processos hidrológicos intermediários não estejam sendo bem representados (ex.: evapotranspiração, interceptação, geração de escoamento).

A calibração geralmente baseada na comparação entre hidrogramas modelados e observados para um número limitado de locais e um pequeno número de parâmetros de entrada compreende a variação dos valores desses parâmetros em um modo de tentativa e erro para alcançar uma resposta desejada (GUPTA et al., 1998). Em um modelo hidrológico distribuído complexo com grande quantidade de parâmetros e aplicado a uma bacia com grande heterogeneidade espacial e temporal, essa abordagem pode ser incômoda ou infactível. Para superar essas dificuldades, vários métodos diferentes de otimização de parâmetros foram desenvolvidos e implementam uma abordagem sistemática para a estimação de parâmetros (IMMERZEEL e DROOGERS, 2008).

Uma das técnicas pioneiras é a calibração manual por tentativa e erro. Segundo Collischonn e Tucci (2003), a calibração por tentativa e erro (ou ajuste manual) consiste em repetidas execuções do modelo e análises dos resultados. Trata-se de um processo iterativo, onde o usuário do modelo altera os valores dos parâmetros em cada simulação. Esse processo continua até que o usuário decida que o resultado encontrado é satisfatório na comparação entre os valores calculados e observados (BRAVO et al., 2009). Apesar de ser robusto e simples, depende essencialmente da habilidade do usuário e requer uma compreensão abrangente do modelo, do sistema real e dos dados, para garantir resultados confiáveis.

Com o objetivo de tornar mais rápido e eficiente o processo de calibração, foram desenvolvidos algoritmos de otimização que de alta performance para a calibração automática de modelos hidrológicos. O processo de calibração automática de MH pode ser visto como um problema de otimização, no qual uma ou mais Função Objetivo (FO) devem ser minimizadas ou maximizadas, estando sujeito a restrições impostas ao espaço de busca dos parâmetros do modelo (NASCIMENTO et al., 2009).

A calibração automática pode ser de caráter mono-objetivo (otimização de somente uma FO) ou multiobjetivo, esse último procura a maximização ou minimização de várias FO de forma simultânea, de modo a considerar os diferentes eventos avaliados (FORMIGA et al., 2016). Diante disso, constatou-se que a calibração multiobjetivo potencialmente leva a um melhor desempenho do modelo, embora ainda não seja bem compreendido que critérios devem ser utilizados para melhor julgar tal desempenho (WOHLING et al., 2013).

Embora os modelos hidrológicos simulem diversos componentes do ciclo hidrológico, geralmente são calibrados somente com dados de vazão observada em pontos da rede de drenagem da bacia modelada (FELIX e PAZ, 2016; OLIVEIRA et al., 2019). Isso porque a vazão engloba os diversos processos hidrológicos e pode ser medido com maior precisão do que os outros componentes, além de que tradicionalmente a vazão é a variável de maior interesse a ser estimada pelos modelos.

Embora a chuva e a vazão sejam a chave para entender a dinâmica temporal de um sistema hidrológico como uma bacia hidrográfica, a vazão não representa

muita informação sobre a heterogeneidade espacial interna dos processos hidrológicos (RAJIB et al., 2018). Portanto, a vazão ainda tem pouco poder discriminatório para restringir o espaço de parâmetros viável de um modelo distribuído (DEMBÉLÉ et al., 2020). Em consequência disto, parte do ciclo hidrológico, especialmente a zona insaturada, pode permanecer não calibrada (FRANCO e BONUMÁ, 2017; WANDERS et al., 2014), resultando em simulações não satisfatórias de outros componentes hidrológicos, o que acaba reduzindo o desempenho do modelo de modo geral.

Nesse sentido, além do uso direto de dados de SR para monitoramento e gerenciamento de recursos hídricos (CUI et al., 2019; SHEFFIELD et al., 2018), uma parte crescente da literatura aborda a questão de como esses conjuntos de dados podem ser usados para melhorar a modelagem hidrológica (DEMBÉLÉ et al., 2020; CUI et al., 2019; BARONI et al., 2019; NIJZINK et al., 2018; HERMAN et al. 2018; LÓPEZ LOPÉZ et al., 2017).

A consideração de diferentes variáveis observadas de maneira espacialmente distribuída pode reduzir o problema da equifinalidade (EFSTRATIADIS e KOUTSOYIANNIS, 2010), pois menos conjuntos de parâmetros são capazes de satisfazer os critérios de calibração (DAGGUPATI et al., 2015).

Muitos estudos relatam diferentes desempenhos de modelos ao usar diferentes produtos baseados em satélite como entrada (por exemplo, precipitação; POMEON et al., 2018; THIEMIG et al., 2013) ou como variáveis de calibração (por exemplo, evaporação, SMe armazenamento de água terrestre (BAI, LIU, e LIU, 2018; NIJZINK et al., 2018).

No entanto, é relevante mencionar que para uma determinada região, produtos diferentes podem fornecer valores absolutos consideravelmente diferentes entre si de uma variável específica, embora possam exibir padrões espaciais plausíveis e similares entre eles (BECK et al., 2017; DEMBELE e ZWART, 2016).

Diante disso, na busca por reduzir as incertezas de MH, um questionamento crescente é: a inclusão de componentes hidrológicos adicionais no processo de calibração de parâmetros proporciona que o modelo represente melhor todo o processo que ocorre no ambiente (DEMBÉLÉ et al., 2020; GUI et al., 2019; HERMAN et al. 2018; LÓPEZ et al., 2017)?

2.4 SR APLICADO À ESTIMATIVA DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO

O SR é definido como a ciência de identificar, observar e medir um objeto sem contato físico (GRAHAM, 1999). Com os avanços na tecnologia de satélites, os dados orbitais de satélite detectados remotamente tornaram-se uma fonte de monitoramento consistente para todo o mundo, com aplicações que variam desde a produção agrícola até avaliações de recursos hídricos (HERMAN et al., 2018).

Dados de SR podem fornecer variações espacialmente distribuídas de ETR em escalas regionais ou globais, que são extremamente valiosas, por exemplo, em sistemas de pesquisa climática global e de assimilação de dados terrestres (LI et al., 2019).

Dentre os fenômenos que compõem o ciclo hidrológico, a ETR é um dos mais importantes fatores mediadores do clima e do tempo, consistindo da ligação entre energia, clima e hidrologia (RUHOFF et al., 2013), a ETR controla os retornos da água em escala regional entre superfície e atmosfera e responde por 65% da precipitação continental (TRENBERTH et al., 2007).

A ETR é uma das variáveis-chave do processo de troca de energia hídrica entre hidrosfera, atmosfera e biosfera e, juntamente com a precipitação, desempenha um papel importante na regulação da disponibilidade e distribuição da água de superfície (ZHENG et al., 2019; LI, et al., 2019)

Por isso, é um processo importante para avaliar os ciclos de água e energia em sistemas hidrológicos em várias escalas (CHUN et al., 2018). Como um caminho importante para as interações terra-atmosfera, a ETR influencia a água superficial, a energia e os fluxos de carbono (XIA et al. 2015).

A estimativa confiável da ETR é essencial para a sustentabilidade ambiental, conservação, biodiversidade e gestão eficaz dos recursos hídricos (ABIODUN et al., 2018). É um processo particularmente difícil de medir ou simular com precisão (PARR, WANG e BJERKLIE, 2015). A ETR é medida e estimada principalmente usando ferramentas de medição baseadas no solo e/ou através de várias técnicas de modelagem, muitas vezes envolvendo SR (TABARI et al., 2013).

Os métodos de medição baseados em dados de superfície, como o *Bowen Ratio Energy Balance* (BREB), *Eddy Covariance* (EC), *Large Aperture*

Scintillometers (LAS) e lisímetros têm sido considerados os métodos de determinação ETR mais precisos e confiáveis (ABIODUN et al., 2018; RUHOFF et al., 2013; LIU et al., 2013). Porém, a aplicação desses métodos tem alto custo, é demorada e é espacialmente e/ou temporalmente limitada (GLENN et al., 2007). Apesar da confiabilidade relativa dos métodos de medição baseados no solo, existem incertezas inerentes associadas aos diferentes métodos, que afetam a precisão das medições de ETR (ABIODUN et al., 2018; BALDOCCHI, 2003).

Atualmente, as técnicas de SR têm sido promissoras para análise da ETR em grandes áreas. A aquisição de dados de SR é por natureza espacial, obtida por meio de sensores termais restritos à frequência de imageamento (alta a baixa) e à resolução espacial (média a baixa) (WARREN, 2013). Contudo, a ETR não pode ser observada diretamente por satélites de observações da Terra, e sim estimada a partir de dados coletados por SR, combinando-se com modelos que descrevem as trocas de água e energia superfície-atmosfera (WAGNER et al., 2009).

Estimar a ETR utilizando modelos hidrológicos é por meio da consideração do balanço hídrico no solo, pois o estresse hídrico provoca valores de evapotranspiração abaixo das taxas potenciais. Enquanto em SR, diferentes estratégias podem ser utilizadas para se obter estimativas de ETR, incluindo métodos empíricos até físicos. Os métodos físicos são baseados no balanço de energia, com possibilidade de separação entre a evaporação e a transpiração.

O uso de dados de entrada de SR em muitos algoritmos de balanço de energia de superfície e modelos hidrológicos altamente parametrizados foi extensamente documentado (ZHANG et al., 2016). Os avanços no SR viram esses métodos se tornarem proeminentes em estudos de avaliação de recursos hídricos (LONG et al., 2014; ZHANG et al., 2016). Vários modelos hidrológicos e modelos de balanço de energia de superfície com detecção remota são usados atualmente em simulações de ETR global.

No estudo de Kite e Droogers (2000), foram usados oito métodos diferentes de estimativa da evaporação e transpiração reais, incluindo dados de campo, modelos hidrológicos e a dados de satélite, e, com uma gama de estimativas de ETR a partir dos vários métodos, nenhum foi evidentemente melhor do que outro.

Visando simplificar o processo de obtenção de variáveis hidrológicas para grandes áreas, alguns algoritmos globais têm sido desenvolvidos nos últimos anos,

dentre eles: *Surface Energy Balance Index* (SEBI), *Surface Energy Balance Algorithms for Land* (SEBAL) (BASTIAANSEN et al., 1998), *Atmosphere-Land Exchange Inverse* (ALEXI) (MECIKALSKI et al., 1999), *Two-Source Model* (TSM) (NORMAN et al., 1995), *Surface Energy Balance System* (SEBS) (SU, 2002), *Mapping Evapotranspiration at High Resolution and with Internalized Calibration* (METRIC) (ALLEN et al., 2007); *Operational Simplified Surface Energy Balance* (SSEBop) (ANA, 2020; SENAY et al., 2018); *Global Land Evaporation Amsterdam Model* (GLEAM) e *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MOD16) (RUHOFF et al., 2013).

2.5 SR APLICADO A ESTIMATIVA DA UMIDADE DO SOLO

A umidade do solo (SM) é um fator essencial para os processos de escoamento, evaporação e infiltração em uma bacia hidrográfica (ODUSANYA et al., 2019). É um parâmetro importante do ciclo hidrológico, com impactos hidrológicos, ecológicos, ambientais e agrícolas. Isso ocorre porque a SM está direta ou indiretamente relacionada a processos, como escoamento superficial e recarga de águas subterrâneas, bem como ao comportamento do ecossistema (SOUZA et al., 2018; FERNÁNDEZ et al. 2016; MOLERO et al., 2016).

O monitoramento da SM fornece informações fundamentais sobre as interações entre solo, vegetação e atmosfera para melhorar a precisão da previsão meteorológica (SOUZA et al., 2018). Assim como os dados ETR, os dados SM também ajudam a melhorar a produtividade agrícola e o gerenciamento de riscos de enchentes e secas, contribuindo para apoiar ações que mitiguem os efeitos da escassez de água (FERNÁNDEZ et al. 2016). A SM tem sido considerada uma variável importante para o estabelecimento da severidade da seca (SOUZA et al., 2018).

A SM pode ser obtida por medições *in situ*, de alto custo para grandes áreas, ou por sensores a bordo de satélites para monitoramento global. Dadas as limitações das medições *in situ*, o SR tornou-se uma alternativa eficiente para a coleta de dados em larga escala para estudos em que tempo e espaço são aspectos relevantes (SOUZA et al., 2018).

Contrastando com as observações in situ, as fontes de dados de SM por SR são contínuas e abrangem grandes áreas (WU et al., 2018). Em particular, os produtos de SM de SR por microondas têm um grande potencial no monitoramento SM em comparação com o produto SM de SR óptico, que é significativamente afetado pelo clima e pela cobertura vegetal (PARRENS et al., 2012). A temperatura do brilho (TB) é outro método usado para estimar a SM usando SR. A TB é adquirida com sensores passivos que operam na faixa de micro-ondas (SOUZA et al., 2018). Tal estimativa é possível devido à relação direta entre a umidade e a emissividade do solo.

Exemplos de produtos SM relevantes à base de microondas são o *Advanced SCATterometer* (ASCAT) (WAGNER et al., 2007), o *Advanced Microwave Scanning Radiometer-Earth Observing System* (AMSR-E) (MCCABE et al., 2005), o *Soil Moisture Active Passive* (SMAP) (PABLOS et al., 2018) e o *Soil Moisture and Ocean Salinity* (SMOS) (SOUZA et al., 2018).

Com a abordagem de calibração de modelos hidrôpicos usando dados de US, Dembélé et al., (2020) e LÓPEZ et al., (2017) usaram produto de SM da ESA CCI (*European Space Agency Climate Change Initiative*), e Rajib et al. (2016) usaram a SM de 1 cm de altura no solo do produto do *Advanced Microwave Scanning Radiometer-Earth Observing System*.

2.6 INTEGRANDO O SR À MODELAGEM HIDROLÓGICA

SR e hidrologia são duas disciplinas com interesses e tradições muito diferentes (SAVENIJE, 2009): o SR possui uma forte base tecnológica, visando desenvolver sistemas de sensores e processamento para coletar informações confiáveis sobre a Terra e outros objetos físicos; a hidrologia é mais fortemente orientada para a ciência, com o objetivo de descrever a ocorrência e comportamento da água, o ciclo hidrológico. No entanto, essas áreas de atuação têm muitas questões científicas fundamentais em comum e são complementares em relação aos seus objetivos principais.

A rápida resposta dos sensores remotos pode ser útil na modelagem hidrológica, visto o grande potencial de alguns modelos em representar processos intermediários. Além disso, a escassez de dados observados em algumas regiões

muitas vezes não é possível de avaliar completamente a capacidade preditiva do modelo hidrológico distribuído.

O SR oferece melhor abrangência e cobertura geográfica e detém a capacidade de fornecer estimativas de variáveis hidrológicas em grande escala e de forma espacialmente distribuída (XU, LI e TOLSON, 2014). Uma variedade de características físicas e variáveis hidrológicas pode ser estimada usando SR, por exemplo, a estimativa de parâmetros superficiais (ex. índice de área foliar, rugosidade superficial, altura dossel etc.), estimativas hidrológicas como precipitação, evapotranspiração, teor de água no solo, total de água armazenada na superfície, nível de rios e reservatórios, vazões e qualidade da água; estimativas auxiliares como temperatura superficial, radiação incidente, vapor de água na atmosfera, entre outros (WARREN, 2013; ZINK et al., 2018; RAJIB et al., 2018a).

Estas características são principalmente relevantes em países em desenvolvimento, dado que a cobertura de monitoramento *in-situ* é baixa, como é o caso da maioria das bacias hidrográficas brasileiras, principalmente, em regiões semiáridas.

Produtos hidrológicos de SR estão cada vez mais disponíveis nas últimas décadas, o que abriu novas possibilidades para avanços na integração de SR e modelos de superfície terrestre / hidrológicos (XU, LI e TOLSON, 2014). Uma análise relativamente abrangente da integração de dados de SR e modelagem hidrológica foi fornecida por Oliveira et al. (2021), Xu, Li e Tolson (2014) e Warren (2013).

Esforços passados incluem o uso de estimativas de precipitação por satélite como dado de entrada do modelo hidrológico (IMMERZEEL e DROOGERS 2008); validação de resultados de modelos hidrológicos com altimetria espacial (NEAL et al., 2012), e com estimativas de extensão de inundação (ex., KITTEL et al., 2017); calibração de modelo hidrológico com dados de SR, como evapotranspiração (HERMAN et al. 2018), ou de SM (LÓPEZ LÓPEZ et al., 2017); ou também para aplicações em assimilação de dados (HARTANTO et al.; 2017), entre outros.

Nesse contexto, estratégias diferentes têm sido sugeridas para se beneficiar das observações da Terra por SR na modelagem hidrológica distribuída. Dados de SR podem ser usados para avaliar a escala espacial apropriada de modelos distribuídos (ARTAN et al., 2000); eles podem ser usados para comparar e avaliar

o desempenho do modelo (CASPER e VOHLAND, 2008), ou podem ser assimilados diretamente com o objetivo de inicializar, forçar, atualizar ou recalibrar modelos (HARTANTO et al.; 2017).

A assimilação de dados refere-se ao emprego de observações visando à diminuição de incerteza em modelos no processo de previsão em tempo real, incorporando estimativas recentes de variáveis de estado ou de processos hidrológicos imediatamente ao instante de rodada da previsão hidrológica (WARREN, 2013). A assimilação de dados de SR tem sido usada na hidrologia, principalmente na atualização de estado do teor de água no solo, mas também com exemplos envolvendo observações de temperatura superficial, neve, armazenamento de água superficial e vazão (WARREN, 2013; XU, LI e TOLSON, 2014). Isso é possível devido à diversificação de sensores orbitais voltados ao monitoramento de mudanças hidrológicas e climatológicas globais (QIN et al., 2008).

Wagner et al. (2009) ressaltam que a integração de produtos de SR em modelos hidrológicos representa um desafio significativo, uma vez que a inclusão direta desses produtos no MH não é, em geral, diretamente possível. Em vez disso, muitas vezes é necessário adaptar os modelos e desenvolver técnicas adequadas de assimilação de dados. Além disso, tal integração requer o uso da hidroinformática para fins de gerenciamento de dados. Formatos binários complexos, grande volume de dados e, mais importante, inconsistência com os MH convencionais entre resolução espacial das imagens de SR e a discretização das bacias hidrográficas (por exemplo, discretização em grade versus em sub-bacias) transformaram a aplicação de SR em um problema de “*big data*” (RAJIB et al., 2018a).

2.7 SR PARA OBTENÇÃO DE DADOS DE ENTRADA DE MODELOS HIDROLÓGICOS

Historicamente, o SR é mais usado na MH para fornecer dados de entrada referente à classificação da cobertura vegetal e uso da terra. Estudos como Ying et al. (2017) destacam a relevante utilização do SR nos avanços em estudos de mudança da cobertura global resultante de fatores econômicos, como a

urbanização e a extração de recursos, com a caracterização do acréscimo global de terra descoberta ou solo nu obtida partir de séries temporais de imagens Landsat.

Nas últimas décadas a aquisição de dados por SR tem se tornado mais disponível e acessível ao usuário, fornecendo diversos conjuntos de dados hidrometeorológicos em diferentes resoluções espaciais e temporais. Com isso, as informações orbitais são cada vez mais utilizadas para compor os dados de entradas de MH. É possível obter dados adicionais como estimativas de precipitação, umidade do solo e evapotranspiração real. Dependendo do caso, os dados podem ser adquiridos em tempo real ou quase real para monitoramento ambiental, ou previsão hidrológica.

Um grande número de pesquisadores tem usado dados provenientes de plataformas de SR orbitais para estudos de MH em grandes bacias hidrográficas (IMMERZEEL e DROOGERS 2008; ABIODUN et al., 2018). Isso porque, através do SR é possível superar a limitação, por exemplo, das observações de redes de pluviômetros quanto à cobertura espacial, pois fornece uma ferramenta útil para estimar a precipitação em larga escala, especialmente em bacias não monitoradas.

A precipitação estimada por dados coletados de satélites tem sido uma fonte importante na aplicação de modelos hidrológicos. Por exemplo, estimativas de precipitação de dados de infravermelho termal de satélites meteorológicos geoestacionários (METEOSAT) foram aplicadas para forçar o modelo hidrológico distribuído MIKE SHE para modelagem de escoamento superficial na bacia do rio Senegal (STISEN e SANDHOLT, 2010). Liu et al. (2012) apresentaram o uso da precipitação do satélite meteorológico chinês Fengyun-2C na modelagem do escoamento da bacia do rio Tarim na China com o MIKE SHE. No Brasil, também são diversas aplicações, como por exemplo, os trabalhos de Soares, Paz e Picilli (2016) e Pessi et al. (2019), a partir de estimativas do sensor TRMM.

Alguns modelos hidrológicos possuem uma parametrização bastante simplificada, principalmente, com relação à parte da vegetação. Isso devido à escassez e/ou dificuldade de obter dados confiáveis medidos em campo (KING et al., 2005) ou até mesmo na própria literatura (FELIX e PAZ, 2016). Segundo Wattenbach et al. (2012), esta simplificação conduz a uma representação limitada de alguns processos, que pode restringir a capacidade do modelo de refletir a

influência da dinâmica da vegetação no tempo e no espaço sobre alguns parâmetros.

Nesse sentido, parâmetros que representem a dinâmica da vegetação também têm sido empregados em modelos de superfície terrestre, tipicamente na forma de dados de IAF atuando como um parâmetro de entrada em modelos hidrológicos para fins de investigar os impactos na dinâmica sazonal de longo prazo do ciclo da água (ZHANG et al., 2011; WATTENBACH et al., 2012). Um fundamento para isso é que as características da vegetação representam uma componente principal do estado da superfície terrestre e afetam profundamente a dinâmica de longo prazo de todos os componentes do ciclo hidrológico.

Uma desvantagem do uso de dados de SR como entrada a modelos hidrológicos, é a impossibilidade de usar tais dados nas aplicações de estimativas de cenários futuros, que é um dos usos principais da ferramenta modelagem hidrológica, a fim de avaliar cenários futuros de uso da terra e de cenários climáticos.

2.8 SR NA VALIDAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS

A validação de um MH envolve a realização de testes que documentam que o modelo específico do local é capaz de fazer previsões suficientemente precisas. Isso requer o uso do modelo calibrado, sem alterar os valores dos parâmetros, para simular a resposta por um período diferente do período de calibração. Diz-se que o modelo é validado se for comprovado que sua precisão e capacidade preditiva no período de validação estão dentro de limites aceitáveis ou fornecem erros aceitáveis (REFSGAARD, 2001).

Normalmente, a validação de modelos hidrológicos, assim como a calibração, baseia-se exclusivamente nas medições de vazão em pontos específicos da rede de drenagem. Mas esse tipo de validação abrange a mesma problemática já discutida quanto à calibração que é baseada apenas na comparação dentre vazões calculadas e observadas: compensação de erros, integração de processos, não representação espacial etc.

Segundo Casper e Vohland (2008), as estratégias de validação alternativas são muitas vezes dificultadas pela falta de dados de campo disponíveis. Isso chama

a atenção para o potencial do uso de dados de SR e sua capacidade de estimativa espacialmente distribuída. Por exemplo, a partir de imagens de satélite da banda espectral termal, as variações espaciais da temperatura da superfície podem ser avaliadas diretamente, o que fornece uma chave valiosa para avaliar a partição do fluxo de calor e, conseqüentemente, também a evaporação real na escala de pixels.

No entanto, dados e características adicionais determinam a ligação entre as temperaturas da superfície terrestre e as taxas de evaporação (por exemplo, cobertura vegetal, radiação líquida, albedo ou SM disponível), e tais conjuntos de dados estão apenas parcialmente disponíveis a partir de dados meteorológicos e de SR. Assim, a abordagem de SR fornece verificação de plausibilidade, em vez de uma validação absoluta dos resultados de modelagem (CASPER e VOHLAND, 2008).

Alguns estudos se propõem analisar a integração de modelagem hidrológica com vários produtos de SR de diversas variáveis hidrológicas (precipitação, altimetria, SM, evapotranspiração, áreas inundadas e armazenamento de água terrestre), a fim de avaliar até que ponto estas observações de SR podem contribuir para a obtenção de melhores resultados em modelos hidrológicos (CASPER e VOHLAND, 2008; ABIODUN et al., 2018; OLIVEIRA, 2017). Depois de calibrado, as saídas do modelo de diversas variáveis hidrológicas podem ser comparadas com observações de SR dessas variáveis, com o objetivo de validação do modelo, no tempo e no espaço.

O uso de imagens de satélite é comumente incorporado na validação de modelos de inundação (BATES et al., 2012; WERREN, 2013). Bates et al. (2012) relatam a evolução de estudos de modelagem de áreas inundadas discutindo questões como os benefícios proporcionados com a integração de dados de SR e sua influência no desenvolvimento e aperfeiçoamento desses modelos hidrológicos. Segundo os referidos autores, em função dos avanços significativos na aquisição de dados por SR, tais dados estão se tornando disponíveis para aplicar modelos de inundação em qualquer lugar e, assim, desenvolver sistemas de previsão verdadeiramente globais.

Outro exemplo é o trabalho de Neal et al. (2012), que validam o modelo hidrológico LISFLOOD-FP para uma aplicação no rio Níger com dados de altimetria do satélite ICESat, em que as estações virtuais são utilizadas adicionalmente em

relação a estações fluviométricas convencionais. As informações de níveis obtidas por SR foram relevantes para as conclusões do referido estudo, que salienta a importância da consideração da conectividade das planícies de inundação para a simulação apropriada do regime hidrológico estudado.

Autores como Ruhoff et al. (2012), Paiva et al. (2013) e Oliveira (2019) validaram o modelo MGB-IPH aplicado em bacias hidrográficas brasileiras com diferentes produtos de SR: comparação das respostas do modelo hidrológico a estimativas de ETR do algoritmo SEBAL, a dados de altimetria (Envisat), a estimativas de armazenamento de água terrestre (GRACE), de umidade do solo (SMOS), de evapotranspiração (MODIS) e de ocorrência de áreas inundadas (ALOS-PALSAR).

Por outro lado, Kittel et al. (2017) afirmam que a validação do modelo hidrológico com produtos de SR permitiu uma melhor caracterização espacial do rio em termos de estimativas de extensão de inundação. Já Abiodun et al. (2018) compararam a ETR estimada pelo modelo hidrológico SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*) com a ETR do produto MOD16 em diferentes escalas espaciais graduadas.

2.9 SR NA CALIBRAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS

Como já mencionado, a calibração de um modelo hidrológico envolve a restrição do espaço de solução, isto é, o intervalo de combinações de parâmetros, para identificar o conjunto de parâmetros mais ideal que representa ostensivamente a física das bacias hidrográficas.

A abordagem tradicional de calibração com dados de vazão pode produzir um modelo “pseudo-preciso” (RAJIB et al., 2018b), ou seja, um modelo calibrado mostrando habilidade aceitável para a simulação de vazão, enquanto representa incorretamente processos hidrológicos internos de bacias hidrográficas (RAJIB et al., 2018b).

Um modelo ajustado dessa forma pode provocar dinâmicas espaço-temporais persistentemente incorretas na simulação de variáveis intermediárias como ETR (assim, como todo o balanço hídrico) (RAJIB et al., 2018a; 2018b), dando respostas corretas por razões erradas (uma característica de equifinalidade, segundo BEVEN, 2001; EFSTRATIADIS e KOUTSOYIANNIS, 2010), o que pode

levar à interpretação incorreta de uma hipótese ou a uma seleção inadequada de alternativas de manejo da terra para cenários futuros, por exemplo.

O uso do SR na parametrização de modelos hidrológicos é um campo promissor de pesquisa na hidrologia, estudos que têm integrado produtos do SR na calibração de MH, por exemplo, SM (LÓPEZ LOPÉZ et al., 2017; DEMBÉLÉ et al., 2020; ZHANG et al., 2020), armazenamento de água terrestre (DEMBÉLÉ et al., 2020), evapotranspiração (HERMAN et al. 2018; ODUSANYA et al. 2018 RAJIB et al. 2018b; ZHANG et al., 2020), entre outras variáveis. Na Tabela 1 estão resumidos alguns estudos relevantes nesse contexto.

As estimativas dos componentes do balanço hídrico detectadas remotamente e espacialmente distribuídas (por exemplo, SM e evapotranspiração) têm permitido a calibração multi-escala e multiobjetiva de um MH (FRANCO e BONUMÁ, 2017; RIENTJES et al., 2013), o que pode ajudar a reduzir esse problema de equifinalidade (RAJIB et al., 2018b; EFSTRATIADIS e KOUTSOYIANNIS, 2010).

Esses dados de SR estão prontamente disponíveis globalmente, e há pesquisas consideráveis para melhorar ainda mais os conjuntos de dados de ETR globais, tanto na precisão quanto na resolução espacial (ZHANG et al., 2020). Esse tipo de dado é muito útil, principalmente, em bacias hidrográficas onde há escassez de dados medidos.

Zhang et al. (2020) discutem as vantagens do uso do SR na calibração de MH em bacias hidrográficas com poucos dados. Justificam a importância de modelos bem calibrados para o uso da abordagem de calibração-regionalização que já vem sendo usada com sucesso para prever o escoamento em regiões ricas em dados, mas a abordagem não pode prever com confiabilidade razoável o escoamento superficial em regiões com poucos dados de vazão observados (XIE et al., 2007).

Autores como Wagner et al. (2009) trazem uma extensa discussão de como novas e/ou aprimoradas técnicas de SR podem contribuir para fomentar as aplicações hidrológicas. Relatam uma série de estudos que se propuseram analisar dados derivados de SR e os benefícios gerados, principalmente, sobre estimativas de dados de SM, neve e evaporação, e sua relevância para a modelagem hidrológica. Destacam que uma combinação de dados de SR e resultantes de

modelos hidrológicos pode ser menos tendencioso e exibir menos erros aleatórios do que qualquer um deles individualmente, já que as estruturas de erro das duas fontes de dados são diferentes.

Immerzeel e Droogers (2008), um dos estudos pioneiros na integração de dados SR e MH visando a calibração de um MH, apresentam uma abordagem que incorpora a evapotranspiração derivada do SR na calibração de um MH aplicado em uma bacia hidrográfica no sul da Índia. No referido estudo, os dados de ETR foram estimados através do SEBAL que é baseado no balanço de energia, utilizando imagens MODIS. O MH SWAT foi calibrado com ETR derivado do SEBAL utilizando um algoritmo de otimização na busca pelos parâmetros ótimos.

A estratégia de incorporação dos dados de ETR consistiu primeiramente, em realizar um simples ajuste na radiação solar de entrada da SWAT para garantir que os valores calculados da evapotranspiração de referência (ET_{ref}) pelo SWAT e pelo SEBAL fossem semelhantes, visto que a ET_{ref} é a base para os cálculos do ETR no modelo. Para a calibração com ETR, foram feitas duas combinações de conjunto de parâmetros mais sensíveis a ETR. Os resultados finais foram analisados ao nível de URH e sub-bacia.

Os resultados do referido estudo mostram que o MH distribuído espacialmente SWAT pode potencialmente ser calibrado com sucesso usando o algoritmo de otimização e a ETR derivada de SR a partir de uma série temporal de imagens MODIS em uma área de dados escassos, resultando no aumento do r^2 entre estimativas de ETR mensais do SEBAL e do SWAT, de forma significativa, de 0,40 para 0,81 (Figura 1).

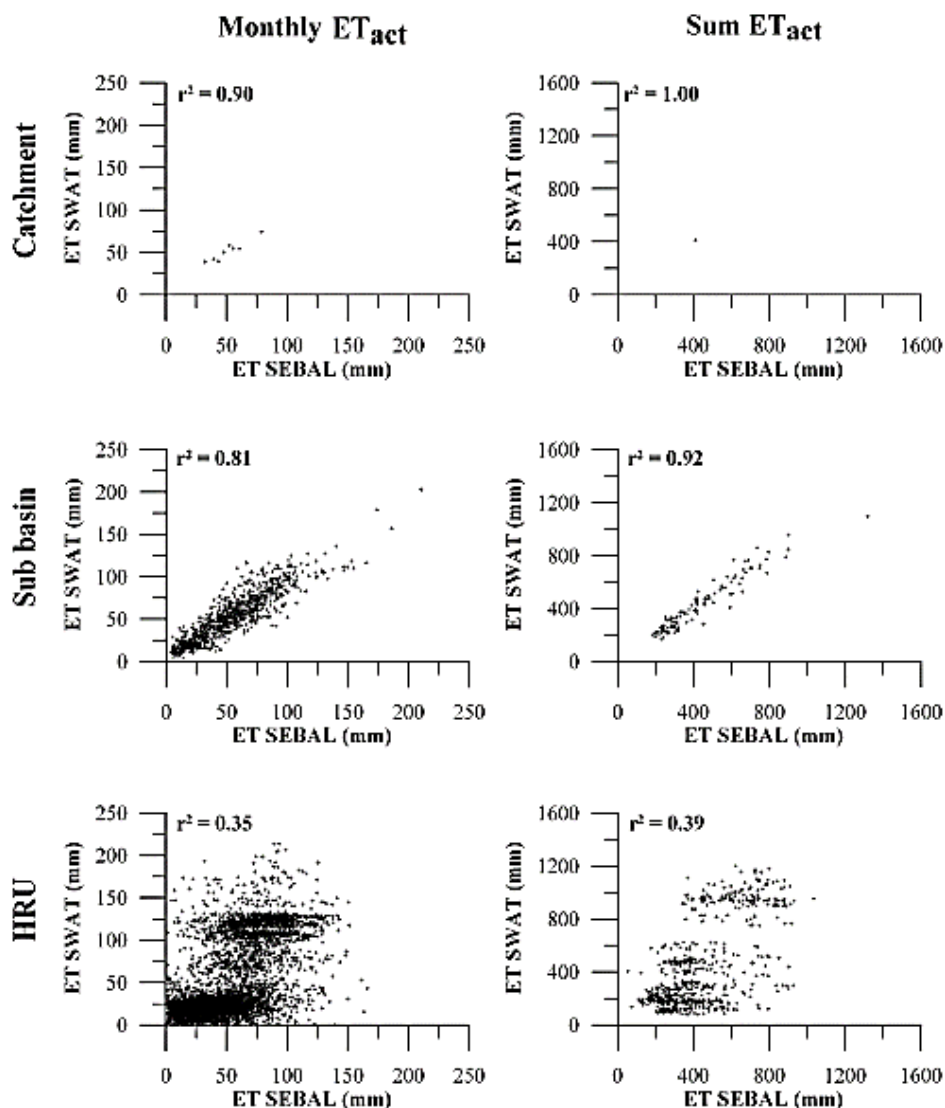


Figura 1-Gráficos de dispersão de ET SEBAL e SWAT. Os dados mensais são mostrados nos gráficos do lado esquerdo e a soma dos oito meses está no lado direito. Fonte: (IMMERZEEL e DROOGERS, 2008).

Ainda segundo o estudo de Immerzeel e Droogers (2008), concluiu-se que calibrar um MH considerando a avaliação de ETR melhorou as simulações dessa variável, que foi mais sensível aos parâmetros da água subterrânea e meteorológicos em comparação com os parâmetros de tipo e uso do solo. Embora tenham sido encontrados resultados muito bons no nível da sub-bacia em uma etapa de tempo mensal, foi observado que a nível da HRU ainda deve-se ajustar o procedimento de calibração. Nesse sentido, os autores recomendam que mais estudos são necessários para aumentar a confiabilidade dos resultados no espaço (no nível de HRU) e no tempo (semanal ou diário). Ainda mencionam que o uso de

uma função objetivo combinada poderia ser capaz de modelar mais realisticamente os meses referente ao período seco e úmido.

Segundo RAJIB et al. (2018a), estudos como esse de Immerzeel e Droogers (2008) simplesmente ajudam a alcançar um estado diferente do modelo, mas não elimina as incertezas quanto a entrada de dados nem a incerteza dos processos.

Uma abordagem para reduzir a incerteza a partir da fonte de dados de entrada é assimilar a ETR remotamente detectada nas técnicas de modelagem, como a *Ensemble Kalman Filter* (por exemplo, PAN et al., 2008). No entanto, dadas as relações de causa e efeito altamente não-lineares entre os processos hidrológicos, ajustar a água excedente (isto é, diferença entre ETR modelado e detectado remotamente) de volta ao balanço hídrico não é tão simples (PAN et al., 2008; RAJIB et al., 2018a).

Pan et al. (2008) não puderam encontrar nenhuma melhora após a assimilação dos dados ETR do SEBS (*Surface Energy Balance System*) no modelo hidrológico. Isso ocorre porque em muitos modelos a ETR não é uma variável de estado, de modo que o efeito de assimilação não pode ser realimentado para atualizar outros processos hidrológicos (RAJIB et al., 2018a).

Todavia, vários outros estudos buscam formas diferentes de calibrar MH com dados de ETR obtidas por SR e outras variáveis intermediárias. Por exemplo, Rientjes et al. (2013) trazem uma abordagem de calibração do modelo hidrológico HBV com dados de ETR diários de SR obtidos com SEBS em uma bacia no Irã. Ha et al. (2017) calibraram o modelo hidrológico SWAT com dados de SR de ETR. Nijzink et al. (2017) também estudaram a aplicação de produtos de SR para a calibração de parâmetros de modelos hidrológicos para uma área de estudo na Europa.

No Brasil, Franco e Bonumá (2017) utilizaram calibração multiobjetivo do modelo SWAT com base em vazão e evapotranspiração, valendo-se do algoritmo METRIC aplicado às imagens MODIS para estimativas de evapotranspiração.

Seguindo uma abordagem similar, López López et al. (2017) avaliaram a calibração do modelo hidrológico em larga escala PCR-GLOBWB, utilizando dois produtos à base de satélite de ETR e SM para a bacia marroquina do rio Ombro Rábia. Incluíram no modelo hidrológico a comparação da ETR e SM a nível mensal para calibrar a FO, Eficiência de Kling-Gupta (KGE). Foram realizados 81 testes

para definir os parâmetros mais sensíveis às variáveis incorporadas e cinco abordagens diferentes de calibração realizadas, com foco na vazão, SM e evapotranspiração.

Na Figura 2 (terceira coluna) é apresentado um dos resultados da Q, os quais indicaram um aumento dos valores de KGE e NSE quando a ETR GLEAM foi usada para calibração do modelo em comparação com o cenário de referência (S0, cenário não calibrado, primeira coluna da Figura 4). No entanto, valores de desempenho de modelo mais altos foram obtidos ao calibrar com base em observações de descarga *in situ* (S1, calibração tradicional baseada apenas nas vazões, segunda coluna da Figura 2).

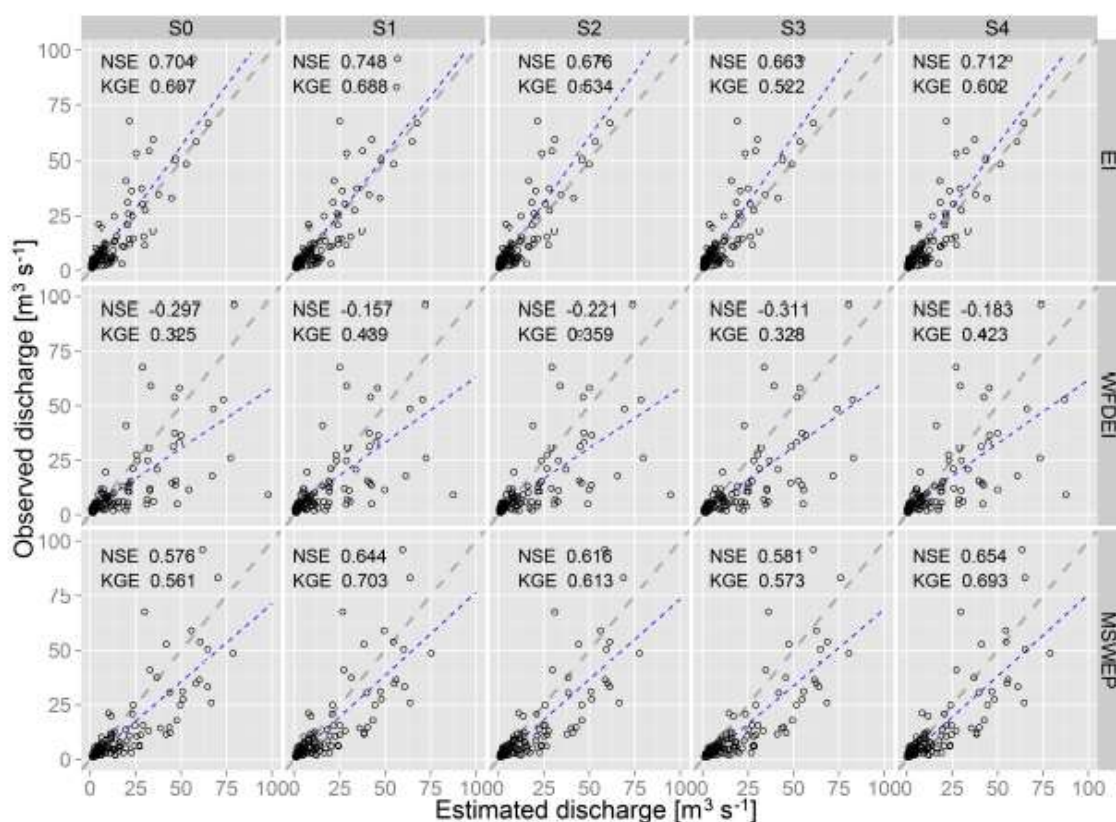


Figura 2- Gráficos de dispersão da vazão mensal estimada (eixo x) e descarga observada (eixo y) em Mechra Eddahk. As linhas indicam os três produtos globais de precipitação e as colunas indicam os cinco cenários de calibração. Fonte: (LÓPEZ et al., 2017).

Os resultados de tais autores mostraram que a ETR do GLEAM e a SM do ESA CCI (*ESA Climate Change Initiative*) podem ser usadas para calibrar determinados parâmetros do modelo PCR-GLOBWB. Quando calibrados

separadamente, foi evidenciado que pode resultar em múltiplas combinações de parâmetros ótimos, em termos de descarga (configurando em problema de super-parametrização ou equivalência).

Os autores ainda sugerem que estudos futuros poderiam desenvolver novas estratégias de calibração onde os parâmetros do modelo variam com o tipo de solo, uso da terra, elevação e/ou outras características dentro da bacia, o que seria uma rota de pesquisa promissora para investigar.

Herman et al. (2018) examinaram se a incorporação de diferentes fontes de dados de ETR derivados do SR pode melhorar desempenho do modelo SWAT. Foram usados dados de evapotranspiração real (ETR) obtidos por SR de diferentes fontes, com base no modelo SSEBop e no modelo *Atmosphere Land Exchange Inverse* (ALEXI). O estudo foi aplicado em uma microbacia localizada em Michigan (EUA), considerando três tipos diferentes de calibração do modelo.

A primeira abordagem adotada no estudo de Herman et al. (2018), foi a calibração com base na vazão, no qual parâmetros individuais do SWAT que influenciam os cálculos de vazão foram testados. As demais abordagens de calibração foram usadas para melhorar a estimativa de ETR para a região de estudo, com a calibração com algoritmo genético (AG) e a calibração multivariável. Para a calibração com ETR foi feita uma redução de parâmetros mais sensíveis a ETR. A FO para ETR foi calculada usando o valor médio mensal para a bacia, simulada a partir do MH e a série temporal ETR baseada em satélite para cada sub-bacia.

Ambas as técnicas, multivariável e AG, foram capazes de melhorar com sucesso a calibração ETR para o MH usando ambos os conjuntos de dados ETR remotamente detectados. A técnica de AG foi capaz de produzir melhores calibrações de ETR e, assim, melhores simulações de ETR; no entanto, isso foi conseguido com o custo de reduzir a qualidade das calibrações de vazão. A técnica multivariável foi capaz de melhorar a calibração da ETR, mantendo a simulação de vazão. Os autores recomendam uma análise em outras regiões para entender melhor como esses conjuntos de dados se comparam, assim como avaliar os impactos de diferentes variabilidades climáticas.

Nos últimos anos, começaram a surgir estudos que incorporam a magnitude da distribuição espacial dos dados de SR na modelagem hidrológica, dando ênfase

a uma abordagem de calibração distribuída espacialmente (RAJIB et al., 2018a; 2018b DEMBÉLÉ et al., 2020).

Rajib et al. (2018a) trazem uma análise interessante sobre as fontes de incerteza relacionadas à integração de evapotranspiração potencial na calibração de um MH. Exploram os efeitos da equifinalidade de parâmetros, qualidade de dados geo-espaciais e representação de processo na precisão de ETR simulada no modelo SWAT. Tal estudo também mostra a aplicação de uma ferramenta protótipo para processamento de dados ETp/ETR (evapotranspiração potencial/evapotranspiração real) com detecção remota para atender aos níveis de interoperabilidade e reprodutibilidade requeridos na simulação hidrológica integrada de SR.

Os referidos autores usam uma abordagem que considera a variabilidade espacial da ETp e ETR (usado apenas para validar o modelo) em nível de URH através de uma ferramenta de assimilação de dados. Os dados do MOD16 (ETp e ETR) são georreferenciados, reescalados espacialmente e agregados em cada uma das URHs (a unidade espacial da simulação SWAT). Esses dados que dinamicamente representam a heterogeneidade em tamanho, forma e localização de qualquer número das HRUs. A métrica KGE é usada como a FO para medir a concordância conjuntamente entre dados simulados e observados/estimados de vazão e ETp, sendo modificada para um valor médio ponderado para cada variável.

Para uma dada extensão temporal e extensão espacial, atribui-se um valor médio ponderado por área de ETp e ETR total (em mm) de 8 dias a partir do encapsulamento e/ou cruzamento da grade MODIS em cada uma das URHs. A figura 3 mostra uma esquematização representando o agregamento médio espacial da ETp, onde foi obtido a média ponderada por área de URH.

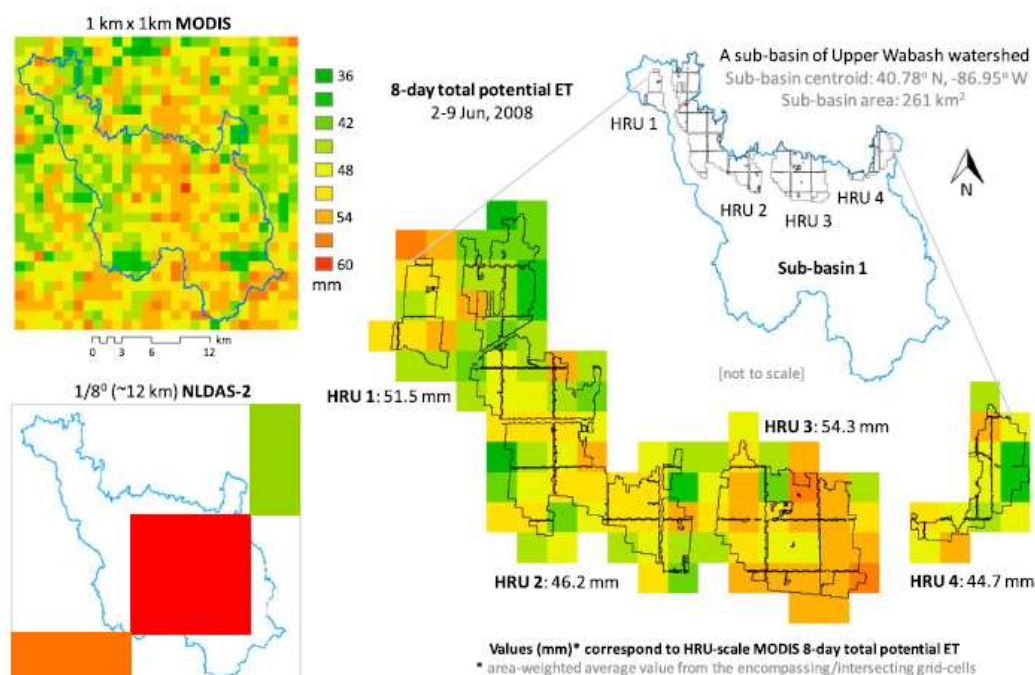


Figura 3- Representação esquemática da agregação de média ponderada da escala URH de dados MODIS usando um processador de dados automático.
Fonte: (RAJIB et al., 2018a)

Como resultado os referidos autores verificaram que a precisão aumentada da SM, ETR e vazão no SWAT-PET, em comparação com fontes independentes de observações/estimativas de referência (isto é, sensores de campo, satélite e estações de manômetro), aprova a eficácia da abordagem proposta para melhorar a consistência da modelagem hidrológica.

Nesse mesmo sentido, Rajib et al. (2018b) empregam uma nova série de experimentos de calibração para isolar os efeitos (na vazão e no ETp simulado) da integração de parâmetros biofísicos e dados de ETR obtidos através do MOD16 na calibração espacialmente distribuída no modelo. A ETR do MOD16 foi georreferenciada e agregada espacialmente em cada uma das 29 sub-bacias da bacia hidrográfica do Pipestem Creek usando a mesma ferramenta automática baseada na web mencionada em RAJIB et al. (2018a).

Para habilitar a calibração no modelo SWAT em uma escala de tempo diária, foram desagregados temporalmente os dados totais MOD16 ETR do nível de sub-bacia em 8 dias usando as estimativas diárias correspondentes do Sistema Norte-Americano de Assimilação de Dados Terrestres (NLDAS- fase 2; NASA, 2017). Foi

selecionada a KGE como a FO a ser maximizada (para vazão e ETR, dependendo da configuração do modelo) para encontrar o conjunto de parâmetros mais ideal.

Quatro configurações de calibrações foram avaliadas: M1 [Básico] envolveu calibração apenas com dados de vazão na saída da bacia hidrográfica e incluiu 21 parâmetros relacionados aos processos de escoamento da superfície / sub-superfície, propagação de escoamento em canais e acúmulo de neve na calibração; M2 [+ Biofísica] foi o mesmo que M1 [Básico], exceto com a adição de 10 parâmetros relacionados aos processos biofísicos; M3 [Lumped ETR] incluiu a ETR MODIS como uma restrição de modelo adicional no segundo (e final) lote de iterações e M4 foi incorporada uma abordagem de calibração “distribuída espacialmente”, calibrando 29 sub-bacias individualmente.

Segundo os autores mencionados, os resultados mostraram que os parâmetros biofísicos e os dados de ETR detectados remotamente influenciaram a previsibilidade do modelo. Isso é evidenciado pela mudança relativa do desempenho do modelo entre as quatro configurações, em termos de KGE da ETR diário simulado no nível da sub-bacia e vazão na saída da bacia hidrográfica (Figura 4a – c).

Ainda, Rajib et al. (2018b) ressaltam que usar uma abordagem concentrada versus espacialmente explícita para integrar a ETR na calibração do modelo produz um estado de modelo sub-ótimo sem potencial melhoria no desempenho do modelo em grandes escalas espaciais. No entanto, em escala de sub-bacia na abordagem espacialmente explícita, a incerteza de previsão de geração de escoamento diminuiu, incluindo uma melhoria distinta na precisão temporal e espacial de ETR simulada e na vazão.

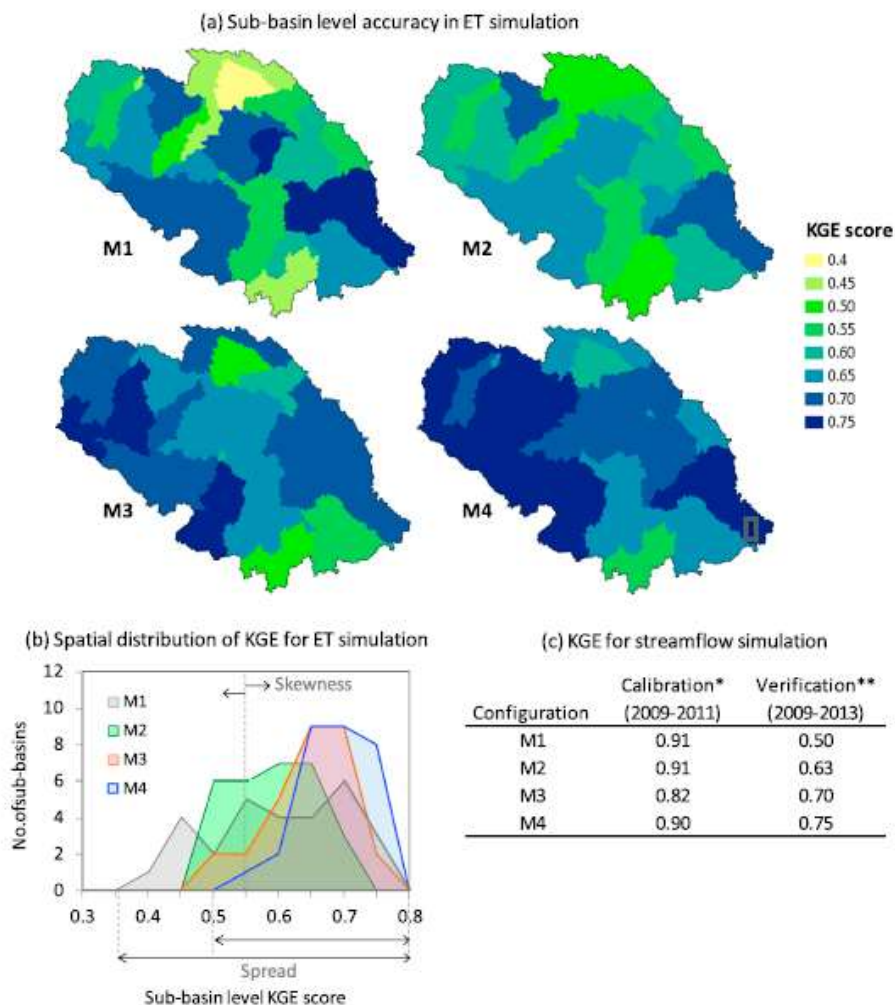


Figura 4- Qualidade do desempenho do modelo com base na combinação de parâmetros mais ideal. Fonte: (RAJIB et al., 2018b)

A maioria dos estudos tem limitado o uso de evapotranspiração real derivada de SR para calibração de diferentes modelos, seguida pela umidade do solo, mas também houve tentativas com três ou mais produtos de SR para calibração de modelo (OLIVEIRA et al., 2021; DEMBÉLÉ et al., 2020; DEMIREL et al., 2019; NIJZINK et al., 2018).

Dembélé et al. (2020) analisaram a melhoria da seleção de parâmetros do modelo usando apenas os padrões espaciais dos dados de SR, ignorando seus valores absolutos. A estrutura de calibração multivariada explora padrões espaciais simultaneamente, incorpora vazão e três produtos de satélite (ETR - GLEAM, SM - ESA CCI, armazenamento de água terrestre do GRACE). A estrutura de calibração multivariada proposta é testada com o Modelo Hidrológico de mesoescala (mHM)

e aplicada à bacia do Rio Volta, localizada em um clima predominantemente semiárido na África Ocidental.

Duas abordagens principais de calibração são adotadas para avaliar o benefício da inclusão de padrões espaciais na estimativa de parâmetros multivariados com dados do SR: a calibração somente com vazão, e a calibração com vários conjuntos de dados SR, além da vazão. Uma métrica de correspondência espacial padronizada e insensível ao viés e multicomponente é desenvolvida para formular uma função multiobjetiva, funcionalmente equivalente à KGE, é a denominada métrica SPAtial EFficiency - SPAEF. O modelo foi rodado em passo de tempo mensal com médias das variáveis espaciais a nível de sub-bacia.

Como estratégia de calibração são usadas cinco configurações do modelo. O MV-Ea (variáveis calibradas são: vazão - Q, umidade do solo - Su, e armazenamento de água terrestre - St), MV-Su (variáveis calibradas são: Q, St, e evapotranspiração - Ea), MV-St (variáveis calibradas são: Q, Su, e Ea), MV-Q (variáveis calibradas são: St, Su, e Ea) e MV (variáveis calibradas são: Q, St, Su, e Ea) .

Nos resultados de Dembélé et al. (2020), discute-se que todos os casos de calibração fornecem um bom ajuste de Q com um coeficiente de correlação médio de $r > 0,79$, mas subestimam com viés médio de $\beta < 0,85$, exceto o caso MV - Q, que mostra superestimação com viés positivo ($\beta = 1,19$). Na Figura 5, as combinações Q + St + Su (ou seja, caso MV - Ea) e Q + Su + Ea (ou seja, caso MV - St) são as melhores para previsão de vazão, enquanto Q + St + Ea (ou seja, caso MV - Su) tem desempenho semelhante a Q + St + Su + Ea (ou seja, caso MV).

Os autores afirmam que há benefício da configuração de calibração multivariada sobre a calibração tradicional, usando apenas dados de Q. Ainda menciona que vazão é uma variável necessária, mas por si só não é suficiente para reproduzir de forma confiável as outras variáveis intermediárias hidrológicas.

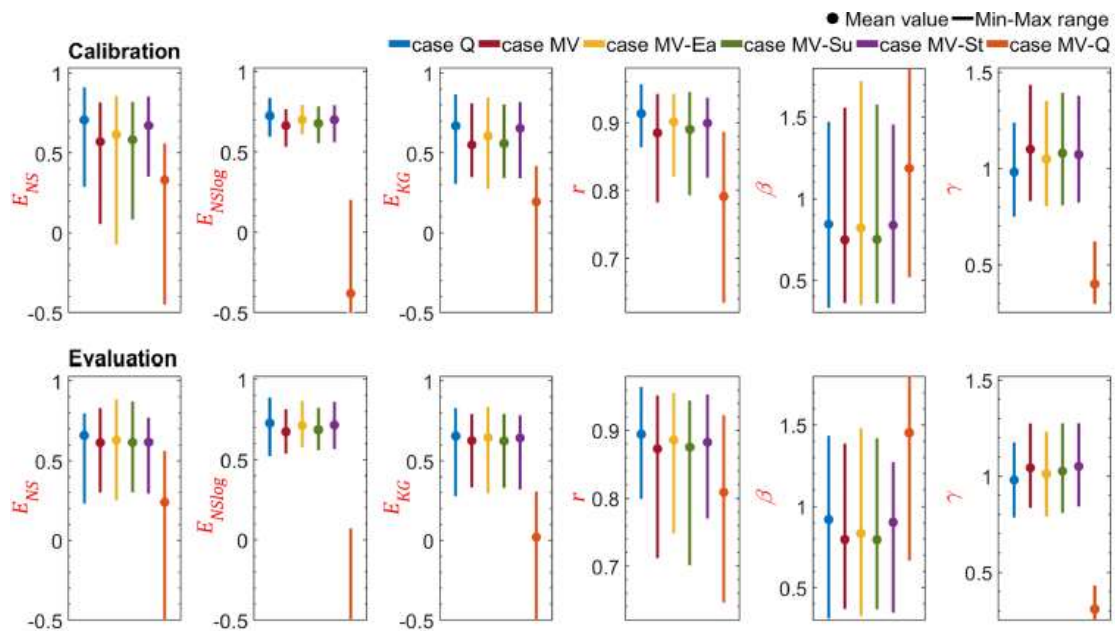


Figura 5- Estatísticas do desempenho do modelo para vazão. A melhor pontuação de todas as métricas é 1. Os pontos dão a pontuação média e as barras representam o intervalo mínimo-máximo de valores para 11 sub-bacias. As cores correspondem aos casos de calibração. Fonte: (DEMBÉLÉ et al., 2020)

Estudos mais recentes continuam explorando estratégias de calibração com mais variáveis intermediárias como Oliveira et al. (2021) que analisaram em detalhes a contribuição de cinco variáveis baseadas no SR (nível de água (h), extensão da inundação (A), armazenamento de água terrestre (TWS), evapotranspiração (ET) e umidade do solo (W) para calibrar um modelo hidrológico-hidrodinâmico MGB acoplado para uma grande sub-bacia amazônica com extensas planícies de inundação.

Nesse estudo a calibração de cada variável é realizada individualmente (variável única) e avaliada para todas as variáveis. Todos os experimentos de calibração são repetidos três vezes com diferentes conjuntos de parâmetros iniciais para garantir que a convergência não dependa dos conjuntos de parâmetros iniciais. Um teste final é realizado no qual dois experimentos de calibração multivariável são conduzidos: (i) calibração com todas as variáveis analisadas, exceto vazão; e (ii) calibração com duas variáveis complementares (nível de água e umidade do solo), que são selecionadas para calibração simultânea por serem complementares e levarem a um desempenho de calibração satisfatório.

As FO otimizadas dependem da configuração da calibração. Na calibração de variável única, para cada variável, três FO foram simultaneamente otimizadas: correlação de Pearson (r), razão de médias (μ_{sim} / μ_{obs}), e razão dos desvios-padrão ($\sigma_{sim} / \sigma_{obs}$), que estão associados aos termos individuais da métrica KGE (GUPTA et al., 2009). Para a calibração multivariável, as FO foram os KGE de cada variável considerada: primeiramente, foram consideradas cinco FO (KGE de todas as variáveis exceto descarga). Em segundo lugar, duas FO foram adotadas e calibradas simultaneamente. Os resultados são expressos em termos de um Skill Score (S) (ver detalhes em OLIVEIRA et al., 2021).

Alguns resultados mostram que as variáveis de SR como TWS, ET e umidade do solo foram capazes de melhorar as estimativas de vazão em $S = 13,7\%$ ($KGE_{cal} = 0,36$), $S = 52,9\%$ ($KGE_{cal} = 0,64$) e $S = 27,0\%$ ($KGE_{cal} = 0,45$) (Fig. 5a, período de calibração) ou $S = 27,4\%$ ($KGE_{eval} = 0,52$), $S = 6,1\%$ ($KGE_{eval} = 0,37$), $S = 12,3\%$ ($KGE_{eval} = 0,43$) em comparação com uma configuração não calibrada de KGE mediano variando de 0,22 a 0,26, o que é especialmente relevante no contexto da iniciativa *Prediction in Ungauged Basins*, ver Oliveira et al. (2021).

O experimento de calibração multivariável considerando todas as variáveis exceto a vazão (Fig. 6b-ii) resultou em um Skill Score de $S = 17,4\%$ ($KGE_{eval} = 0,45$) para vazão no período de avaliação. Isso é relevante para estimar a vazão em bacias mal calibradas. No entanto, para o período de calibração, Skill Score teve um valor baixo ($S = 1,7\%$, $KGE_{cal} = 0,25$), refletindo algumas limitações na reprodução de vazão, provavelmente devido a potenciais trade-offs entre as variáveis.

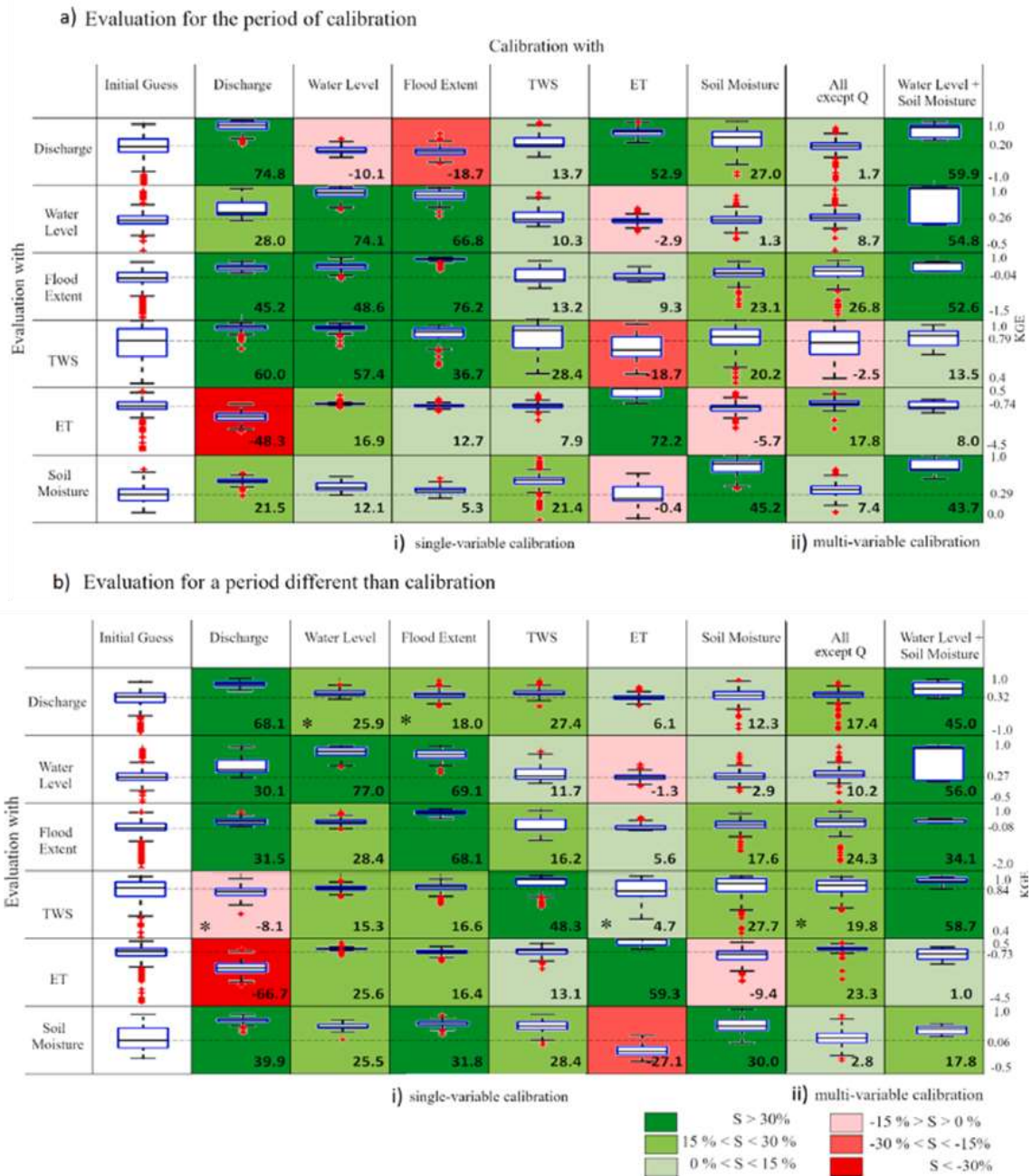


Figura 6- Boxplots de KGE médio para avaliação de múltiplas variáveis com diferentes estratégias de calibração. (a) Avaliação para o período de calibração (2009–2012); (b) Avaliação para um período diferente da calibração (2006–2008 para Q, A, TWS, ET; 2013–2014 para h e W). “Suposição inicial” refere-se a execuções do modelo com conjuntos de parâmetros a priori. (i) Variável única (vazão, nível da água, extensão da inundação, TWS, ET da vegetação, umidade do solo) e (ii) calibração multivariável (todas exceto vazão, nível da água + umidade do solo). A distribuição dos valores nos boxplots deriva de 300 execuções de modelos (100 para cada um dos três experimentos de calibração). Os números próximos aos boxplots representam Pontuação de Habilidade (%). As cores referem-se a classes de pontuação de habilidade. Fonte: (OLIVEIRA et al., 2021).

Oliveira et al. (2021), concluíram que as observações do SR são úteis para prever estimativas de vazão. No entanto, a utilidade de cada variável de SR pode depender das características da área de estudo e do período de tempo considerado.

Analisando a evolução dos estudos acerca da calibração considerando produtos de SR percebeu-se a importância agregada quanto a busca por melhores resultados nas estimativas de variáveis intermediárias em MH.

De fato, diante dos estudos apresentados apesar de seus potenciais observa-se que ainda existem muitos gargalos na incorporação de dados de SR na calibração de MH. Um deles é a conciliação entre dados de múltiplas variáveis intermediárias obtidas do SR com o nível de discretização nos MH, por exemplo, sub-bacias (RIENTJES et al. 2013; FRANCO e BONUMÁ et al. 2017; HERMAN et al. 2018; DEMBÉLÉ et al., 2020), ou ainda a questão da curta extensão das séries temporais disponíveis desses dados (IMMERZEEL e DROOGERS, 2008; RIENTJES et al. 2013; FRANCO e BONUMÁ. 2017). E também a dificuldade da concordância temporal entre os diferentes dados de SR disponíveis (ETR, SM, TWS, etc.) para serem utilizados simultaneamente nos modelos hidrológicos

Além disso, a definição das estratégias de calibração adotadas e a escolha da combinação das FOs (IMMERZEEL e DROOGERS, 2008) na calibração multiobjetivo também são aspectos a serem melhorados. Oliveira et al. (2021) mencionam que as incertezas de SR podem ser reduzidas na calibração do modelo, por exemplo, usando métricas insensíveis ao viés (por exemplo, DEMIREL et al., 2018; DEMBELE et al., 2020), ou explicitamente incluindo-as nas FO. Isso pode influenciar o nível de concordância entre o ETR simulado e o observado, o que pode afetar o resultado de uma ação multiobjetiva (LIU et al. 2016). Por isso, a aplicabilidade de diferentes técnicas de calibração ainda deve ser mais estudada.

Tabela 1- Aplicações na literatura de modelos calibrado com dados de SR

Referência	Tamanho da Bacia hidrográfica	Modelo hidrológico	Passo de tempo	Período de calibração	Variável Intermediária	Nível de calibração	Algoritmo de estimação	Estratégia de calibração	Comparação das calibrações	FO usada na calibração
Immerzeel e Droogers 2008	45.678 km ²	SWAT	Mensal (ETR e Q)	2004-2005 (ETR e Q)	ETR	Médias a nível de bacia, sub-bacia e URH	SEBAL	O modelo foi calibrado na forma tradicional e reajustado para ser calibrado com ETR. Para a calibração com ETR foi feita duas combinações de conjunto de parâmetros mais sensíveis a ETR.	Q ETR	REMQ
Rientjes et al. 2013	51.000 km ²	HBV	Diário (ETR e Q)	2000-2002 (ETR e Q)	ETR	Médias a nível de sub-bacia	SEBS	Traz uma abordagem de estimação da ETR diário de SR. Incorpora ao modelo aplicando pesos diferentes em variáveis (Q e ETR) na FO. Na abordagem, os pesos são definidos para cada sub-bacia e refletem as propriedades estatísticas da série temporal.	Q ETR Q + ETR	Y Forma combinada de NSE e ΔV
Parr et al. 2015	Não informa	VIC	Mensal (IAF e ETR) Diário (Q)	1980-2011 (Q e ET) 2003-2011 IAF	ETr IAF	Médias a nível de sub-bacia	ISLSCP-II AVHRR	os dados ETR baseados em SR foram combinados com ETR de uma simulação VIC padrão para desenvolver um algoritmo simples de correção de viés,	Q ETr IAF ET+ IAF	REMQ

								depois foi repetido a calibração com o ETR corrigido por viés substituindo o ETR simulado no modelo.		
Franco e Bonumá, 2017	3.453 km ²	SWAT	Mensal (ETR) Diário (Q)	2006-2008 (ETR e Q)	ETR	Médias a nível de sub-bacia	METRIC	Uma análise de sensibilidade foi realizada para escolher os parâmetros mais sensíveis para ETR. O KGE foi utilizado como FO para permitir o uso simultâneo de ETR e Q na calibração. Foi usado o peso (jw) de 0,5 foi atribuído à vazão de saída e 0,5/66 à evapotranspiração de cada uma das 66 sub-bacias.	Q ETR Q + ETR	KGE
LÓPEZ LOPÉZ et al. 2017	38.025 km ²	PCR-GLOBWB	Mensal (ETR e SM) Diário (Q)	1981-1993 (ETR e Q) A ETR foi interpolada para a mudança de escala de 0.25° para 0.08°	ETR SM	Médias a nível de sub-bacia	GLEAM ESA CCI	Os dados de SM e ETR foram incorporados ao modelo de forma mensal e avaliados com uma única FO (EKG) e realizado 81 testes com os parâmetros. Foram definidas 5 estratégias de calibração: S0 calibração padrão; S1 calibração com precipitação in situ; S2 calibração com ETR; S3 calibração com SM; S4 calibração com SM e ETR	Q ETR SM ETR+SM	KGE As calibrações foram diárias mas as comparações mensais

Demirel et al., 2018	2500 km ²	mHM	Diário	2001-2008	ETR	Médias a nível de sub-bacia	MODIS	As FO são usadas individualmente ou combinadas em três casos de calibração de modelo com base em (i) apenas Q usando KGE e KGE _{low} igualmente ponderados, (ii) apenas padrões espaciais de ETR usando eficiência espacial, (iii) Q igualmente ponderado e correspondência de padrão espacial usando todas as três métricas. .	KGE KGE _{low} SPAEF	KGE KGE _{low} SPAEF
Herman et al. 2018	1.100 km ²	SWAT	Mensal (ETR e Q)	2003-2008 (ETR e Q)	ETR	Médias a nível de sub-bacia	SSEBop ALEXI	O modelo foi calibrado na forma tradicional e reajustado para ser calibrado com ETR Para a calibração com ETR foi feita uma redução de parâmetros mais sensíveis a ETR. Calibrado com o método automático multiobjetivo.	Q ETR _{ssebop} ETR _{alexi}	NSE
Rajib et al. 2018a	18.500 km ² 700 km ² 5.500 km ²	SWAT	Diário (ETp e Q)	2007-2009 (ETp e Q)	ETp	Médias a nível de URH e sub bacias	MOD16	São feitos 4 experimentos: 1º avalia o efeito de uma calibração convencional com Q com abordagem multi-site 2º avalia o efeito da Entradas Climáticas Relacionadas à Energia na ETR 3º Efeito da Representação de Dados e Processos GIS na ETR	Q ETp	KGE

								4º Efeito do MODIS PET no aprimoramento da simulação hidrológica		
Rajib et al. 2018b	701.670 km ²	SWAT	Diário (ETR e Q)	2009–2011 (ETp e Q)	ETR	Médias a nível de sub-bacia	MOD16	Para a calibração com ETR foi feita incluindo mais 10 parâmetros que considerasse as características biofísicas da bacia (índices de vegetação). Quatro configurações de calibração, foram realizadas M1 [Básico], M2 [+ parâmetros Biofísicos], M3 [ETR concentrada] e M4 [ETR distribuída],	Q Q+ETr	KGE
Nijzink et al., 2018	27 bacias europeias (entre 90 km ² a 1500km ²)	HYPE, HYMOD,TUW e FLEX	Diária	2004-2009	SM, ETR, Neve, TWS	Médias a nível de bacia	AMSR-E, ASCAT, NDII, SMOS, LSA-SAF, MOD16, GRACE MOD10 MYD10	Todas as calibrações foram avaliadas em relação a Q com uma estratégia multiobjetivo.	coeficiente de correlação quadrático e o erro relativo	NSE NSElog
Odusanya et al. 2019	20.292 km ²	SWAT	Mensal (ETR e Q)	1989-2000 (ETR-GLEAM) 2000-2006 (ETR-MOD16)	ETR SM	Médias a nível de sub-bacia	GLEAM MOD16 ESA CCI	Testou 3 métodos de estimativa de ETR do SWAT com ETR _{GLEAM} e ETR _{MOD16} . Uma análise de sensibilidade foi realizada para escolher os parâmetros mais sensíveis para ETR.	Q ETR+Q SM (validação)	NSE

Koppa et al., 2019	3,3 milhões km ²	Noah-MP	Mensal (Q, ETR e SM)	2003-2004	ETR SM	Médias a nível de sub-bacia	GLEAM ESA-CCI	Metodologia de calibração multivariada desenvolvida consiste nas seguintes etapas: (1) Definir os limites de aceitabilidade ou limiares de erro de corte (RMSE neste estudo) para as respostas do modelo incorporadas na calibração (ET, SM e SF neste estudo), (2) Determinar as soluções ótimas de Pareto para a combinação de respostas do modelo (ET-SM, ET-SF, SM-SF neste estudo), (3) Testar a hipótese e diagnosticar deficiências no modelo parametrização usando soluções comportamentais e ótimas de Pareto.	REMQ	REMQ
Dembélé et al., 2020	415,600 km ²	mHM	Mensal (ETR, SM, TWS e Q)	2003–2008 (ETp e Q)	ETR SM AAT	Médias a nível de sub-bacia	GLEAM ESA CCI GRACE	A primeira abordagem é a calibração somente de Q, e a segunda abordagem usa vários conjuntos de dados SR, além da Q. Nos dois casos, a formulação das FO segue a abordagem da distância euclidiana, na qual todos os elementos são igualmente ponderados.	Q+AAT+SM Q+AAT+ETR Q+SM+ETR AAT+SM+ETR	ESP SPAEF (FO modificadas baseada em EKG)

Zhang et al., 2020	232.846 km ²	Xinjiang SIMHYD	Mensal (ETR e SM) Q não calibrada	2002- 2014 (ETp e Q)	RS-ETR SM	Médias a nível de sub-bacia	MOD16 SMAP	Três esquemas de calibração, cada um com uma FO diferente, são explorados neste estudo. O esquema 1 ignora o potencial viés ou erro sistemático nos dados do PML-ET. Os esquemas 2 e 3 tentam reduzir o viés sistemático no escoamento modelado, restringindo o escoamento médio anual simulado pelos modelos contra o escoamento médio anual estimado pelo modelo Fu	Q Q+ETR	NSE r B Q não foi calibrada
Oliveira et al., 2021	236.000 km ²	MGB	Diário (ETR, SM, h e A) mensal (TWS)	2009–2012	ETR, SM, TWS, h e A	Médias a nível de sub-bacia	MOD16, SMOS, GRACE, ALOS- PALSAR, Jason- 2	Na calibração de variável única, para cada variável, três FO (r, μ_{sim}/μ_{obs} e $\sigma_{sim} / \sigma_{obs}$). Para a calibração multivariável, as FO são os KGE de cada variável considerada. Primeiramente, foram consideradas 5 FO (KGE de todas as variáveis exceto descarga). Em segundo lugar, 2 FO foram adotadas e calibradas simultaneamente (KGE das variáveis selecionadas 1 (x) e 2 (y)). Os resultados são expressos em termos de um Skill Score.	KGE	KGE e suas variações correlação de Pearson (r), razão de médias ($\mu_{sim} /$ μ_{obs}), e razão dos desvios- padrão ($\sigma_{sim} /$ σ_{obs}),

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 VISÃO GERAL

Neste capítulo, está descrita a metodologia adotada. Esta pesquisa explora o valor da combinação de produtos SR que refletem diferentes componentes do balanço hídrico, por meio do desenvolvimento e aplicação de diferentes esquemas de calibração multiobjetivo para duas bacias hidrográficas com características contrastantes, a Bacia Hidrográfica do Rio Piancó (semiárido paraibano) e a Bacia hidrográfica do Rio Grande afluente a Furnas (região Sudeste). O fluxograma da Figura 7 mostra as etapas metodológicas desse estudo. Essas áreas de estudo são escolhidas para se beneficiar de estudos anteriores com esse modelo e leva em conta as problemáticas de cada uma delas. A primeira interessa mais para questões de disponibilidade hídrica, por estar localizada em região semiárida, e a segunda interessa para questões de hidroeletricidade, controle de cheias e usos múltiplos da água.

O modelo é aplicado para calibração e validação segundo diferentes procedimentos de calibração. O procedimento padrão de calibração olha apenas para a vazão e os procedimentos propostos nesta pesquisa incorpora variáveis intermediária do balanço hídrico, como a ETR e a SM obtidas através de produtos de SR. Para explorar o potencial dessas variáveis, foi feita a calibração de forma individual (calibração de variável única) e de forma combinada (calibração multivariáveis), nesse último com a combinação de duas (Q e ETR) e três (Q, ETR e SM) variáveis. Dois produtos de ETR de SR são testados e um de SM.

Os procedimentos de calibração foram desenvolvidos e testados seguindo duas abordagens espaciais de calibração para a comparação espacial entre campos de ETR e SM do modelo hidrológico e os campos vindos do SR. E ainda diferentes estratégias de combinações FO foram usadas em calibrações multiobjetivos nos procedimentos desenvolvidos.

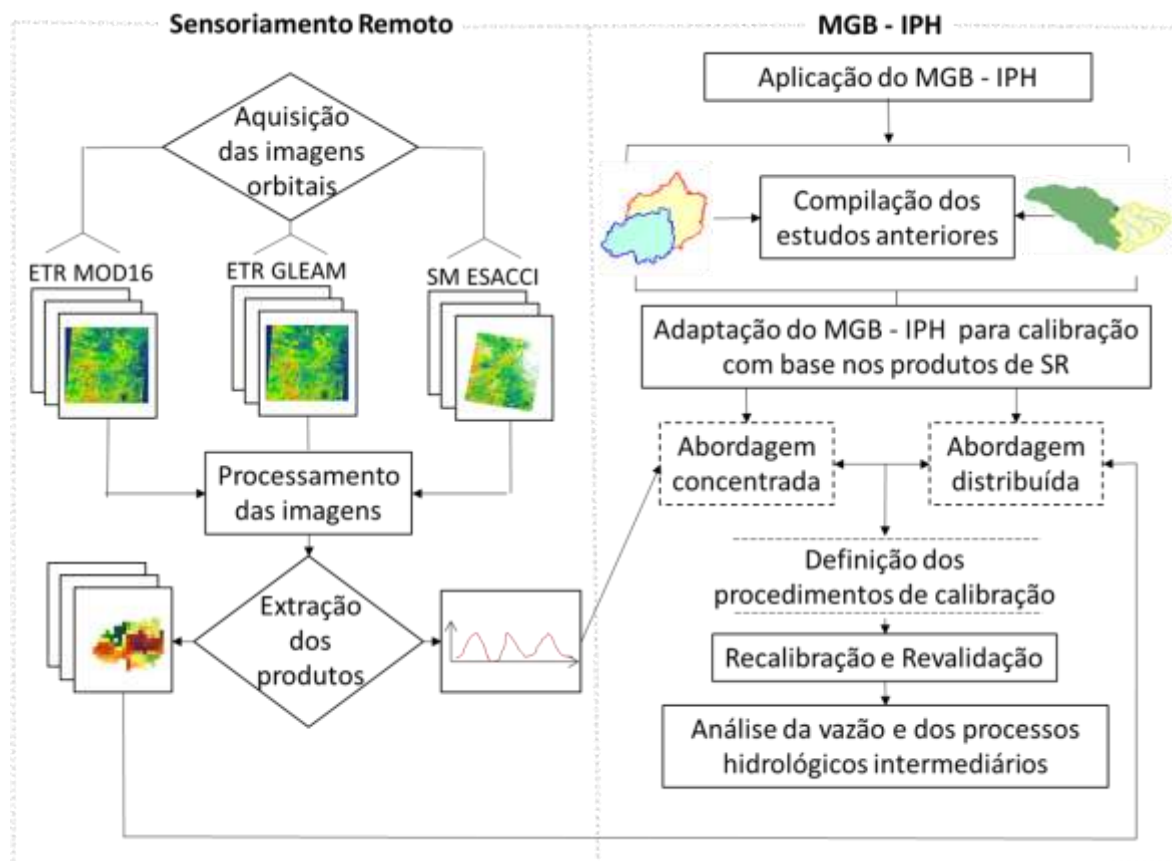


Figura 7- Fluxograma resumo dos procedimentos metodológicos

3.2 ESTRUTURA DO MODELO MGB-IPH

O Modelo Hidrológico de Grandes Bacias MGB-IPH, descrito em Collischonn (2001) ou Collischonn et al. (2007), é um modelo distribuído desenvolvido para aplicações em grandes bacias com limitação de dados. Os principais componentes de modelagem no MGB-IPH incluem hidrologia (chuva e vazão), morfologia, meteorologia e a dinâmica da vegetação. O modelo é composto por módulos do balanço de água no solo, evapotranspiração, escoamentos superficial, sub-superficial e subterrâneo na célula, e escoamento na rede de drenagem. Usualmente, esse modelo é aplicado com intervalo de tempo diário ou menor.

A escolha pela utilização do modelo MGB-IPH se dá por ser amplamente utilizado para a simulação, apresentando resultados satisfatórios em suas aplicações. Além disso, o modelo possui disponibilização livre das rotinas computacionais que compõem o código do modelo, de forma que o usuário pode

efetuar alterações a fim de modificar parâmetros padronizados, gerar saídas de processos intermediários simulados, ou modificar equações do modelo.

Ao longo do seu desenvolvimento, foram realizadas diversas aplicações do modelo MGB-IPH em várias regiões do Brasil e da América do Sul, e até em outros continentes. A partir de simulações com o modelo, Collischonn (2001) apresentou análises da variabilidade das vazões e efeitos de mudanças no uso do solo na bacia do rio Taquari (MS) (COLLISCHONN et al, 2007) e na bacia do rio Araguari (MG) (SILVA e ROSA, 2017). Destacam-se alguns estudos com o modelo em previsão de vazões, a partir de resultados de previsão meteorológica de GCMs (General Circulation Models) e RCMs (Regional Circulation Models), incluindo previsão a curto prazo (SILVA et al., 2007) e longo prazo (TUCCI et al., 2003), como também resultados de precipitação da climatologia do modelo de circulação atmosférica global CPTEC/COLA (PAZ e COLLISCHONN, 2011).

Devem ser mencionadas também aplicações em regiões amazônicas (OLIVEIRA et al., 2021; PAIVA et al., 2013; RIBEIRO NETO et al., 2006), onde o modelo mostrou-se eficiente. O modelo MGB-IPH também foi utilizado para simulações de qualidade d'água na bacia hidrográfica do Rio Piracicaba (MG) (SILVA, FARIA e MOURA, 2017) e Previsão Sazonal de Vazão na bacia do rio Uruguai (COLLISCHONN e TUCCI, 2005). Também foi aplicado em bacias hidrográficas localizadas em regiões semiáridas como a bacia do rio Piancó (FELIX e PAZ, 2016) apresentando bons resultados, porém com dificuldades em simular a intermitência dos rios. Já Fleischmann et al. (2018), analisaram o acoplamento bidirecional do modelo MGB - IPH em larga escala aplicado à bacia do alto rio Níger, abrangendo o delta interno do Níger, um vasto pantanal semiárido no deserto do Sahel.

3.2.1 Discretização e unidades de resposta hidrológica

O esquema original de discretização de grade quadrada foi adotado nesta pesquisa, mas a versão mais recente do modelo considera uma discretização de sub-bacias. Na versão original do modelo, a bacia hidrográfica é dividida em elementos regulares, com dimensões da ordem de 5x5 a 20x20 km, interconectadas entre si por uma rede de drenagem (PAZ e COLLISCHONN, 2007), conforme Figura 8. A técnica de subdivisão da bacia hidrográfica em células

quadradas foi adotada em trabalhos como Ribeiro Neto et al. (2008), Silva et al. (2007) e Tucci e Collischonn (2005).

A versão quadriculada foi selecionada devido à experiência anterior dos autores no aprimoramento desta versão do modelo no que diz respeito à caracterização da rede de drenagem (SARAIVA e PAZ, 2014; PAZ e COLLISCHONN, 2007; PAZ et al., 2006) e na aplicação bem-sucedida deste modelo em outros estudos (RUHOFF et al., 2013; BRAVO et al., 2014; NÓBREGA et al., 2011; TUCCI et al., 2008), incluindo esforços anteriores de modelagem no semiárido brasileiro (FERREIRA et al., 2020; FELIX e PAZ, 2016;). Esta familiaridade prévia com o código dessa versão do modelo ajudou a adaptar e introduzir os procedimentos de calibração propostos descritos adiante nesta tese.

O modelo não considera transferência de vazão entre células que não ocorra através dos canais. Cada célula é dividida em unidades de resposta hidrológica, que são definidas de acordo com os tipos de cobertura vegetal e dos usos e tipos dos solos. Não é considerada a localização das URHs dentro da célula, mas permite-se ainda assim levar em conta a variabilidade das características físicas da bacia no interior de cada célula. O balanço de armazenamento no solo é realizado de maneira independente para cada URH e as vazões estimadas em cada URH são posteriormente somadas e propagadas até a rede de drenagem.

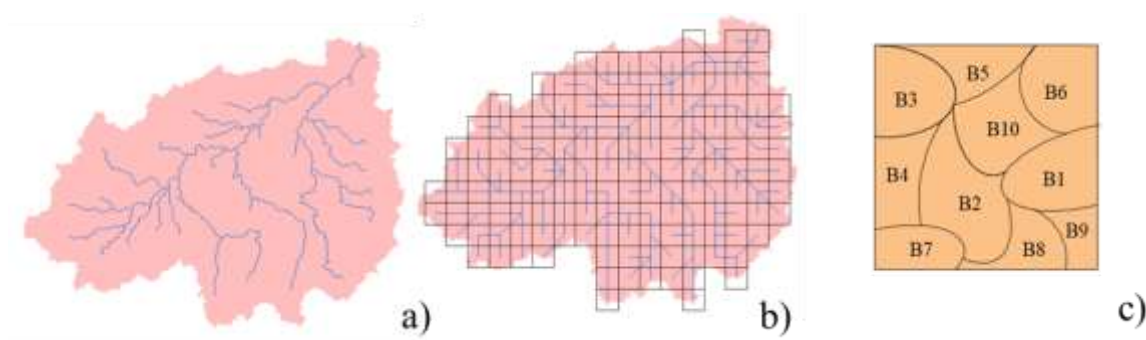


Figura 8 - Representação da bacia no modelo MGB-IPH: a) bacia e rede de drenagem reais; b) bacia e rede de drenagem representada pelo modelo e c) célula dividida em URHs.

O número de URHs é escolhido de acordo com o número de grupos resultantes da combinação das características de uso do solo, cobertura vegetal e tipo de solo. Uma URH é caracterizada por uma série de parâmetros, como o

armazenamento máximo no solo, resistência superficial de referência, índice de área foliar e albedo (COLLISCHONN, 2001).

3.2.2 Processos hidrológicos representados

Os processos hidrológicos simulados pelo MGB-IPH podem ser divididos em verticais e horizontais. Os processos verticais, que representam a transformação de chuva em escoamento, são: interceptação, evapotranspiração, balanço de água no solo, geração de escoamentos superficial e sub superficial, e percolação ao aquífero, são simulados em nível dos URHs. Os processos horizontais descrevem matematicamente a propagação nas células e a propagação de vazões na rede de drenagem.

O processo de interceptação representa a retenção de parte da precipitação por intermédio da vegetação, em maior grau, e de depressões no solo em menor grau. É a primeira etapa do balanço hídrico da camada superficial do solo. Segundo Collischonn et al. (2007), presume-se que a precipitação seja armazenada na superfície da vegetação até que seja atingida a capacidade máxima de armazenamento de interceptação, que é determinada para cada URH com base no índice de área foliar (IAF), de acordo com a Equação (1)

$$Smax_j = \alpha \cdot LAI_{j,m} \quad (\text{Eq. 1})$$

onde $Smax_j$ é a capacidade máxima de armazenamento de interceptação para URH j , e α é um parâmetro assumido como tendo um valor fixo de 0,2 mm. Os valores de $LAI_{j,m}$ são obtidos na literatura e podem ter uma variação sazonal, com valores diferentes para cada mês do ano.

As alterações no armazenamento de interceptação são calculadas em dois estágios para cada etapa do tempo. Inicialmente, o armazenamento de interceptação recebe água da chuva (Equação 2), e apenas o excesso de precipitação passa pelo dossel para alcançar a superfície do solo (Equação 3). Posteriormente, a água interceptada é evaporada (Equação 4).

$$S_{i,j}^{k+1/2} = S_{i,j}^k + PC_i \quad \text{quando} \quad S_{i,j}^{k+1/2} \leq S_{max_j} \quad (\text{Eq. 2})$$

$$P_i = PC_i - S_{i,j}^{k+1/2} - S_{i,j}^k \quad (\text{Eq. 3})$$

$$S_{i,j}^{k+1} = S_{i,j}^{k+1/2} - EI_{i,j} \quad \text{onde} \quad EI_{i,j} = \min(EIP_{i,j}; S_{i,j}^{k+1/2}) \quad (\text{Eq. 4})$$

onde $S_{i,j}$ é o armazenamento de interceptação, PC_i é a precipitação sobre o dossel da vegetação, P_i é a precipitação ou a precipitação que chega à superfície do solo, $EI_{i,j}$ é a evaporação do armazenamento de interceptação, $EIP_{i,j}$ é a evaporação potencial do armazenamento de interceptação, e k , $k + 1/2$ e $k + 1$ estão relacionados ao início, meio e fim do intervalo de tempo. O valor de $EIP_{i,j}$ é calculado pela equação de Penman-Monteith, configurando a resistência da superfície como zero.

3.2.3 Estimativa da evapotranspiração real

A evaporação do reservatório de interceptação e a evapotranspiração das diferentes coberturas vegetais são calculadas separadamente, utilizando a formulação de Penman-Monteith conforme descrito em Collischonn (2001).

De acordo com esse método, considera-se que a planta consegue utilizar toda a energia disponível (resultante de balanço de fluxos de radiação no topo da vegetação) para evaporação e as resistências superficial (r_s) e aerodinâmica (r_a) dificultam a difusão de vapor d'água para fora das folhas e para a atmosfera, respectivamente (PAIVA, 2009). O método utiliza dados meteorológicos e parâmetros relativos às características aerodinâmicas e dos estômatos das plantas. A evapotranspiração da lâmina interceptada é dada por:

$$E = \left(\frac{\Delta \cdot (R_L - G) + \rho_{ar} \cdot c_p \cdot (e_s - e_d) / r_a}{\Delta + \gamma \cdot (1 + r_s / r_a)} \right) \cdot \frac{1}{\lambda \cdot \rho} \quad (\text{Eq. 5})$$

onde E é a taxa de evaporação da água; λ é o calor latente de vaporização; Δ é a taxa de variação da pressão de saturação do vapor; R_L é a radiação líquida na

superfície; G é o fluxo de energia para o solo; ρ_{ar} é a massa específica do ar; ρ é a massa específica da água; c_p é o calor específico do ar úmido; e_s é a pressão de saturação do vapor; e_d é a pressão do vapor; γ é a constante psicrométrica; r_s é a resistência superficial da vegetação; e r_a é a resistência aerodinâmica.

$$r_a = \frac{6,25}{u_{10}} \left[\ln \left(\frac{10}{z_0} \right) \right]^2 \quad \text{se } h_{veg} < 10 \text{ m} \quad (\text{Eq.6})$$

$$r_a = \frac{94}{u_{10}} \quad \text{se } h_{veg} \geq 10 \text{ m} \quad (\text{Eq.7})$$

onde u_{10} é a velocidade do vento a 10 m de altura, h_{veg} é a altura média da vegetação e z_0 é a rugosidade da superfície, considerada como um décimo da altura média da vegetação ($z_0 = h_{veg} / 10$).

Após a evaporação do volume interceptado, a demanda evaporativa restante é atendida pela evapotranspiração calculada para cada tipo de cobertura vegetal. A fração de demanda evaporativa remanescente (Equação 8) é utilizada como um fator corretivo no cálculo da evapotranspiração das coberturas vegetais (Equação 9), calculada como:

$$f_{DE} = \frac{(EPI_{i,j} - EI_{i,j})}{EIP_{i,j}} \quad (\text{Eq.8})$$

$$E = f_{DE} \cdot E \quad (\text{Eq. 9})$$

A resistência da superfície depende da US. Supõe-se que as condições do solo não restrinjam a evapotranspiração se o armazenamento de água no solo estiver acima de um limite determinado por $WL = W_m / 2$, onde W_m é armazenamento máximo na camada superficial do solo. No intervalo entre esse limiar e o ponto de murcha (WPM). Caso W seja inferior ao valor referente ao ponto de murcha, então a restrição é máxima e a evapotranspiração é nula. O valor de r_{si} para cada URH é obtido segundo a literatura, podendo variar sazonalmente. Por simplificação, o armazenamento de água no solo referente ao ponto de murcha é considerando como sendo igual a 10% da capacidade máxima do solo ($WPM = 0,1 \cdot W_m$). A resistência da superfície aumenta de acordo com a Equação (10):

$$r_s = r_{j,m} \frac{W_L - W_{PM}}{W_{i,j} - W_{PM}} \quad (\text{Eq. 10})$$

O balanço de água no solo é realizado utilizando uma metodologia baseada na geração de escoamento superficial por excesso de capacidade de armazenamento, porém com uma relação probabilística entre a SM e a fração de área de solo saturada. O balanço de armazenamento no solo é realizado de maneira independente para cada URH (Figura 9), considerando apenas uma camada do solo, de acordo com a Equação (11):

$$W_{i,j}^k = W_{i,j}^{k-1} + (P_{i,j} - ET_{i,j} - Dsup_{i,j} - Dint_{i,j} - Dbas_{i,j}) \cdot \Delta t \quad (\text{Eq. 11})$$

onde k , i e j são índices relacionados à etapa do tempo, célula e URH, respectivamente; Δt é o intervalo de tempo (1 dia na maioria das aplicações); $W_{i,j}^k$ (mm) é o armazenamento de água na camada do solo; $W_{i,j}^{k-1}$ (mm) é a mesma variável no início do intervalo de tempo; $P_{i,j}$ (mm Δt^{-1}) é a chuva que atinge o solo; $ET_{i,j}$ (mm Δt^{-1}) é a evapotranspiração do solo; $Dsup_{i,j}$ (mm Δt^{-1}) é o escoamento superficial; $Dint_{i,j}$ (mm Δt^{-1}) é o fluxo da subsuperfície; $Dbas_{i,j}$ (mm Δt^{-1}) é o escoamento para o reservatório de água subterrânea.

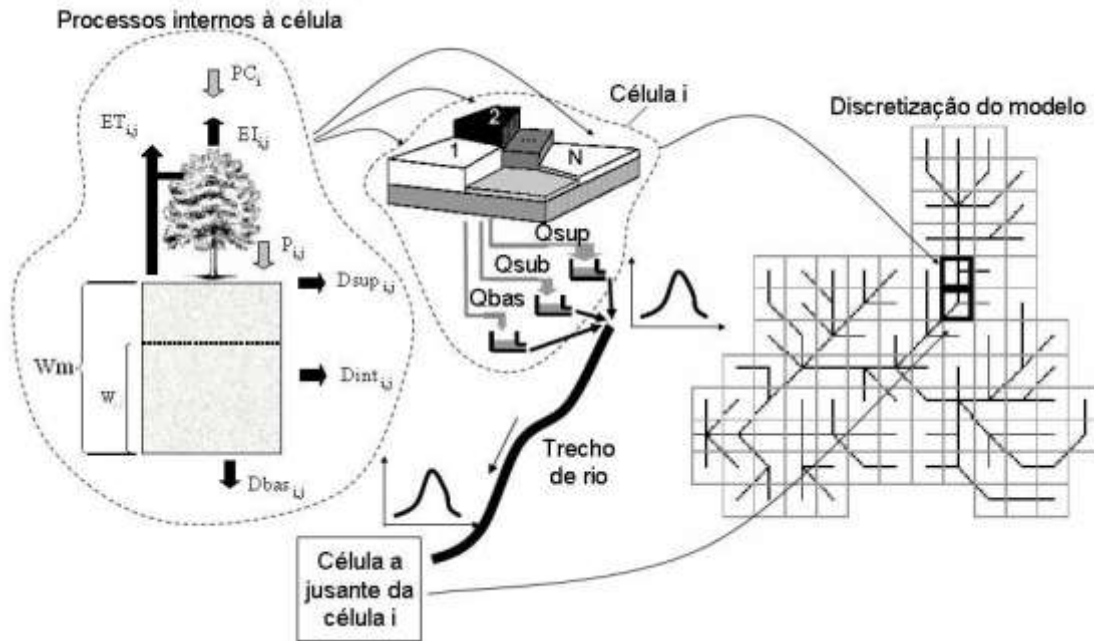


Figura 9 - Panorama geral do modelo MGB-IPH. Fonte: (PAZ e COLLISCHONN, 2007).

3.2.4 Geração de escoamento

O balanço hídrico na camada superficial do solo é dado pela Equação (11), em cada instante de cálculo as variáveis $W_{i,j}^k$ e $P_{i,j}$ são conhecidas em cada etapa do tempo, e $ET_{i,j}$, $Dsup_{i,j}$, j , $Dint_{i,j}$ e $Dbas_{i,j}$ são calculadas com base no armazenamento de água no solo no início da etapa do tempo ($W_{i,j}^k$) e nos parâmetros do modelo, de acordo com o seguinte:

$$Dsub_{i,j} = \Delta t \cdot P_i - (Wm_j - W_{i,j}^{k-1}) \quad \text{para } y \leq 0 \quad (\text{Eq. 12})$$

$$Dsub_{i,j} = \Delta t \cdot P_i - (Wm_j - W_{i,j}^{k-1}) + Wm_j \left[\left(\frac{W_{i,j}^{k-1}}{Wm_j} \right)^{\frac{1}{b_{j+1}}} - \frac{\Delta t \cdot P_i}{Wm_j(b_{j+1})} \right] \quad \text{para } y > 0 \quad (\text{Eq. 13})$$

$$\text{Onde } y = \left[\left(1 - \frac{W_{i,j}^{k-1}}{Wm_j} \right)^{\frac{1}{b_{j+1}}} - \frac{\Delta t \cdot P_i}{Wm_j(b_{j+1})} \right] \quad (\text{Eq. 14})$$

e onde Wm_j (mm) é o armazenamento máximo de água na camada superior do solo da; b_j [-] é o parâmetro relacionado à URH. Uma descrição completa desta formulação pode ser encontrada em Collischonn et al. (2007).

O escoamento sub-superficial é obtido usando uma função semelhante à equação de condutividade hidráulica não saturada:

$$Dint_{i,j} = Kint_j \left(\frac{W_{i,j} - Wz_j}{Wm_j - Wz_j} \right)^{(3+2/\lambda_j)} \quad \text{quando } W_{i,j} > Wz_j \quad (\text{Eq.15})$$

$$Dint_{i,j} = 0 \quad \text{quando } W_{i,j} \leq Wz_j \quad (\text{Eq.16})$$

onde Wz_j (mm) é o limite inferior abaixo do qual não há fluxo de subsuperfície; $Kint_j$ (mm Δt^{-1}) é um parâmetro que fornece a drenagem subterrânea da água da camada do solo, quando o solo está saturado; e λ [-] é o índice de porosidade do solo.

A percolação da camada do solo para as águas subterrâneas é calculada de acordo com uma relação linear entre o armazenamento de água no solo e o armazenamento máximo de água no solo:

$$Dbas_{i,j} = Kbas_j \cdot \frac{(W_{i,j}^{k-1} - Wc_j)}{(Wm_j - Wc_j)} \quad (\text{Eq. 17})$$

onde Wc_j (mm) é o limite inferior abaixo do qual não há fluxo; e $Kbas_j$ (mm Δt^{-1}) é um parâmetro que fornece a taxa de percolação das águas subterrâneas no caso de saturação do solo.

3.2.5 Propagação de escoamento pela rede de drenagem

Em cada célula do modelo, os processos de interceptação, evapotranspiração e geração de escoamento e o balanço de água no solo são simulados em cada URH de forma independente. Os escoamentos resultantes de todas as URHs em uma célula são somados e armazenados em reservatórios diferentes conforme sua natureza superficial, sub-superficial e subterrânea. Um reservatório linear simples é utilizado para simular o aporte de cada um desses

tipos de escoamento gerado na célula até a rede de drenagem (PAZ; COLLISCHONN, 2007).

Após a propagação da água no interior da célula, o modelo realiza a propagação no rio principal de cada célula. A montante da célula, ocorre a contribuição da vazão proveniente dos reservatórios e a vazão proveniente da rede de drenagem das células a montante. Para a propagação ao longo da rede de drenagem, utiliza-se o modelo de Muskingum-Cunge conforme descrito em TUCCI (1998).

Esse método relaciona a vazão de saída de um trecho de rio em um determinado intervalo de tempo com as vazões de entrada e saída no intervalo de tempo anterior e com a vazão de entrada no intervalo atual. Os parâmetros do modelo Muskingum-Cunge são calculados com base nos dados de comprimento, declividade, rugosidade e largura média dos trechos de rio. O intervalo de tempo diário utilizado no modelo hidrológico é sub-dividido em intervalos menores durante a propagação por Muskingum-Cunge na rede de drenagem, considerando o intervalo de tempo ideal para a propagação apresentar precisão no tempo de viagem e no amortecimento do hidrograma.

3.2.6 Dados de entrada necessários

Um modelo distribuído utiliza, em geral, uma grande quantidade de dados, de difícil manipulação (COLLISCHONN, 2001). Os dados de entrada do MGB-IPH abrangem informações que podem ser obtidas por meio de produtos de SR, através de imagens de satélites: mapas de tipos de solos, uso e cobertura do solo e modelos digital de elevação (obtenção de dados topográfico e a rede de drenagem). Além disso, também são utilizados como dados de entrada as séries históricas de variáveis hidroclimáticas como precipitação, temperatura, radiação solar, umidade relativa do ar, velocidade do vento e pressão atmosférica (Figura 10).

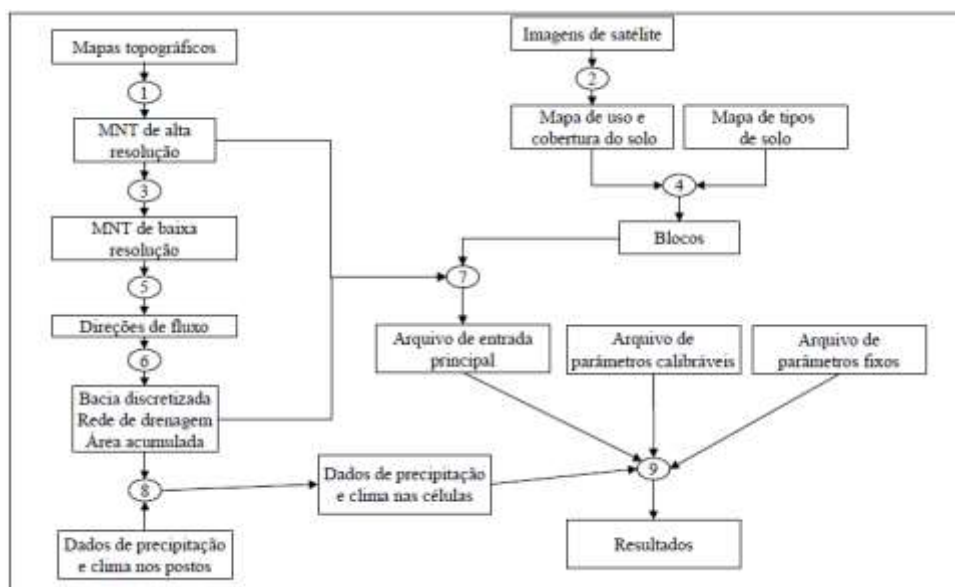


Figura 10 - Fluxograma da aplicação do MGB-IPH, com relação aos dados de entrada e ao geoprocessamento. Fonte: (COLLISCHONN, 2001).

3.3 CALIBRAÇÃO PADRÃO DO MODELO MGB-IPH

3.3.1 Parâmetros calibráveis

A calibração do modelo MGB-IPH é realizada através de um processo iterativo de ajuste de parâmetros, até que o hidrograma simulado reproduza satisfatoriamente o hidrograma observado (COLLISCHONN et al., 2007). O modelo MGB-IPH tem parâmetros considerados fixos e outros calibráveis.

Os parâmetros fixos não são calibrados, sendo eles: albedo, índice de área foliar, altura média da vegetação e resistência superficial. cujos valores são obtidos por medições ou estimados com base em literatura. Em geral, são parâmetros para os quais o modelo é pouco sensível.

Os parâmetros calibráveis, por outro lado, são alterados a cada aplicação do modelo, buscando um bom ajuste entre os dados de vazão observados e calculados. Os parâmetros de solo (tipicamente calibráveis) estão sumarizados na Tabela 2. Os parâmetros calibráveis podem estar associados às URHs ou às células. Um parâmetro calibrável associado a uma determinada URH tem o mesmo valor para essa URH em todas as células da bacia.

Tabela 2- Descrição dos parâmetros de solo do MGB-IPH.

<i>Parâmetro</i>	<i>Caracterização</i>	<i>Unidades</i>
<i>Wm</i>	capacidade de armazenamento de água no solo	mm
<i>B</i>	relação entre armazenamento e saturação	-
<i>Kbas</i>	controle do escoamento subterrâneo	mm/dia
<i>Kint</i>	controle do escoamento sub-subterrâneo	mm/dia
<i>XL</i>	controle da curva de redução do reservatório sub-superficial	-
<i>CAP</i>	controle da ascensão capilar	mm/dia
<i>Wc</i>	fração de <i>Wm</i> abaixo da qual não há geração de escoamento	mm
<i>Cs</i>	correção do tempo de concentração para drenagem superficial	-
<i>Ci</i>	correção do tempo de concentração para drenagem sub-superficial	-
<i>CB</i>	tempo de residência (associado à taxa de recessão do hidrograma)	horas
<i>QB</i>	associado à condição inicial do modelo	m ³ /(s.km ²)

3.3.2 Síntese do algoritmo de otimização

O modelo MGB apresenta um algoritmo de otimização global multiobjetivo MOCOM-UA (Multiple Objective Complex Evolution - University of Arizona; YAPO et al., 1998) para calibração automática de parâmetros. Este algoritmo aprimora o algoritmo SCE-UA (Shuffle Complex Algorithm) ao mesclar sua abordagem evolutiva com os conceitos de dominância e frente de Pareto para as soluções.

Tal algoritmo inicia com a definição dos limites mínimos e máximos dos valores que os n parâmetros a serem calibrados podem tomar, definindo uma região no espaço de n dimensões. A seguir, são gerados, aleatoriamente, ns conjuntos de parâmetros ou pontos na região válida. Cada ponto é dado pelos valores dos n parâmetros e, para cada um dos pontos, as nf FO são avaliadas, gerando uma matriz de resultados $F(ns,nf)$. Uma vez obtidos os valores das FO, os conjuntos de parâmetros são avaliados e hierarquizados pelos critérios de dominância e não dominância.

A hierarquização é realizada seguindo os passos a seguir (COLLISCHONN, 2001):

1. Toma-se os ns pontos ou conjuntos e identifica-se aqueles que são dominados e os que são não dominados.

2. Aos pontos que são não dominados atribui-se o índice 1.
3. Os pontos com o índice 1 são retirados e os pontos restantes são novamente analisados.
4. Aos pontos que são não dominados nesta segunda análise, atribui-se o índice 2.
5. Os pontos com o índice 2 também são retirados e os pontos restantes são analisados.
6. Os passos se repetem até que se encontre um grupo de pontos em que não podem ser definidos dominados e não dominados. Estes pontos recebem o índice $MAXR$, onde $MAXR$ é o número de passos necessários para não existir mais dominância entre os pontos.

A etapa de hierarquização resulta na classificação dos pontos em relação à região de Pareto, para cada ponto tem um índice, que indica, aproximadamente a qualidade relativa das FO associadas. Quanto mais baixo o valor do índice, mais próximo ao ponto está da região de Pareto. Por se tratar de um algoritmo genético, o MOCOM-UA realiza evolução dos pontos ocorrendo gerando $NRmax$ simplex, sendo este o número de pontos que recebem o pior índice durante a hierarquização. Cada simplex é constituído por $n+1$ pontos, sendo um deles retirado do grupo de $NRmax$ pontos com o pior índice, e os outros n selecionados aleatoriamente dos pontos restantes, de acordo com a probabilidade associada a cada ponto (COLLISCHONN, 2001), dada pela Equação 18:

$$p_i = \frac{(R_{max} - r_i + 1)}{\sum_{j=1}^{ns} (R_{max} - r_j + 1)} \quad (\text{Eq.18})$$

Onde p_i é a probabilidade associada a cada ponto e r_i é o índice atribuído a cada ponto durante a hierarquização e R_{max} é o pior índice encontrado no conjunto. Esta equação apenas atribui uma probabilidade para cada ponto em relação à sua participação na evolução.

Depois da etapa de calibração, há um conjunto de soluções ótimas que o usuário do modelo pode escolher entre uma das soluções com base em algum critério pessoal (BOYLE et al., 2000).

Nesta pesquisa, foi adotado um tamanho populacional de 200 indivíduos, e esses pontos foram selecionados aleatoriamente dentro do espaço de busca de parâmetros definido com base na literatura. A otimalidade de Pareto é alcançada dentro deste algoritmo quando todos os indivíduos da população se tornam não dominados. Isto significa que todas as soluções na frente de Pareto são igualmente boas no que diz respeito às funções objetivo assumidas (OLIVEIRA et al., 2021). Na versão original do modelo MGB-IPH, considera-se a otimização simultânea de três FO. O coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) das vazões, o NSE para o logaritmo das vazões (NSElog) o erro de volume (ΔV). As fórmulas matemáticas de cada função são apresentadas a seguir:

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{nt} (Q_c^t - Q_o^t)^2}{\sum_{t=1}^n (Q_o^t - \bar{Q}_o)^2} \quad (\text{Eq.19})$$

$$NSElog = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{nt} (\log Q_c^t - \log Q_o^t)^2}{\sum_{t=1}^n (\log Q_o^t - \log \bar{Q}_o)^2} \quad (\text{Eq.20})$$

$$\Delta V = \frac{\sum_{t=1}^{nt} Q_c^t - \sum_{t=1}^{nt} Q_o^t}{\sum_{t=1}^{nt} Q_o^t} \quad (\text{Eq.21})$$

Os resultados do NSE e NSlog variam de 1 (ajuste perfeito) a $-\infty$. Uma eficiência menor que zero indica que o valor médio da série temporal teria sido uma melhor previsão do que o modelo (KRAUSE et al., 2005). O valor ideal de ΔV é de 0, indicando simulação do modelo exato. Valores de ΔV no intervalo de $\pm 5\%$ indicam (muito) bom desempenho, enquanto erros dentro de um intervalo de $\pm 10\%$ indicam um desempenho satisfatório (RIENTJES et al., 2013).

De acordo com Gupta et al. (1998), as FO devem, preferencialmente, avaliar aspectos diferentes do hidrograma, como as vazões de cheia e recessão, ou o erro médio quadrado e o erro total do volume. É importante que as FO tenham correlação relativamente baixa entre si.

3.4 ÁREAS DE ESTUDO

3.4.1 Bacia Hidrográfica do Rio Piancó

- Compilação de estudos anteriores

No estudo de Felix e Paz (2016), foi realizada a aplicação do MGB-IPH na sua forma tradicional para a bacia hidrográfica do rio Piancó, localizada na região semiárida do nordeste brasileiro. No entanto, para este estudo foi utilizada a versão adaptada por Ferreira (2017) na mesma área de estudo com incorporação de novas FO relativas à comparação entre vazões calculadas e observadas. Todos os dados e informações necessários para a continuação do estudo foram concedidas pelos autores.

A topografia e drenagem foram extraídas do processamento do Modelo Digital de Elevação (MDE) proveniente dos dados do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), com resolução espacial de 90 m.

Os dados de precipitação pluviométrica foram obtidos no portal eletrônico HidroWEB da ANA (Agência Nacional das Águas), complementados por dados cedidos pela AESA (Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba). Foram utilizadas 14 estações pluviométricas distribuídas irregularmente sobre a bacia.

Os dados meteorológicos (temperatura, umidade relativa do ar, velocidade do vento, insolação e pressão atmosférica) foram obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) para a estação São Gonçalo, localizada próximo da área em estudo (cerca de 60 km).

Na Figura 11, pode-se observar a distribuição dos dados meteorológicos ao longo do período de 2001 a 2011. Foram contabilizadas falhas da série histórica diária: temperatura 21% do tempo, umidade relativa do ar 21%, velocidade do vento 21%, insolação 24% e pressão atmosférica 100%. No período de estudo como não há dados diários de pressão atmosférica, foram utilizados dados mensais da série histórica (ver Figura 11-f), assim como nos dias com falhas nas demais variáveis.

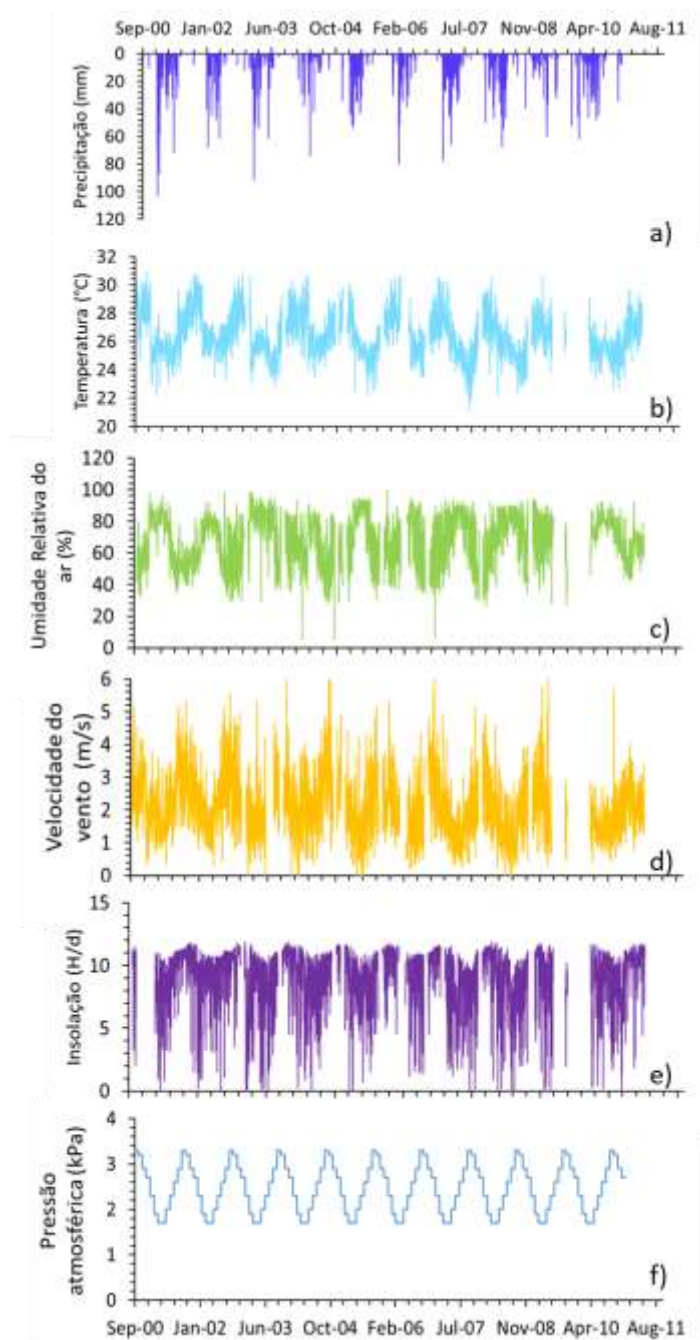


Figura 11 - Dados climáticos usados para entrada do MGB-IPH: a) Precipitação; b) Temperatura; c) Umidade relativa do ar; d) Velocidade do vento; e) Insolação e f) Pressão atmosférica.

Para a definição das URHs, foram analisados os mapeamentos de cobertura vegetal e tipo de solos disponibilizados pelo portal eletrônico do Ministério do Meio Ambiente (MMA). Foram definidas sete unidades de respostas hidrológicas URHs (Figura 12), que são: Argissolos/caatinga (19,8%); Litosossolos/caatinga (51,1%); Cambissolos/caatinga (5,0%); Argissolos/atividade agrícola (8,5%);

Luvissolos/atividade agrícola (2,9%); Litossolo/atividade agrícola (12,7%) e Água (0,4%).



Figura 12 - Classes de uso/tipo solo para a Bacia hidrográfica do Rio Piancó – PB.
Fonte: (FELIX e PAZ, 2016)

Os parâmetros fixos (albedo, índice de área foliar (IAF), resistência superficial e altura da cobertura vegetal) foram definidos a partir de aplicações anteriores do referido modelo: Silva (2005); Collischonn (2001) e Ribeiro Neto (2006). Esses mesmos estudos serviram de base para definir os valores iniciais dos demais parâmetros do modelo, que são: Wm (armazenamento de água no solo); B (parâmetro da relação de armazenamento e saturação de água no solo); Kint (parâmetro de drenagem subsuperficial); Kbas (parâmetro de escoamento subterrâneo); WC (limite de armazenamento para haver fluxo ascendente ou descendente); Cb (parâmetro de retardo do reservatório subterrâneo); Cs (parâmetro para calibração da propagação superficial nas células); e CI (parâmetro para calibração da propagação subsuperficial nas células).

Foram calibrados o total de 11 parâmetros, com seis valores diferentes de Wm para as URH (a URH água não tem seu Wm calibrado, é zero); um valor único de b para todas as URH, um valor de Kint, um valor de Kbas, um valor de Cs e um valor de CI. O Wc não é calibrado, apenas adotado, pois tem pouca influência no modelo; e Cb também não é calibrado, apenas estimado. Para realizar a calibração automática em cada calibração foi estabelecido uma amplitude de variação para cada parâmetro calibrável (11 parâmetros calibráveis, ver item 3.3) e, dentro desse

intervalo, por ser multiobjetivo ele encontra um conjunto de melhores valores para cada parâmetro e o melhor ajuste possível para modelo. O limite mínimo e máximo de variação indicado para cada parâmetro pode ser visto na Tabela 3.

Tabela 3 - Limites dos parâmetros para calibração automática

Parâmetro	Limite mínimo	Limite máximo
B	0.0067	0.3350
KINT	0.5668	28.3400
KBAS	0.0030	0.15
CS	2.26	113.16
CI	3.04	152.00
Argissolos/caatinga	152	1517
Litosossolos/caatinga	48	481
Cambissolos/caatinga	187	1871
Argissolos/atividade agrícola	288	2880
Luvissolos/atividade agrícola	279	2790
Litólitossolo/atividade agrícola	96	956

Nesta aplicação, foi adotada a versão do modelo que discretiza a bacia hidrográfica na forma de uma grade regular (PAZ et al., 2006; PAZ e COLLISCHONN, 2007), com $0,05^\circ \times 0,05^\circ$, ou seja, células de aproximadamente 5x5 km, totalizando 151 células que compreendem a área de estudo.

Na aplicação do MGB-IPH realizada por Ferreira (2017), o modelo também foi rodado com passo de tempo diário. Foram selecionados 21 anos para o período da calibração (01/jan/1970 até 31/dez/1990), e 21 anos para validar o modelo (01/01/1991 até 31/12/2011). O primeiro ano de cada período (1970 e 1991) foi utilizado para o aquecimento do modelo. A combinação de FO usadas para a calibração multiobjetivo foi KGE, NSDlog e ΔV , usando a abordagem de calibração tradicional.

Em síntese, o modelo conseguiu simular a forte sazonalidade da bacia hidrográfica, a distinção do efeito de anos mais úmidos e anos mais secos em relação ao porte das cheias, o instante de tempo de subida e de descida dos hidrogramas, e a intensidade das cheias de pequeno e médio porte, apresentando, ainda, dificuldades quanto à representação dos picos das maiores cheias e à

representação da intermitência do rio. O detalhamento e resultados da calibração são apresentados em Ferreira (2017).

- Caracterização da bacia

A região de estudo está inserida na bacia hidrográfica do rio Piancó, abrangendo uma área de 9.205 km². Corresponde a uma das sete sub-bacias em território paraibano da bacia hidrográfica do Rio Piranhas Açu. No entanto, para este estudo foi delimitada uma sub-bacia a montante do posto fluviométrico Piancó, abrangendo uma área de 4603,39 km² (Figura 13). De acordo com UFPB (2011), o posto fluviométrico Piancó não é influenciado por reservatórios a montante da bacia hidrográfica, pois a predominância de reservatórios de pequeno porte.

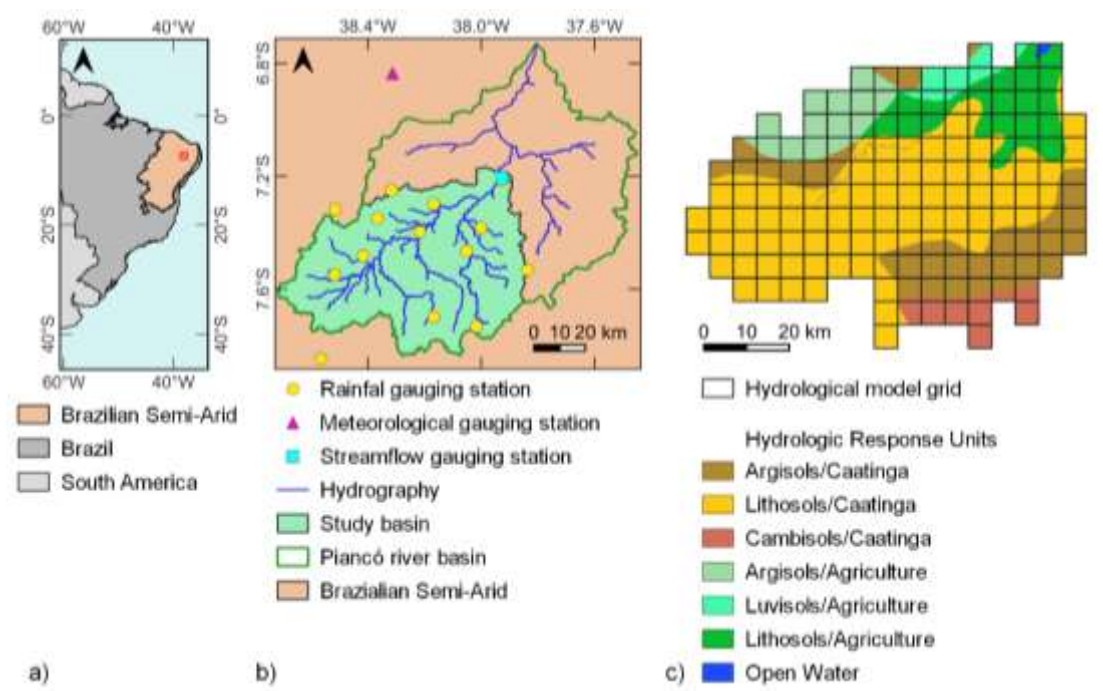


Figura 13 - a) Localização da bacia do rio Piancó no Semiárido Brasileiro; b) Indicação de hidrografia e estações pluviométricas, meteorológicas e de vazão; c) Discretização do modelo hidrológico e mapa de unidades de resposta hidrológica.

A bacia hidrográfica do rio Piancó pertence ao complexo da Bacia Hidrográfica do Rio Piancó Piranhas Açu (que corta os estados da Paraíba e Rio Grande do Norte), sendo uma das suas principais Unidades de Planejamento

Hidrológico (UPHs). Situa-se no extremo sudoeste do Estado da Paraíba, tendo como fronteiras o Ceará, a oeste, Pernambuco, ao sul, o Alto e Médio Piranhas, ao norte e a bacia do Rio Espinharas, a leste. O rio Piancó é o rio principal e seus principais afluentes são os rios Jenipapo e Gravatá e os riachos de Santana, Minador, Canoas, Vermelho, Maria e Verde (IBI ENGENHARIA CONSULTIVA S/S, 2013).

Com clima semiárido, possui todas as características físicas e hidroclimatológicas representativas do semiárido do Nordeste brasileiro. Além disso, possui grande importância em termos de abastecimento de água para o sertão paraibano (ESCARIÃO et al., 2013), banhando 15 municípios. A vegetação predominante é típica da caatinga e o tipo de uso do solo principal é a atividade agrícola. A bacia hidrográfica apresenta quatro tipos de solos mais frequentes: litossolos, argissolos, cambissolos e luvisolos (FELIX e PAZ, 2016).

Apresenta altas temperaturas, em média 28°C, promovendo taxas de evapotranspiração bastante elevadas, com potencial de perda de água por evapotranspiração, que chega até 2.500 mm ao ano (SILVA E ALCÂNTARA, 2009), o que pode ocasionar déficit hídrico significativo. O regime hídrico da região tende em apresentar uma forte variabilidade interanual, ocasionando a alternância entre anos de chuvas regulares e anos de acentuada escassez hídrica, levando à ocorrência de secas hídricas, ver Figura 14-c.

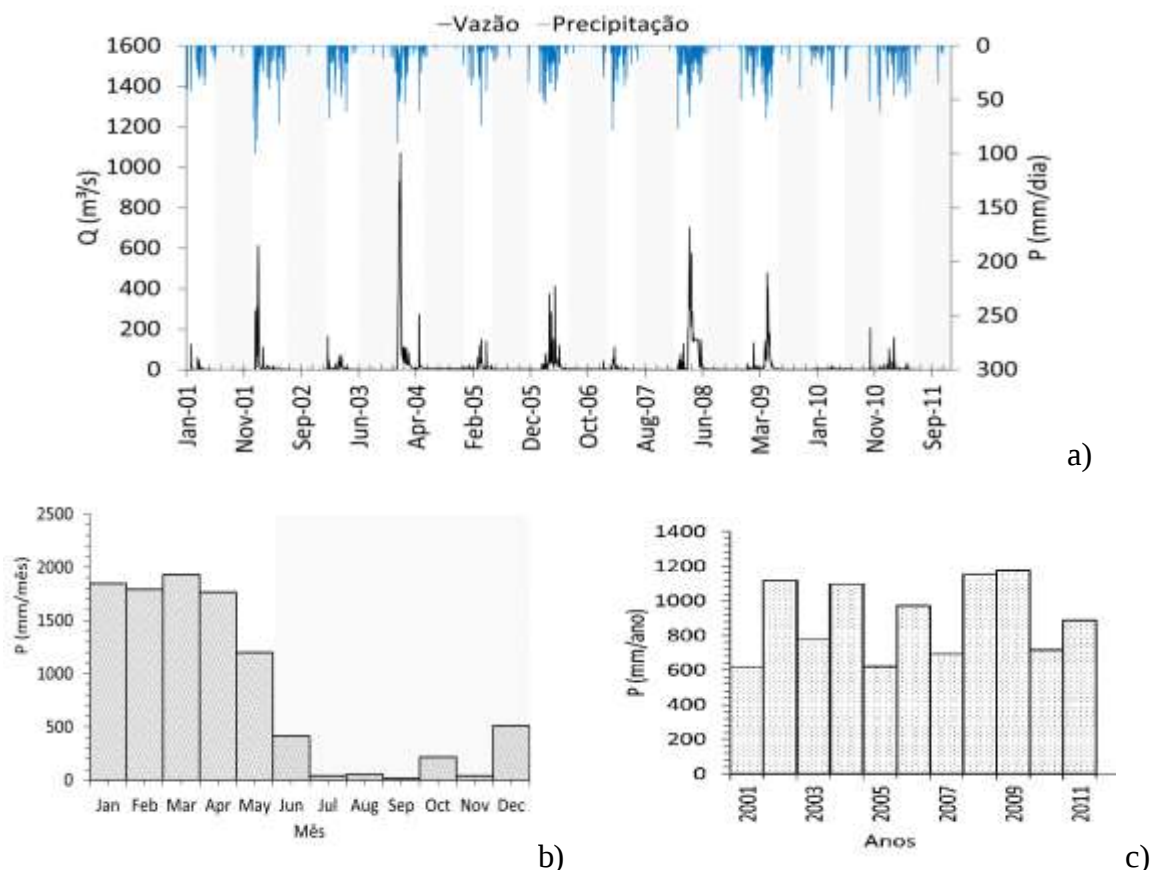


Figura 14 - Precipitação da bacia hidrográfica do rio Piancó: a) diária, b) mensal e c) anual.

A Figura 14-b mostra a variação temporal da precipitação média mensal observados na bacia hidrográfica do rio Piancó. O período chuvoso ocorre entre os meses de janeiro a maio, com uma variação de 110 mm a 230 mm mensais, com chuva anual média em torno de 860 mm (FELIX e PAZ, 2016).

Uma característica interessante é a intermitência do rio principal no trecho da bacia hidrográfica estudada. Na Figura 14-a, pode-se observar a variação da vazão diária, na qual os trechos cinzas indicam os períodos de seca. Segundo FELIX e PAZ (2016), ao analisar a série de dados diários observados de vazão, observaram que em 37% do tempo no período de 1970 a 2011 a vazão permaneceu nula. Em anos mais secos, essa intermitência é agravada, tendo apresentado cerca de 70% ou mais dos dias sem vazão nos anos de 1980 a 1982, 1993 e 2001.

Para a aplicação na bacia hidrográfica do rio Piancó o modelo foi calibrado em passo de tempo diário usando o período de 2001 a 2011, sendo 2001 a 2006 o período de calibração e 2007 a 2011 o período de validação (Figura 15). Esse

período foi escolhido devido à compatibilidade com a disponibilidade de dados de SR e também devido ao período de seca prolongado nos anos de 2012 a 2017. Nesse último intervalo, ocorreu um período de seca prolongada no Nordeste, segundo relatos do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) foi a pior seca da história já registrada no Brasil. Há questionamentos em aberto como o efeito dos açudes sobre a retenção de escoamentos nas poucas chuvas ocorridas, que não seria representado no modelo hidrológico, e mesmo incertezas nos dados observados de vazão. Para não trazer tais elementos adicionais de incerteza ao desenvolvimento deste estudo, preferiu-se não incluir o referido período na pesquisa.

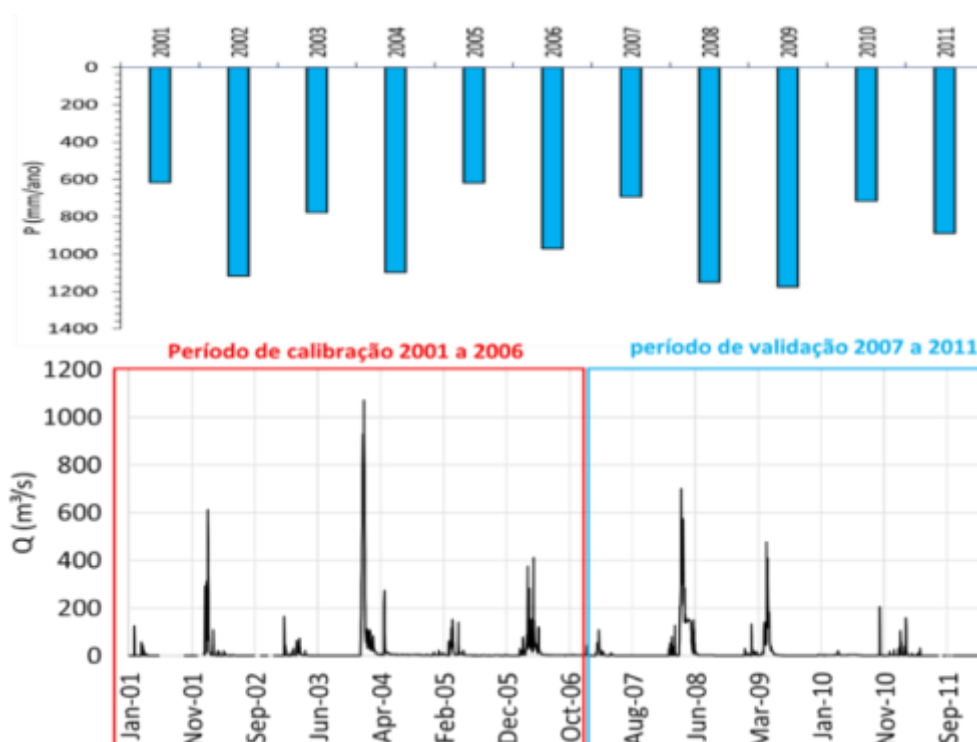


Figura 15 - Período de calibração e validação.

3.4.2 Bacia Hidrográfica do Rio Grande

- Compilação de estudos anteriores

Foi compilado o trabalho anterior de Bravo et al. (2009), referente à sub-bacia hidrográfica contribuinte de Furnas localizada na região sudeste do Brasil.

Essa bacia já foi usada em estudos anteriores. Todos os dados e informações necessários para a continuação do estudo foram concedidas pelos autores.

Os dados topográficos e de drenagem para a bacia do Rio Grande foram obtidos através do MDE SRTM, com resolução espacial de 90 m.

Os registros hidrológicos da bacia hidrográfica de Furnas foram coletados pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) e pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), e consistiram em dados de chuva de 216 estações e séries temporais de vazões naturalizadas da bacia hidrográfica de Furnas e em cada uma das quatro sub-bacias.

Dados sobre temperatura da superfície, velocidade do vento, umidade do ar, radiação solar e pressão atmosférica foram obtidos de sete estações meteorológicas, sendo os dados coletados na página eletrônica do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.

Os mapas de tipos de solos foram obtidos através da junção de dados do RADAMBrasil disponibilizados pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) e pela FAO (*Food and Agriculture Organization of the United Nations*).

O uso do solo foi estabelecido através de classificação de imagens do satélite Landsat 7, disponíveis gratuitamente pela agência espacial dos Estados Unidos (NASA – *National Aeronautics and Space Administration*), através do *Earth Science Data Interface*. Combinando o tipo de solo e o uso da terra, seis URH's foram definidas (Figura 16), visando essencialmente distinguir entre solos rasos, intermediários ou profundos e agricultura, floresta ou água. Foram divididos em: agricultura + pastagem, agricultura + solo alta capacidade de infiltração, solo baixa capacidade de infiltração, mata/reflorestamento + solo média capacidade de infiltração, campo/pastagem + solo alta capacidade de infiltração e água.

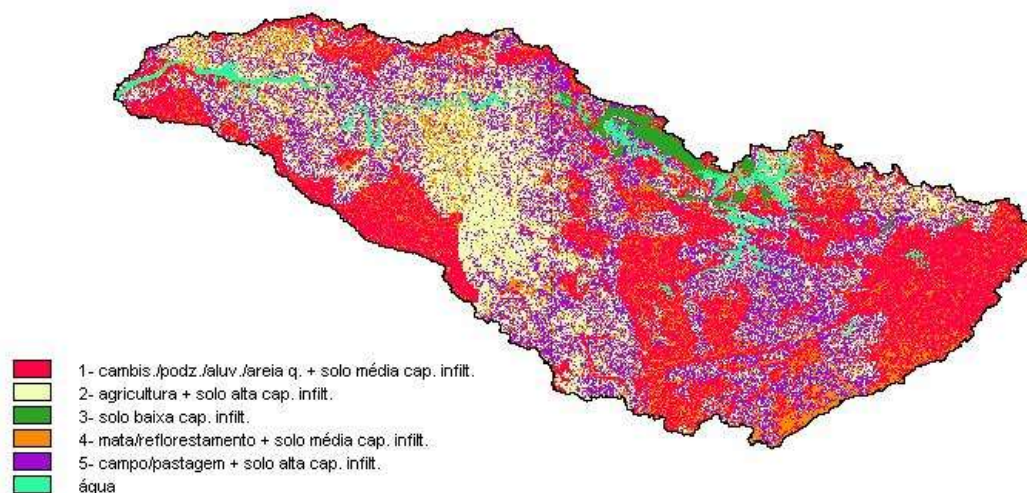


Figura 16 - Blocos ou unidades de resposta hidrológica adotados para a modelagem da bacia do Rio Grande. Fonte: Relatório Final do Projeto FAURGS/FINEP, 2007.

Foram calibrados o total de 12 parâmetros, com cinco valores diferentes de W_m para as URH (a URH água não tem seu W_m calibrado, é zero); um valor único de b para todas as URH, um valor de K_{int} , um valor de K_{bas} , um valor K_{flux} , um valor de R_w , um valor de C_s e um valor de C_l . O W_c não é calibrado, apenas adotado, pois tem pouca influência no modelo; e C_b também não é calibrado, apenas estimado. Para realizar a calibração automática em cada calibração foi estabelecido uma amplitude de variação para cada parâmetro calibrável e, dentro desse intervalo, por ser multiobjetivo ele encontra um conjunto de melhores valores para cada parâmetro e o melhor ajuste possível para modelo. O limite mínimo e máximo de variação indicado para cada parâmetro pode ser visto na Tabela 4.

Tabela 4 - Limites dos parâmetros para calibração automática

Parâmetro	Limite mínimo	Limite máximo
B	0.01	0.90
KINT	60	5400
KBAS	4	360
KFLUX	150	95229
RW	1	3
CS	4	22
CI	7	77
Agri+pastagem	120	480
Agri+solo alta cap. Inf.	300	1200
solo baixa cap. Inf.	75	300
mata/reflorestamento	120	1200
campo/pastagem	200	800

O modelo MGB-IPH foi aplicado à Bacia do Rio Grande com uma discretização espacial de grade quadrada ou regular de $0,1^\circ \times 0,1^\circ$, ou seja, células de aproximadamente 10×10 km (Figura 17).

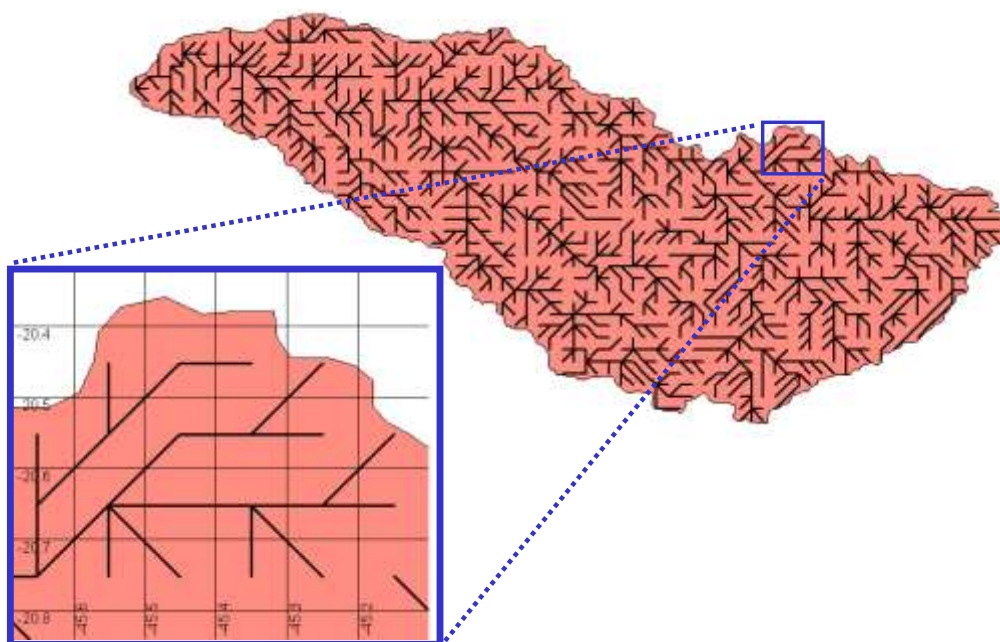


Figura 17 - Rede de drenagem do modelo hidrológico (células de $0,1^\circ \times 0,1^\circ$) para a bacia do Rio Grande. Fonte: Relatório Final do Projeto FAURGS/FINEP, 2007.

No estudo de Bravo et al. (2009), a calibração foi realizada para o período 1970-1980 e validação para o período 1981-2001. Para esse estudo o modelo foi

calibrado em passo de tempo diário usando o período de 2001 a 2011, sendo 2001 a 2006 o período de calibração e 2007 a 2011 o período de validação, conforme definido para a bacia hidrográfica do Rio Piancó (Figura 14). Esse período foi escolhido devido à compatibilidade com a disponibilidade de dados de SR e com a outra área de estudo citada. Foi feita calibração automática multiobjetivo pelo método padrão do MGB-IPH na abordagem tradicional. As FO usadas na aplicação do estudo base foram os originais do modelo, NS, NSlog e ΔV . Para o estudo atual as FOs foram adaptadas conforme será descrito mais adiante.

- Caracterização da bacia

A sub-bacia hidrográfica contribuinte de Furnas abrange uma área de 51.784,41 km², está inserida na Bacia Hidrográfica do Rio Grande (BHRG), um dos principais afluentes da cabeceira do rio Paraná que drena uma área de aproximadamente 145 000 km² (Figura 18).



Figura 18 - Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Grande.

A Bacia Hidrográfica do Rio Grande é amplamente utilizada para a geração de energia hidrelétrica (TUCCI et al., 2008). As principais instalações hidrelétricas são Marimondo, Água Vermelha, Furnas e Estreito, cada uma com capacidade instalada superior a 1000 MW. No total, a bacia hidrográfica do Rio Grande possui

uma capacidade instalada de cerca de 7722 MW, o que corresponde a aproximadamente 11,7% do total brasileiro.

A maior parte da Hidrográfica do Rio Grande é coberta por vegetação de cerrado. Essa vegetação natural foi extensivamente substituída durante o século passado (1900-2000) pela produção intensiva de cana-de-açúcar e soja e por pastagens (LOARIE et al. 2011). Variações na fisionomia da vegetação são caracterizadas por mudanças na elevação, propriedades do solo e clima, seguidas por mudanças na densidade da vegetação. É uma bacia relativamente montanhosa, variando em altitude de mais de 1800 m acima do nível médio do mar a menos de 200 m. O uso da terra agrícola constitui mais de 70% da área, enquanto as florestas naturais e plantadas cobrem aproximadamente 20%.

O clima regional é classificado como subtropical. As temperaturas médias mensais variam de 17,6 a 23,5 ° C. A precipitação média anual é de cerca de 1500 mm, concentrada principalmente no verão austral (novembro-abril), e a ETR anual é de aproximadamente 900 mm (ROCHA et al. 2002). A ETR de cerrado natural tem uma forte sazonalidade, variando de 1 mm/d na estação seca a 6 mm/d na estação chuvosa (ROCHA et al. 2002). Nas áreas agrícolas, a ETR varia de acordo com o tipo de área cultivada e seu ciclo de cultivo, com variações significativas devido à estrutura da vegetação, que pode variar de áreas de solo descoberto a cobertura de copa totalmente desenvolvida.

O regime hidrológico em Furnas é fortemente sazonal, variando de 350 m³/s durante as baixas vazões de 2.000 m³/s no verão, com picos de cheias normalmente atingindo 4.000 m³/s, ver Figura 19 (BRAVO et al., 2009), com predominância de rios perenes.

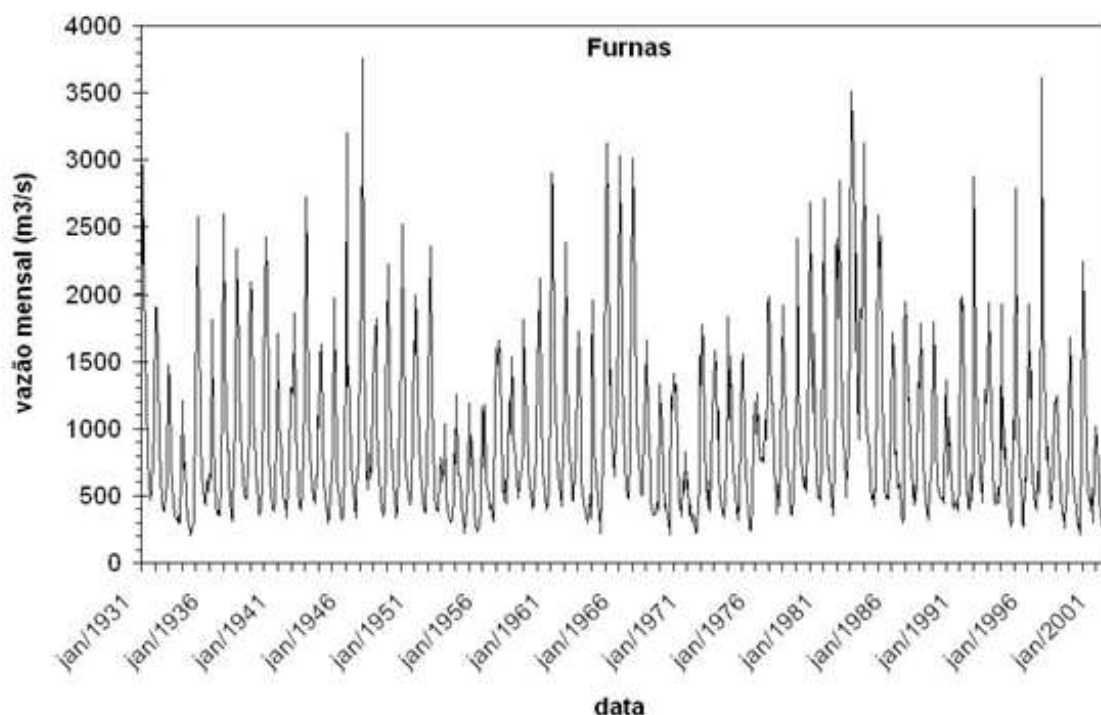


Figura 19 - Vazões médias mensais naturais no Rio Grande em Furnas no período de 1931 a 2001. Fonte: (COLLISCHONN et al., 2007)

3.5 CONJUNTO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Nesta sessão, são apresentadas informações sobre os produtos de SR usados no estudo, tais como: disponibilidade, resolução espacial e temporal das imagens, unidade de medida e processamento (Tabela 5). Os dados de evapotranspiração real foram adquiridos de dois produtos SR distintos para incorporação nos procedimentos de calibração propostos, que são descritos mais detalhadamente no item 3.6.

Tabela 5 - Detalhe das informações dos produtos de SR usados para a calibração e validação do modelo MGB

Bacia Hidrográfica	Produto de SR	Período disponível	Resolução espacial	Resolução TEMPORAL	Discretização da imagem (células)	Quant. de imagens	Unidade
Rio Piancó	ETR MOD16	2000-2022	500x500m	8 dias	21744	552	mm/8dias
	SM ESA CCI	1978-2022	25x25 km	diário	8	4017	m³/m³
	ETR GLEAM	1980-2018	25x25 km	diário	8	4017	mm/dia
Rio Grande (Furnas)	ETR MOD16	2000-2023	500x500m	8 dias	257119	552	mm/8dias
	SM ESA CCI	1978-2022	25x25 km	diário	91	4017	m³/m³
	ETR GLEAM	1980-2018	25x25 km	diário	91	4017	mm/dias

3.5.1 Estimativas de ETR MOD16

O sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) está presente nos satélites Terra e Aqua, disponibilizando diversos produtos remotos, entre eles o produto denominado MOD16. O algoritmo do produto MOD16 (MU et al., 2011) foi desenvolvido para a estimativa da evapotranspiração global da superfície com base em dados dos sensores Terra/MODIS e Aqua/MODIS para uso em aplicações hidrológicas e ecológicas de larga escala (RUHOFF et al., 2013).

O produto MOD16 é uma das técnicas desenvolvidas para facilitar o monitoramento da variabilidade temporal e espacial da ETR, disponibilizando dados de evapotranspiração potencial (ETp) e ETR a cada 8 dias, mensal e anual, sem a necessidade de manipulação de imagens pelo usuário para obter o resultado final (SOUZA et al., 2016).

Esse produto MOD16 combina dados de SR de uso e cobertura do solo, albedo, índice de área foliar (IAF) e fração de radiação fotossinteticamente ativa (fpar), com dados de reanálise de: radiação solar (RS), temperatura do ar (Ta) e déficit de pressão de vapor real (ea), para estimar a ETR global, como detalhado em Ruhoff et al. (2013) e Mu et al. (2011).

O algoritmo do MOD16 é baseado na equação de Penman-Monteith (MONTEITH, 1965), adaptado para dados de SR, para calcular a transpiração da copa da vegetação, a evaporação da precipitação interceptada pelo dossel e a evaporação do solo. Para estimar a ETR nas escalas de 8 dias e mensais, em uma resolução espacial que varia de 500 m a 1 km, as entradas do algoritmo incluem dados dos sensores MODIS e dados de reanálise meteorológica global do GMAO (Global Modeling and Assimilation Office), mais especificamente o MERRA-2 (Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications, Version 2).

Este produto é um dos mais utilizados para integração com modelagem hidrológica, inclusive para calibração de modelos (e.g., TAIA et al., 2023; RANE E JAYARAJ, 2022; OLIVEIRA et al., 2021; ODUSAMY et al., 2019; RAJIB et al., 2019; RAJIB et al., 2019; RAJIB et al. al., 2018; NIJZINKI et al., 2018; VERSOORT et al., 2014). Estudos recentes continuam a fazer uma avaliação satisfatória das estimativas do MOD16, como o trabalho de Fuentes et al. (2024).

Diversos estudos têm sido realizados a fim de verificar a acurácia das estimativas MOD16 sobre o globo (HU, JIA e MENENTI, 2011; RUHOFF et al.,

2013; RAMOELO et al., 2014; FERREIRA et al., 2016). HU, JIA e MENENTI (2015) compararam o produto MOD16 com medidas de 15 torres de fluxo para a Europa. RAMOELO et al. (2014) utilizaram dois sítios experimentais com dados de vazão sobre a África do Sul para validar a ETR do produto MODIS; VELPURI et al. (2013) utilizaram 60 torres de fluxo sobre os Estados Unidos para validar a ETR mensal do produto MOD16; KIM et al. (2012) verificaram a qualidade dos dados MOD16 com 17 torres de Eddy Covariance para a Ásia; RUHOFF et al. (2013) avaliaram o desempenho do produto MOD16 sobre áreas agrícolas, plantações de cana-de-açúcar e cerrado na região da Bacia Rio Grande (sudeste do Brasil), encontrando resultados mais precisos para estação seca e menos precisos durante a estação chuvosa. Uma das limitações apontadas por tais autores para as estimativas do MOD16 está relacionada à limitação da representação do uso da terra e cobertura vegetal utilizada no referido algoritmo.

Apesar de limitações e críticas em tais estimativas, o produto MOD16 tem sido aplicado na calibração de modelos hidrológicos distribuídos, pela comparação com as estimativas de ETR do modelo hidrológico (RAJIB et al., 2018a; RAJIB et al., 2018b; ODUSANYA et al. 2018; NIJZINK et al., 2018; ZHANG et al., 2020).

Para esse estudo, os produtos foram adquiridos gratuitamente do portal eletrônico MODIS Land Subsets (<<https://modis.ornl.gov/data>>), o qual disponibiliza a ETR (MOD16A2ET e MOD16A2GF), a ET potencial (MOD16A2PET), os fluxos de calor latente real (MOD16A2LE) e potencial (MOD16A2PLE), além de um produto de controle de qualidade (MOD16A2QC).

Para a bacia hidrográfica do Rio Piancó foi usado os produtos de ETR do MOD16A2 que já era um dado que vinha sendo usado desde o início desse estudo. Já para a bacia hidrográfica de Furnas foi usado o produto de ETR do MOD16A2GF que se trata de um produto mais recente com o aprimoramento do MOD16A2, esse produto foi usado devido a maior compatibilidade com o período de estudo escolhido e vantagens sobre a versão citada anteriormente.

O MOD16A2GF é um algoritmo recente gerado no final de cada ano, quando todo o MOD15A2H anual de 8 dias está disponível. Consequentemente, o MOD16A2GF preenchido com lacunas é o MOD16 aprimorado, que limpou as entradas de baixa qualidade do Índice de Área Foliar de 8 dias e Fração de Radiação Fotossinteticamente Ativa (LAI/FPAR) com base no rótulo de Controle de

Qualidade (QC) para cada pixel. Se algum pixel LAI/FPAR não atender aos critérios de triagem de qualidade, seu valor será determinado por interpolação linear. No entanto, os usuários não podem obter o MOD16A2GF quase em tempo real porque ele é gerado apenas no final de um determinado ano.

A discretização das imagens foi de aproximadamente 21.744 células para cobrir a Sub-bacia hidrográfica do rio Piancó e 257.119 a sub-bacia hidrográfica contribuinte de Furnas. As imagens têm resolução espacial com aproximadamente 500x500m e composição acumulada de imagens a cada 8 dias (mm/8 dias). O período disponível de 01 de janeiro de 2000 a 31 de dezembro de 2022.

Foi necessário fazer o pré-processamento básico das séries temporais das imagens de ETR provenientes do MODIS, realizando a conversão de formato das imagens, a correção de escala e reclassificação das imagens para eliminar valores negativos e esdrúxulos. Além disso, foram aplicados filtros para retirar os dados de baixa confiabilidade com possíveis interferências do sensor (ruídos), sendo utilizado o filtro *Adaptive Box*. Nesse filtro, o valor de saída é uma função da variação entre o pixel central e os outros valores no modelo, usando apenas os valores de entrada que se situam entre o intervalo mínimo e máximo de dados especificado pelo usuário. Para essa aplicação foi usado o intervalo de 0 e 10, todo o processamento das imagens foi realizado no software *TerrSet*.

Para realizar a calibração do modelo MGB em uma escala de tempo diária, foi necessário um ajuste na escala temporal dos dados espaciais ETR MOD16 acumulativos de 8 dias, no qual foram convertidas para uma base diária, simplesmente assumindo taxas constantes a cada oito dias.

Para corresponder/compatibilizar os dados das imagens espaciais com as discretização das bacias hidrográficas usadas pelo modelo MGB-IPH nesse estudo, foram realizadas agregações das imagens de SR, a nível de bacia hidrográfica (valor médio espacial das estimativas de ETR MOD16 para a respectiva bacia hidrográfica para cada dia com dado) e a nível de célula (valor médio espacial para cada célula no MGB-IPH). Após a extração das series temporais, os dados foram preparados para entrada no MGB-IPH com o auxílio de rotinas em *Visual Basic Excel* e *Rstudio*.

Os dados de ETR MODIS foram escolhidos porque esses são conjuntos de dados globais de código aberto com disponibilidade contínua e de longo prazo, com

resolução espaço-temporal razoavelmente boa e, mais importante, avaliações de qualidade bem documentadas (por exemplo, MU et al., 2011, 2013; RUHOFF et al., 2013). Como as incertezas são comuns em qualquer produto detectado remotamente, os dados de ETR não devem ser considerados como uma observação real.

3.5.2 Estimativas de ETR GLEAM

A segunda fonte de dados de ETR obtida por SR foi do produto GLEAM (*Global Land Evaporation Amsterdam Model*) é um modelo de superfície terrestre que estima a evapotranspiração real, que usa dados de satélite como entrada (MARTENS et al., 2017; MIRALLES et al., 2011). A versão do produto de evapotranspiração 3.0a (GLEAM_v3.7a) GLEAM compreende algoritmos que estimam separadamente a transpiração do dossel, a evaporação do solo, a água interceptada e a evaporação em águas abertas (MARTENS et al., 2017). O modelo evaporativo de Priestley-Taylor é a parte central da metodologia (MIRALLES et al., 2011). Este produto também tem sido utilizado para calibração de modelos hidrológicos (TAIA et al., 2023; ODUSANYA et al., 2021; DEMBELE et al., 2020; KOPPA et al., 2019; LÓPEZ LÓPEZ et al., 2017). Para mais informações sobre o GLEAM, o leitor é referido a Miralles et al. (2011) e Martens et al. (2017). As estimativas de ETR foram adquiridos gratuitamente através do portal GLEAM.EU (<<http://www.gleam.eu/>>), a versão do produto usada nesse estudo foi a versão 3.0a (GLEAM_v3.7a) (MIRALLES et al., 2011, MARTENS et al., 2016).

Foi necessário fazer o pré-processamento básico das séries temporais das imagens de ETR, realizando descompactação do formato de imagem NetCDF empilhados, e a conversão de formato das imagens compatível com o software de processamento.

As imagens têm resolução espacial com aproximadamente 25 x 25 km e composição diária. Foram usadas aproximadamente 8 células para cobrir a área da sub-bacia hidrográfica do rio Piancó e 91 células para a sub-bacia hidrográfica contribuinte de Furnas.

Para usar as imagens a nível de células da discretização da bacia do rio Piancó com 5 x 5 km de resolução espacial, foi feito um procedimento de

downscaling simples. Os valores de ETR estimados pelo GLEAM foram distribuídos em células menores, ou seja, a ETR GLEAM (25 x 25 km) média da bacia foi calculada com a média dos valores dos pontos da grade da região de estudo (151 pontos para Piancó e 461 pontos para Furnas) em um período de 2001-2011. A evapotranspiração real estimada pelo GLEAM, subsequentemente comparada com a evapotranspiração real simulada pelo MGB-IPH. Todo o procedimento foi realizado com o software R Studio.

Nenhuma compatibilização temporal foi necessária para a série temporal GLEAM, pois este produto fornece taxas de evapotranspiração na mesma base diária que o modelo hidrológico é executado. Após a extração das series temporais, os dados foram preparados para entrada no MGB-IPH com o auxílio de rotinas preparadas em *Visual Basic Excel*.

3.5.3 Estimativas de umidade do solo SM ESA CCI

O projeto Soil Moisture CCI faz parte do Programme on Global Monitoring of Essential Climate Variables (ECV), mais conhecido como Climate Change Initiative (CCI), iniciado em 2010 e produzindo um produto atualizado sobre a umidade do solo todos os anos. O produto ESA CCI SM contribuiu para centenas de estudos hidrológicos e climatológicos em todo o mundo, bem como para os relatórios anuais do BAMS "State of the Climate".

O projeto CCI Soil Moisture produz: registro de dados climáticos globais atualizados anualmente por algoritmos de SM abrangendo mais de 40 anos; 3 produtos separados de SM derivados de ativo, passivo e combinado (ativo + passivo); e, 14 lançamentos públicos até o momento, cada um atualizado com novos sensores e séries temporais estendidas.

Esse produto foi criado pela fusão direta de produtos de umidade do solo de dispersômetro de nível 2 (sensor remoto 'ativo') e radiômetro (sensor remoto 'passivo'). Ingere conjuntos de dados de SM derivados dos sensores AMI-WS, ASCAT, SMMR, SSM/I, TMI, AMSR-E, WindSat, FY-3B, FY-3C, FY3D, AMSR2, SMOS, GPM e SMAP.

O esquema de mistura deste produto utilizou uma média ponderada de medições de todos os sensores que estão disponíveis num determinado momento

para calcular a estimativa fundida da SM (DORIGO et al., 2017). Uma vez que todos os conjuntos de dados de entrada utilizados na geração dos dados têm diferentes intervalos dinâmicos, eles são redimensionados através da correspondência CDF numa climatologia comum. Especificamente, as recuperações de SM a partir de produtos de radiômetros multifrequenciais (SMMR, SSM/I, TMI e AMSR-E) foram redimensionadas e mescladas com base em pixels (LIU et al., 2012).

Para informações mais detalhadas sobre o SM ESA CCI, consultar Wagner et al. (2012), Liu et al. (2012), Dorigo et al. (2017, 2023) e Gruber et al. (2017). A SM ESA CCI foi avaliada na África Ocidental utilizando dados de SM *in situ* (DORIGO et al., 2014). Este produto também tem sido utilizado para calibração de modelos hidrológicos (DEMBÉLÉ et al., 2020; ODUSANYA et al. 2019; KOPPA et al., 2019; DEMIREL et al., 2019; LÓPEZ LÓPEZ et al., 2017; KUNDU et al., 2017).

Para esse estudo foi usado o produto de SM COMBINED na versão mais recente (Soil Moisture v08.1). Inclui imagens diárias globais no formato de arquivo clássico NetCDF-4 disponível gratuitamente (<<https://data.ceda.ac.uk>>). Apresenta uma cobertura global da umidade superficial do solo com uma resolução espacial de 25 x 25 km. É fornecido em unidades volumétricas e abrange o período 1978 a 2022. O produto SM ESA CCI representa aproximadamente uma camada superior de profundidade do solo correspondente a 5 cm, foi selecionado com base na disponibilidade de dados compatível para o período de estudo selecionado.

Foi necessário fazer o pré-processamento básico das séries temporais das imagens estimadas pelo ESA CCI SM. Primeiro, foi feita a conversão no formato das imagens NetCDF para o formato compatível com o software de processamento TerrSet, e em seguida foi feita reclassificação para eliminar valores esdrúxulos e negativos e aplicação de filtro média. Para extrair as séries temporais de umidade do solo compatíveis com a discretização do modelo hidrológico, foi realizado o mesmo processamento e preparação das estimativas de ETR GLEAM citato anteriormente.

As observações da umidade do solo na superfície da ESA CCI foram comparadas com a umidade do solo simulada da primeira camada vertical do solo do modelo hidrológico MGB-IPH. Embora, a SM seja em m^3/m^3 , esta diferença nas profundidades da camada de solo pode levar a distorções sistemáticas e precisa ser corrigida (LÓPEZ LÓPEZ, et al., 2017; KOPPA et al., 2019). Para superar essa

discrepância esperada e combinar as observações remotamente detectadas com as estatísticas das correspondentes simulações de modelos hidrológicos, foi utilizado um método de normalização dos dados. Segundo o procedimento adotado por Meyer (2017), a normalização é dada por:

$$z_i = \frac{x_i - x_m}{s} \quad (\text{Eq. 22})$$

Onde: z_i se refere ao dado normalizado de ordem i correspondente ao valor de US; X_i faz parte do conjunto de dados de SM nos quais X_m e s são sua respectiva média e desvio padrão.

3.6 PROCEDIMENTOS DE CALIBRAÇÃO PROPOSTOS

Quatorze procedimentos de calibração foram propostos e testados nesta pesquisa (Tabela 6), envolvendo diferentes combinações de funções objetivo baseadas nas variáveis: vazão (Q), umidade do solo (SM) e evapotranspiração real (ETR). Em dez procedimentos propostos foram incorporadas a ETR como variável de pelo menos uma função objetivo.

Conforme descrito anteriormente, os dados de ETR foram adquiridos de dois produtos SR distintos (MOD16 e GLEAM) e os dados de SM foram adquiridos de produtos do ESA CCI. Todos os produtos de SR também são estimativas e apresentam incertezas relativas às observações. No entanto, eles reproduzem razoavelmente padrões espaço-temporais de ETR e SM suficientes para serem integrados com sucesso na modelagem hidrológica. Neste estudo, essas estimativas são referência para comparação dos valores calculados pelo modelo hidrológico MGB.

Duas estratégias espaciais foram testadas, a primeira chamada de abordagem concentrada e a segunda abordagem distribuída, descritas a seguir.

3.6.1 Abordagem concentrada: média a nível de bacia

A abordagem concentrada consiste na calibração do modelo hidrológico através da comparação das estimativas de SR (ETR e/ou SM) e as estimativas simuladas com o modelo hidrológico. Para os resultados do modelo hidrológico, a média espacial foi obtida calculando primeiro os valores médios das células em função das estimativas de ETR ou SM de cada URH e considerando a divisão do celular em URHs (Equação 7). A ETR ou SM média da bacia foi então calculada como a média dos valores das células. A variável média da bacia derivada do SR (ETR ou SM) foi calculada como a média dos valores dos pontos da grade da região de estudo. Os pares de médias diárias das variáveis (ETR ou SM) sobre a bacia foram utilizadas para o cálculo das FO.

Para a aplicação da abordagem concentrada, o modelo MGB-IPH foi modificado no seu código fonte FORTRAN (versão original, 2001), onde foram inseridas novas FO que comparam a ETR de referência diária com a ETR calculada diária pelo modelo a nível de bacia hidrográfica (valor médio espacialmente).

Como mencionado anteriormente, no modelo MGB-IPH o balanço de água do solo é calculado individualmente em cada URH dentro da célula, e a informação é passada para a célula seguinte através da propagação da rede de drenagem. Desse modo, a variável intermediária (ETR ou SM) calculada pelo modelo em uma célula da discretização espacial é obtida através da soma da variável ponderada pela porcentagem da área de cada URH presente na célula (ver Figura 8). A variável intermediária média da célula é obtida por:

$$\theta_{cell\ i}^t = \sum_{k=1}^{n_{URH}} \theta_{URHk}^t * P_{URHk} \quad (\text{Eq. 23})$$

Onde: $\theta_{cell\ i}^t$ é a variável intermediária (ETR ou SM) calculada na célula; P_{URHk} é a porcentagem de área de cada URH; n_{URH} é número de URH existente na célula e $cell\ i$ é o número de identificação da células da bacia.

A variável intermediária (ETR ou SM) média espacialmente sobre toda a bacia hidrográfica calculada no MGB-IPH é obtida por:

$$\bar{\theta}_{Bacia} = \frac{\sum \theta_{cell i}^t}{N} \quad (\text{Eq. 24})$$

Onde $\theta_{cell i}^t$ é a soma da variável intermediária de cada célula e N é o número de células da discretização da bacia hidrográfica.

Na imagem orbital de SR, o dado de ETR ou SM é obtido através da agregação (ETR) ou desagregação (SM) espacial dos pixels com dado válido, assim se obtém a variável intermediária média para bacia hidrográfica em estudo a cada passo de tempo, ou seja, obtém-se uma serie temporal de ETR diária ou SM diária. Então, a variável de referência da imagem orbital é obtida por:

$$\bar{\theta}_{Bacia} = \frac{\sum \theta_{pixel}}{N_{pixel}} \quad (\text{Eq. 25})$$

Onde θ_{pixel} o pixel que contém dado de ETR na imagem orbital e N_{pixel} é o número de pixels da imagem orbital que compõem a área de estudo.

A existência de falhas nas series temporais não afeta o cálculo das FO, pois as métricas computam apenas dias com valores válidos. A metodologia aqui descrita pode ser aplicada para diferentes produtos obtido por SR e diferentes variáveis intermediárias do balanço hídrico. A Figura 20 exemplifica o procedimento metodológico aqui descrito para dois produtos de ETR (MOD16 e GLEAM) em comparação com ETR calculada pelo modelo hidrológico MGB com a discretização usada para a sub-bacia hidrográfica do Rio Piancó.

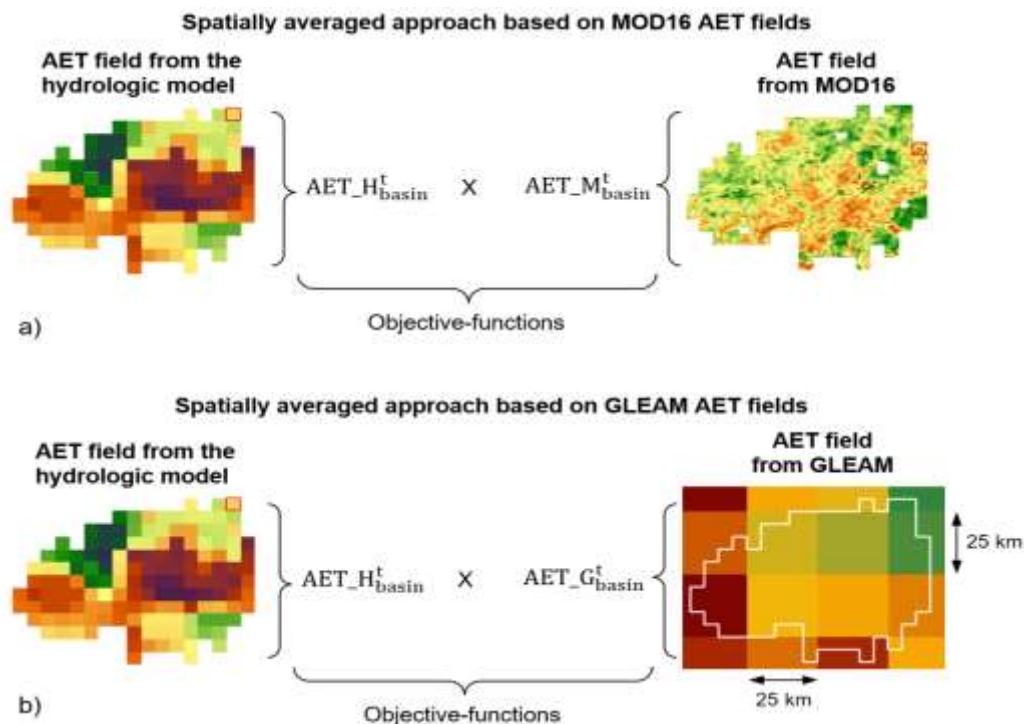


Figura 20 - Esquema da abordagem de média espacial para incorporação da ETR (AET na figura) dos produtos MOD16 (a) e GLEAM (b) como variáveis de calibração da variável do modelo hidrológico MGB.

3.6.2 Abordagem distribuída: média a nível de célula

Essa abordagem de calibração distribuída espacialmente consiste em uma comparação espacialmente distribuída entre o modelo hidrológico e as estimativas derivadas de SR dos campos ETR e SM. Neste caso, há necessidade de combinar espacialmente ambas as fontes de dados, dadas as suas resoluções espaciais distintas. O objetivo da abordagem distribuída é alavancar o potencial máximo dos dados de ETR e SM de referência distribuídos espacialmente, e permitir a otimização de parâmetros altamente discretizados.

Assim como na abordagem concentrada mencionada anteriormente, o modelo MGB-IPH foi modificado no seu código fonte FORTRAN (versão original, 2001). Foram implementadas novas FO que comparam a ETR e SM de referência diária com a ETR e SM calculada diária pelo modelo a nível de célula.

Como mencionado, a variável intermediária no modelo em cada célula é obtida através de uma ponderação em função da porcentagem da área de cada URH presente na célula, conforme descrito pela equação 23.

Os valores médios das células calculados através da Equação 23 são considerados como resultados do modelo hidrológico para a comparação. As estimativas de SR são convertidas para a discretização da grade do modelo hidrológico.

Por exemplo, considerando a discretização da sub-bacia hidrográfica do Rio Piancó (151 células - cada célula com 5x5km), para a ETR MOD16, é calculada a média de 100 pontos da grade dentro de cada célula do modelo hidrológico. A resolução mais grosseira da ETR GLEAM e SM ESA CCI levou a uma solução oposta: a saída de 25 células do modelo hidrológico foi comparada individualmente com um determinado ponto da grade GLEAM e ESA CCI. Seguindo esta estratégia, os pares de estimativas diárias de ETR e SM do modelo hidrológico e o produto SR na base da grade do modelo hidrológico são usados para calcular as funções objetivo.

Assim como na calibração com abordagem concentrada, as configurações de calibração de cada célula têm três FO para encontrar parâmetros ideais. A existência de falhas nas series temporais não afeta o cálculo das FO, pois as métricas computam apenas dias com valores válidos.

A Figura 21 exemplifica o procedimento metodológico de obtenção dos dois produtos de ETR (MOD16 e GLEAM) em comparação com ETR calcula pelo modelo hidrológico MGB com a discretização usada para a sub-bacia hidrográfica do Rio Piancó.

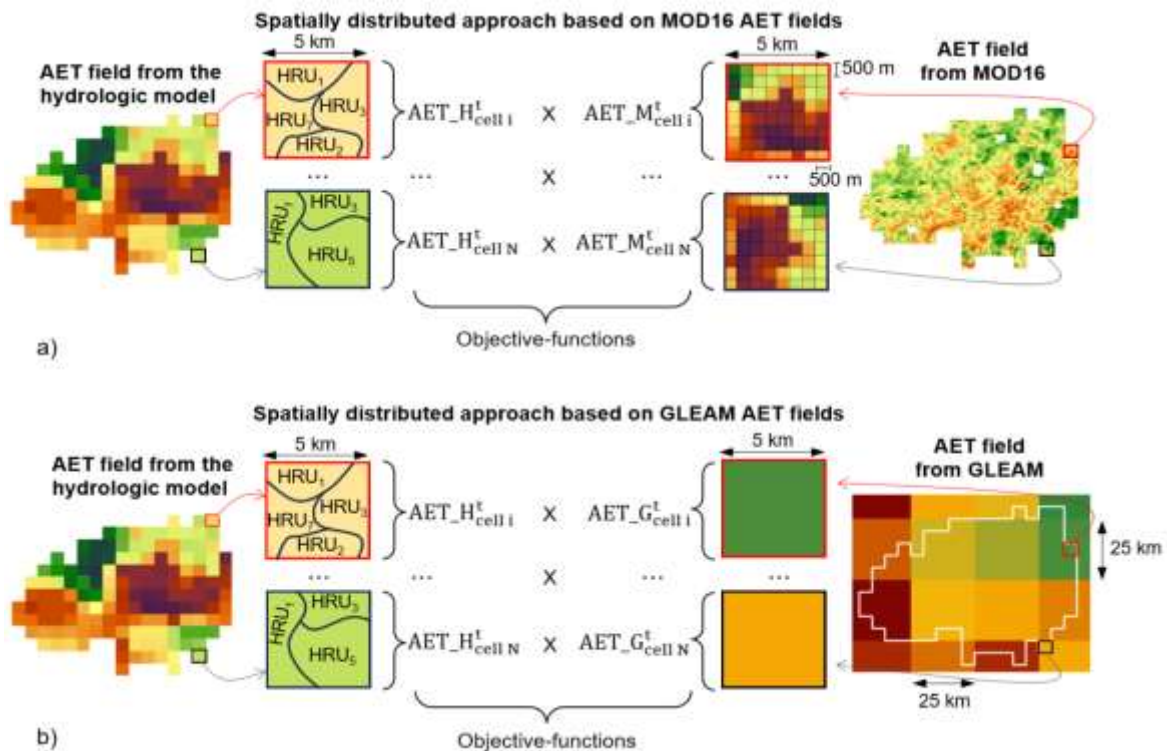


Figura 21 - Esquema da abordagem espacialmente distribuída para incorporação da ETR (AET na figura) dos produtos MOD16 (a) e GLEAM (b) como variável de calibração da variável hidrológica MGB

3.7 FUNÇÕES OBJETIVOS PROPOSTAS

No procedimento de calibração padrão, o algoritmo MOCOM-UA é executado considerando três funções objetivo relacionadas a vazão. Um estudo anterior avaliou um extenso conjunto de 36 funções objetivo quanto à sua utilização para avaliar o desempenho do modelo MGB na reprodução da vazão observada para esta mesma área de estudo (FERREIRA et al., 2020). A partir desta análise e considerando o pressuposto de haver uma função objetivo mais influenciada por vazões maiores ou de cheia, outra focada em vazões menores ou de estiagem e a terceira mais sensível a erros de volume, as três funções objetivo selecionadas como procedimento padrão neste estudo foram, respectivamente, o KGE (eficiência Kling-Gupta), NSDlog (eficiência de Nash-Sutcliffe com média de dias corridos calculada em vazões diárias transformados em log) e ΔV (erro de volume relativo, equação 21).

A métrica KGE (Equação 26) assemelha-se à conhecida NSE (eficiência de Nash-Sutcliffe, equação 19), é considerada uma evolução deste coeficiente, envolve o coeficiente de correlação (Equação 27) e fornece uma perspectiva de otimização multiobjetivo (PECHLIVANIDIS et al., 2012). O NSDlog (Equação 28) também é uma adaptação do NSE em dois aspectos (MULETA, 2012): i) o NSDlog considera a média interanual dos dias de calendário como um modelo de referência alternativo em vez de usar a média de todas as observações (SCHAEFLI e GUPTA, 2007); ii) o NSDlog considera o logarítmico dos valores observados e calculados e não estes valores em si, o que torna esta métrica mais sensível a vazões menores (MULETA, 2012). O ΔV (Equação 21) é geralmente recomendado para quantificar erros de balanço hídrico (RIENTJES et al., 2013) e representa o erro médio entre vazões observadas e calculadas expresso como uma fração dos valores médios observados (RWETABULA et al., 2012). A métrica Y (Equação 30) é uma combinação de NSE (Equação 19) e ΔV (AHKTAR et al., 2009), e seu valor próximo de 1 indica um desempenho de modo excelente, enquanto valores inferiores a 0,6 mostram desempenho de ruim a satisfatório (RIENTJES et al., 2013). Todas as métricas foram adaptadas para incorporar dados de ETR e SM, conforme as equações apresentadas a seguir:

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + [\sum_{t=1}^{nt} (Q_c^t - \overline{Q_c}) / \sum_{t=1}^{nt} (Q_o^t - \overline{Q_o}) - 1]^2 + (\overline{Q_c} / \overline{Q_o} - 1)^2} \quad (\text{Eq. 26})$$

$$r = \frac{\sum_{t=1}^{nt} [(Q_o^t - \overline{Q_o}) \cdot (Q_c^t - \overline{Q_c})]}{\sqrt{\sum_{t=1}^{nt} (Q_o^t - \overline{Q_o})^2 \cdot \sum_{t=1}^{nt} (Q_c^t - \overline{Q_c})^2}} \quad (\text{Eq.27})$$

$$NSDlog = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{nt} (\ln Q_c^t - \ln Q_o^t)^2}{\sum_{t=1}^{nt} (\ln Q_o^t - \ln \overline{Q_o})^2} \quad (\text{Eq.28})$$

$$Y = \frac{NSE}{1 + |\Delta V|} \quad (\text{Eq.29})$$

Onde r é o coeficiente de correlação; (Q_c^t) e (Q_o^t) são as descargas calculadas e observadas no intervalo de tempo t, respectivamente; $(\overline{Q_c})$ e $(\overline{Q_o})$ são as médias das

vazões calculadas e observadas, respectivamente; nt é o número de passos de tempo.

3.8 CONFIGURAÇÕES DE CALIBRAÇÃO

A Tabela 6 descreve as configurações dos procedimentos de calibração padrão e propostos envolvendo quatorze configurações de calibração, todas explicadas abaixo. Todas as calibrações foram realizadas no intervalo de tempo diário, utilizando o algoritmo MOCOM-UA (YAPO et al., 1998), com técnica de calibração multiobjetivo como citado anteriormente.

Tabela 6 - Configuração dos procedimentos de calibração padrão e propostos

Tipo	Variáveis envolvidas	Variável intermediária incorporada		Funções - objetivo	Nome
		Produto SR	Estratégia espacial		
Procedimento de calibração padrão	Q	-	-	KGE_Q , $NDSlog_Q$, ΔV_Q	St_Q
	ETR	MOD16	Concentrado	KGE_{ETR} , $NDSlog_{ETR}$, ΔV_{ETR}	MA_AET
	ETR	MOD16	Distribuído	KGE_{ETR} , $NDSlog_{ETR}$, ΔV_{ETR}	MD_AET
	Q; ETR	MOD16	Concentrado	KGE_Q , $NDSlog_Q$, Y_{ETR}	MA_Q+AET
	Q; ETR	MOD16	Distribuído	KGE_Q , $NDSlog_Q$, Y_{ETR}	MD_Q+AET
Procedimento de calibração proposto	ETR	GLEAM	Concentrado	KGE_{ETR} , $NDSlog_{ETR}$, ΔV_{ETR}	GA_AET
	ETR	GLEAM	Distribuído	KGE_{ETR} , $NDSlog_{ETR}$, ΔV_{ETR}	GD_AET
	Q; ETR	GLEAM	Concentrado	KGE_Q , $NDSlog_Q$, Y_{ETR}	GA_Q+AET
	Q; ETR	GLEAM	Distribuído	KGE_Q , $NDSlog_Q$, Y_{ETR}	GD_Q+AET
	SM	ESA CCI	Concentrado	KGE_{SM} , Y_{SM} , ΔV_{SM}	EA_SM

SM	ESA CCI	Distribuído	$KGE_{SM},$ $Y_{SM},$ ΔV_{SM}	ED_SM
Q; ETR; SM	ESA CCI GLEAM	Concentrado	$KGE_{SM},$ $NDSlog_Q,$ Y_{ETR}	EA_Q+SM+AET
Q; ETR; SM	ESA CCI GLEAM	Distribuído	$KGE_{SM},$ $NDSlog_Q,$ Y_{ETR}	ED_Q+SM+AET
Q; ETR; SM	ESA CCI MOD16	Concentrado	$KGE_{SM},$ $NDSlog_Q,$ Y_{ETR}	EA_Q+SM+AET
Q; ETR; SM	ESA CCI MOD16	Distribuído	$KGE_{SM},$ $NDSlog_Q,$ Y_{ETR}	ED_Q+SM+AET

Quatorze estratégias de calibração foram definidas incluindo Q, ETR e SM:

- (i) Procedimento de calibração padrão usando apenas Q na calibração padrão;
- (ii) Procedimento de calibração proposto usando apenas ETR na abordagem concentrada e distribuída;
- (iii) Procedimento de calibração proposto usando apenas SM na abordagem concentrada e distribuída;
- (iv) Procedimento de calibração proposto usando Q e ETR na abordagem concentrada e distribuída;
- (v) Procedimento de calibração proposto usando Q, SM e ETR na abordagem concentrada e distribuída

- Calibração usando apenas única variável Q

St_Q [apenas Q] envolveu calibração apenas de dados de vazão na foz da bacia hidrográfica aqui chamada procedimento de calibração padrão. Incluiu 11 parâmetros e seus respectivos intervalos iniciais e a estratégia *St_Q* como um todo foram idênticos à calibração realizada por Felix e Paz (2016), mudando apenas a combinação de FO. Foi usada a combinação de FOs: KGE, NSDlog e ΔV .

- Calibrações usando uma única variável ETR ou SM

O modelo foi calibrado apenas com uma variável de referência (*ETR ou SM*), tanto na abordagem concentrada como distribuída. O conjunto de parâmetros inicial foi resultante do procedimento de calibração padrão **St_Q** [apenas Q], com

configurações das FOs para cada variável, conforme descrito na Tabela 6. Nas configurações **MA_AET** [ETR MOD16], **MD_AET** [ETR MOD16], **GA_AET** [ETR GLEAM], **GD_AET** [ETR GLEAM] foi selecionado o mesmo conjunto de FOs mudando apenas a fonte do dado espacial de SR. Já nas configurações **EA_SM** [SM ESA CCI] e **ED_SM** [SM ESA CCI] não foi possível usar a mesma configuração de FOs, pois como os dados de umidade foram normalizados muitos dados ficaram com valores menores que zero limitando o uso das FOs que inclui logaritmo dos dados, então foi usada outra configuração de FOs conforme mostra a Tabela 6.

- Calibrações multivariadas usando Q e ETR ou Q, ETR e SM

O conjunto de parâmetros ideal resultante do procedimento de calibração padrão **St_Q** [Apenas Q] também tornou-se o ponto de partida para as configurações: **MA_Q+AET** [ETR MOD16], **GA_Q+AET** [ETR GLEAM], **EA_Q+SM+AET** [ETR GLEAM], **EA_Q+SM+AET** [ETR MOD16], **MD_Q+AET** [ETR MOD16], **GD_Q+AET** [ETR GLEAM], **ED_Q+SM+AET** [ETR GLEAM] e **ED_Q+SM+AET** [ETR MOD16]. O mesmo conjunto de FOs foram usadas para essas configurações de calibração tanto para a abordagem concentrada quanto a distribuída espacialmente. A diferença com relação a abordagem concentrada é que para cada célula há uma combinação de FOs que comparam o dado calculado no modelo pelo dado de entrada proposto, dependendo da configuração das FOs esses dados de entrada podem ser a Q ou a ETR ou SM (os dois últimos obtidos por SR). O modelo então é calibrado com base nas FOs que agregam a comparação individual de cada célula, assim a comparação da FO tem caráter “distribuída espacialmente”.

3.9 AVALIAÇÃO DOS PROCEDIMENTOS DE CALIBRAÇÃO PROPOSTOS

A calibração de variável única que compara a vazão calculada e observada seguindo o procedimento de calibração padrão é considerada a referência para avaliar as abordagens propostas. Esta avaliação foi realizada comparando hidrogramas, gráficos de ETR e SM e métricas. Várias métricas foram calculadas comparando a vazão observada e calculada e a ETR e SM obtidos com os

procedimentos de calibração descritos na Tabela 6: RMSE (Equação 30), r , NSE, KGE, NSDlog, ΔV e Y .

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{nt} \sum_{t=1}^{nt} (Q_c^t - Q_o^t)^2} \quad (\text{Eq.30})$$

Uma skill score (S) foi calculada para estimar o efeito normalizado da incorporação do ETR e SM no processo de calibração para cada uma das métricas mencionadas, seguindo Zajac et al. (2017). Esta pontuação de habilidade para KGE (S_{KGE}) é definida conforme mostrado na Equação 31, por exemplo, ao comparar a execução de calibração MA_AET com o procedimento padrão. Esta equação é análoga a todas as outras métricas, exceto ΔV , que requer valores absolutos, conforme mostrado na Equação 32. O desempenho da execução de calibração proposta é melhorado (piorado) se S assumir um valor positivo (negativo), seja calculado com a Equação 31 ou 32.

$$S_{KGE} = \frac{KGE_{tested\ procedure} - KGE_{standard\ procedure}}{KGE_{optimal} - KGE_{standard\ procedure}} \quad (\text{Eq.31})$$

$$S_{\Delta V} = \frac{|\Delta V_{tested\ procedure}| - |\Delta V_{standard\ procedure}|}{\Delta V_{optimal} - |\Delta V_{standard\ procedure}|} \quad (\text{Eq.32})$$

Onde $KGE_{tested\ procedure}$ and $KGE_{standard\ procedure}$ são as métricas KGE calculadas para os procedimentos de calibração proposto e padrão, respectivamente; $KGE_{optimal}$ é o valor ótimo para KGE (1); $\Delta V_{tested\ procedure}$ and $\Delta V_{standard\ procedure}$ são as métricas ΔV calculadas para os procedimentos de calibração proposto e padrão, respectivamente; $\Delta V_{optimal}$ o valor ótimo para ΔV (zero).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 DESEMPENHO GERAL DE CALIBRAÇÃO

A seção a seguir apresenta e discute os resultados do desempenho do modelo para diferentes variáveis usadas no procedimento de calibração. O procedimento de calibração foi realizado para duas áreas de estudo, a Sub-Bacia Hidrográfica do Rio Piancó e a sub-bacia hidrográfica contribuinte de Furnas, neste capítulo serão chamadas de Bacia de Piancó e Bacia de Furnas, respectivamente, para facilitar a referência aos resultados e figuras expostos. Os conjuntos de dados do SR são chamados de dados de referência, pois não são observações diretas.

As Figuras 22 – 29 mostram o desempenho do modelo MGB para os períodos geral, calibração e validação com base em r , NS, KGE, NSDlog, ΔV , RMSE e Y aplicados para as variáveis SM, ETR e Q para a condição na qual todas as 14 calibrações foram executadas, seja ela com apenas Q ou um dado de referência (ETR ou SM), com dois dados (Q e ETR de referência) e com três dados (Q , SM de referência e ETR de referência). Assim dois produtos de estimativas de ETR (ETR MOD16 e ETR GLEAM) e um produto de estimativa de SM (SM ESA CCI) foram testados.

O desempenho geral do procedimento de calibração padrão para a bacia do Piancó mostra resultados satisfatórios em relação às métricas relativas à comparação de vazão (métricas baseadas em Q ; Figura 22-a). As métricas r , NS, KGE e Y foram superiores a 0,8, enquanto ΔV foi inferior a 0,1%. Em contraste, o NSDlog foi igual a 0,27, indicando menor desempenho do modelo hidrológico em relação a vazões baixas do que vazões altas ou ao volume total de vazão. A natureza intermitente do rio Piancó configura uma situação relativamente complexa a ser representada por este tipo de modelo hidrológico de grande escala, que não é explicitamente concebido para modelar bacias semiáridas.

Com relação à bacia de Furnas o desempenho geral do procedimento de calibração padrão também foi satisfatório em relação às métricas relativas à comparação de vazão (métricas baseadas em Q ; Figura 23-a). As métricas r , NS, NSDlog, KGE e Y foram superiores a 0,9, enquanto ΔV foi inferior a 0,1%.

Corroboram com as suas respectivas faixas satisfatórias (MORIASI et al., 2007) indicando que o modelo foi calibrado com sucesso e pode ser usado para simular o regime hidrológico para a região. A bacia de Furnas possui regime pluviométrico diferente da bacia de Piancó, com altos índices pluviométricos, períodos chuvosos mais longos, rios perenes entre outras características que refletem no ótimo desempenho do modelo MGB para esta região.

Tanto para a bacia de Piancó como para a bacia de Furnas a mudança de vazão por ETR ou SM como dados de referência para calibração piorou o desempenho do modelo em relação às métricas baseadas em Q. Isso ocorreu tanto para abordagens com média espacial quanto para abordagens com media espacial distribuída, embora observa-se o desempenho na abordagem distribuída nas calibrações com uma única variável (ETR ou SM) foi levemente melhor na bacia de Piancó (MD_AET: Figura 22-d; GD_AET: Figura 22-h; ED_SM: Figura 22-m).

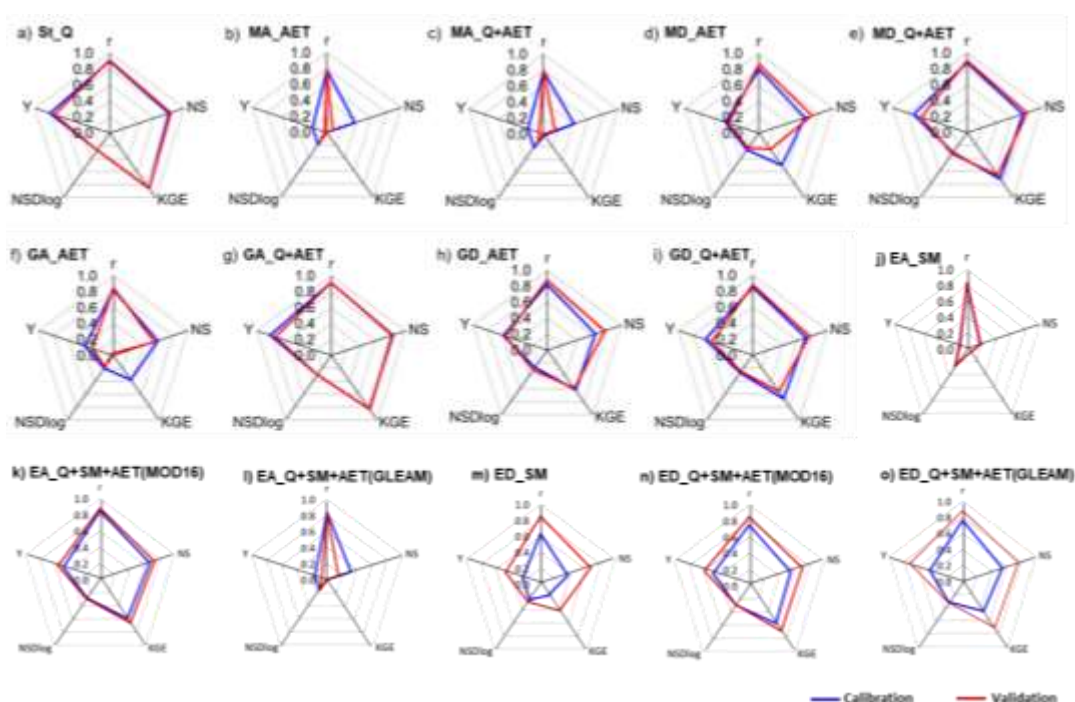


Figura 22 - Métricas calculadas para Bacia Piancó comparando a vazão observada e calculada (métricas baseadas em Q) para o procedimento de calibração padrão e os procedimentos de calibração propostos para os períodos de calibração e validação (os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).

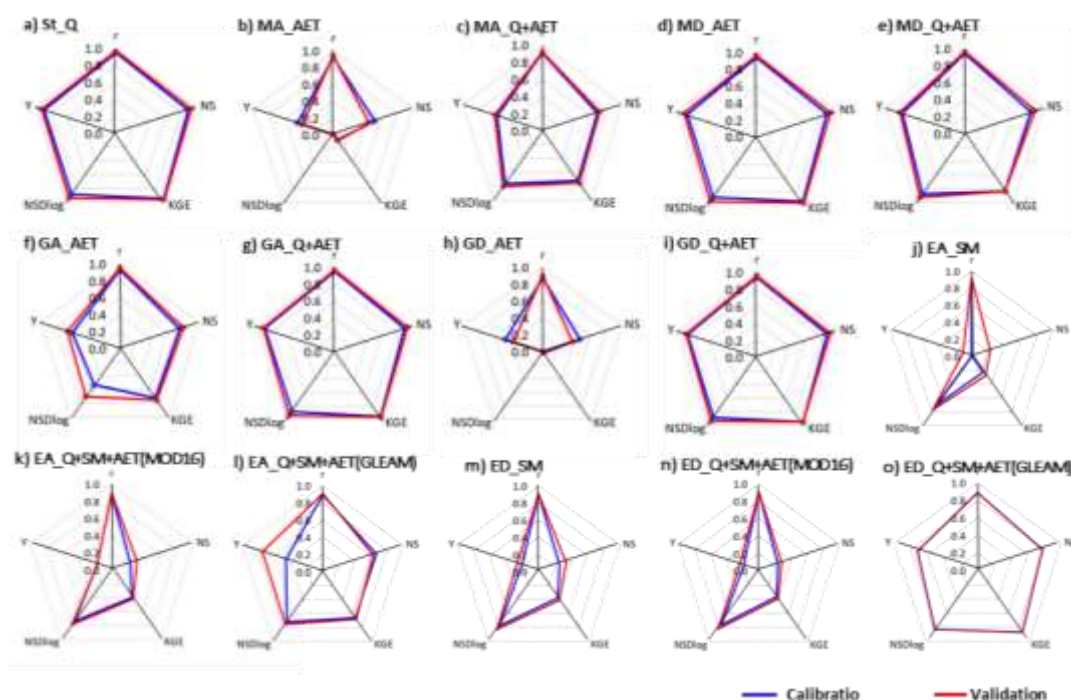


Figura 23 - Métricas calculadas para Bacia Furnas comparando a vazão observada e calculada (métricas baseadas em Q) para o procedimento de calibração padrão e os propostos nos períodos de calibração e validação (os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).

Os valores negativos de skill score calculados para as sete métricas em ambas as bacias estudadas destacam a queda de desempenho deste modelo na comparação da vazão diária observada e calculada nos períodos de calibração e validação (bacia de Piancó: Figura 24-a; e bacia de Furnas: Figura 25-a), embora permaneceram dentro dos limites satisfatórios. Esses resultados concordam com estudos semelhantes, nos quais a calibração do modelo apenas para ETR pode diminuir a capacidade do modelo de reproduzir vazão (TAIA et al., 2023; ODUSANYA et al., 2021). É importante ter em mente que a calibração sem dados de Q e, portanto, exclusivamente com base nos dados do SR (ETR ou SM), é testada para determinar o potencial em regiões onde existem poucos ou nenhum dado de vazão.

Quando a Q e a ETR foram consideradas simultaneamente como variáveis de calibração, a abordagem distribuída para ambas as bacias de Piancó e Furnas resultou em métricas semelhantes para os dados MOD16 ou GLEAM (MD_Q+AET: Figura 22-e, Figura 23-e; e GD_Q+AET: Figura 22-i, Figura 23-i), relativamente

próximas, mas inferiores aos valores do procedimento padrão. Novamente, apenas skill score negativos foram obtidas em relação a Q. A abordagem de média espacial que incorpora ETR do GLEAM como uma variável de calibração juntamente com a vazão (GA_Q+AET: Figura 22-g) levou a métricas muito distintas da abordagem semelhante usando estimativas ETR MOD16 (MA_Q+AET: Figura 22-c) nos resultados para a bacia de Piancó, mas para a bacia de Furnas não foi observado o mesmo.

A estratégia de calibração GA_Q+AET para a bacia de Piancó resultou no melhor desempenho das métricas baseadas em Q entre todos os procedimentos testados. Essa abordagem de calibração superou até mesmo o método padrão para cinco métricas (r, NS, RMSE, NSDlog e Y), embora com skill score positivos modestos (variando entre 0,04 e 0,15). O mesmo procedimento GA_Q+AET para a bacia de Furnas também resultou em um bom desempenho ao comparar vazões observadas e calculadas, embora não superou o procedimento padrão, mas se igualou em cinco métricas (r, NS, RSME, KGE e Y). Este resultado destaca o benefício de incorporar a ETR como uma variável de calibração para melhorar o desempenho geral da modelagem hidrológica. Um benefício análogo para uma região semiárida também foi encontrado por Rane e Jayaraj (2023) ao utilizar o modelo hidrológico SWAT juntamente com estimativas ETR MOD16. Um aspecto da justificativa relacionada a este benefício é que esta calibração multivariável combina simultaneamente um componente de fluxo de água horizontal e vertical (RAJIB et al., 2018).

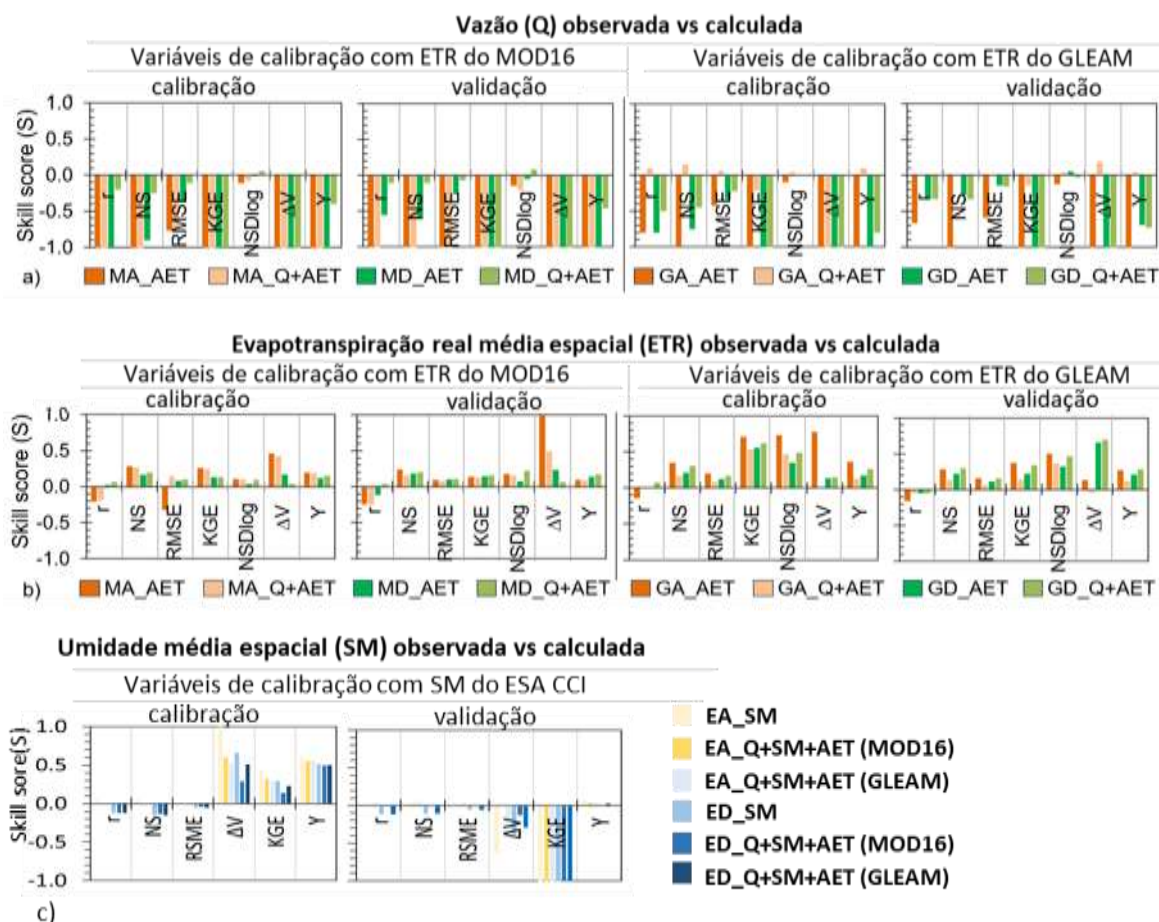


Figura 24 - Skill score (S) para os procedimentos de calibração propostos em relação à abordagem padrão para a bacia de Piancó (ver Tabela 6 para os detalhes de cada execução de calibração), considerando: a) Métricas calculadas comparando a vazão observada e calculada; b) Métricas calculadas comparando a ETR média espacialmente; c) Métricas calculadas comparando a SM média espacialmente; os valores são limitados ao intervalo de -1 a 1 em todos os gráficos.

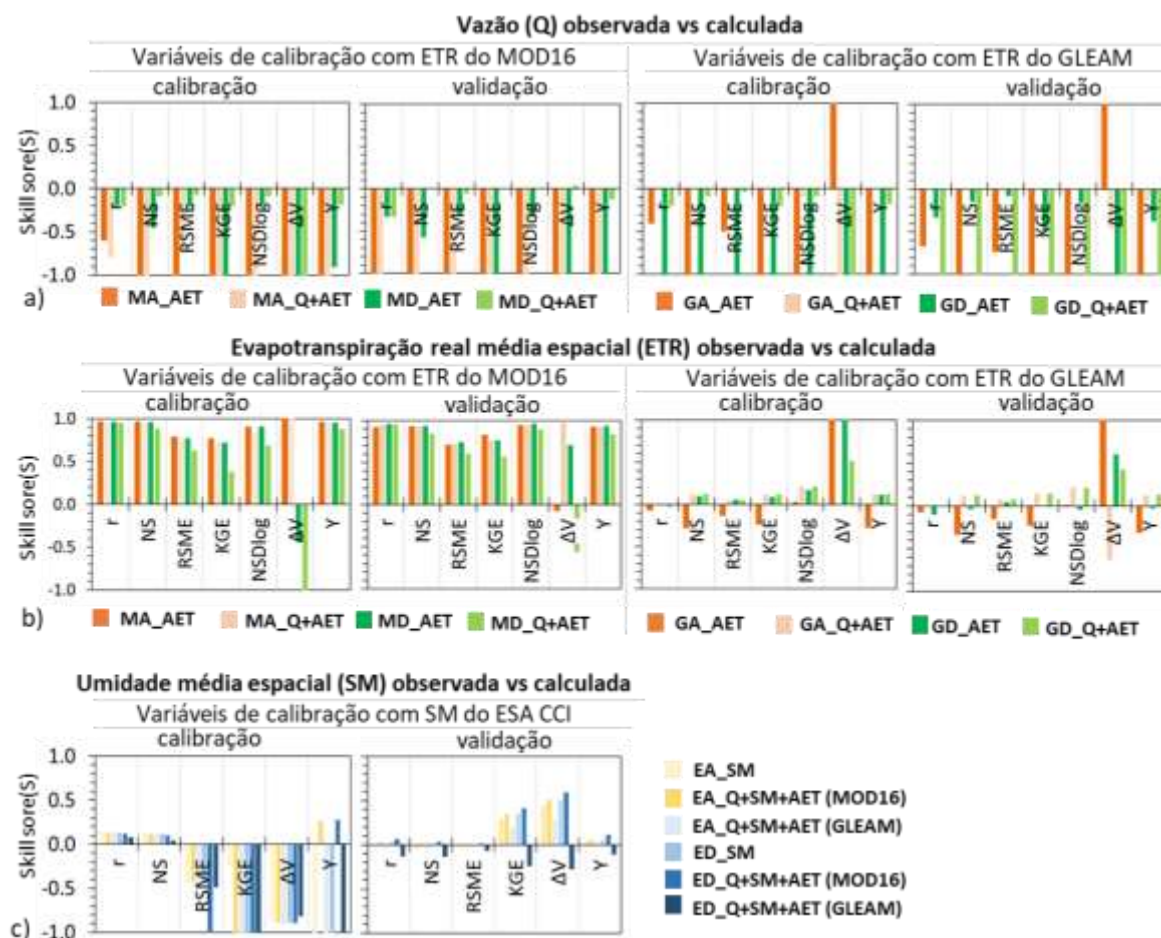


Figura 25 - Skill score (S) para os procedimentos de calibração propostos em relação à abordagem padrão para a bacia de Furnas (ver Tabela 6 para os detalhes de cada execução de calibração), considerando: a) Métricas calculadas comparando a vazão observada e calculada; b) Métricas calculadas comparando a ETR média espacialmente; os valores são limitados ao intervalo de -1 a 1 em todos os gráficos.

Na comparação das estimativas ETR diária de referência e calculada, nota-se na Figura 24-b e 25-b calculados de skill score positivos para a maioria das métricas em ambas as bacias estudadas o que destaca um melhor desempenho do modelo com os procedimentos propostos em comparação com o procedimento padrão de calibração. As métricas baseadas em ETR obtidas para MOD16 e GLEAM foram distintas para a bacia de Piancó. Por exemplo, NS, NSDlog e Y negativos foram obtidos para MOD16, enquanto o GLEAM resultou em resultados notavelmente melhores, principalmente para o período de calibração (Figura 26). Já na bacia de Furnas aconteceu o contrário, já que métricas baseadas em ETR obtidas para MOD16 foram melhores do que as métricas obtidas para o GLEAM

(Figura 27) independente da abordagem de calibração. Isso pode ser justificado devido ao produto de ETR de referência usada, visto que para a bacia do Piancó a ETR estimada pelo algoritmo MOD16A2 traz imagens com predominância *gaps* (ex.: presença de nuvens), que podem ter influenciado estes resultados. Já para a bacia de Furnas, a ETR foi estimada usando o algoritmo MOD16A2GF, no qual obteve-se estimativas de ETR com maior qualidade com menos *gaps* nos dados.

Na bacia do Piancó e na bacia de Furnas a introdução da ETR como variável de calibração não melhorou as métricas gerais para vazão, mas melhoraram as métricas gerais para ETR, independente da abordagem de calibração. Isso indica que, embora os procedimentos propostos tenham sido capazes de melhorar as simulações de ETR, isso foi feito à custa do comprometimento das simulações de vazões. Em contraste, foram alcançadas melhorias significativas para a bacia de Piancó nas métricas baseadas em ETR quando as estimativas do GLEAM foram consideradas. Já para a bacia de Furnas melhorias foram encontradas quando as estimativas de ETR do MOD16 foram consideradas. A melhoria na ETR simulada pelo modelo hidrológico após calibrá-lo considerando as estimativas do GLEAM e MOD16 também é relatada em outros estudos, como Odusanya et al. (2021) e Oliveira et al. (2021), respectivamente.

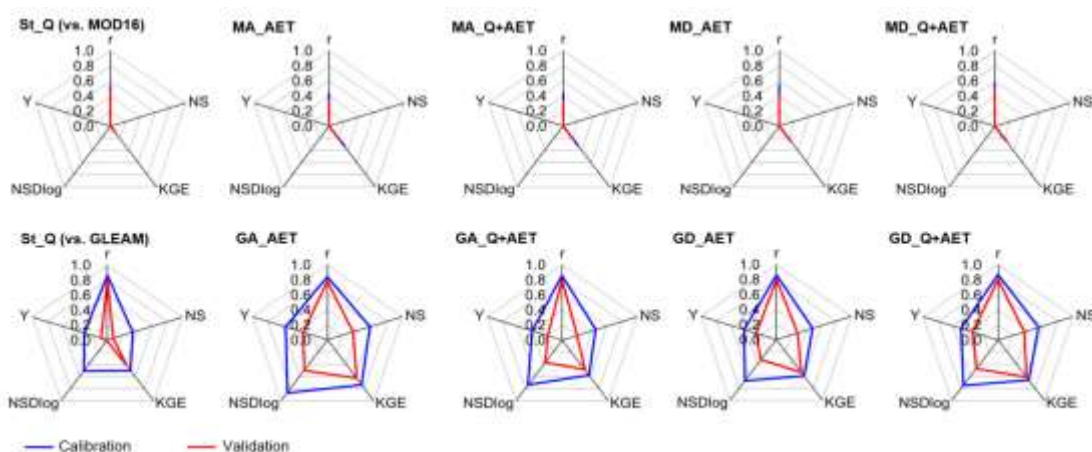


Figura 26 - Métricas calculadas comparando a evapotranspiração real (ETR) observada e calculada para o padrão e os procedimentos de calibração propostos e para os períodos de calibração e validação para a Bacia Piancó (a calibração padrão é avaliada em relação às estimativas MOD16 e GLEAM ETR; os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).

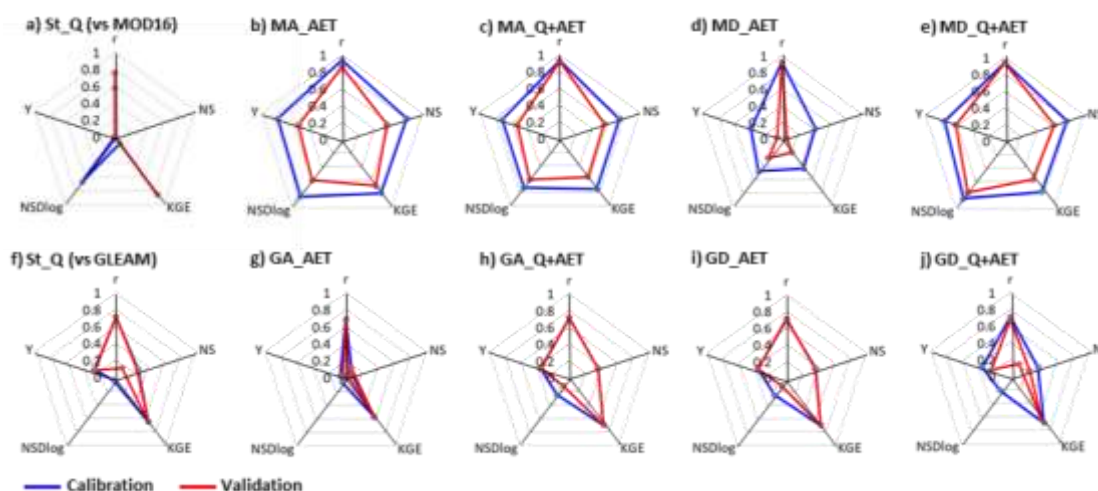


Figura 27 - Métricas calculadas comparando a ETR observada e calculada para os procedimentos de calibração padrão e propostos e para os períodos de calibração e validação para a Bacia Furnas (a calibração padrão é avaliada em relação às estimativas MOD16 e GLEAM ETR; os valores mínimos são restritos a zero para melhor visualização dos valores positivos).

Quando a Q, SM e a ETR foram consideradas simultaneamente como variáveis de calibração, não foram obtidos ganhos significativos em relação às estimativas de Q. A variação nos valores das métricas entre os procedimentos propostos considerando estimativas de referência da SM ESA CCI, foram mínimas (Figuras 28 e 29). Nota-se na Figura 24-c e 25-c que os skill score calculados para a maioria das métricas destaca um melhor desempenho do modelo no período de calibração para a bacia de Piancó e no período de validação para a bacia de Furnas.

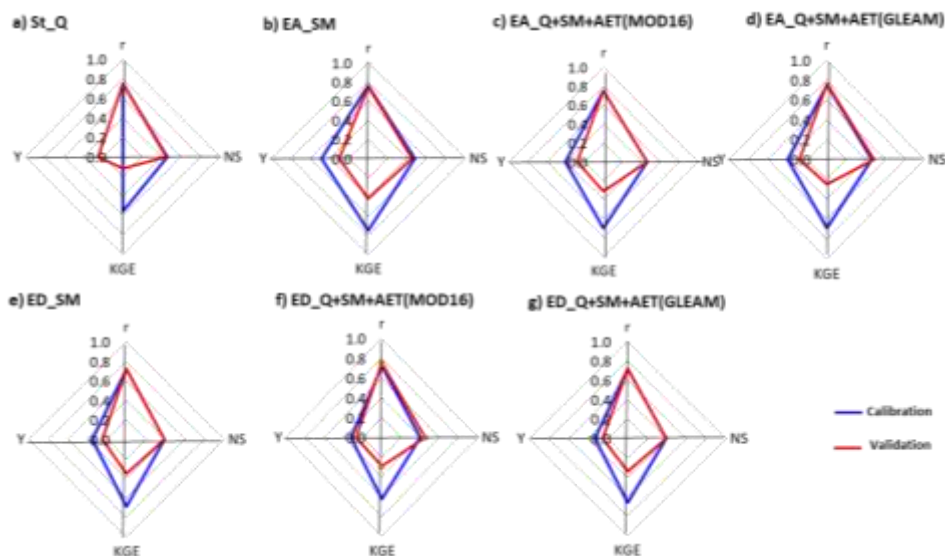


Figura 28 - Métricas calculadas comparando a SM referência (ESA CCI) e calculada para os procedimentos de calibração padrão e propostos e para os períodos de calibração e validação para a Bacia de Piancó.

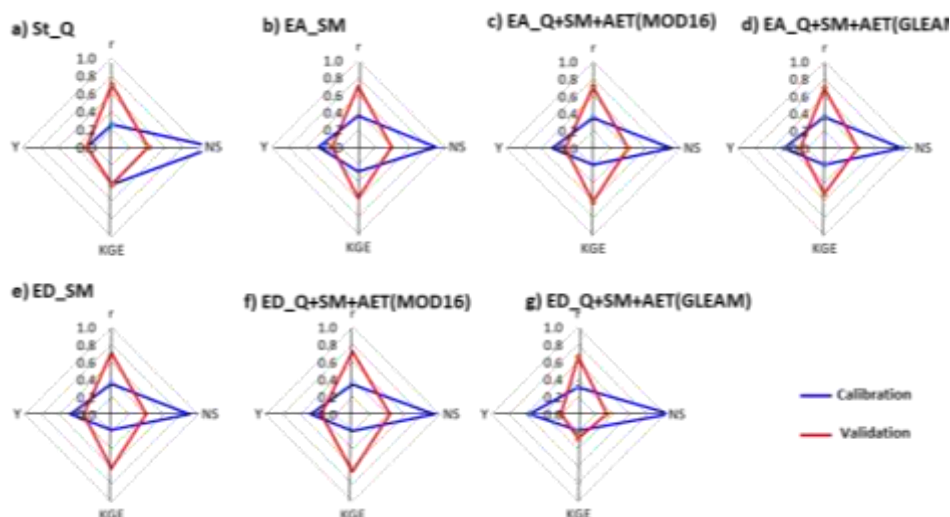


Figura 29 - Métricas calculadas comparando a SM de referência (ESA CCI) e calculada para os procedimentos de calibração padrão e propostos e para os períodos de calibração e validação para a Bacia de Furnas.

4.2 PERFORMANCE DO MODELO NA REPRODUÇÃO DA VAZÃO OBSERVADA

O desempenho do modelo em termos de reproduzir as vazões observadas nos quatorze procedimentos de calibração propostos é apresentado na Figura 30.

Para o período de calibração, a métrica KGE média é 0,86 (bacia de Piancó) e 0,95 (bacia de Furnas) para a calibração do modelo com apenas dados de vazão (ou seja, caso St_Q). O desempenho de Q no período de calibração diminui quando várias variáveis são usadas para restringir a pesquisa de parâmetros.

O modelo hidrológico calibrado através do procedimento padrão para a bacia de Piancó e a bacia de Furnas apresentou razoável capacidade de reproduzir a vazão observada tanto nos períodos de calibração quanto de validação, conforme ilustrado pela comparação visual entre hidrogramas (Figuras 30 e 31). O modelo geralmente distingue a intensidade das cheias e o seu momento de ocorrência. No entanto, o modelo tem dificuldade em representar com precisão os picos de Q diárias, alternando entre erros de super e subestimação.

Ao incorporar ETR MOD16 e SM ESA CCI como variáveis de calibração na abordagem de variável única ou multivariáveis (Q, SM e ETR), o modelo foi tendencioso a aumentar os erros de pico de vazão para ambas as áreas de estudo. Este efeito foi mais intenso para as abordagens de média espacial (MA_AET; MA_Q+AET e EA_Q+SM+ETR), com uma superestimação muito pronunciada dos picos de vazão. Isto resultou em quase duplicando o RSME da calibração padrão tanto para a bacia de Piancó como na bacia de Furnas. Esse erro de superestimação da vazão ao usar o ETR MOD16 está relacionado à tendência de subestimar o ETR, o que resulta em mais água disponível para escoamento. Isto é discutido na próxima seção e está de acordo com a literatura (por exemplo, TAIA et al., 2023). Quando inserida a umidade do solo na calibração multivariável do modelo, essas superestimações dos picos diminuíram, principalmente quando usada as estimativas da ETR GLEAM na configuração de calibração. No entanto, outros estudos encontraram resultados contrastantes, nos quais a vazão calculada pelo modelo hidrológico foi melhorada após a incorporação do ETR MOD16 como variável de calibração (por exemplo, RANE e JAYARAJ, 2023, OLIVEIRA et al., 2021).

Em contraste, quando as estimativas ETR do GLEAM foram introduzidas no processo de calibração para a bacia do Piancó, a vazão observada foi melhor representada do que quando utilizadas as estimativas MOD16, mas ainda pior do que a representação alcançada dentro do procedimento padrão. A exceção é a abordagem de média espacial distribuída com calibração multivariável

(GD_Q+AET), reproduziu a vazão observada tão bem quanto o procedimento padrão de acordo com a inspeção visual. Esta percepção está de acordo com os skill score predominantemente positivos obtidos para o GD_Q+AET, conforme mostrado na seção anterior.

Quando se analisa a incorporação da ETR e SM nas configurações de calibração para os procedimentos propostos considerando a bacia de Furnas, observa-se que assim como na bacia de Piancó, ao considerar as estimativas de ETR MOD16, o modelo aumentou os erros de pico de vazão, principalmente nos procedimentos propostos considerando apenas uma única variável de SR (ETR ou SM) na calibração, como MA_AET, MG_AET, EA_SM e ED_SM. Isso parece lógico, sabendo que essa abordagem não considerou a calibração da vazão durante o processo de calibração da ETR. No entanto, isso indica que essa abordagem seria inadequada para calibrar modelos que exigem valores de vazões precisos.

Já com relação aos procedimentos propostos considerando Q e ETR ou Q, ETR e SM em calibrações simultâneas para a bacia de Furnas, foi evidenciada na inspeção visual dos hidrogramas a dificuldade do modelo em representar as vazões mais baixas com valores na faixa entre 500 a 2000 m³/s, principalmente, no período de validação para procedimentos de calibração propostos MA_Q+AET, MD_Q+AET, GA_Q+AET, GD_Q+AET e EA_Q+SM+ETR(GLEAM). Isso ocorreu independentemente do tipo de estimativa de ETR por SR usada (ETR MOD16 ou ETR GLEAM) ou do tipo de estratégia de calibração espacial (a média espacial ou a distribuída), que são os resultados demonstraram as mesmas características mencionadas.

Esses resultados destacam que o uso do ETR GLEAM como variável de calibração do modelo hidrológico superou significativamente o uso do ETR MOD16 para a bacia do Piancó. Vários estudos encontraram resultados semelhantes de melhor desempenho alcançado com dados GLEAM em vez de MOD16, como os trabalhos de Taia et al. (2023), Dembelé et al. (2020) e Odusanya et al. (2019). No entanto, alguns estudos encontraram a situação oposta, em que a incorporação das estimativas de ETR MOD16 no processo de calibração levou a um melhor desempenho do modelo hidrológico do que quando se utilizou a ETR GLEAM (DING E ZHU, 2022; HERMAN et al., 2020). Conforme sugerido por Taia et al.

(2023), há necessidade de avaliar cada produto ETR para cada caso e condição de estudo específico para detectar a fonte de dados mais adequada para melhorar as previsões do modelo hidrológico.

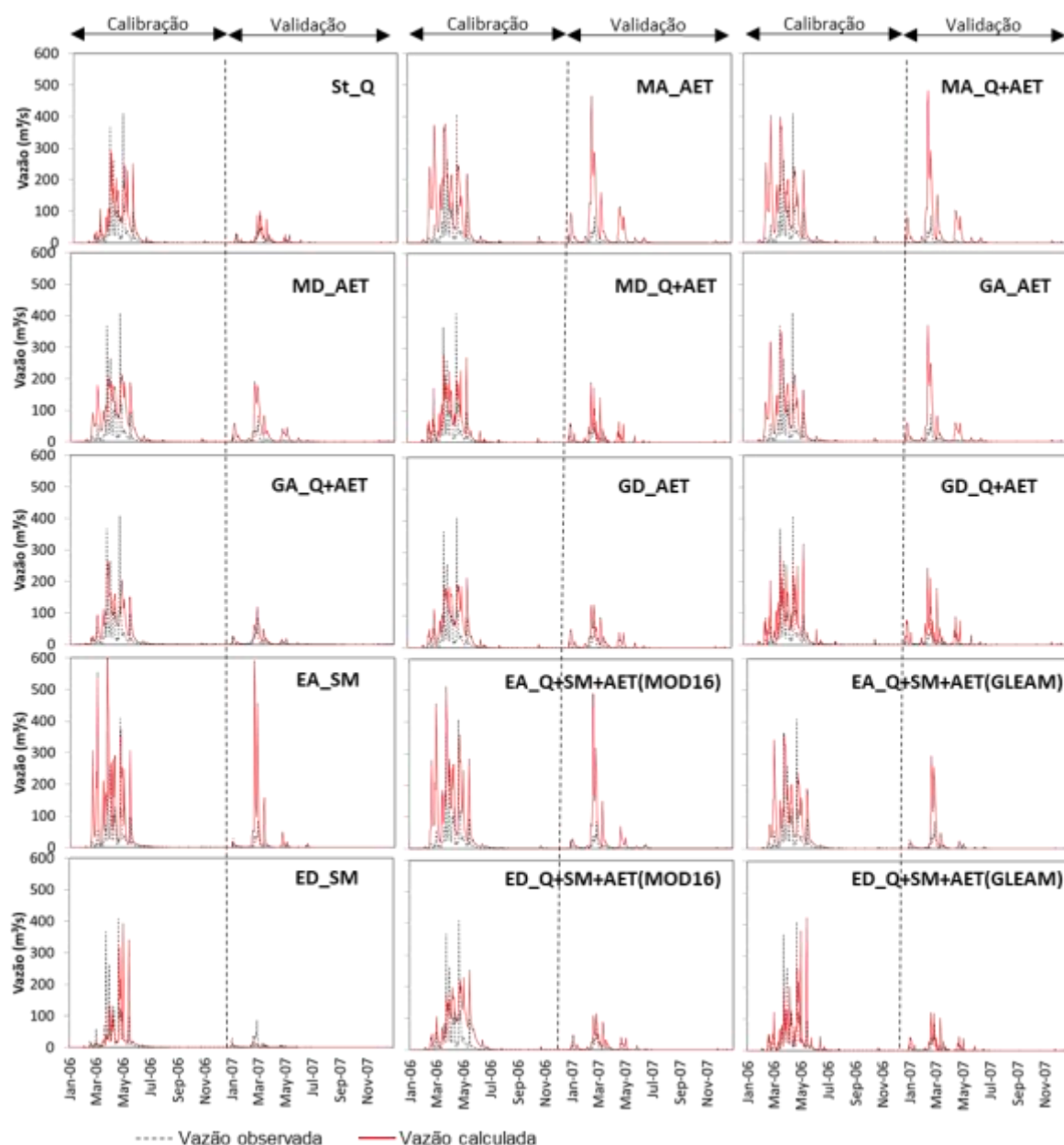


Figura 30 - Comparação entre os hidrogramas observados e calculados obtidos com o padrão e os quatorze procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na bacia Piancó.

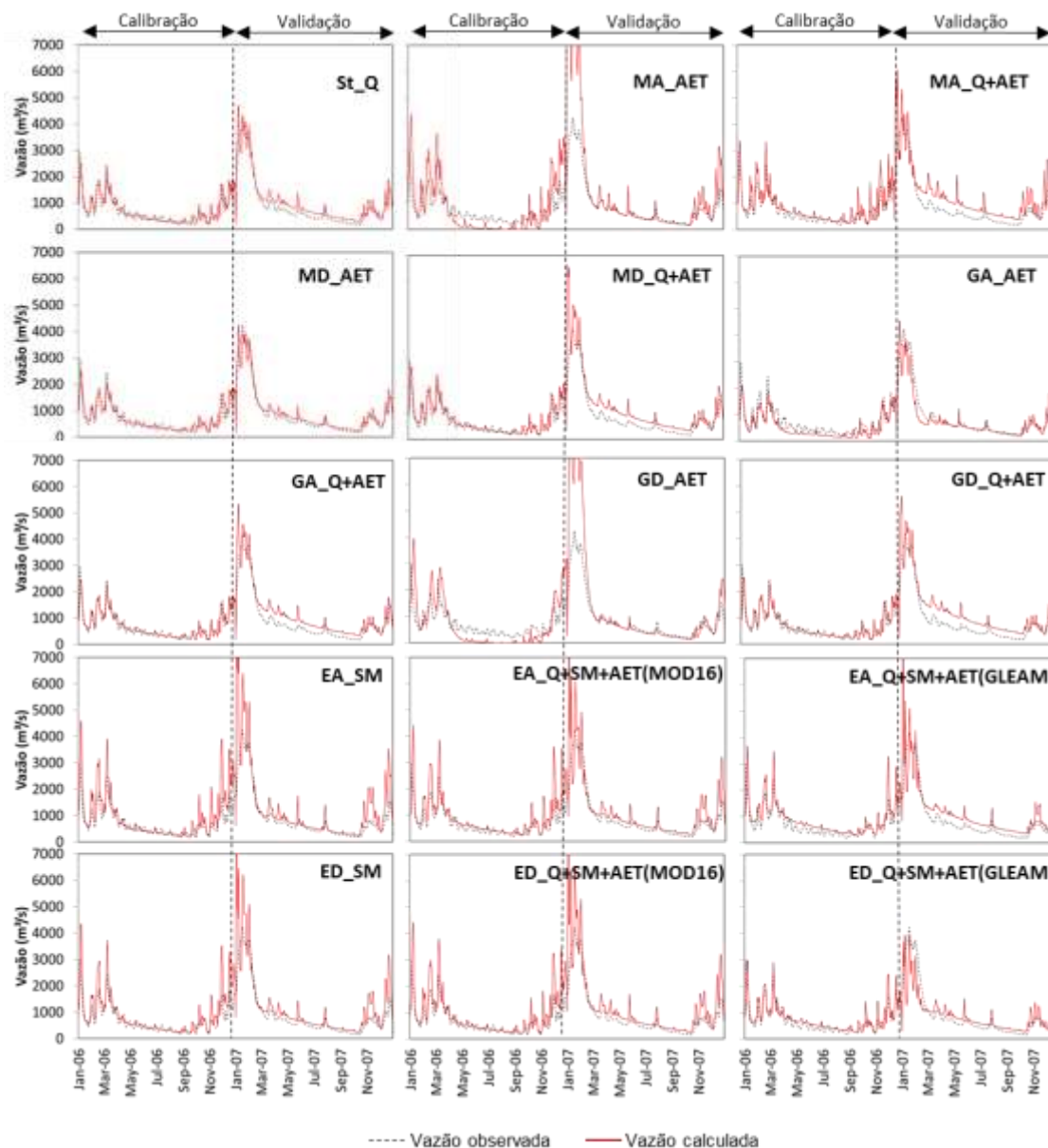


Figura 31 - Comparação entre os hidrogramas observados e calculados obtidos com o padrão e os oito procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na bacia de Furnas.

Os procedimentos de calibração considerando três variáveis no processo de calibração do modelo (Q, ETR e SM) apresentaram os piores valores de desempenho na comparação da Q observada e calculada para ambas áreas de estudos. Por exemplo, o procedimento de calibração padrão para a bacia de Piancó foi obtido $r=0.9$, enquanto o melhor resultado entre as configurações considerando Q, ETR e SM, simultaneamente no processo de calibração foi um $r=0.85$, para EA_Q+SM+ETR(MOD16). Da mesma forma, foi observado para a bacia de Furnas

que nenhum dos quatorze procedimentos propostos superou em termos de estatística o procedimento padrão ao comparar a Q observada e calculada. A deterioração do desempenho da vazão em uma configuração de calibração multivariada também é relatada em estudos anteriores (HERMAN et al., 2018; BAI, LIU e LIU, 2018; POMEON et al., 2018; LOPÉZ LOPÉZ et al., 2017; RIENTJES et al. 2013; LIVNEH e LETTENMAIER, 2012; RAKOVEC et al., 2016). No entanto, esse é, em grande parte, um artefato do erro do tipo I (ou seja, aceitar modelos ruins de forma incorreta; BEVEN, 2010) induzido pela calibração somente com Q , resultando em inconsistência na representação dos processos (GUPTA et al., 2012; HRACHOWITZ et al. 2014).

Provavelmente, as diferenças nas escalas de medição entre dados Q e produtos de satélite (ou seja, dimensões do rio versus tamanho do pixel) podem justificar um baixo desempenho para os procedimentos propostos em comparação a St_Q . Como era esperado, um modelo calibrado olhando não apenas para as vazões irá simular a vazão com menos rigor de ajuste relativamente às observações do que as demais variáveis. Isso é claramente observado nos desempenhos calculados pelas métricas de acordo com as Figuras 22 e 23. Além disso, ao forçar o modelo a buscar o melhor conjunto de parâmetros que represente a boas estatísticas simultaneamente Q , ETR e SM, ainda é algo que deve ser melhor estudado.

É importante mencionar que em alguns estudos em que concluem melhorias significativas para calibrações com incorporação de variáveis estimadas por SR (ETR e SM), fazem comparações com resultados obtido de modelos não calibrados, como é o caso de Oliveira et al. (2021), Odusanya et al. (2019) e López López et al. (2017). Desse modo, é mais compreensível ter ganhos maiores em termos de estatísticas.

Na Figura 32, pode-se observar as curvas de permanência das vazões calculadas pelos procedimentos propostos separados por tipo de configuração de calibrações a direita para a bacia de Furnas e a esquerda a bacia de Piancó. Os gráficos superiores incluem as calibrações que consideram apenas uma única variável estimada por SR (ETR ou SM), os centrais incluem os procedimentos que consideraram a Q e a ETR como variáveis de calibração, e os inferiores consideraram Q , ETR e SM como variáveis de calibração.

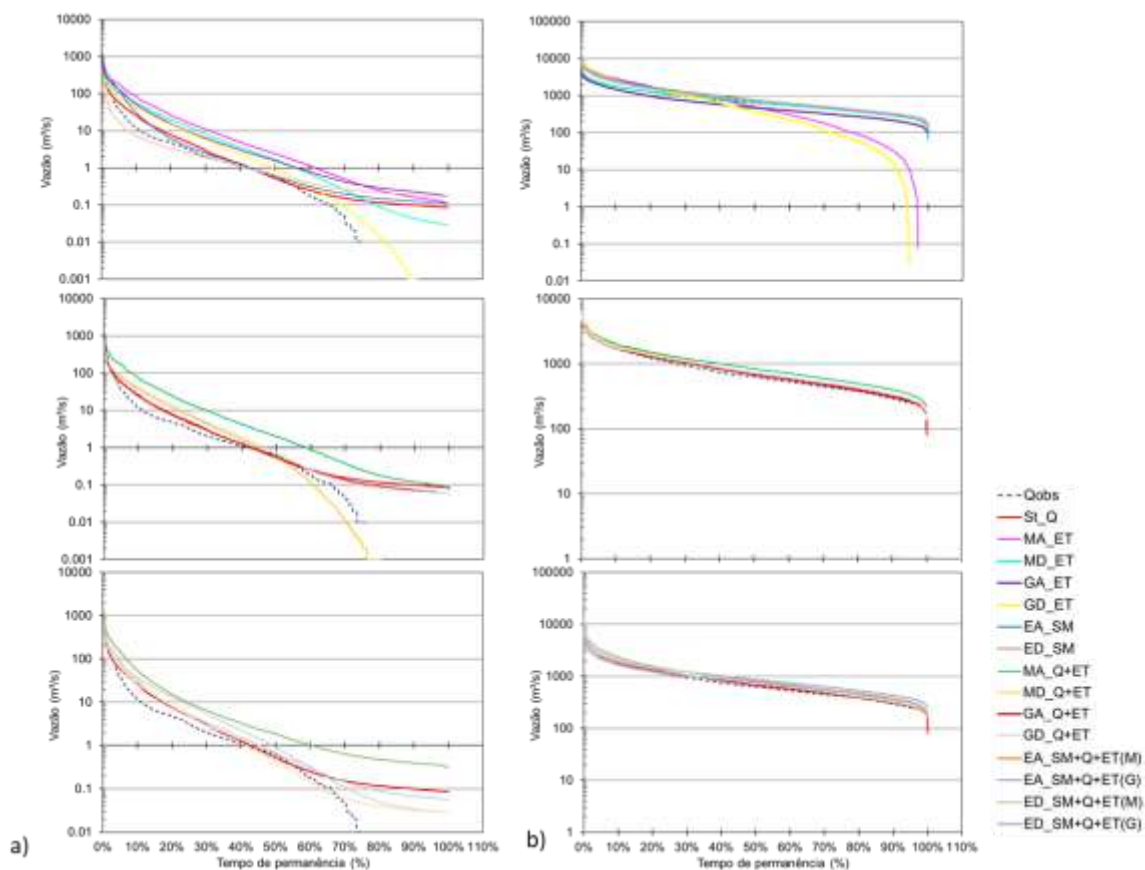


Figura 32 - Comparação das curvas de permanência das vazões observadas e calculadas para os quatorze procedimentos propostos (configurações de calibração na tabela 4): a) para a bacia Piancó e b) para a bacia de Furnas.

Ao comparar as curvas de permanência das vazões, é perceptível que para a bacia de Furnas as curvas das vazões calculadas (curvas em cores) pelos procedimentos propostos (ver detalhes na Tabela 6) ficaram mais próxima da curva das vazões observadas (curva preta tracejada). A exceção é apenas dos procedimentos de calibração MA_AET e GD_AET, que se destacaram dos demais procedimentos com os piores resultados nas estimativas da vazão (Figura 32). Isso pode indicar a maior dificuldade do modelo em calibrar usando estimativas de ETR ou possível erro estrutural do modelo.

Já com relação a bacia de Piancó observa-se que as curvas do tempo de permanência das vazões calculadas nos procedimentos de calibrações propostos (curvas em cores) ficaram mais distantes da curva das vazões observadas (curva preta tracejada) evidenciando a incapacidade do modelo em simular a intermitência

do rio Piancó (Figura 32). Nos períodos de estiagem em que o rio seca completamente, o modelo MGB-IPH simulou vazões muito pequenas (abaixo de $0,1 \text{ m}^3/\text{s}$). Observa-se ainda que a partir da permanência 5% até 60%, o modelo apresentou maiores valores do que os observados, mas seguindo uma curva paralela à observada. Para as maiores vazões de cheias, com permanência inferior a 5%, houve maior correspondência entre as curvas de permanência dos valores observados e calculados pelo modelo na maioria dos procedimentos de calibração propostos. Os piores resultados nas estimativas da vazão são referentes aos procedimentos MA_AET, MA_Q+AET e ED_Q+SM+ET(MOD16), em que foram usadas estimativas de ETR MOD16.

4.3 PERFORMANCE DO MODELO NA REPRODUÇÃO DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO OBSERVADA

Esta seção mostra a avaliação da evapotranspiração real calculada pelo modelo hidrológico considerando os distintos procedimentos de calibração. Ao contrário da vazão, não há dados ETR observados e estimativas ETR do MOD16 e GLEAM são tomadas como referência. Uma vantagem relevante das estimativas baseadas em SR é a análise à escala da bacia, na qual os erros nestas estimativas tendem a anular-se em escalas espaciais maiores (FUENTES et al., 2024).

Nas calibrações na bacia do Piancó, o modelo calibrado com base apenas na vazão (St_Q) produziu ETR com taxas diárias e variabilidade maiores que ambos os produtos SR (Figura 33). Além disso, os resultados do modelo apresentaram um comportamento sazonal mais próximo da ETR GLEAM do que da ETR MOD16. As discrepâncias entre esses dois produtos baseados em RS têm vários motivos, como formulação do modelo e dados de entrada, além da precipitação de entrada (TRAMBAUER et al., 2014).

O padrão geral de subestimação da ETR em áreas semiáridas é relatado na literatura em relação às estimativas do MOD16 (HU et al., 2015; TRAMBAUER et al., 2014). Este produto tem dificuldade em capturar a variabilidade do estresse hídrico e representar a ETR, principalmente limitado pela disponibilidade de água (HU et al., 2015). Salazar-Martínez et al. (2022) também observaram uma

tendência de subestimação para as estimativas MOD16 e GLEAM em climas áridos, mas muito mais intensas para as primeiras.

Conforme proposto por Jamshidi et al. (2019), uma fonte de dados alternativa para estimar o ETR em regiões semiáridas com maior precisão é combinar imagens Landsat e algoritmos como Mapeamento de Evapotranspiração em Alta Resolução com Calibração Internalizada (METRIC) e Sistema de Balanço de Energia de Superfície (SEBS). Assim, outras fontes de dados ETR poderiam ser testadas, como o Global Land Data Assimilation System (GLDAS; RONDELL et al., 2004), o Breathing Earth System Simulator (BESS; YANG et al., 2020), ou o recentemente lançado geeSEBAL- MODIS (ANDRADE et al., 2024), um produto de evapotranspiração em escala continental baseado no Algoritmo de Balanço de Energia de Superfície para Terra (SEBAL) desenvolvido para a América do Sul usando o Google Earth Engine (GEE). Por exemplo, Zhu et al. (2022) avaliaram as estimativas do BESS AET como o melhor desempenho entre cinco produtos globais em zonas semiáridas com base numa análise mundial em múltiplas escalas.

A implementação da ETR MOD16 como variável de calibração para a área de estudo da bacia do Piancó não forçou os resultados do modelo hidrológico a corresponderem às estimativas do SR. Uma pequena melhoria nos valores de desempenho foi evidenciada em relação à calibração padrão (garantindo Skill Score > 0) quando se compara a ETR calculada com a ETR estimada com MOD16 em todos os procedimentos de calibração propostos. Por exemplo, no período de calibração com procedimento padrão, obteve-se $KGE=0,1$ enquanto nos procedimentos propostos o KGE variou entre 0,22 a 0,23. Embora tenha aumentado dos valores de KGE, este não chegou a resultados satisfatórios (MORIASI et al., 2007). Visualmente, os gráficos de ETR para os períodos de calibração e validação também não demonstraram bons ajustes (Figura 33-a e 33-b), onde não foi capturada com clareza a variabilidade das estimativas de ETR. Isso corrobora com os achados de Oliveira et al. (2021), que afirmam que a sazonalidade entre as séries temporais do MGB e do MOD16 não coincidem.

Um fator que justifica essas baixas estatísticas é devido à maior variabilidade diária da ETR em relação a Q, além de ser um fenômeno mais difícil de estimar, relacionado diretamente às variações de ocorrência de precipitação e demais variáveis meteorológicas, como da nebulosidade, temperatura, umidade do ar e

velocidade do vento, além da própria quantidade de água em cada ponto da bacia hidrográfica, entre outros.

Em contraste, a incorporação da ETR GLEAM como variável de calibração para os procedimentos propostos testados na bacia do Piancó aproximou os resultados do modelo hidrológico. Isso foi mais pronunciado ao adotar o procedimento de média espacial e apenas a ETR como variável de calibração (GA_AET). Pode-se notar, que os valores de pico de ETR calculados pelo modelo hidrológico e a parte descendente da curva de ETR GLEAM foram bem reproduzidos (Figura 33-b). Isso ocorreu porque, ao realizar a calibração de uma única variável, idealmente o desempenho da própria variável sempre melhora, o que é evidenciado pelos valores nas pontuações de habilidades positivas (Skill Score > 0), para o período de calibração, e avaliação comentados antes.

Nas calibrações realizadas na bacia do Piancó, a inspeção visual das curvas de ETR de referência (ETR MOD16) e ETR calculada pelo modelo demonstra que a variabilidade não foi bem representada. Embora haja certa coincidência dos momentos de subida e descida entre as curvas de ETR de referência e calculada (Figuras 33 e 35), os picos foram superestimados e as recessões subestimadas.

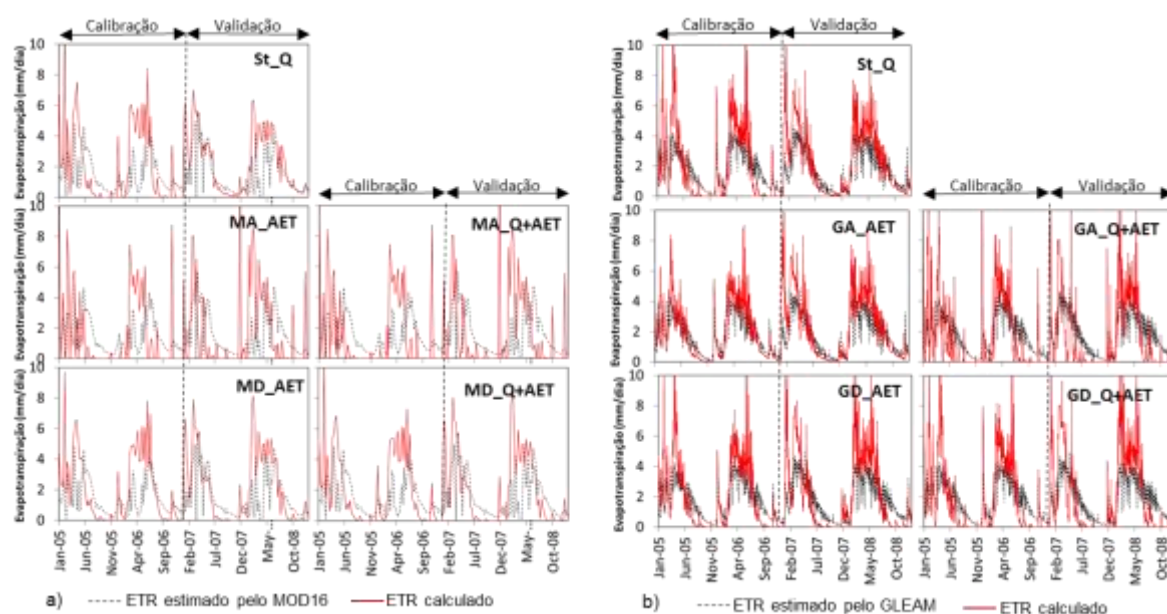


Figura 33 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS MOD16 (a) e GLEAM (b) e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os oito procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia Piancó.

Para a bacia de Furnas, tanto a implementação da ETR MOD16 quanto da ETR GLEAM como variável de calibração resultou em um aumento nas métricas de desempenho. Por exemplo, para o período de calibração com procedimento padrão, obteve-se $KGE = -0,66$ enquanto nos procedimentos propostos com estimativas de ETR MOD16 o KGE variou entre 0,44 a 0,79, e com estimativas de ETR GLEAM o KGE variou 0,22 a 0,95. Todos os procedimentos de calibração propostos que usaram as estimativas da ETR MOD16 superaram o procedimento padrão considerando que S aproximadamente 1 (Skill Score ≈ 1). Os melhores resultados das métricas conferem a MA_AET e MD_Q+AET, em geral, resultados satisfatórios (MORIASI et al., 2007). Com relação às calibrações que incorporaram as estimativas de ETR GLEAM, os melhores resultados se referem ao procedimento GA_Q+AET. Na inspeção visual das curvas de ETR de referência (ETR MOD16 e ETR GLEAM) e ETR calculada pelo modelo, a variabilidade foi relativamente bem representada. Há certa coincidência dos momentos de subida e descida entre as curvas de ETR de referência e calculada para os quatorze procedimentos de calibração analisados (Figuras 34-a e 34b e Figura 36).

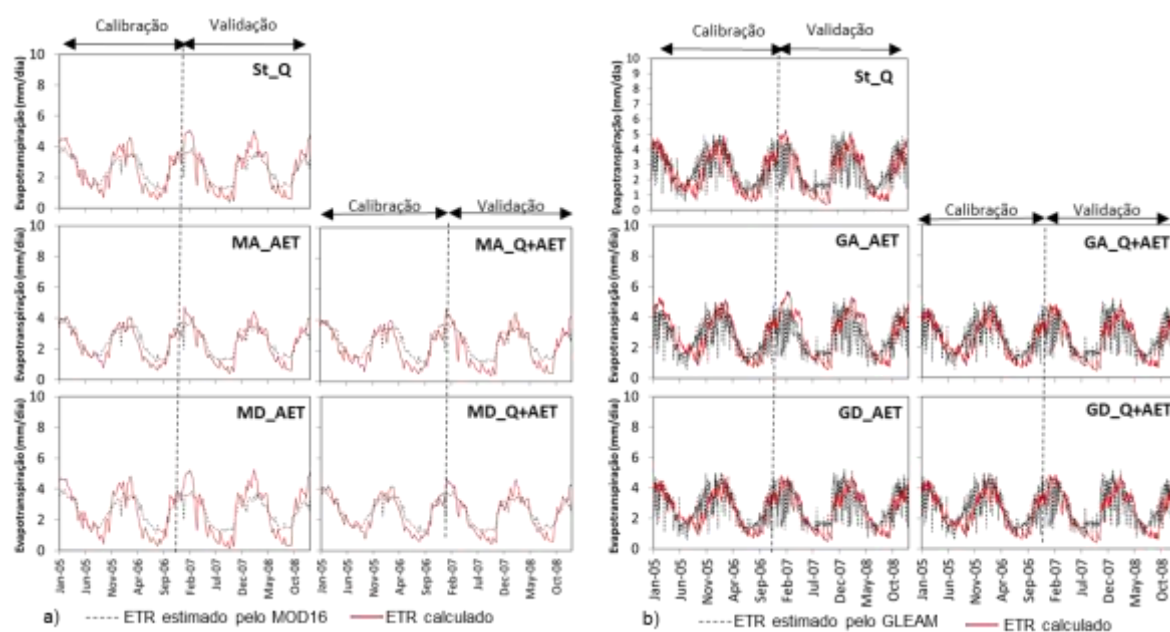


Figura 34 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS MOD16 (a) e GLEAM (b) e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os oito procedimentos de calibração propostos para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia Furnas.

Quando as três variáveis (Q, SM e ETR) foram incorporadas aos procedimentos de calibração, obteve-se ganhos ao comparar a ETR calculada pelo modelo e as estimativas de ETR dos produtos de SR. Para a bacia do Piancó os procedimentos propostos de calibrações que se destacaram com os melhores resultados superando o procedimento de calibração padrão foram EA_Q+SM+ETR(GLEAM) e ED_Q+SM+ETR(GLEAM) tanto no período de calibração como validação, embora as métricas de desempenho se mantiveram baixas. Ao introduzir mais uma variável nas calibrações, forçou o modelo a olhar para três conjuntos de dados ao estimar o conjunto ótimo de parâmetros. A inspeção visual verificou que as curvas de ETR de referência (MOD16 e GLEAM) e ETR calculada pelo modelo demonstra que a variabilidade não foi bem representada. Embora haja certa coincidência dos momentos de subida e descida entre as curvas de ETR de referência e calculada (Figura 35), os picos foram superestimados e as recessões subestimadas.

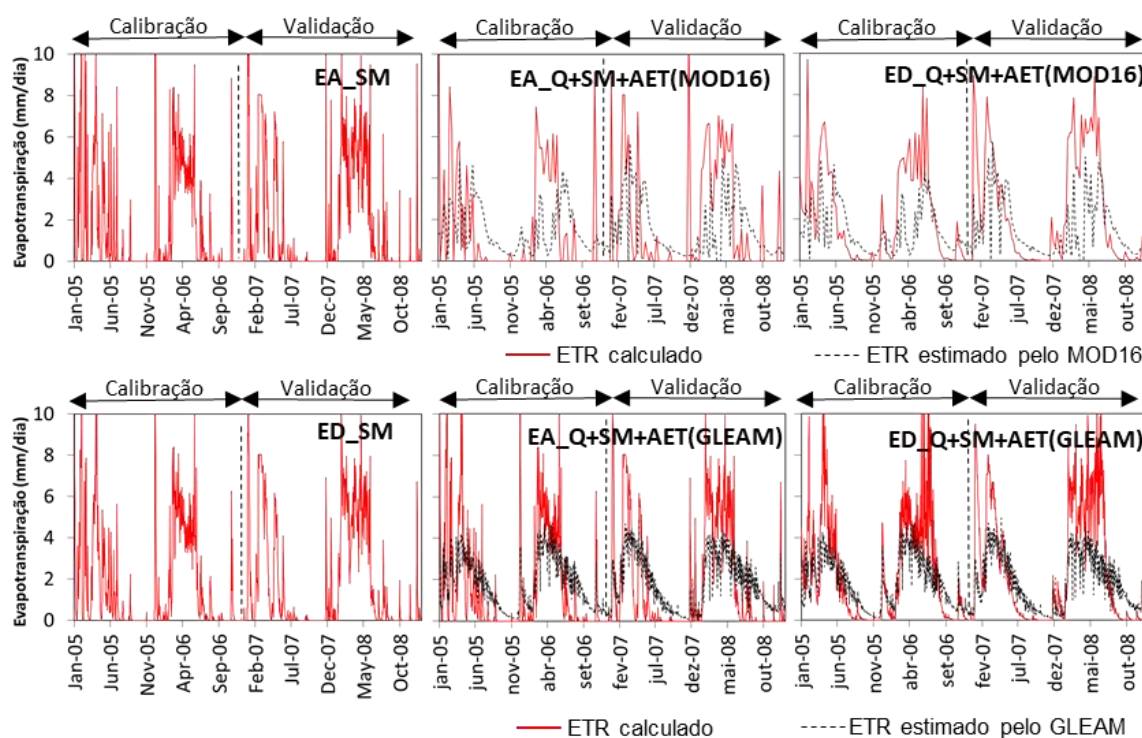


Figura 35 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS [MOD16 e GLEAM] e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os seis procedimentos de calibração propostos incluindo SM na configuração de calibração para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia de Piancó

A Figura 36 apresenta os resultados das calibrações multivariáveis com a incorporação da Q, SM e ETR (MOD16 e GLEAM) nas calibrações, para a bacia de Furnas. Assim como nos experimentos apresentados na Figura 34 ao incorporar a SM nas calibrações melhorou-se o desempenho das métricas quando se compara a ETR calculada com as estimativas de ETR GLEAM. Todos os procedimentos propostos de calibração expostos na Figura 36 apresentam um desempenho satisfatório ($r > 0,70$), com uma boa representação da sazonalidade de ETR durante os períodos de calibração e avaliação.

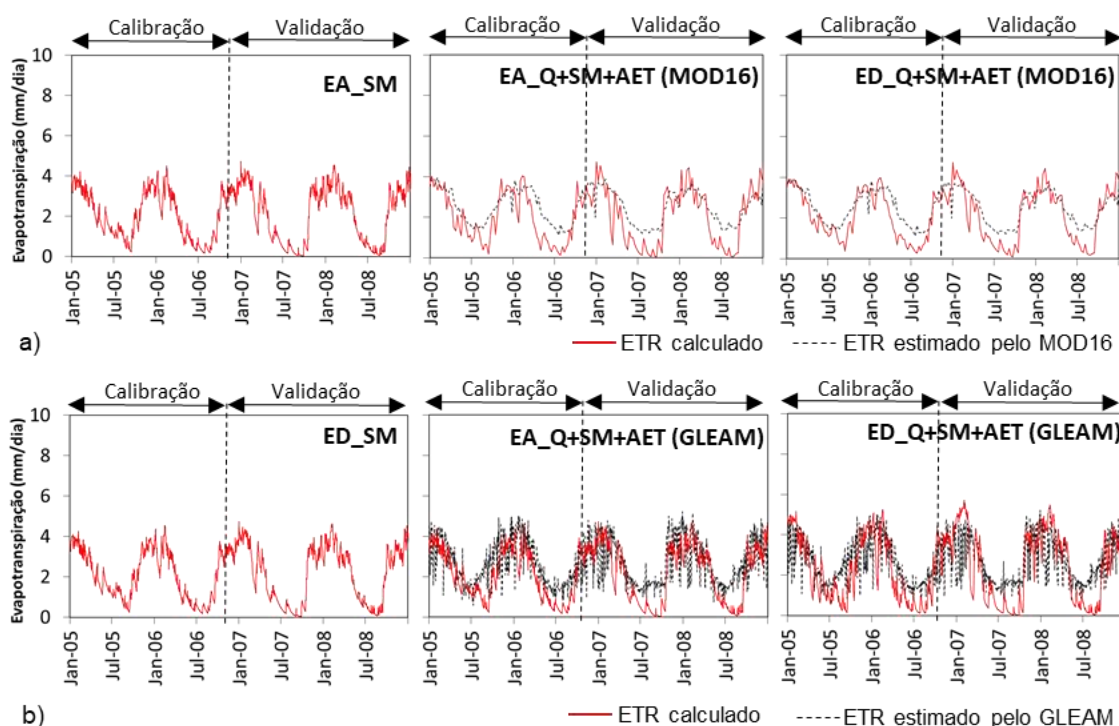


Figura 36 - Comparação entre a ETR estimada pelo RS [MOD16 e GLEAM] e calculada pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os seis procedimentos de calibração propostos incluindo SM na configuração de calibração para parte dos períodos de calibração e validação na Bacia de Furnas.

Para entender melhor o valor agregado da utilização dos dados de SR, ETR MOD16, ETR GLEAM e a SM ESA CCI nos procedimentos de calibração propostos, foi feita a análise da agregação mensal dos dados diários da ETR. Percebe-se que o ajuste do modelo a nível mensal (Figuras 37 e 38) para ambas as bacias, são superiores aos obtidos nas estatísticas a nível diário, o que já era esperado. Visto que quanto maior o passo de tempo considerado, quanto maior a agregação no

tempo, menores são as flutuações e a variabilidade, sendo mais fácil o acerto pelo modelo.

Na comparação visual percebe-se que a ETR mensal calculada pelo modelo tende a superestimar as estimativas de ETR de referência estimadas pelo MOD16 e o GLEAM para a bacia do Piancó (Figuras 37) em todos os procedimentos propostos de calibração, seja com variável única ou multivariáveis. Observa-se ainda na Figura 37-a que o modelo antecipa os picos. Isso pode ser uma característica do conjunto de dados de ETR MOD16, visto que essas estimativas foram desagregadas a nível diário. Em termos de variabilidade sazonal, todos os procedimentos de calibração apresentam bom ajuste.

Já na bacia de Furnas as agregações mensais de ETR estimadas por SR demonstraram um ótimo ajuste em reproduzir as ETR calculadas pelo modelo em todos os procedimentos propostos de calibração, capturando bem a variabilidade dos dados e sazonalidade da ETR, subestimando os valores de ETR mais baixos.

Na análise mensal da ETR é notável que as estimativas de ETR GLEAM se sobressaem em relação às estimativas de ETR MOD16. Visualmente todos os procedimentos propostos de calibração multivariáveis com a abordagem de calibração distribuída espacialmente foram melhores ajustados para a bacia de Furnas, MD_Q+AET, GD_Q+AET, ED_Q+SM+ETR(MOD16) e ED_Q+SM+ETR(GLEAM). Estes resultados sugerem que é viável calibrar o modelo com ETR derivado do MOD16 e GLEAM e SM ESACCI para reproduzir ETR, embora isso seja alcançado em decorrência da deterioração da Q e SM (Figura 37 e 38).

Sobretudo, as estimativas de ETR calculadas mantiveram-se com o mesmo padrão sazonal para as medias mensais de ETR estimadas por SR em todas as configurações de calibração testadas, havendo uma maior superestimação no período de maior ocorrência de precipitações, nos meses de janeiro a maio.

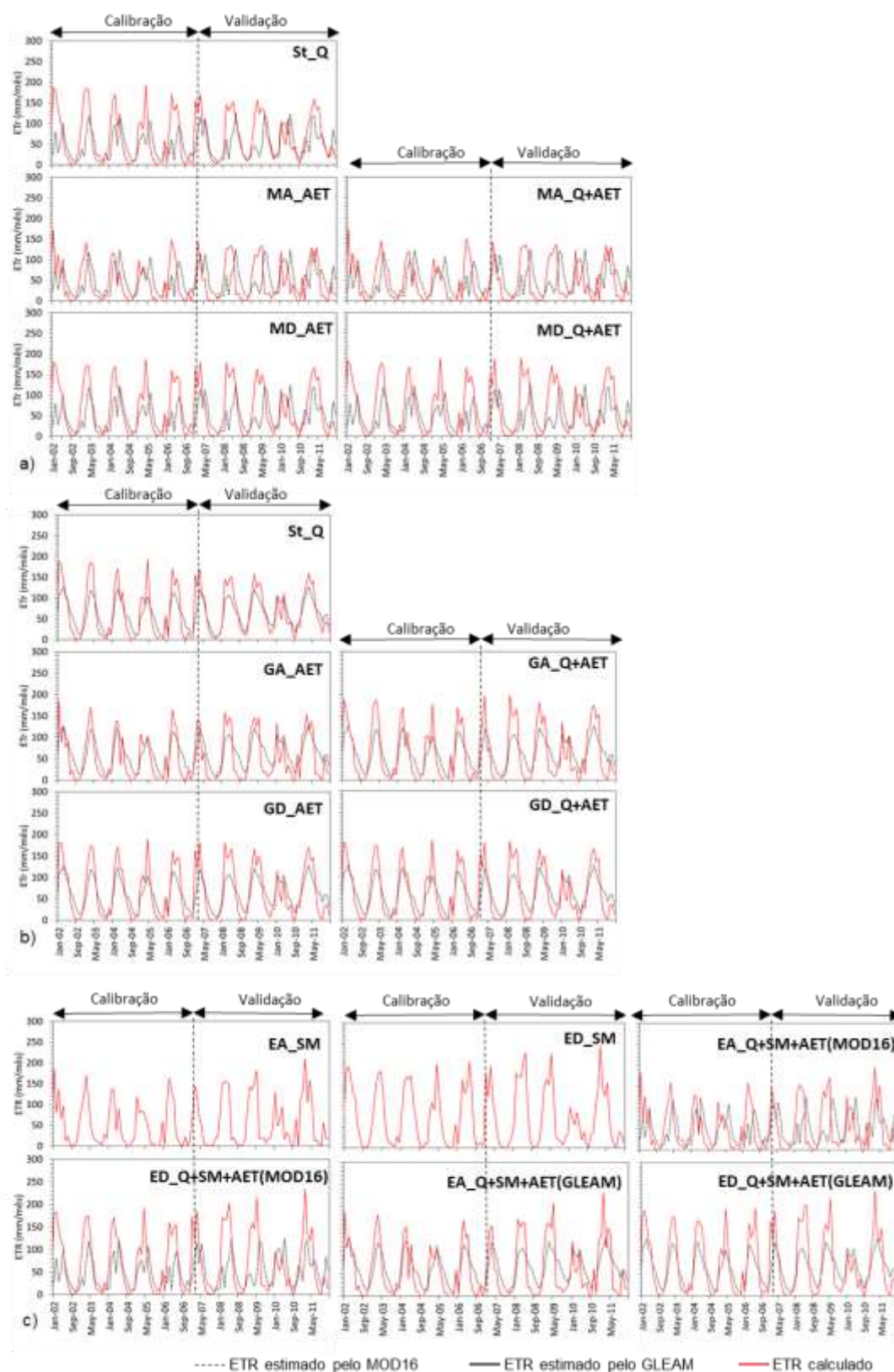


Figura 37 - Comparação entre a ETR mensais calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia do Piancó baseados em: a) ETR estimada pelo MOD16; b) ETR estimada pelo GLEAM e c) SM estimada pelo ESA CCI.

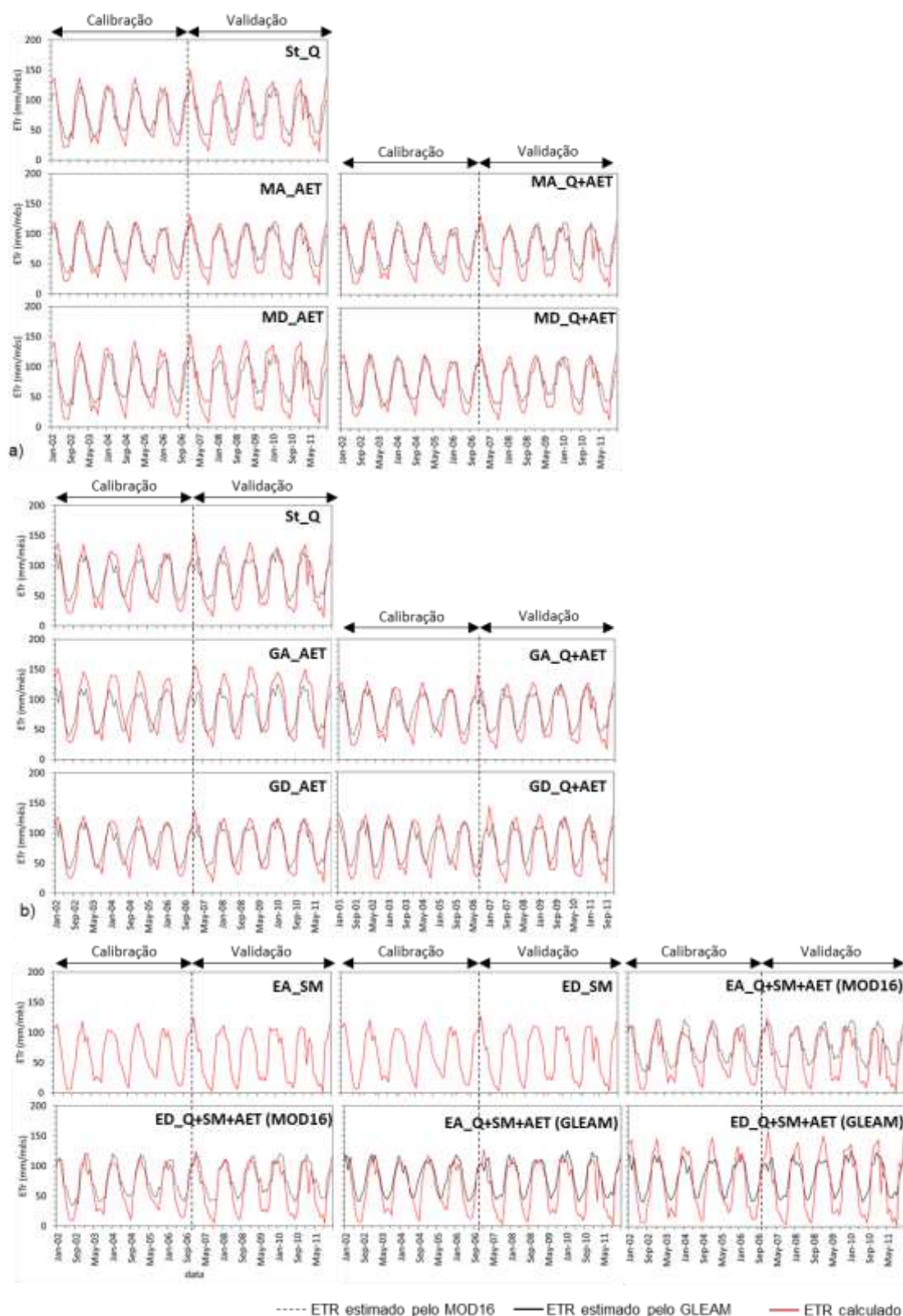


Figura 38 - Comparação entre a ETR mensais calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia de Furnas baseados em: a) ETR estimada pelo MOD16; b) ETR estimada pelo GLEAM e c) SM estimada pelo ESA CCI.

4.4 PERFORMANCE DO MODELO NA REPRODUÇÃO DA UMIDADE DO SOLO OBSERVADA

Esta seção, mostra a avaliação da umidade do solo (SM) calculada pelo modelo hidrológico considerando os distintos procedimentos de calibração. Estimativas de SM do ESA CCI são tomadas como referência. As estimativas de umidade do solo obtida por SR é chamada aqui de SM ESA CCI. O produto diário foi incorporado em seis procedimentos propostos de calibração multivariáveis e restringiu a busca por parâmetros com base na Q, SM ESA CCI e ETR MOD16 e ETR GLEAM. Os valores de SM foram normalizados antes de iniciar o ajuste no modelo, sendo isso necessário para tornar ambos os dados comparáveis em unidade adimensionais.

A Figura 39, compara SM calculada pelo modelo com SM estimada por SR, SM ESA CCI, para a bacia do rio Piancó. Na comparação visual das curvas de SM, percebe-se que o modelo teve maior dificuldade em capturar a variabilidade temporal dessa variável, principalmente quando a abordagem espacial distribuída foi considerada. Isso é claramente visível nos resultados dos procedimentos MD_AET, MD_Q+AET, GD_AET, ED_SM, ED_Q+SM+AET(MOD16) e ED_Q+SM+AET(GLEAM). Embora, haja certa coincidência dos momentos de subida e descida entre as curvas de SM de referência e calculada (Figura 39), os picos foram superestimados e o modelo teve dificuldade em estimar as recessões.

Incorporar a SM nos procedimentos de calibração propostos com a abordagem média espacial da bacia refletiu em pequenos ganhos quanto às estimativas de SM, com relação ao procedimento padrão ($KGE=0,56$; $RSME=0,73$; $r=0,75$). Os melhores resultados foram referentes aos procedimentos EA_SM ($KGE=0,76$; $RSME=0,71$; $r=0,76$), EA_Q+SM+AET(MOD16) ($KGE=0,70$; $RSME=0,73$; $r=0,75$) e EA_Q+SM+AET(GLEAM) ($KGE=0,69$; $RSME=0,72$; $r=0,75$) na inspeção visual apresentaram maior oscilação quando se compara as estimativas de SM de referência (SM ESA CCI) com a SM calculada pelo modelo.

O desempenho geral mais baixo nas calibrações aplicado a bacia de Furnas é dado pelo procedimento padrão St_Q ($r = 0,25$), seguido pelo procedimento proposto EA_Q+SM+AET(GLEAM) ($r = 0,31$). Isso sugere que Q por si só não é

suficiente para prever a dinâmica temporal da SM, mas permanece útil na configuração de calibração multivariada.

A bacia do Piancó está localizada na região semiárida brasileira e, durante o período de recessão, pouca ou nenhuma chuva ocorre na bacia, mas uma parte das chuvas antecedentes é armazenada em reservatórios e lagos, que representam uma importante fonte de evaporação. Pode-se argumentar que Q sozinha não é suficiente para modelar ETR, enquanto SM traz informações adicionais e úteis para simular ETR, o que suporta a hipótese de pesquisa.

Já para a bacia de Furnas, nenhum dos procedimentos propostos resultou em melhorias significativas nas estimativas de SM calculadas pelo modelo para o período de calibração, apresentando métricas de desempenho melhores durante o período de validação. A Figura 40 compara as curvas de SM estimadas pelo modelo e SM ESA CCI. É notável que em todos os procedimentos propostos a variabilidade temporal da SM foi capturada, embora aqueles que não incorporaram a SM como variável de calibração tiveram menos oscilações nas estimativas e superestimaram alguns picos. Nos procedimentos que incluem a SM na estratégia de calibração, obteve-se os melhores ajustes entre SM calculado pelo modelo e SM ESA CCI e a variabilidade temporal de SM foi melhor capturada, principalmente nos procedimentos propostos em que a abordagem da média espacial da bacia foi considerada, em: EA_SM, EA_Q+SM+AET(MOD16) e EA_Q+SM+AET(GLEAM). (Figura 40).

Idealmente, espera-se que a calibração com uma variável leve ao melhor desempenho dela mesma e também das outras variáveis. No entanto, isso não ocorreu nesta pesquisa. Isso pode ser devido às incertezas na estrutura do modelo, na parametrização, nas observações ou nas técnicas de integração na calibração do modelo (DEMBELÉ et al., 2020).

Sobretudo, independentemente do método de calibração utilizado ou do impacto observado nos critérios estatísticos, os modelos calibrados incluindo SM e ETR entre as variáveis de calibração produziram, em média, valores mais altos de vazão. As comparações entre as duas bacias hidrográficas nas estimativas de ETR independentemente da SM também mostraram diferença significativa, o que parece compreensível, dado o uso de diferentes conjuntos de dados de ETR e os procedimentos de calibração utilizados neste estudo.

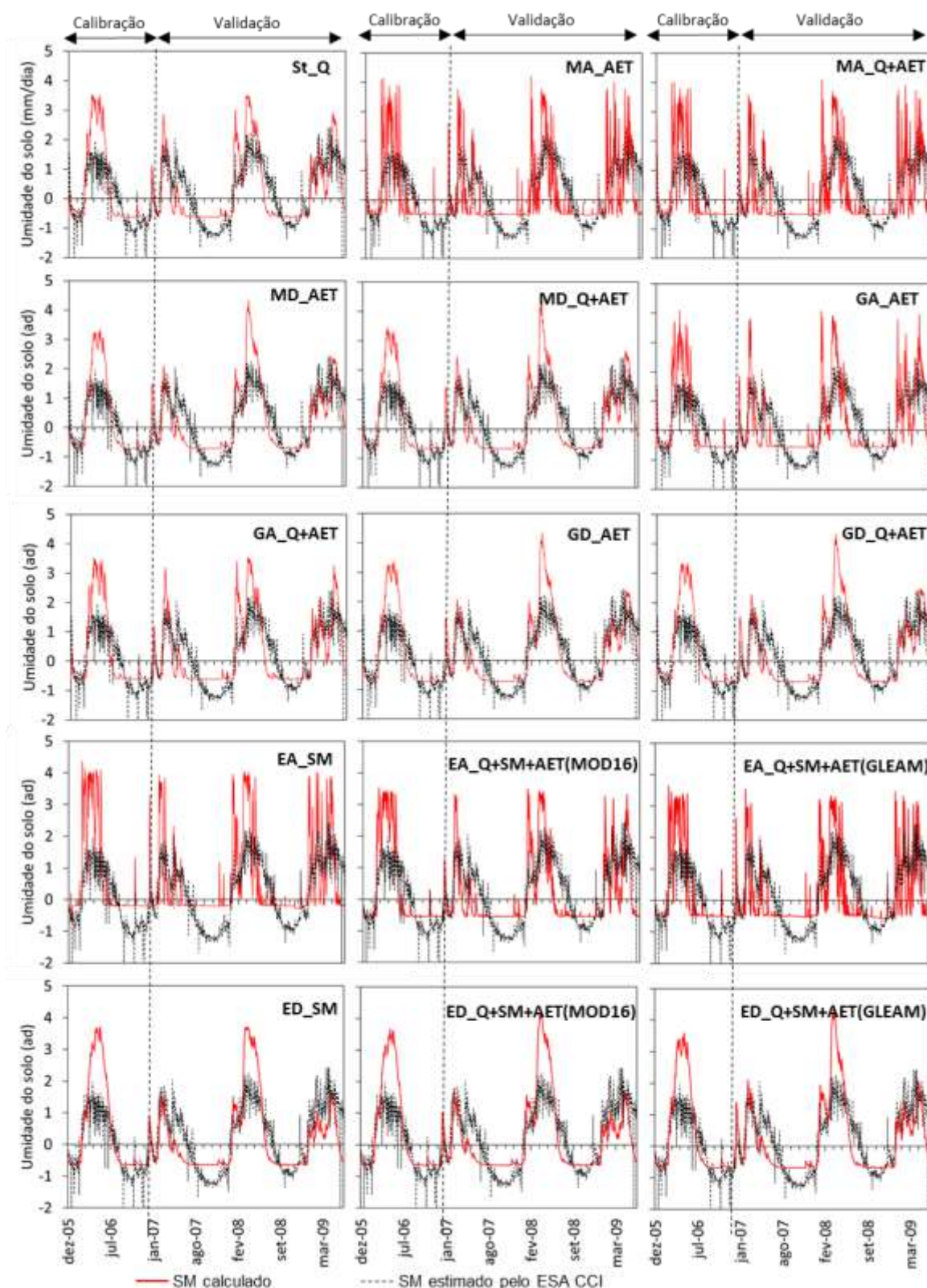


Figura 39 – Comparação entre SM estimada pelo RS [ESA CCI] e pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os quatorze procedimentos de calibração propostos com configuração de calibração incluindo Q, SM e ETR nas FOs para parte dos períodos de calibração e validação na bacia Piancó.

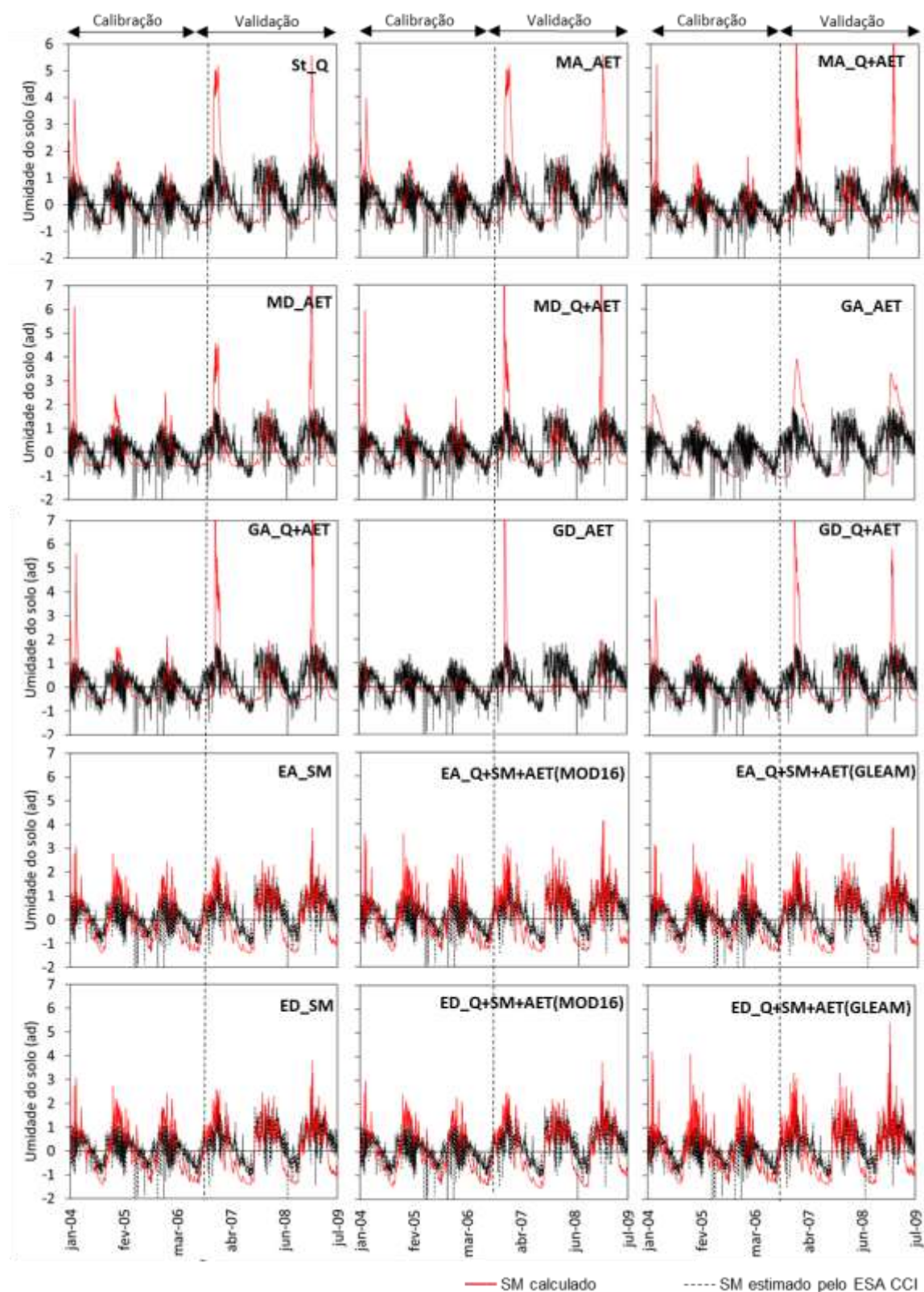


Figura 40 - Comparação entre SM estimada pelo RS [ESA CCI] e pelo modelo hidrológico MGB com o padrão e os quatorze procedimentos de calibração propostos com configuração de calibração incluindo Q, SM e ETR nas FOs para parte dos períodos de calibração e validação na bacia Furnas.

Para entender melhor o valor agregado da utilização dos dados de SR, ETR MOD16, ETR GLEAM e a SM ESA CCI nos procedimentos de calibração propostos, foi feita a análise da agregação mensal dos dados diários da SM. Na figura 41 percebe-se que a SM mensal calculada pelo modelo relativamente um bom ajuste do modelo quando comparada a SM ESA CCI a nível mensal para a bacia do Piancó. Pois, tende a superestimar os picos em todos os procedimentos propostos de calibração, seja com variável única ou multivariáveis.

Embora, ao comparar as medias mensais de SM de cada procedimento proposto de calibração com a procedimento padrão, St_Q, obteve-se boas correlações, principalmente, entre os procedimentos propostos ED_Q+SM+AET(MOD16) ($r = 0.80$) e MD_ AET ($r = 0.83$) para a bacia do Piancó.

Com relação a bacia de furnas a análise visual entre a SM calculada pelo modelo e a SM estimada pelo ESA CCI, observa-se que o modelo que captura variabilidade sazonal da SM, com tendência a superestimar alguns picos (Figura 42). Os procedimentos propostos que incorporou a ETR MOD16 nas configurações de calibrações foram melhor ajustados quanto ao tempo de subida e decida das curvas de SM calcula e SM ESA CCI com relação aos procedimentos propostos que incorporou ETR GLEAM como variável na calibração do modelo.

Visualmente, os seis procedimentos propostos que mais se destacaram foram aqueles que incluíram a SM como variável de calibração independentemente do tipo de abordagem usada como pode ser visto na Figura 42: EA_SM, ED_SM, EA_Q+SM+AET (MOD16), ED_Q+SM+AET (MOD16), EA_Q+SM+ETR(MOD16) GLEAM e ED_Q+SM+ETR(GLEAM). Os resultados para estes procedimentos não evidenciam superestimação dos picos, embora observa-se a tendência em subestimar as recessões.

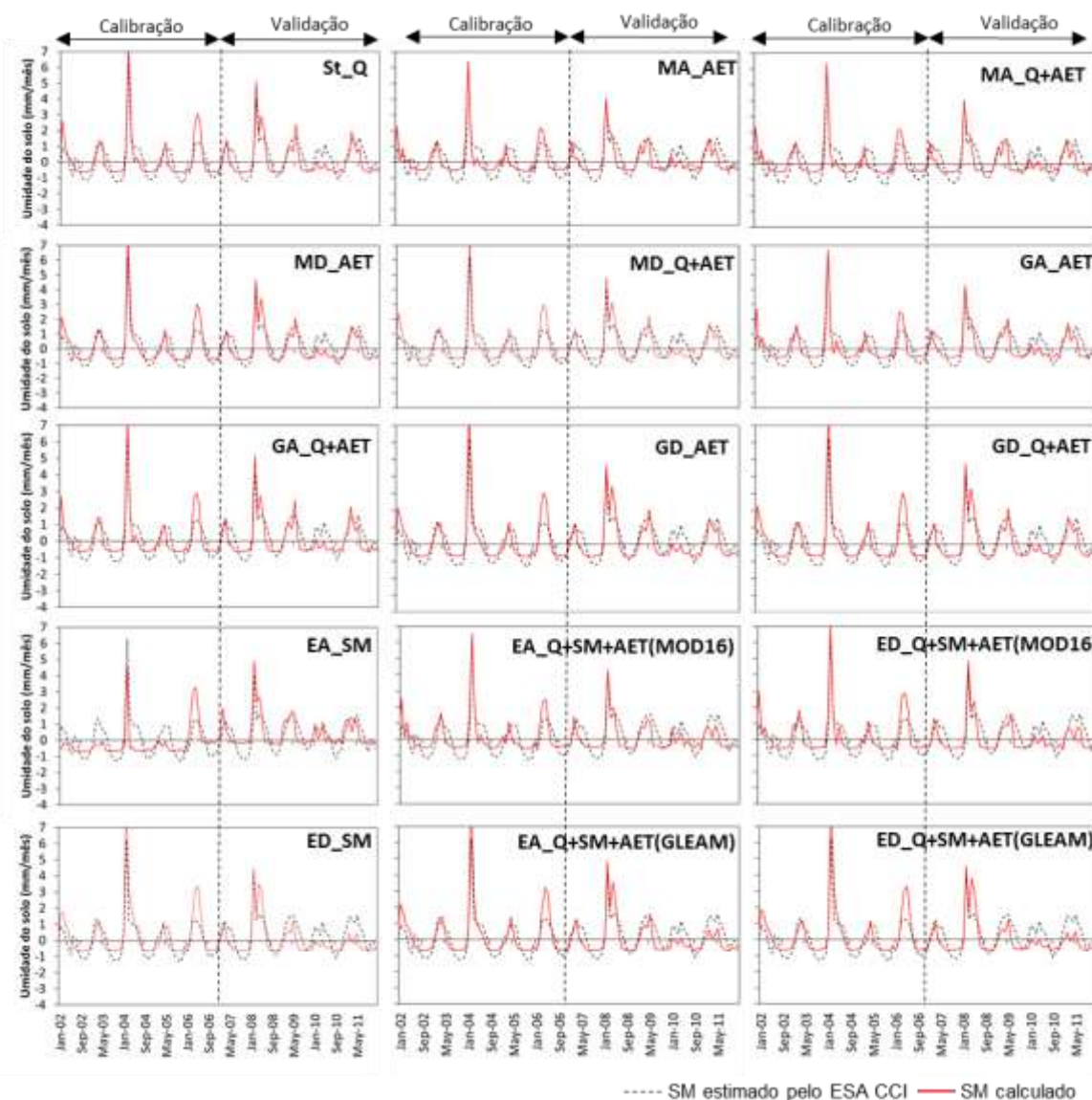


Figura 41 - Comparação entre a SM mensal calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia de Piancó.

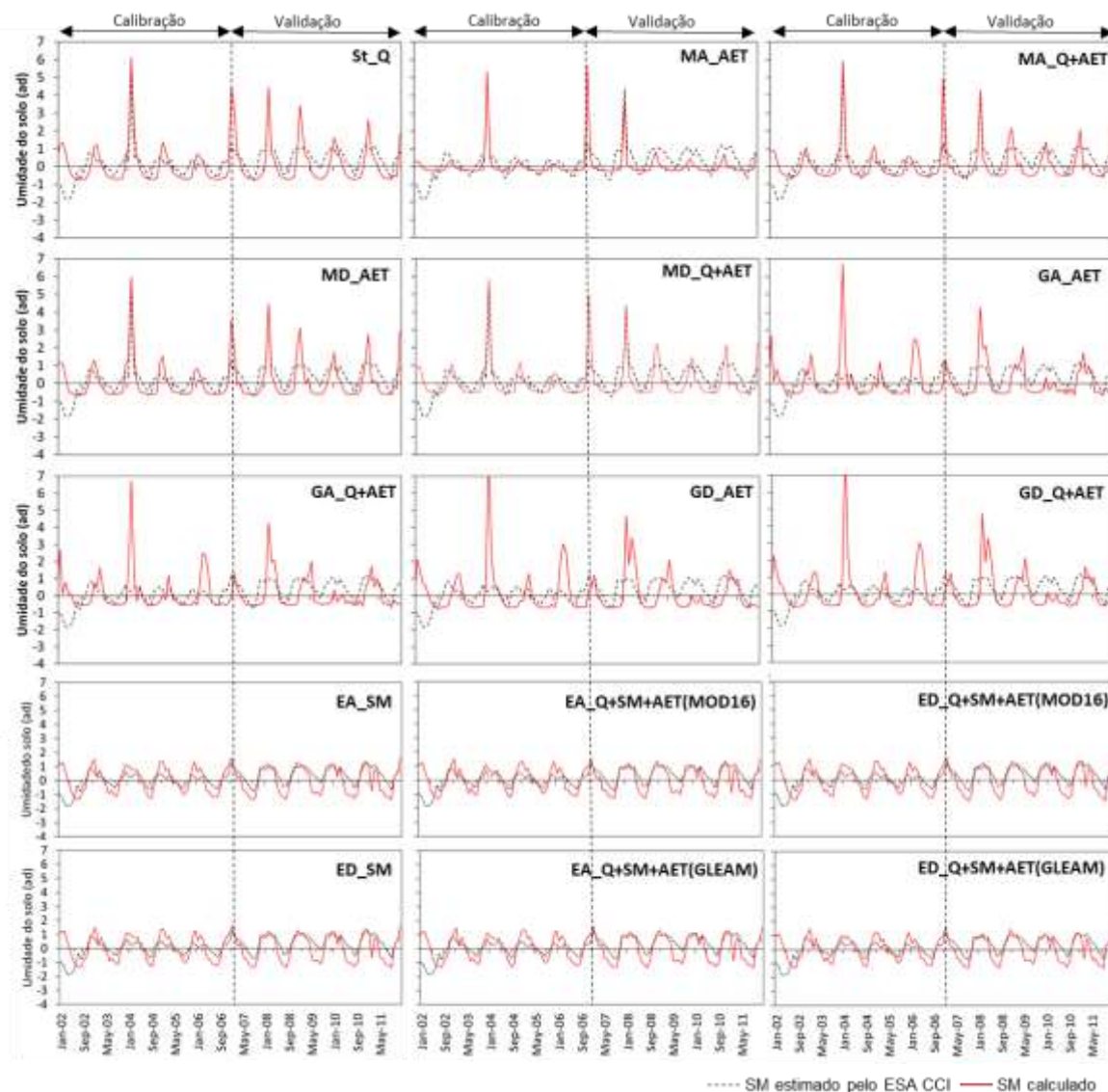


Figura 42 - Comparação entre a SM mensal calculada pelo modelo hidrológico MGB com o procedimento padrão versus os procedimentos propostos de calibração para a bacia de Furnas.

4.5 ANÁLISE DOS PARÂMETROS

As Figuras 43 e 44 mostram a variação dos parâmetros calibráveis para as bacias de Piancó e Furnas, respectivamente. O parâmetro W_m varia de acordo com o tipo de solo (Figuras: 43-a, 43-b, 43-c, 44-a, 44-b e 44-c), os demais parâmetros não variam com relação ao tipo de solo.

Ao analisar a Figura 43 pode-se observar que a faixa de parâmetros varia muito dependendo das variáveis de calibração nos diferentes procedimentos

propostos. Por exemplo, W_m é um parâmetro conceitual de solo relacionado ao armazenamento máximo de água no solo. Para as aplicações na bacia o Piancó, nas calibrações que foram realizadas com a abordagem concentrada com base na variável única (apenas ET, Figura 43-a e 43-b) e com duas variáveis ($Q + ETR$, Figura 43-a e 43-b) convergiram para valores elevados (≈ 2500 mm), enquanto nas calibrações com a abordagem distribuída atingiram valores baixos (entre 500 a 1500 mm). Quando as calibrações tiveram como base três variáveis ($Q + ETR + SM$) atingiram valores baixos (≈ 700 mm), permanecendo mais próximos dos valores iniciais (W_m admitidos no estudo), tanto na abordagem concentrada como na distribuída (Figura 43-c). Para a bacia de Furnas o mesmo foi observado (Figura 44-a, 44-b e 44-c). Segundo Oliveira et al. (2021), essa variação provavelmente ocorreu para compensar, por super parametrização, um erro estrutural do modelo, ou seja, a incapacidade do modelo de representar a absorção profunda de água pelas raízes na estação seca. Essas compensações entre os parâmetros do modelo durante a calibração também foram relatadas e discutidas por Koppa et al. (2019).

O parâmetro b controla a separação de escoamento superficial até a saturação da capacidade de armazenamento do solo. Este também resultou em uma ampla gama de valores dependendo das variáveis alvo de calibração. Na bacia do Piancó quando calibrado com apenas ETR ou com $Q+ETR$, independentemente da abordagem de calibração (concentrada ou distribuída), atingiu valores medianos superiores 0,25, mas nas calibrações que incluíram a SM (apenas SM e $Q+SM+ETR$) levou a valores medianos inferiores a 0,07 (Figura 43-d). Para a bacia de Furna os menores valores se concentraram nas calibrações em que foi usada ETR de referência estimada pelo GLEAM, variando entre 0,01 a 0,21 (GA_AET , GA_Q+AET , GD_AET , GD_Q+AET). Um aumento no parâmetro b faz com que um maior volume de água escoe superficialmente, e menos água infiltre no solo. Assim, como o solo permanece mais seco, a evapotranspiração é reduzida, levando ao aumento da vazão total da bacia.

O K_{bas} é o parâmetro que controla o escoamento de base, Valores elevados de K_{int} e K_{bas} aumentam a vazão total (COLLISCHONN, 2001). Para a bacia do Piancó os valores de K_{bas} apresentou valores diferentes para cada procedimento

de calibração variaram entre 0,003 a 0,127 mm.dia⁻¹ (Figura 43-e). Já para a bacia de Furnas apresentou valores mais elevados na maioria dos procedimentos de calibrações estado, variando entre 7 a 359,5 mm.dia⁻¹, os valores mais baixos foram obtidos em GA_AET, EDSM+Q+ET(M) e EDSM+Q+ET(G) (Figura 44-e). Como tal parâmetro controla o escoamento de base, e uma vez que valores maiores aumentam o escoamento de base e valores menores diminuem, os valores obtidos para o Kbas para a bacia do Piancó parecem ser condizentes com a realidade, que apresenta solos rasos e com afloramentos cristalinos, onde há pouca infiltração de água no solo, e conseqüentemente, pouco escoamento sub-superficial e de base. Os resultados também são coerentes para a bacia de Furnas, visto que apresenta solos normalmente profundos e bem drenados, justificando os valores mais elevados de Kbas ocorrentes na maioria dos procedimentos de calibrações.

Outro resultado interessante está relacionado ao parâmetro Kint que controla a quantidade de água da camada de solo que é escoada subsuperficialmente. Para a bacia do Piancó quando foi adicionado aos procedimentos de calibração a SM houve uma queda nos valores de Kint quando comparado aos demais procedimentos, com exceção EDSM+Q+AET(M) (Figura 43-f). Já na bacia de Furnas os menores valores observados de Kint foram nos procedimentos de calibração que usaram ETR de referência estimada pelo GLEAM.

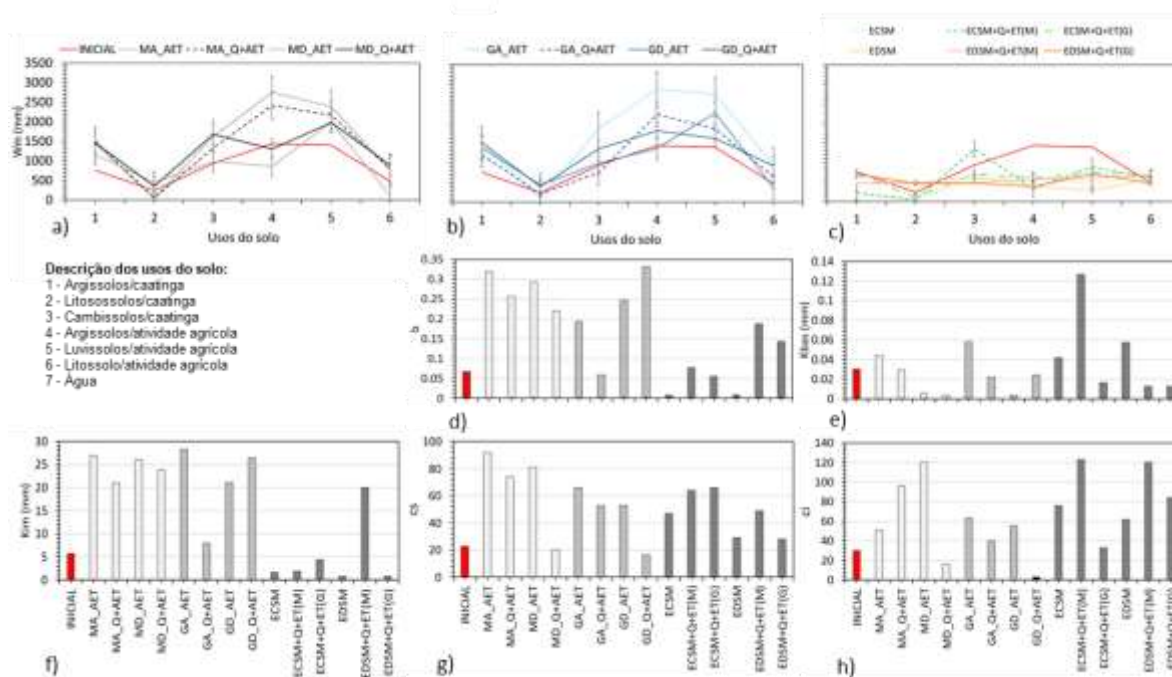


Figura 43 - Variação dos parâmetros calibrados nos 14 procedimentos de calibrações realizados para a bacia do Piancó.

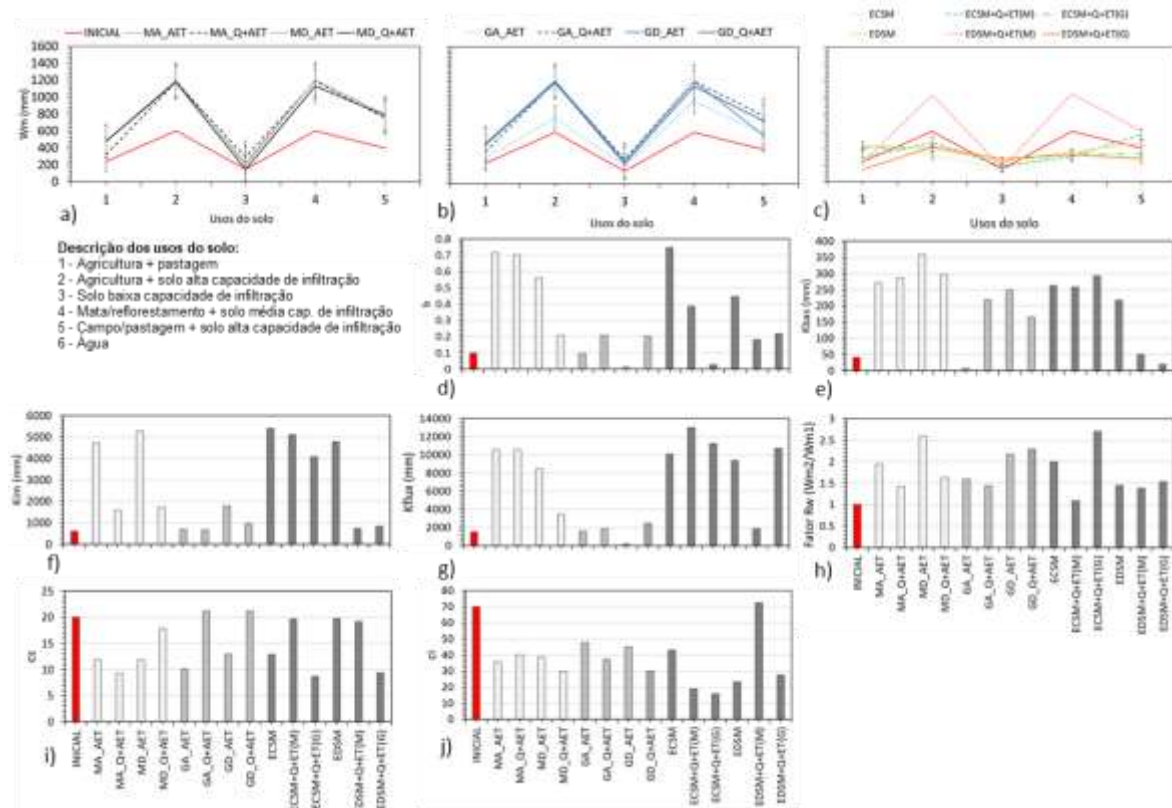


Figura 44 - Variação dos parâmetros calibrados nos 14 procedimentos de calibrações realizados para a bacia de Furnas.

Alguns estudos anteriores destacaram o uso de calibração multivariável para estreitar o espaço de pesquisa dos parâmetros (NIJZINK et al., 2018; W. SUN et al., 2018). Com base nos procedimentos de calibração multivariáveis aqui realizados (com Q, SM e ETR ou Q e ETR), a maioria dos parâmetros (exceto para Wm nos procedimentos com três variáveis) as calibrações ainda resultaram em uma ampla gama de valores de parâmetro. O mesmo padrão também foi evidenciado por Oliveira et al. (2021).

4.6 ANÁLISE ESPACIAL

Alguns estudos recentes investigaram o potencial de usar SR informações distribuídas espacialmente na calibração de modelos hidrológicos (OLIVEIRA et al., 2021; DEMBELE et al., 2020; BECKER et al., 2019; DEMIREL et al., 2018; ZINK et al., 2018). Aqui analisamos como a calibração concentrada e distribuída afetou os padrões espaciais simulados. Apenas o procedimento de calibração tradicional e os dois melhores resultados das calibrações foram mostrados nas Figuras 45 a 48 (CT_Q, GD_Q+AET e GA_Q+AET) para ambas áreas de estudo (bacia de Piancó e bacia de Furnas).

A Figura 45-a, 45-b e 45-c, mostram a ETR média mensal espacialmente distribuída sobre a bacia do Piancó, nos procedimentos de calibração CT_Q, GD_Q+AET e GA_Q+AET, respectivamente. Ao analisar a Figura 45 e 46 percebe-se que há poucas diferenças entre as imagens de ETRs estimadas pelo modelo de acordo com os métodos de abordagens de calibração realizado.

Observa-se para a bacia do Piancó que os maiores valores de ETR ocorrem conforme o período chuvoso da bacia, que tem início em janeiro, e se estende até o mês de maio. Os meses de setembro a novembro é o período mais seco e árido da bacia do Piancó, apresentam os menores valores de ETR.

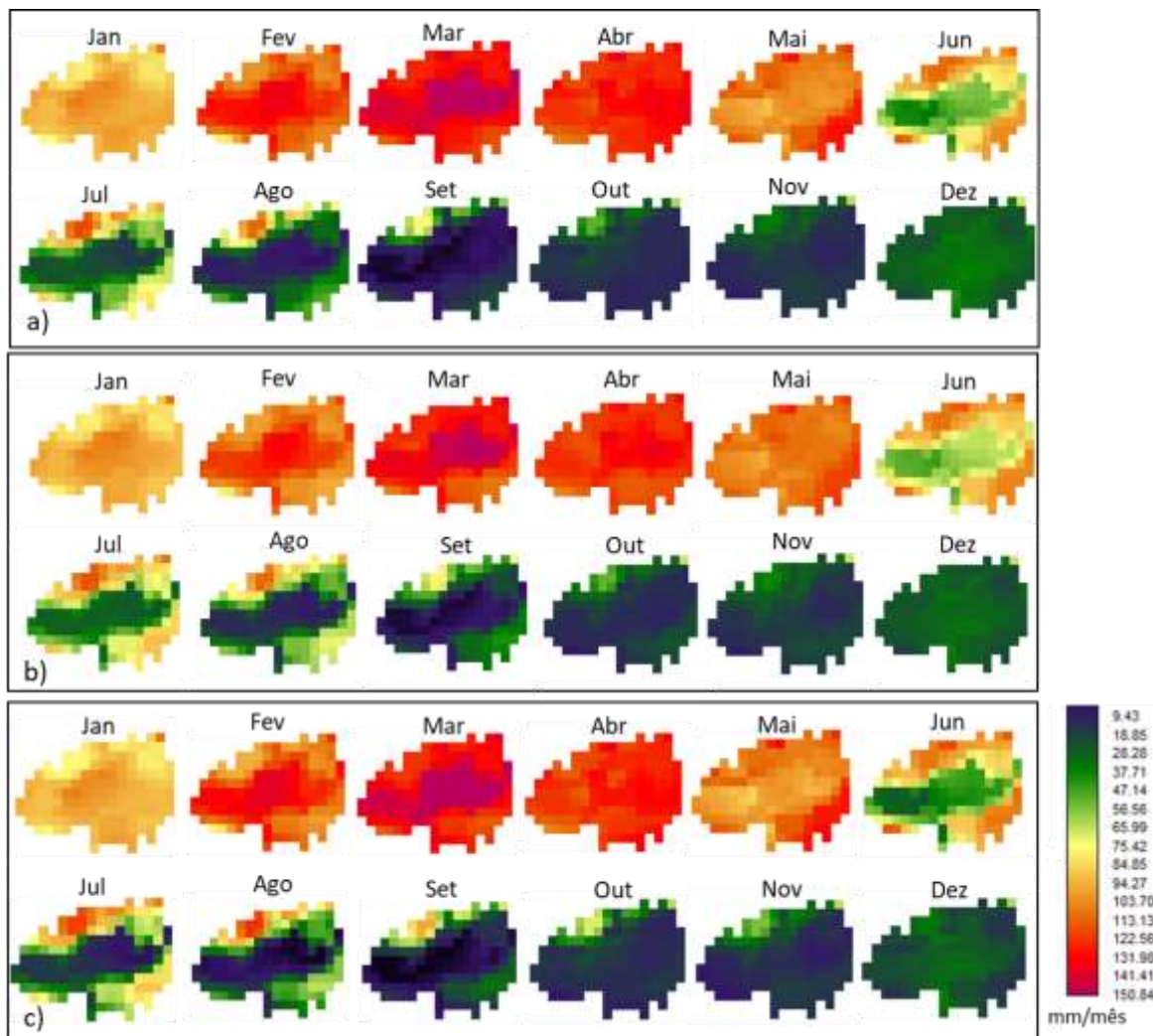


Figura 45 - Variação espacial da ETR mensal da bacia do Piancó: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET.

A região central da bacia, possui maior predominância da URH litossolo/caatinga que indica que essa região é ocupada com solos de menor espessura e menor capacidade de armazenamento de água no solo, enquanto as porções noroeste e sudeste predominam as URHs com argissolos, considerados solos medianamente profundos e moderadamente drenados. Sabendo disso, observando a Figura 45, percebe-se que nos meses de janeiro a junho apresenta os maiores valores de ETR na região central da bacia do Piancó, enquanto que a partir de julho os maiores valores de ETR são obtidas para as porções noroeste e sudeste da bacia. Logo, fica evidente que variabilidade espacial da ETR simulada não reflete diretamente a profundidade do solo e cobertura vegetal, com isso, é percebido que a variabilidade espacial da ETR simulada tende a corresponder

melhor com a distribuição espacial da precipitação, que é justamente de maior intensidade nesse período de janeiro a junho semelhante FELIX et al., 2016).

O mesmo padrão de variabilidade foi observado na SM (Figura 46). A distribuição espacial da umidade do solo simulada pelo modelo hidrológico mostra que os maiores valores são sistematicamente encontrados na porção sudeste e noroeste da bacia no período de janeiro a junho. Em termos de valores médios mensais, a umidade do solo simulada é fortemente sazonal (maiores valores de março a maio e menores de setembro a dezembro), respondendo como esperado à sazonalidade da precipitação na bacia do Piancó.

Na Figura 46 percebe-se ainda a semelhança nos resultados entre os procedimentos de calibração, embora ficou evidente que os procedimentos GD_Q+AET e GA_Q+AET estimou valores mais elevados do que o procedimento de calibração tradicional (CT_Q) em que apenas a Q foi usada na calibração.

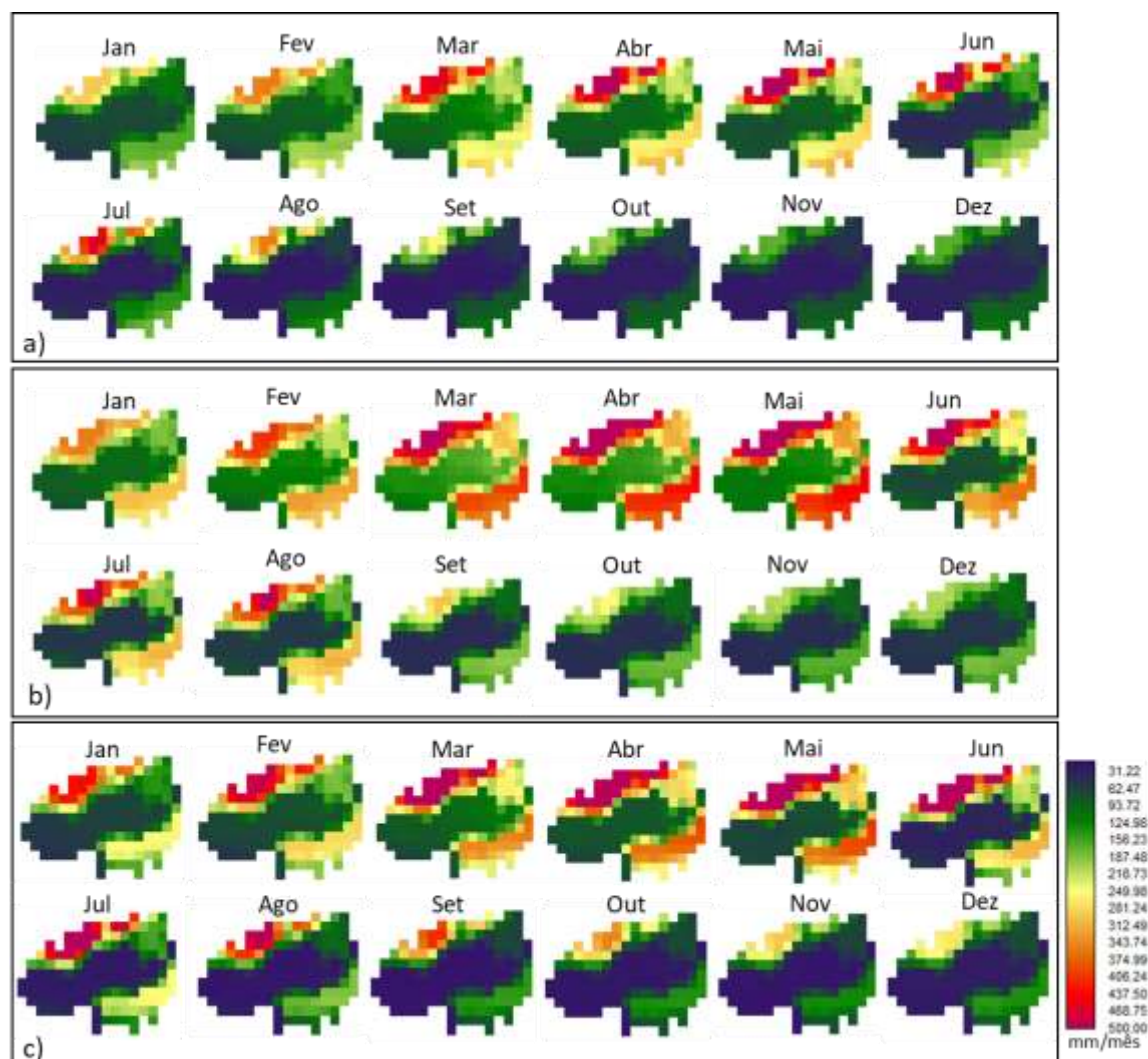


Figura 46 - Variação espacial da SM mensal da bacia do Piancó: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET.

Nas Figuras 47 e 48 estão representadas a variação espacial da ETR e SM mensal resultantes dos procedimentos de calibração CT_Q, GD_Q+AET e GA_Q+AET para a bacia de Furnas. Assim como na bacia do Piancó, percebe-se que há poucas diferenças entre as imagens de ETR estimadas pelo modelo de acordo com os métodos de abordagens de calibração destacadas, com boa correspondência de padrões espaciais estimados.

Observa-se para a bacia de Furnas que os maiores valores de evapotranspiração também ocorrem no verão, de novembro a abril. O período com os menores valores de ETR de maio a setembro (Figura 47). Na porção noroeste da bacia está localizado o reservatório formado pela Usina Hidrelétrica de Furnas,

conhecido como lago de Furnas, também apresentaram taxas elevadas durante todos os meses. A porção sudoeste da bacia de Furnas é ocupada, principalmente, pela URH campo/pastagem+solo com alta capacidade de infiltração, no qual percebe-se que as taxas de ETR menos elevadas quando comparada ao restante da área da bacia.

A maior parte da vegetação nativa da bacia de Furnas foi substituída por pastagem ou agricultura, principalmente plantio de soja. Geralmente, as mudanças de uso do solo podem trazer como consequência hidrológica o aumento da vazão média. Isso se deve ao fato de que a vegetação do cerrado é capaz de manter uma taxa de evapotranspiração relativamente alta mesmo nos longos períodos secos (COLLISCHONN, 2001). Além disso, o cerrado, principalmente nas suas formas mais densas, certamente apresenta maior capacidade de interceptação da chuva do que as gramíneas utilizadas nas pastagens, tanto no período seco como no chuvoso.

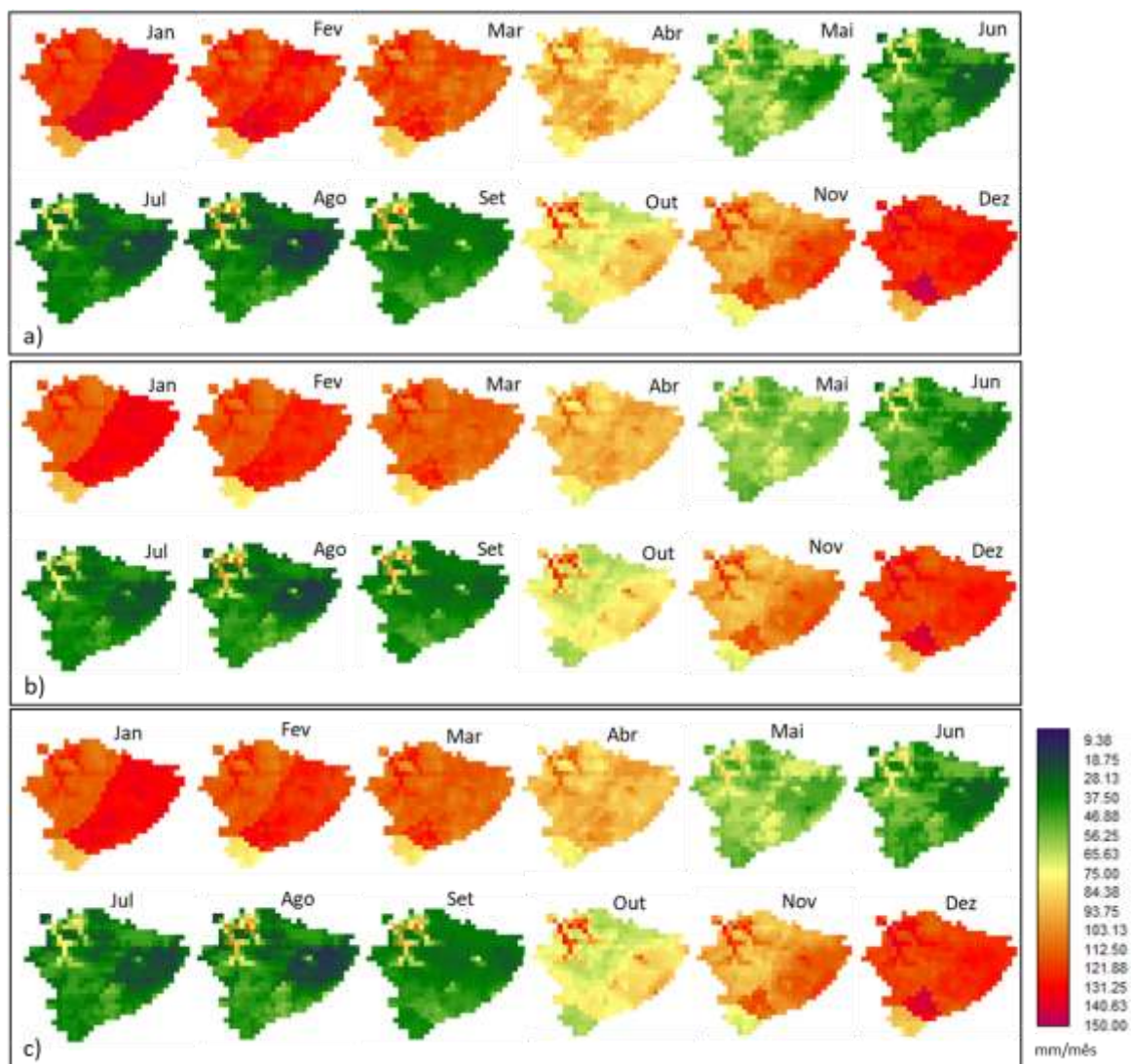


Figura 47 - Variação espacial da ETR mensal da bacia de furnas: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET

A distribuição espacial da SM na bacia de furnas, assim como a bacia do Piancó também acompanhou o período mais chuvoso da bacia de Furnas que ocorre no verão (setembro a abril), embora os menores valores de SM se concentraram na região leste da bacia, onde há predominância da URH agricultura+pastagem caracterizado com solos de menor capacidade de infiltração.

Quando se compara os procedimentos de calibrações percebe-se que os procedimentos propostos GD_Q+AET e GA_Q+AET apresentaram padrões de distribuição espaciais de SM similares, onde os valores de SM variaram com máximo de 453,11 e 492,13 e mínimo 17,43 e 18,89, respectivamente, superiores

ao procedimento de calibração padrão (CT_Q) que variou com máximo de 423,12 e mínimo de 16,04.

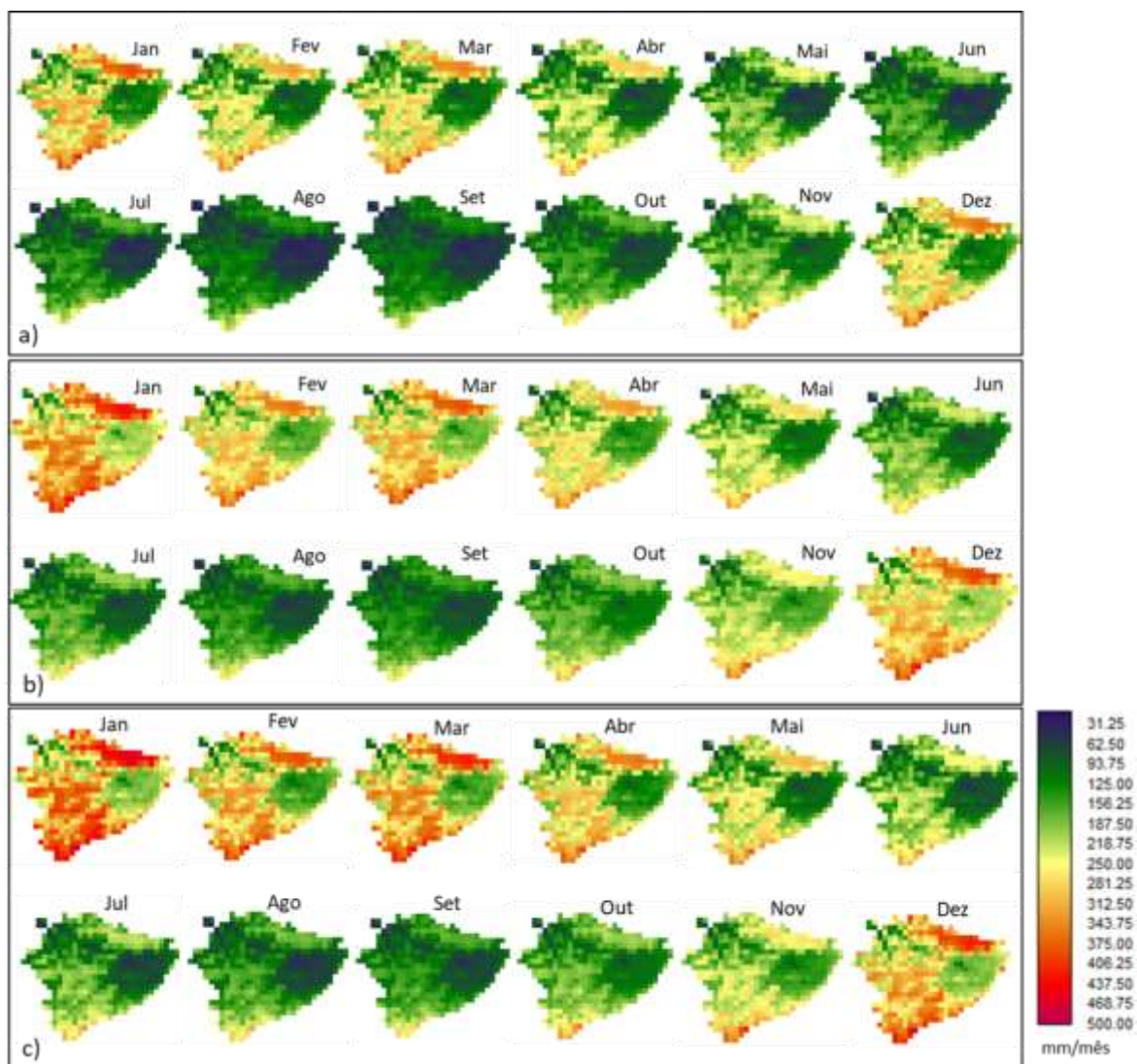


Figura 48 - Variação espacial da SM mensal da bacia de Furnas: a) CT_Q; b) GD_Q+AET e c) GA_Q+AET.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 CONCLUSÕES

Esta pesquisa avaliou o benefício da incorporação de estimativas reais de evapotranspiração e umidade do solo de sensoriamento remoto para calibração de um modelo hidrológico em larga escala aplicado a duas importantes bacias hidrográficas, uma localizada na região semiárida brasileira e outra localizada na região sudeste do país. A SM do ESA CCI, ETR do MOD16 e GLEAM foram testados, considerando abordagens de média espacial e distribuição espacial, e calibração única (somente vazão ou apenas ETR ou apenas SM) e multivariável (vazão e ETR ou vazão e ETR e SM), considerando o tipo de calibração multiobjetivo.

A análise do desempenho do modelo mostra que os conjuntos de dados ETR globais (MOD16 e GLEAM) usados para a calibração e validação eram significativamente diferentes uns dos outros, o que era esperado devido aos diferentes algoritmos de geração dessas estimativas. Taxas diárias e variabilidade mais baixas são observadas nas estimativas do SR do que nos resultados do modelo hidrológico, o que é mais forte para o produto MOD16.

Para a bacia do Piancó, a integração da ETR MOD16 no processo de calibração não fez com que os resultados do modelo hidrológico quanto a essa variável correspondessem a tais estimativas, independentemente da configuração de calibração. Em contraste, o uso da ETR GLEAM na calibração resultou em estimativas (ETR) do modelo hidrológico aproximando-se dos dados do SR, com níveis variados de concordância de acordo com a configuração da calibração. A abordagem de média espacial considerando ETR como a única variável de calibração resultou na melhor correspondência entre os resultados do SR e da ETR do modelo hidrológico.

Para a bacia de Furnas o uso tanto da ETR MOD16 como da ETR GLEAM na calibração resultou em estimativas de ETR do modelo hidrológico aproximando-se dos dados do SR, embora ETR MOD16 apresentou resultados melhores com níveis variados de concordância de acordo com a configuração da calibração.

A substituição da vazão como variável de calibração pela ETR ou SM piorou o desempenho do modelo hidrológico quanto à reprodução da vazão observada, independentemente da fonte de dados do SR ou do procedimento de calibração.

Quando aplicados os procedimentos propostos à bacia do Piancó, conclui-se que para a calibração com ETR MOD16, o modelo hidrológico reduziu sua capacidade de prever a vazão sem melhorar significativamente as estimativas de ETR. Quando os dados da ETR GLEAM foram considerados, uma melhoria nas estimativas de ETR compensou a redução no desempenho da vazão.

Os procedimentos propostos multivariáveis, combinando Q+ETR e Q+ETR+SM, aplicados à bacia de Furnas foram capazes de melhorar com sucesso a reprodução da ETR para o modelo hidrológico usando ambos os conjuntos de dados ETR remotamente detectados. No entanto, isso foi conseguido com o custo de reduzir a qualidade do ajuste das vazões.

Em geral, adicionar ETR e SM como variáveis de calibração (juntamente com vazão) levou o modelo hidrológico a uma ligeira redução no desempenho da predição de vazão em relação à calibração apenas com vazão. Quando a ETR do GLEAM foi considerada, o modelo hidrológico melhorou suas estimativas de ETR para a bacia semiárida. Mais notavelmente, a abordagem de calibração com média espacial incorporando ETR do GLEAM como uma variável de calibração conjuntamente com a vazão melhorou o desempenho do modelo hidrológico na representação da vazão observada.

Com relação aos desempenhos obtidos, pode-se concluir que os padrões espaciais dos dados de satélite são uma característica altamente relevante e robusta que pode ser usada na calibração multivariada para incrementar a representação global do sistema hidrológico.

As descobertas desta pesquisa destacam o benefício de incorporar a ETR e SM como variáveis de calibração para melhorar o desempenho geral do modelo hidrológico, que pode até superar a calibração baseada apenas na vazão. Contudo, existe a necessidade de testar diferentes configurações de calibração e fontes de dados SR distintas, o que pode resultar em resultados muito contrastantes.

De maneira geral, esta pesquisa conclui que a vazão é uma variável necessária, mas por si só não é suficiente para reproduzir de forma confiável outras variáveis hidrológicas intermediárias e de estados. Padrões espaciais de dados de

satélite, sem os valores absolutos, podem ser incorporados no procedimento de calibração. As observações de SR são úteis para incrementar a predição de vazões. No entanto, a utilidade de cada variável de SR pode depender das características da área de estudo e do período de tempo considerado. Sobretudo, os resultados contribuem para uma melhor compreensão da facilidade e adequação do uso de conjuntos de dados ETR baseados em SR disponíveis gratuitamente para calibração de modelos.

Contudo, é relevante mencionar que o fato de o modelo hidrológico estudado nessa pesquisa não ter sido originalmente concebido, em termos da sua formulação matemática de representação dos processos hidrológicos, para rios com a característica de intermitência, provavelmente implica na maior dificuldade de reproduzir o regime hidrológico do rio Piancó relativamente ao rio Grande (bacia de Furnas).

5.2 RECOMENDAÇÕES

Como sugestões para trabalhos futuros, tem-se:

- Desenvolver novas estratégias de calibração dos parâmetros do modelo, variando com o tipo de solo, uso da terra, elevação e / ou outras características dentro da bacia;
- Desenvolver estratégias de calibração multiobjetivo para comparar explicitamente os padrões espaciais das variáveis intermediárias e não apenas os valores absolutos;
- Usar outras abordagens para validação do desempenho do modelo, incluindo as funções ortogonais empíricas, análise de wavelets ou sua combinação, ou até mesmo usar outros produtos de SR para validar os resultados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABIODUN, O. O., GUAN, H., POST, V. E. A., & BATELAAN, O. Comparison of MODIS and SWAT evapotranspiration over a complex terrain at different spatial scales. **Hydrology and Earth System Sciences**, 22(5), 2775–2794. 2018.

Agência Nacional de Águas (Brasil). Estimativas de evapotranspiração real por sensoriamento remoto no Brasil/ Agência Nacional de Águas. -- Brasília: ANA, 2020.

ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) – model. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v. 133, n. 4, p. 380-394, 2007.

ANDRADE BC, LAIPELT L, FLEISCHMANN A, HUNTINGTON J, MORTON C, MELTON F, ERICKSON T, ..., RUHOFF A. geeSEBAL-MODIS: Continental-scale evapotranspiration based on the surface energy balance for South America. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**. 207, 141-163. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.12.001>

AKHTAR, M.; AHMAD, N.; BOOIJ, M. J. Use of regional climate model simulations as input for hydrological models for the Hindukush-Karakorum-Himalaya region. **Hydrol. Earth Syst. Sci.**, v. 13, p. 1075–1089, 2009.

ARNOLD, J. G.; MORIASI, D. N.; GASSMAN, P. W.; ABBASPOUR, K. C.; WHITE, M. J.; SRINIVASAN, R.; SANTHI, C.; HARMEL, R. D.; VAN GRIENSVEN, A.; VANLIEW, M. W.; KANNAN, N.; JHA, M. K. Swat: model use, calibration, and validation. **Transactions of the ASABE**, v. 55, n. 4, p. 1491-1508, 2012. <http://dx.doi.org/10.13031/2013.42256>.

ARTAN, G.A., NEALE, C.M.U., TARBOTON, D.G., Characteristic length scale of input data in distributed models: implications for modeling grid size. **Journal of Hydrology** 227, 128–139. 2000.

BAI, P., LIU, X. M., & LIU, C. M. Improving hydrological simulations by incorporating GRACE data for model calibration. **Journal of Hydrology**, 557, 291–304. 2018.

BALDOCCHI, D. D.: Assessing the eddy covariance technique for evaluating carbon dioxide exchange rates of ecosystems: past, present and future, **Glob. Change Biol.**, 9, 479–492, 2003.

BARONI, G., SCHALGE, B., RAKOVEC, O., KUMAR, R., SCHÜLER, L., SAMANIEGO, L., ET AL. A comprehensive distributed hydrological modelling inter-comparison to support processes representation and data collection strategies. **Water Resources Research**, 55(2), 990–1010. 2019. <https://doi.org/10.1029/2018WR023941>

BASTIAANSEN, W. G. M., MENENTI, M., AND FEDDES, R. A. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) 1. Formulation, **Journal of Hydrology**, 212–213, 198–212. 1998.

BATES, P. D. Integrating remote sensing data with flood inundation models: How far have we got? **Hydrological Processes**, 26(16), 2515–2521. 2012.

BECKER R, KOPPA A, SCHULZ S, USMAN M, BEEK T, SCHÜTH C. Spatially distributed model calibration of a highly managed hydrological system using remote sensing-derived ET data. **Journal of Hydrology** 577(123944). 2019 <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.123944>

BECK, H. E., VERGOPOLAN, N., PAN, M., LEVIZZANI, V., VAN DIJK, A. I. J. M., WEEDON, G. P., ET AL. Global-scale evaluation of 22 precipitation datasets using gauge observations and hydrological modeling. **Hydrology and Earth System Sciences**, 21(12), 6201–6217. 2017.

BEVEN, K. How to make advances in hydrological modelling. **Hydrology Research**, 50(6), 1481–1494. <https://doi.org/10.2166/nh.2019.134>. 2019.

BEVEN, K. **Rainfall-Runoff modelling**. The Primer. John Wiley and Sons, Chichester, UK. 489p., 2001.

BEVEN, K. Preferential flows and travel time distributions: Defining adequate hypothesis tests for hydrological process models. **Hydrological Processes**, 24(12), 1537–1547. (2010). <https://doi.org/10.1002/hyp.7718>

BLOSCHL G, BIERKENS MFP, CHAMBEL A, CUDENNEC C, DESTOUNI G, FIORI A, KIRCHNER JW, ..., ZHANG Y. Twenty-three unsolved problems in hydrology (UPH) – a community perspective. **Hydrol. Sci. J.** 64(10), 1141-1158. 2019 <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1620507>

BOYLE, D. P., GUPTA, H.V. E SOROOSHIAN, S. Toward improved calibration of hydrological models: Combining the strengths of manual and automatic methods, **Water Resources Research**, v.36, n.12, p. 3663–3674, 2000.

BRAVO, J. M.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. Verificação de eficiência de um algoritmo evolucionário multiobjetivo na calibração automática do modelo hidrológico IPH II. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 14, n. 3, p. 37–60, 2009.

CASPER, MARKUS C.; VOHLAND, MICHAEL. Validation of a large scale hydrological model with data fields retrieved from reflective and thermal optical

remote sensing data – A case study for the Upper Rhine Valley. **Physics and Chemistry of the Earth**, V. 33, P. 1061–1067, 2008.

CHEN, X., LONG, D., HONG, Y., ZENG, C., & YAN, D. Improved modeling of snow and glacier melting by a progressive two-stage calibration strategy with GRACE and multisource data: How snow and glacier meltwater contributes to the runoff of the Upper Brahmaputra River basin? **Water Resources Research**, 53(3), 2431–2466. (2017). <https://doi.org/10.1002/2016WR019656>

CHUN, J. A., BAIK, J., KIM, D., & CHOI, M. A comparative assessment of SWAT-model-based evapotranspiration against regional-scale estimates. **Ecological Engineering**, 122(July), 1–9. 2018.

COLLISCHONN, W., ALLASIA, D., DA SILVA, B. C., & TUCCI, C. E. M. The MGB-IPH model for large-scale rainfall-runoff modelling. **Hydrological Sciences Journal**, 52(5), 878–895. 2007.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M. Ajuste multi-objetivo dos parâmetros de um modelo hidrológico. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v 6, n 1, p. 95-118, 2001.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M. Previsão Sazonal de Vazão na Bacia do Rio Uruguai 1: Ajuste e Verificação do Modelo Hidrológico Distribuído. **RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. V. 10, n.4, p. 43-59, 2005.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. ; CLARKE, R. T. . Variabilidade temporal no regime hidrológico da bacia do rio Paraguai. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre RS, v. 8, n.1, p. 201-211, 2003.

COLLISCHONN. W. **Simulação hidrológica de grandes bacias**. 2001. Tese (Doutorado em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental). UFRGS. Porto Alegre, 270p., 2001.

CUI, X., GUO, X., WANG, Y., WANG, X., ZHU, W., SHI, J., ET AL. Application of remote sensing to water environmental processes under a changing climate. **Journal of Hydrology**, 574, 892–902. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.04.078>

DAGGUPATI, P., PAI, N., ALE, S., DOUGLAS-MANKIN, K., ZECKOSKI, R., JEONG, J., et al. (2015). A recommended calibration and validation strategy for hydrologic and water quality models. **Transactions of the ASABE**, 58(6), 1705–1719. 2015.

DEMBELE, M., & ZWART, S. J. Evaluation and comparison of satellite-based rainfall products in Burkina Faso, West Africa. **International Journal of Remote Sensing**, 37(17), 3995–4014. 2016.

DEMBÉLÉ, M.; HRACHOWITZ, M.; SAVENIJE, H. H. G.; MARIÉTHOZ, G.; SCHAEFLI, H. H. G. Improving the Predictive Skill of a Distributed Hydrological Model by Calibration on Spatial Patterns With Multiple Satellite Data Sets. **Water Resources Research**. V.56, p.1-26, 2020.

DEMIREL, et al. Combining satellite data and appropriate objective functions for improved spatial pattern performance of a distributed hydrologic model. **Hydrol. Earth Syst. Sci.** 2018. <https://doi.org/10.5194/hess-22-1299-2018>.

DEMIREL, ET AL. Additional Value of Using Satellite-Based Soil Moisture and Two Sources of Groundwater Data for Hydrological Model Calibration. **Water**. 2019. <https://doi.org/10.3390/w11102083>

DING J, ZHU Q The accuracy of multisource evapotranspiration products and their applicability in streamflow simulation over a large catchment of southern China. **J Hydrol Reg Stud** 41, 101092. (2022) <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2022.101092>

DORIGO, W., WAGNER, W., ALBERGEL, C., ALBRECHT, F., BALSAMO, G., BROCCA, L., ET AL. ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding: State-of-the art and future directions. **Remote Sensing of Environment**, 203, 185–215. (2017). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.001>

DORIGO, W.; PREIMESBERGER, W.; HAHN, S.; VAN DER SCHALIE, R.; DE JEU, R.; KIDD, R.; RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N.; HIRSCHI, M.; STRADIOTTI, P.; FREDERIKSE, T.; GRUBER, A.; MADELON, R. ESA Soil Moisture Climate Change Initiative (Soil_Moisture_cci): COMBINED product, Version 08.1. NERC EDS Centre for Environmental Data Analysis, date of citation. (2023) <https://catalogue.ceda.ac.uk/uuid/6f99cdb86a9e4d3da2d47c79612c00a2>

EFSTRATIADIS, ANDREAS; KOUTSOYIANNIS, DEMETRIS. One decade of multi-objective calibration approaches in hydrological modelling: a review Multi-objective calibration approaches in hydrological modelling. **Hydrological Sciences Journal**. v.55, n.1, p. 58–78, 2010.

EHLERS, L. B., SONNENBORG, T. O., & REFSGAARD, J. C. Observational and predictive uncertainties for multiple variables in a spatially distributed hydrological model. **Hydrological Processes**, hyp.13367. 2018. <https://doi.org/10.1002/hyp.13367>

EMAM, A. R.; KAPPAS, M.; FASSNACHT, S.; Nguyen Hoang Khanh LINH, N. H. Uncertainty analysis of hydrological modeling in a tropical area using different algorithms. **Earth Sci.** 2018, 12(4): 661–671

BRAVO JM, COLLISCHONN W, PAZ AR, ALLASIA D, DOMEQ, F. Impact of projected climate change on hydrologic regime of the Upper Paraguay River basin. **Climatic Change** 127, 27-41. 2014. <https://doi.org/10.1007/s10584-013-0816-2>

FATICHI, S., VIVONI, E.R., OGDEN, F.L., IVANOV, V.Y., MIRUS, B., ET AL., 2016. An overview of current applications, challenges, and future trends in distributed process-based models in hydrology. **J. Hydrol.** 537, 45–60. 2016.

FELIX, W. de S.; PAZ, A. R. da. Representação dos processos hidrológicos em bacia hidrográfica do semiárido paraibano com modelagem hidrológica distribuída. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos- RBRH**, Porto Alegre. v. 21, p. 1-14, 2016.

FERNÁNDEZ, J. M.; ZAMORA, A. G.; SÁNCHEZ, N.; GUMUZZIO, A.; JIMÉNEZ, C. M. H. Corrigendum to “Satellite soil moisture for agricultural drought monitoring: Assessment of the SMOS derived Soil Water Deficit Index” [Remote Sens. Environ. 177 (2016) 277–286]. **Remote Sensing of Environment**, V. 183, 15, P. 368, 2016.

FERREIRA PML, PAZ AR, BRAVO, JM Objective functions used as performance metrics for hydrological models: state-of-the-art and critical analysis. **Brazilian Journal of Water Resources** 25, 1-15. 2020 <https://doi.org/10.1590/2318-0331.252020190155>

FERREIRA, P. M. L.; FELIX, V. S.; PAZ, A. R. **Evapotranspiração real no semiárido paraibano: modelagem hidrológica x estimativas MODIS**. In Anais do XIII simpósio de recursos hídricos do Nordeste, Aracajú, Sergipe, nov. 2016, pp. 1-10.

FLEISCHMANN, A.; SIQUEIRA, V.; PARIS, A.; Collischonn, W.; PAIVA, R.; PONTES, P.; CRÉTAUX, JEAN-F.; BERGÉ-NGUYEN, M.; BIANCAMARIA, S.; GOSSET, M.; CALMANT, S.; TANIMOUN, B. Modelling hydrologic and hydrodynamic processes in basins with large semi-arid wetlands. **Journal Of Hydrology**, v. 561, p. 943-959, 2018.

FORMIGA, K. T. M.; CARVALHO, M. de; SILVA, K. A.; SOARES, A. K. Calibração do Storm Water Management Model (SWMM) utilizando algoritmos evolucionários multiobjetivo. **Eng Sanit Ambient.** v.21, n.4, p. 697-707, 2016.

FOWLER, K., KNOBEN, W., PEEL, M., PETERSON, T., RYU, D., SAFT, M., ET AL. Many commonly used rainfall-runoff models lack long, slow dynamics: Implications for runoff projections. **Water Resources Research**, 56, p. 1-27. 2020.

FRAGOSO JR, C. R.; MARQUES, D. M.; FERREIRA, F. T. **Modelagem ecológica em sistemas aquáticos**. São Paulo: Oficina de textos, 2009.

FRANCO, A. C. L., & BONUMÁ, N. B. Multi-variable SWAT model calibration with remotely sensed evapotranspiration and observed flow. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos - Brazilian**, 22(35). 2017.

FUENTES I, VERVOORT RW, MCPHEE J. Global evapotranspiration models and their performance at different spatial scales: Contrasting a latitudinal gradient against global catchments. **Journal of Hydrology** 628,130477. (2024) <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.130477>

GARCIA, F.; FOLTON, F.; OUDIN, L. Which objective function to calibrate rainfall–runoff models for low-flow index simulations? **Hydrological Sciences Journal**, v.62, n.7, p. 1149–1166, 2017.

GLENN, E. P., HUETE, A. R., NAGLER, P. L., HIRSCHBOECK, K. K., BROWN, P.: Integrating remote sensing and ground methods to estimate evapotranspiration, **Crit. Rev. Plant Sci.**, 26, 139–168, 2007.

GRAHAM S., 1999. **Remote Sensing:** Feature Articles. <<https://earthobservatory.nasa.gov/Features/RemoteSensing/>> (accessed 01.06.2020).

GRAYSON R, BLÖSCHL G. Spatial Patterns in Catchment Hydrology: Observations and Modeling (404 p). Cambridge: Cambridge University Press. 2000

GRUBER, A., DORIGO, W. A., CROW, W., & WAGNER, W. Triple collocation-based merging of satellite soil moisture retrievals. **Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 55(12), 6780–6792. 2017. <https://doi.org/10.1109/Tgrs.2017.2734070>

GUPTA, H. V.; KLING, H.; YILMAZ, K.; MARTINEZ, G. F. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. **Journal of Hydrology**, v. 377, p. 80 - 91, 2009.

GUPTA, H.V.; SOROOSHIAN, S.; YAPO, P. O. Toward improved calibration of hydrologic models: multiple and noncommensurable measures of information. **Water Resour Res.** 34(4), p.751–764, 1998.

GUPTA, H. V., CLARK, M. P., VRUGT, J. A., ABRAMOWITZ, G., & YE, M. Towards a comprehensive assessment of model structural adequacy. **Water Resources Research**, 48(8). (2012). <https://doi.org/10.1029/2011WR011044>

KIM, H., HWANG, K., MU, Q., LEE, S., AND CHOI, M.: Validation of MODIS 16 global terrestrial evapotranspiration products in various climates and land cover types in Asia, **Water Engineering**, 16, 229–238, <https://doi.org/10.1007/s12205-012-0006-1>, 2012.

HA, L. T. et al. SWAT-CUP for Calibration of Spatially Distributed Hydrological Processes and Ecosystem Services in a Vietnamese River Basin Using Remote Sensing. **Hydrol. Earth Syst. Sci.** (under review), 2017.

HARTANTOA, I.M.; KWASTA, VAN DER; ALEXANDRIDISB, T.K.; ALMEIDAC, W.; SONGA, Y.; ANDELA, S.J. VAN; SOLOMATINE, D.P. Data assimilation of satellite-based actual evapotranspiration in a distributed hydrological model of a controlled water system. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**. 57, p. 123–135. 2017.

HERMAN, M. R., NEJADHASHEMI, A. P., ABOUALI, M., HERNANDEZ-SUAREZ, J. S., DANESHVAR, F., ZHANG, Z., ... SHARIFI, A. (2018). Evaluating the role of evapotranspiration remote sensing data in improving hydrological modeling predictability. **Journal of Hydrology**, 556, 39–49. 2018.

HU, G., JIA, L., AND MENENTI, M.: Comparison of MOD16 and LSA- SAF MSG evapotranspiration products over Europe for 2011, **Remote Sens. Environ.**, 156, 510–526, 2015.

HRACHOWITZ, M., FOVET, O., RUIZ, L., EUSER, T., GHARARI, S., NIJZINK, R., et al. Process consistency in models: The importance of system signatures, expert knowledge, and process complexity. **Water resources research**, 50(9), 7445–7469. 2014. <https://doi.org/10.1002/2014WR015484>

IMMERZEEL WW, DROOGERS P. Calibration of a distributed hydrological model based on satellite evapotranspiration. **Journal of Hydrology** 349(3-4), 411-424. 2008 <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2007.11.017>

IBI ENGENHARIA CONSULTIVA S/S. **Diagnóstico da Bacia do Rio Piranhas-Açu**: elaboração do Plano de Recursos Hídricos da Bacia do Rio Piranhas-Açu. Fortaleza, 2013. Relatório Parcial: RP-03.

JAMSHIDI S, ZAND-PARSA S, PAKPARVAR M, NIYOGI D. Evaluation of Evapotranspiration over a Semiarid Region Using Multiresolution Data Sources. **J. Hydrometeor.** 20, 947–964. 2019. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-18-0082.1>

KARLSSON, I.B., SONNENBORG, T.O., REFSGAARD, J.C., TROLLE, D., BORGESSEN, C.D., OLESEN, J.E., JEPPESEN, E., JENSEN, K.H. Combined effects of climate models, hydrological model structures and land use scenarios on hydrological impacts of climate change, **Journal of Hydrology**. 2016.

KING, C., LECOMTE, V., LE BISSONNAIS, Y., BAGHDADI, N., SOUCHÈRE, V., & CERDAN, O. Remote-sensing data as an alternative input for the “STREAM” runoff model. **Catena**, 62(2–3), 125–135. 2005.

KIRCHNER JW. Getting the right answers for the right reasons: Linking measurements, analyses, and models to advance the science of hydrology. **Water Resources Research** 42(3). 2006 <https://doi.org/10.1029/2005WR004362>

KITE, G. W., & DROOGERS, P. Comparing evapotranspiration estimates from satellites, hydrological models and field data. **Journal of Hydrology**, 229(1–2), 3–18. 2000.

KITTEL, C. et al. **Informing a hydrological model of the Ogooué with multi-mission remote sensing data**. In: EGU General Assembly Conference Abstracts. Viena, Áustria, 2017. p. 8182.

KRAUSE, P.; BOYLE, D. P.; BASE, F. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. **Advances in Geosciences**, v.5, p. 89–97, 2005.

KO A, MASCARO G, VIVONI ER. Strategies to improve and evaluate physics-based hyperresolution hydrologic simulations at regional basin scales. **Water Resources Research** 55(2), 1129–1152. 2019 <https://doi.org/10.1029/2018WR023521>

KOPPA, A., GEBREMICHAEL, M., & YEH, W. W. Multivariate calibration of large scale hydrologic models: The necessity and value of a Pareto optimal approach. *Advances in Water Resources*, 130, 129–146. (2019). <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2019.06.005>

KUNDU, R. D., VERVOORT, W., OGTROP, F. F. V. The value of remotely sensed surface soil moisture for model calibration using SWAT. **Hydrological Processes**. 2017. <https://doi.org/10.1002/hyp.11219>

KUNNATH-POOVAKKA A, RYU D, RENZULLO LJ et al. Remotely sensed ET for streamflow modelling in catchments with contrasting flow characteristics: an attempt to improve efficiency. **Stoch Environ Res Risk Assess** 32, 1973–1992. 2018 <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1528-y>

LI, X., LONG, D., HAN, Z., SCANLON, B. R., SUN, Z., HAN, P., & HOU, A. Evapotranspiration estimation for Tibetan Plateau headwaters using conjoint terrestrial and atmospheric water balances and multisource remote sensing. **Water Resources Research**, 55. 2019.

LIU, S., XU, Z., ZHU, Z., JIA, Z., AND ZHU, M.: Measurements of evapotranspiration from eddy-covariance systems and large aperture scintillometers in the Hai River Basin, China, **J. Hydrol.**, 487, 24–38, 2013.

LIU, T., WILLEMS, P., FENG, X. W., LI, Q., HUANG, Y., BAO, A. M., CHEN, X., VEROUSTRAETE, F., AND DONG, Q. H.: On the usefulness of remote sensing input data for spatially distributed hydrological modelling: case of the Tarim River basin in China, **Hydrol. Process**, 26, 335–344, doi:10.1002/hyp.8129, 2012.

LIU, Y.; GUPTA, H. V. Uncertainty in hydrologic modeling: towards an integrated data assimilation framework. **Water Resources Research**, v. 43, n. 7, 2007.

LIU, Y. Y., DORIGO, W. A., PARINUSSA, R. M., DE JEU, R. A. M., WAGNER, W., MCCABE, M. F., et al. Trend-preserving blending of passive and active microwave soil moisture retrievals. **Remote Sensing of Environment**, 123, 280–297. 2012 <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.03.014>

LIVNEH, B., & LETTENMAIER, D. P. Multi-criteria parameter estimation for the unified land model. **Hydrology and Earth System Sciences**, 16(8), 3029–3048. (2012). <https://doi.org/10.5194/hess-16-3029-2012>

LOARIE, S. R., D. B. LOBELL, G. P. ASNER, Q. MU, C. B. FIELD. Direct impacts on local climate of sugarcane expansion in Brazil. **Nature Climate Change** 1 (2): 105-109. 2011.

LONG, D., LONGUEVERGNE, L., AND SCANLON, B. R.: Uncertainty in evapotranspiration from land surface modeling, remote sensing, and GRACE satellites, **Water Resour. Res.**, 50, 1131–1151, 2014.

LÓPEZ, P. L., SUTANUDJAJA, E. H., SCHELLEKENS, J., STERK, G., & BIERKENS, M. F. P. Calibration of a large-scale hydrological model using satellite-based soil moisture and evapotranspiration products. **Hydrology and Earth System Sciences**, 21(6), 3125–3144. 2017.

MA, Q. M., XIONG, L. H., LIU, D. D., XU, C. Y., & GUO, S. L. Evaluating the temporal dynamics of uncertainty contribution from satellite precipitation input in rainfall-runoff modeling using the variance decomposition method. **Remote Sensing**, 10(12), 1876. 2018. <https://doi.org/10.3390/rs10121876>

MARTENS, B., MIRALLES, D., LIEVENS, H., VAN DER SCHALIE, R., DE JEU, R., FERNÁNDEZ-PRIETO, D., AND VERHOEST, N.: **GLEAM v3**: updated land evaporation and root-zone soil moisture datasets, in: EGU General Assembly Conference Abstracts, vol. 18, p. 4253, 2016.

MARTENS, B., MIRALLES, D. G., LIEVENS, H., VAN DER SCHALIE, R., DE JEU, R. A.M., FERNANDEZ-PRIETO, D., et al. GLEAM v3: Satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture. **Geoscientific Model Development**, 10(5), 1903–1925. 2017. <https://doi.org/10.5194/gmd-10-1903-2017>

MCCABE, M.F., GAO, H., WOOD, E.F. Evaluation of AMSR-E-derived soil moisture retrievals using ground-based and PSR airborne data during SMEX02. **J. Hydrometeorol.** 6 (6), 864–877. 2005. <https://doi.org/10.1175/JHM463.1>.

MECIKALSKI, J. R.; DIAK, G. R.; ANDERSON, M. C. e NORMAN, J. M. Estimating fluxes on continental scales using remotely sensed data in an Atmospheric–Land Exchange Model. **Journal of Applied Meteorology**, v. 38, no. 9, p. 1352–1369, 1999.

MEI Y, MAI J, DO HX, GRONEWOLD A, REEVES H, EBERTS S, et al. Can hydrological models benefit from using global soil moisture, evapotranspiration, and runoff products as calibration targets? **Water Resources Research** 59, e2022WR032064. 2023 <https://doi.org/10.1029/2022WR032064>

MEYER, A.; FLEISCHMANN, A.; PAIVA, R.; COLLISCHONN, W. (2017). **Como acertar pelos motivos certos? Integração de modelagem hidrológica-hidrodinâmica e sensoriamento remoto visando a calibração de modelos**. In Anais XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Florianópolis, nov. 2017, pp. 1-8.

MIRALLES, D. G., HOLMES, T. R. H., DE JEU, R. A. M., GASH, J. H., MEESTERS, A. G. C. A., & DOLMAN, A. J. Global land-surface evaporation estimated from

satellite-based observations. **Hydrology and Earth System Sciences**, 15(2), 453–469. (2011). <https://doi.org/10.5194/hess-15-453-2011>

MOLERO, B.; MERLINA, O.; MALBÉTEAUA, Y.; AL BITAR, A.; CABOT, F.; STEFAN, V.; KERR, Y.; BACONA, S.; COSH, M.H.; BINDLISH, R.; ET AL. SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution: Processor overview and first validation results. **Remote Sens. Environ.** 2016, 180, 361–376.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; LIEW, M. W. V.; BINGNER, R. L.; HARMEL, R. D.; VEITH, T. L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 50, n.3, p. 885-900, 2007.

MU Q, ZHAO M, RUNNING SW. Improvements to a MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration Algorithm. **Remote Sensing of Environment**. In press. 2011.

MU Q, ZHAO M, RUNNING SW. **MODIS global terrestrial evapotranspiration (ET) product (NASA MOD16A2/A3)**. Algorithm Theor. Basis Doc. Collect. 5, 600. (2013)

MULETA MK. Model Performance Sensitivity to Objective Function during Automated Calibrations. **Journal of Hydrologic Engineering**. 17(6), 756-767. 2012 [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000497](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000497)

NASCIMENTO, L. S. V.; REIS JR., D. S.; MARTINS, E. S. P. R. Avaliação do Algoritmo Evolutivo Mopso na Calibração Multiobjetivo do Modelo SMAP no Estado do Ceará. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**.V.14, n.1, p. 85-97, 2009.

NEAL, J. C., G. J.-P. SCHUMANN, AND P. D. D. BATES. A sub-grid channel model for simulating river hydraulics and floodplain inundation over large and data sparse areas, **Water Resour. Res.**, 48, W11506, 2012. doi:10.1029/2012WR012514.

NIJZINK RC, ALMEIDA S, PECHLIVANIDIS IG, CAPELL R, GUSTAFSSONS D, ARHEIMER B, ... HRACHOWITZ M. Constraining conceptual hydrological models with multiple information sources. **Water Resources Research** 54(10), 8332-8362. 2018 <https://doi.org/10.1029/2017WR021895>

NÓBREGA MT, COLLISCHONN W, TUCCI CEM, PAZ AR. Uncertainty in climate change impacts on water resources in the Rio Grande Basin, Brazil. **Hydrology and Earth System Sciences** 15, 585-595. 2011. <https://doi.org/10.5194/hess-15-585-2011>

NORMAN, J. M.; KUSTAS, W. P.; HUMES, K.S. Source approach for estimating soil and vegetation energy fluxes in observations of directional radiometric surface temperature. **Agricultural and Forestry Meteorology**, v. 77, p. 263-293, 1995.

ODUSANYA AE, MEHDI B, SCHÜRZ C, OKE AO, AWOKOLA OS, AWOMESO JA, ADEJUWON JO, SCHULZ K. Multi-site calibration and validation of SWAT with

satellite-based evapotranspiration in a data-sparse catchment in southwestern Nigeria. **Hydrol Earth Syst Sci.** 23(2),1113–1144. 2019. <https://doi.org/10.5194/hess-23-1113-2019>

ODUSANYA AE, SCHULZ K, BIAO EI, DEGAN BA, MEHDI-SCHULZ B. Evaluating the performance of streamflow simulated by an ecohydrological model calibrated and validated with global land surface actual evapotranspiration from remote sensing at a catchment scale in West Africa. **Journal of Hydrology: Regional Studies** 37, 100893. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100893>

OLIVEIRA AM, FLEISCHMANN AS, PAIVA RCD. On the contribution of remote sensing-based calibration to model hydrological and hydraulic processes in tropical regions. **Journal of Hydrology.** 597,126184. 2021 <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126184>

OLIVEIRA, R.F.DE; ZOLIN, C.A.; VICTORIA, D. DE C.; LOPES, T.R.; VENDRUSCULO, L.G.; PAULINO, J. Hydrological calibration and validation of the MGBIPH model for water resource management in the upper Teles Pires River basin in the Amazon-Cerrado ecotone in Brazil. **Acta Amazonica** 49: 54-63. 2019.

PABLOS, MIRIAM; NILDA SÁNCHEZ, Á. G. Z.; FERNÁNDEZ, M. Assessment of Root Zone Soil Moisture Estimations from SMAP, SMOS and MODIS Observations. **Remote Sens.** 10, 981, 2018. doi:10.3390/rs10070981

PAIVA, R. C. D; BUARQUE, D. C.; COLLISCHONN, W; BONNET, M. P.; ... MENDES, C. A. B. Large-scale hydrologic and hydrodynamic modeling of the Amazon River basin. **Water resources research**, v. 49, p. 1226–1243, 2013.

PAN, M., WOOD, E., WÓJCIK, R., & MCCABE, M. Estimation of regional terrestrial water cycle using multi-sensor remote sensing observations and data assimilation. **Remote Sensing of Environment**, 112, 1282–1294. 2008.

PARR, D., WANG, G., & BJERKLIE, D. Integrating Remote Sensing Data on Evapotranspiration and Leaf Area Index with Hydrological Modeling: Impacts on Model Performance and Future Predictions. **Journal of Hydrometeorology**, 16(5), 2086–2100. 2015.

PARRENS, M., ZAKHAROVA, E., LAFONT, S., CALVET, J.C., KERR, Y., WAGNER, W., WIGNERON, J.P., Comparing soil moisture retrievals from SMOS and ASCAT over France. **Hydrol. Earth Syst. Sci.** 16 (2), 423–440. 2012. <https://doi.org/10.5194/hess-16-423-2012>.

PAZ AR, COLLISCHONN W, SILVEIRA. Improvements in large-scale drainage networks derived from digital elevation models: technical note. **Water Resources Research** 42. 2006. <https://doi.org/10.1029/2005WR004544>

PAZ, A. R.; COLLISCHONN, W. . River reach length and slope estimates for large-scale hydrological models based on a relatively high-resolution digital elevation model. **Journal of Hydrology** (Amsterdam), v. 343, p. 127-139, 2007.

PAZ, A. R.; COLLISCHONN, W. ; TUCCI, C. E. M. ; PADOVANI, C. R. . Large-scale modelling of channel flow and floodplain inundation dynamics and its application to the Pantanal (Brazil). **Hydrological Processes** (Print), v. 25, p. 1498-1516, 2011.

PAZ, A.R.; BUARQUE, D.C.; COLLISCHONN, W.; VICTORIA, D.C.; ANDRADE, R.G. **Discretização de modelos hidrológicos de grande escala: grade regular x mini bacias**. In: XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Maceió, ABRH. 2011.

PECHLIVANIDIS, I.G.; JACKSON, B.M.; MCMILLAN, H.K.; GUPTA, H.V. Using an informational entropy-based metric as a diagnostic of flow duration to drive model parameter identification. **Journal Global NEST**, v. 14, n. 3, p. 325-334, 2012.

PESSI, D. D.; SANTOS, C. S. A.; NONATO, J. J.; DOURADO, L. G. A.; SILVA, O. P.; BASSINI, R. T.; JOSÉ, J. V. Validação das estimativas de precipitação do satélite TRMM no Estado de Mato Grosso, Brasil. **Revista de Ciências Agrárias**, 42(1): 79-88, 2019.

POMEON, T., DIEKKRUGER, B., & KUMAR, R. Computationally efficient multivariate calibration and validation of a grid-based hydrologic model in sparsely gauged West African river basins. **Water**, 10(10), 1418. 2018.

QIN, C.; JIA, Y.; SU, Z. (BOB); ZHOU, Z.; QIU, Y.; SUHUI, S. Assimilation. Integrating Remote Sensing Information Into A Distributed Hydrological Model for Improving Water Budget Predictions in Large-scale Basins through Data. **Sensors**, 8, 4441-4465, 2008.

RAJIB, A., EVENSON, G. R., GOLDEN, H. E., & LANE, C. R. Hydrologic model predictability improves with spatially explicit calibration using remotely sensed evapotranspiration and biophysical parameters. **Journal of Hydrology**, 567(November), 668–683. 2018b.

RAJIB, M. A., MERWADE, V., & YU, Z. Multi-objective calibration of a hydrologic model using spatially distributed remotely sensed/in-situ soil moisture. **Journal of Hydrology**, 536, 192–207. 2016. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.037>

RAJIB, A., MERWADE, V., & YU, Z. Rationale and Efficacy of Assimilating Remotely Sensed Potential Evapotranspiration for Reduced Uncertainty of Hydrologic Models. **Water Resources Research**, 54(7), 4615–4637. 2018a.

RAJIB A, EVENSON GR, GOLDEN HE, LANE CR. Hydrologic model predictability improves with spatially explicit calibration using remotely sensed evapotranspiration and biophysical parameters. **Journal of Hydrology** 567, 668–683. 2018b <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.10.024>

RAKOVEC, O., KUMAR, R., ATTINGER, S., & SAMANIEGO, L. Improving the realism of hydrologic model functioning through multivariate parameter estimation.

Water Resources Research, 52(10), 7779–7792. (2016).
<https://doi.org/10.1002/2016wr019430>

RANE NL, JAYARAJ GK. Enhancing SWAT model predictivity using multi-objective calibration: effects of integrating remotely sensed evapotranspiration and leaf area index. **Int. J. Environ. Sci. Technol.** 20, 6449–6468. (2023)
<https://doi.org/10.1007/s13762-022-04293-7>

RAMOELO, A., MAJOZI, N., MATHIEU, R., JOVANOVIĆ, N., NICKLESS, A., DZIKITI, S. Validation of global evapotranspiration product (MOD16) using flux tower data in the African savanna, South Africa. **Remote Sens.** 6 (8), 7406–7423. 2014.

REFSGAARD, J. C. Towards a formal approach to calibration and validation of models using spatial data. In **Spatial patterns in catchment hydrology: observations and modelling** (pp. 329–354). University Printing House, Cambridge CB2 8BS, United Kingdom: Cambridge University, 2001.

RIBEIRO NETO, A.; COLLISCHONN, W.; SILVA, R. C. V.; TUCCI, C. E. M. Hydrological modelling in Amazonia—use of the MGB-IPH model and alternative databases. In: *Predictions in Ungauged Basins: Promise and Progress* (Proceedings of symposium S7 held during the Seventh IAHS Scientific Assembly at Foz do Iguaçu, Brazil, April 2005). IAHS Publ. 303, 2006.

RIBEIRO NETO, A.; TUCCI, C.E.M.; VIEIRA DA SILVA, R. C.; COLLISCHONN, W. Simulação na Bacia Amazônica com Dados Limitados: Rio Madeira. **RBRH – Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 13, n. 3, p. 47-58. 2008.

RIENTJES, T. H. M., MUTHUWATTA, L. P., BOS, M. G., BOOIJ, M. J., & BHATTI, H. A. Multi-variable calibration of a semi-distributed hydrological model using streamflow data and satellite-based evapotranspiration. **Journal of Hydrology**, 505, 276–290. 2013.

RODELL, M. et al. The Global Land Data Assimilation System. **Bull. Amer. Meteor. Soc.**, v. 85(3), p. 381- 394, 2004.

RUHOFF, A. L. et al. A MODIS-based energy balance to estimate evapotranspiration for clear-sky days in Brazilian tropical savannas. **Remote Sensing**, v. 4, n. 3, p. 703-725, 2012.

RUHOFF, A. L., PAZ, A. R., ARAGAO, L. E. O. C., MU, Q., MALHI, Y., COLLISCHONN, W., ROCHA, H. R., ET AL. Assessment of the MODIS global evapotranspiration algorithm using eddy covariance measurements and hydrological modelling in the Rio Grande basin. **Hydrological Sciences Journal**, 58(8), 1658–1676. 2013.

RWETABULA, J.; SMEDT, F.; REBHUN, M. Simulation of hydrological processes in the Simiyu River, tributary of Lake Victoria, Tanzania. **Water SA**. v. 38, nº. 4, p. 623-632, 2012.

SAVENIJE, H. H. G.: HESS Opinions “The art of hydrology”, **Hydrol. Earth Syst. Sci.**, 13, 157–161, 2009, <http://www.hydrol-earth-syst-sci.net/13/157/2009/>

SALAZAR-MARTÍNEZ D, HOLWERDA F, HOLMES TRH, YÉPEZ EA, HAIN CR, ALVARADO-BARRIENTOS S, ÁNGELES-PÉREZ G, ARREDONDO-MORENO T, DELGADO-BALBUENA J, FIGUEROA-ESPINOZA B, GARATUZA-PAYÁN J, ..., Vivoni ER. Evaluation of remote sensing-based evapotranspiration products at low-latitude eddy covariance sites. **Journal of Hydrology** 610, 127786. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127786>

SCHAEFLI, B.; GUPTA, H. V. Do Nash values have value? **Hydrological Processes**, v.21, p. 2075–2080, 2007.

SENAY, G. B. Satellite Psychrometric Formulation of the Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop) Model for Quantifying and Mapping Evapotranspiration. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 34, n. 3, p. 555-566, 2018.

SHA, J., SWANEY, D. P., HONG, B., WANG, J., WANG, Y., & WANG, Z. L. Estimation of watershed hydrologic processes in arid conditions with a modified watershed model. **Journal of Hydrology**, 519(PD), 3550–3556. 2014.

SHEFFIELD, J., WOOD, E., PAN, M., BECK, H., COCCIA, G., SERRAT-CAPDEVILA, A., & VERBIST, K. Satellite remote sensing for water resources management: Potential for supporting sustainable development in data-poor regions. **Water Resources Research**, 54(12), 9724–9758. 2018. <https://doi.org/10.1029/2017WR022437>

SARAIVA AGS, PAZ AR. Multi-step change of scale approach for deriving coarse-resolution flow directions. **Computers & Geosciences**. 68, 53–63. 2014. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2014.04.002>

SILVA, B.C.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M.; CLARKE, R.T.; DELGADO, M.C. Previsão hidroclimática de vazão de curto prazo na bacia do rio São Francisco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, 12(3), 31 - 42 pp., 2007.

SILVA, D. F.; ALCÂNTARA, C. R. Déficit Hídrico na Região Nordeste: Variabilidade Espaço-Temporal. UNOPAR **Cient. Exatas Tecnol.**, Londrina, v. 8, n. 1, p.45-51, 2009.

SILVA, M. M. A. P. M.; FARIA, S. D.; MOURA, P. M. Modelagem da qualidade da água na bacia hidrográfica do Rio Piracicaba (MG). **Eng Sanit Ambient.** v.22 n.1, p. 133-143, 2017.

SILVA, M.K. A.; ROSA, R. Metodologia para simulação de vazão em bacias hidrográficas: o caso da sub-bacia hidrográfica Fazenda Letreiro – MG. **Caderno de Geografia**, v.27, n.48, 2017.

SINGH, V. P. Hydrologic modeling: Progress and future directions. **Geoscience Letters**, 5(1), 1–18. <https://doi.org/10.1186/s40562-018-0113-z>, 2018.

SOARES A. S. D.; PAZ, A. R.; PICCILLI, D. G. A. Avaliação das estimativas de chuva do satélite TRMM no Estado da Paraíba. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**. vol. 21, no.2, p. 288 – 299, 2016.

SOUZA, A.G. S. S.; RIBEIRO NETO, A.; ROSSATO, L.; ALVALÁ, SOUZA, L.L. Use of SMOS L3 Soil Moisture Data: Validation and Drought Assessment for Pernambuco State, Northeast Brazil. **Remote Sens.** 10, 1314; 2018, doi:10.3390/rs10081314

SOUZA, V. A.; ROBERTI, D.R.; ALVES, R. C. M.; DIAZ, M.B.; TATSCH, J. D. Validação do Produto de Evapotranspiração MOD16 para uma cultura de Arroz Irrigado em Cachoeira do Sul – RS. **Ciência e Natura**, Santa Maria v.38 Ed. Especial, p. 270 – 276, 2016.

STISEN, S., KOCH, J., SONNENBORG, T. O., REFSGAARD, J. C., BIRCHER, S., RINGGAARD, R., & JENSEN, K. H. Moving beyond run-off calibration — Multivariable optimization of a surface–subsurface–atmosphere model. **Hydrological Processes**, 32(17), 2654–2668. 2018. <https://doi.org/10.1002/hyp.13177>

STISEN, S.; SANDHOLT, I. Evaluation of remote-sensing-based rainfall products through predictive capability in hydrological runoff modelling. **Hydrological Processes**, v. 24, n. 7, p. 879-891, 2010.

SU, Z. The surface energy balance system (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. **Hydrology and Earth System Sciences**, v.6, n. 1, p. 85-99, 2002.

TABARI, H., GRISMER, M. E., AND TRAJKOVIC, S.: Comparative analysis of 31 reference evapotranspiration methods under humid conditions, **Irrigation Sci.**, 31, 107–117, 2013.

TAIA S, SCOZZARI A, ERRAIOUI L, KILI M, MRIDEKH A, HAIDA S, CHAO J, MANSOURI BE. Comparing the ability of different remotely sensed evapotranspiration products in enhancing hydrological model performance and reducing prediction uncertainty. **Ecological Informatics** 78(102352). (2023) <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102352>

TANGDAMRONGSUB, N., STEELE-DUNNE, S. C., GUNTER, B. C., DITMAR, P. G., SUTANUDJAJA, E. H., SUN, Y., ET AL. Improving estimates of water resources in a semi-arid region by assimilating GRACE data into the PCR-GLOBWB hydrological model. **Hydrology and Earth System Sciences**, 21(4), 2053–2074. 2017. <https://doi.org/10.5194/hess-21-2053-2017>

TRAMBAUER P, DUTRA E, MASKEY S, WERNER M, PAPPENBERGER F, VAN BEEK LPH, UHLENBROOK S. Comparison of different evaporation estimates over

the African continent. **Hydrology and Earth System Sciences** 18(1), 193–212. 2014. <https://doi.org/10.5194/hess-18-193-2014>

THIEMIG, V., ROJAS, R., ZAMBRANO-BIGIARINI, M., & DE ROO, A. Hydrological evaluation of satellite-based rainfall estimates over the Volta and Baro-Akobo Basin. **Journal of Hydrology**, 499, 324–338. 2013.

TRENBERTH, K.E., SMITH, L., QUAN, T., DIA, A., FASULLO, J.. Estimates of the global water budget and its annual cycle using observational and model data. **J. Hydrometeorol.** 8, 758–769. 2007.

TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. 2º Ed. Porto Alegre: Editora da UFRGS ABRH GWP, v.1, 678p., 2005.

TUCCI, C. E. M.; COLISCHONN, Walter; CLARKE, R. T. ; PAZ, A. ; ALLASIA, DANIEL . Short- and long-term flow forecasting in the Rio Grande watershed (Brazil). **Atmospheric Science Letters**, v. 9, p. 1-4, 2008.

TUCCI, C. E. M.; DIAS, P. L. S.; CLARKE, R. T.; SAMPAIO, G. O.; COLLISCHONN, W. Long-term flow forecasts based on climate and hydrologic modeling: Uruguay river basin. **Water Resources Research**, 39(7). 2003.

TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. Editora Universidade/UFRGS/Associação Brasileira de Recursos Hídricos. Porto Alegre. 668p., 1998.

TOBIN, K.; BENNETT, M., Constraining SWAT calibration with remotely sensed evapotranspiration data. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 53 (3), 593–604. 2017. <https://doi.org/10.1111/1752-1688.12516>

UFPB. Universidade Federal da Paraíba. 2001. Regionalização de vazões características de longo termo para os rios da sub-bacia 37. 40p. Convênio n. 0007/2000 entre a ANEEL e a Universidade Federal da Paraíba – Campus II.

VELPURI, N. M., SENAY, G. B., SINGH, R. K., BOHMS, S., AND VERDIN, J. P.: A comprehensive evaluation of two MODIS evapotranspiration products over the conterminous United States: Using point and gridded FLUXNET and water balance ET, **Remote Sens. Environ.**, 139, 35–49, 2013.

VENUGOPAL, V. A new metric for comparing precipitation patterns with an application to ensemble forecasts. **Journal of Geophysical Research**, 2005.

VERVOORT RW, MIECHELS SF, VAN OGTROP FF, GUILLAUME, JHA Remotely sensed evapotranspiration to calibrate a lumped conceptual model: Pitfalls and opportunities. **Journal of Hydrology** 519, 3223-3236. (2014) <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.10.034>

WAGENER, T.; GUPTA, H. V. Model identification for hydrological forecasting under uncertainty. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, v. 19, n. 6, p. 378–387, 2005. <http://dx.doi.org/10.1007/s00477-005-0006-5>.

WAGNER, W., C. VERHOEST, N. E., LUDWIG, R., & TEDESCO, M. Editorial Remote sensing in hydrological sciences. **Hydrology and Earth System Sciences**, 13(6), 813–817. 2009.

WAGNER, W., NAEIMI, V., SCIPAL, K., DE JEU, R. A. M., MARTÍNEZ-FERNÁNDEZ, J., Soil moisture from Operational Meteorological Satellites, **Hydrogeology Journal**, 15(1), pp. 121–131. 2007.

WAGNER, W., W. DORIGO, R. DE JEU, D. FERNANDEZ, J. BENVENISTE, E. HAAS, AND M. ERTL. Fusion of active and passive microwave observations to create an essential climate variable data record on soil moisture, paper presented at ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (ISPRS Annals). (2012),

WAMBURA, F. J., DIETRICH, O., & LISCHIED, G. Improving a distributed hydrological model using evapotranspiration-related boundary conditions as additional constraints in a data-scarce river basin. **Hydrological processes**, 32(6), 759–775. 2018. <https://doi.org/10.1002/hyp.11453>

WANDERS, N., BIERKENS, M.F., DE JONG, S.M., DE ROO, A., KARSSSENBERG, D. The benefits of using remotely sensed soil moisture in parameter identification of large-scale large-scale hydrological models. **Water Resour. Res.** 50, 6874–6891. 2014

WARREN, M. S. Integração de SR e modelos hidrológicos para a estimativa da evapotranspiração: uma revisão bibliográfica. **GEOUSP – Espaço e Tempo**, São Paulo, n. 35, 2013, p. 143–159.

WATTENBACH, M.; FRANZ, D.; LIANG, W.; SCHMIDT, M; SEITZ, F.; GÜNTNER, A. Integration of MODIS LAI products into the hydrological model WGHM indicate the sensitivity of total water storage simulations to vegetation cover dynamics. **Geophysical Research Abstracts**. Vol. 14, EGU2012-10116, 2012.

WILHITE DA, SIVAKUMAR MVK, PULWARTY R. Managing drought risk in a changing climate: the role of national drought policy. **Weather Clim Extremes** 3:4–13. 2014. <https://doi:10.1016/j.wace.2014.01.002>

WOHLING, T.; SAMANIEGO, L.; KUMAR, ROHINI. Evaluating multiple performance criteria to calibrate the distributed hydrological model of the upper Neckar catchment. **Environ Earth Sciences**, v.69, p. 453–468, 2013.

WU, ZHIYONG; ZHOU, JIANHONG; HE, HAI; LIN, QINGXIA; WU, XIAOTAO; XU, ZHENGQUANG. An advanced error correction methodology for merging in-situ observed and model-based soil moisture. **Journal of Hydrology**, V. 566, p. 150–163. 2018.

XIA, Y., M. HOBBS, Q. MU, AND M. EK. Evaluation of NLDAS-2 evapotranspiration against tower flux site observations. **Hydrol. Processes**, 29, 1757–1771, 2015.

XIE, Z., YUAN, F., DUAN, Q., ZHENG, J., LIANG, M., & CHEN, F. Regional parameter estimation of the VIC land surface model: Methodology and application to river basins in China. **Journal of Hydrometeorology**, 8(3), 447–468. 2007. <https://doi.org/10.1175/jhm568.1>

XU, X., LI, J., & TOLSON, B. A. Progress in integrating remote sensing data and hydrologic modeling. **Progress in Physical Geography**, 38(4), 464–498. 2014.

YAPO, P. O.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S. Multi-objective global optimization for hydrologic models. **Journal of Hydrology**, v.204, p. 83-97, 1998.

YANG S, ZHANG J, ZHANG S, WANG J, BAI Y, YAO F, GUO H. The potential of remote sensing-based models on global water-use efficiency estimation: An evaluation and intercomparison of an ecosystem model (BESS) and algorithm (MODIS) using site level and upscaled eddy covariance data. **Agricultural and Forest Meteorology**. 287, 107959. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.107959>

YING, Q. et al. Global bare ground gain from 2000 to 2012 using Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, 194, 161–176. 2017.

YASSIN F, RAZAVI S, WHEATER H, SAPRIZA-AZURI G, DAVISON B, PIETRONIRO A. Enhanced identification of a hydrologic model using streamflow and satellite water storage data: A multicriteria sensitivity analysis and optimization approach. **Hydrol. Process**. 31(19), 3320–3333. 2017 <https://doi.org/10.1002/hyp.11267>

ZAJAC Z, REVILLA-ROMERO B, SALAMON P, BUREK P, HIRPA F, BECK H. The impact of lake and reservoir parameterization on global streamflow simulation. **Journal of Hydrology**. 548, 552-568. 2017 <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.03.022>.

ZHANG, Y., CHIEW, F. H. S., LIU, C., TANG, Q., XIA, J., TIAN, J., ET AL. Can remotely sensed actual evapotranspiration facilitate hydrological prediction in ungauged regions without runoff calibration? **Water Resources Research**, 56, 2020. e2019WR026236. <https://doi.org/10.1029/2019WR026236>

ZHANG, Y.; SHAO, Q.; ZHANG, S.; ZHAI, X.; SHE, D. Multi-metric calibration of hydrological model to capture overall flow regimes. **Journal of Hydrology**, v.539, p. 525–538, 2016.

ZHENG, H., YANG, Z.-L., LIN, P., WEI, J., WU, W.-Y., LI, L., et al. On the sensitivity of the precipitation partitioning into evapotranspiration and runoff in land surface

parameterizations. **Water Resources Research**, 55, 95–111.
<https://doi.org/10.1029/2017WR022236>, 2019.

ZINK, M., MAI, J., CUNTZ, M., & SAMANIEGO, L. Conditioning a Hydrologic Model Using Patterns of Remotely Sensed Land Surface Temperature. **Water Resources Research**, 54(4), 2976–2998. 2018.

ZHU W, TIAN S, WEI J, JIA S, SONG Z. Multi-scale evaluation of global evapotranspiration products derived from remote sensing images: Accuracy and uncertainty. **Journal of Hydrology** 611,127982. 2022.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127982>

APÊNDICE A: tabelas com o desempenho do modelo na reprodução da vazão observada para a bacia hidrográfica do rio Piancó.

Tabela S1 – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a ETR MOD16

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET
<i>r</i>	0.90	0.78	0.78	0.88	0.80	0.91	0.78	0.79	0.90	0.86
<i>NS</i>	0.80	0.38	0.41	0.75	0.62	0.82	0.08	0.15	0.80	0.71
<i>RSME</i>	33.58	59.40	57.95	37.38	46.25	22.72	51.84	49.79	24.31	28.87
<i>KGE</i>	0.86	-0.07	0.02	0.72	0.50	0.86	-0.81	-0.65	0.66	0.25
<i>NSDlog</i>	0.27	0.19	0.21	0.31	0.26	0.27	0.16	0.12	0.33	0.23
<i>ΔV</i>	0.07	102.98	93.53	5.29	39.10	10.78	174.86	158.67	27.96	74.1
<i>Y</i>	0.80	0.19	0.21	0.72	0.45	0.74	0.03	0.06	0.62	0.41

Tabela S2 – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a ETR GLEAM

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET
<i>r</i>	0.90	0.82	0.91	0.85	0.82	0.91	0.85	0.91	0.88	0.88
<i>NS</i>	0.80	0.60	0.83	0.71	0.65	0.82	0.55	0.82	0.76	0.77
<i>RSME</i>	33.58	47.74	31.53	40.98	44.86	22.72	36.20	22.87	26.28	25.95
<i>KGE</i>	0.86	0.38	0.83	0.67	0.62	0.86	-0.03	0.84	0.56	0.59
<i>NSDlog</i>	0.27	0.20	0.30	0.27	0.27	0.27	0.18	0.30	0.25	0.31
<i>ΔV</i>	0.07	58.98	-0.44	10.87	9.84	10.78	99.14	8.74	39.09	36.28
<i>Y</i>	0.80	0.38	0.82	0.64	0.59	0.74	0	0.75	0.55	0.56

Tabela S3a – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>Calibração (2001-2006)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.90	0.80	0.85	0.84	0.63	0.75	0.76
<i>NS</i>	0.80	0.18	0.67	0.32	0.36	0.55	0.54
<i>RSME</i>	33.58	68.39	43.23	62.44	60.20	50.54	51.22
<i>KGE</i>	0.86	0.06	0.59	-0.11	0.17	0.57	0.46
<i>NSDlog</i>	0.27	0.26	0.28	0.16	0.24	0.29	0.31
<i>ΔV (%)</i>	0.07	78.89	37.93	101.64	-54.66	15.32	-20.12
<i>Y</i>	0.80	0.10	0.49	0.16	0.24	0.48	0.45

Tabela S3b – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>validação (2007-2011)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.89	0.83	0.88	0.83	0.85	0.85	0.88
<i>NS</i>	0.79	0.19	0.73	0.15	0.67	0.71	0.76
<i>RSME</i>	24.48	48.78	27.97	49.78	30.93	28.9	26.66
<i>KGE</i>	0.83	0.06	0.66	-0.33	0.41	0.69	0.71
<i>NSDlog</i>	0.29	0.27	0.29	0.16	0.27	0.29	0.32
<i>ΔV (%)</i>	-7.61	75.76	31	120.36	-44.52	18.86	-4.7
<i>Y</i>	0.74	0.11	0.56	0.07	0.47	0.6	0.72

APÊNDICE B: tabelas com o desempenho do modelo na reprodução da vazão observada para bacia hidrográfica de Furnas.

Tabela S4 – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a ETR MOD16

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET
<i>r</i>	0.95	0.92	0.91	0.94	0.94	0.97	0.94	0.92	0.96	0.96
<i>NS</i>	0.89	-0.52	0.69	0.84	0.88	0.93	-0.45	0.72	0.89	0.93
<i>RSME</i>	193.96	732.14	332.30	234.43	208.13	185.41	873.77	383.30	243.74	196.29
<i>KGE</i>	0.95	-0.08	0.72	0.83	0.94	0.96	-0.09	0.75	0.83	0.96
<i>NSDlog</i>	0.89	-28.19	0.76	0.87	0.88	0.94	-12.88	0.80	0.92	0.94
ΔV	0.11	14.16	20.14	7.19	0.35	1.83	15.54	19.44	8.71	1.75
<i>Y</i>	0.89	-0.45	0.57	0.79	0.87	0.92	-0.39	0.60	0.82	0.91

Tabela S5 – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a ETR GLEAM

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET
<i>r</i>	0.95	0.93	0.95	0.94	0.87	0.97	0.95	0.97	0.96	0.9
<i>NS</i>	0.89	0.75	0.89	0.88	-0.47	0.93	0.80	0.93	0.92	-0.38
<i>RSME</i>	193.96	289.29	193.94	201.84	720.31	185.41	321	187.87	200.02	853.32
<i>KGE</i>	0.95	0.72	0.95	0.94	0.02	0.96	0.75	0.96	0.94	0.01
<i>NSDlog</i>	0.89	0.53	0.88	0.88	-47.12	0.94	0.70	0.94	0.93	-28.3
ΔV	0.11	-24.98	0.33	2.18	0.24	1.83	-22.00	2.68	4.17	3.96
<i>Y</i>	0.89	0.60	0.89	0.87	-0.47	0.92	0.66	0.91	0.89	-0.37

Tabela S6a – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>Calibração (2001-2006)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.95	0.90	0.89	0.89	0.90	0.90	0.89
<i>NS</i>	0.89	0.01	0.23	0.67	0.26	0.24	0.78
<i>RSME</i>	193.96	592.10	520.56	388.80	511.35	518.58	341.80
<i>KGE</i>	0.95	0.23	0.40	0.66	0.38	0.36	0.87
<i>NSDlog</i>	0.89	0.70	0.74	0.72	0.78	0.76	0.83
ΔV (%)	0.11	32.25	29.90	24.95	25.64	26.63	7.45
<i>Y</i>	0.89	0.00	0.18	0.46	0.21	0.19	0.72

Tabela S6b – Métricas de desempenho da vazão para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>validação (2007-2011)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.97	0.92	0.9	0.91	0.91	0.91	0.89
<i>NS</i>	0.93	0.23	0.31	0.63	0.34	0.29	0.78
<i>RSME</i>	185.41	0.72	605.17	439.97	590.57	610	341.8
<i>KGE</i>	0.96	0.28	0.42	0.68	0.41	0.39	0.87
<i>NSDlog</i>	0.94	0.77	0.79	0.75	0.83	0.82	0.83
ΔV (%)	1.83	29.79	27.87	23.53	24.21	25.18	7.45
<i>Y</i>	0.92	0.11	0.18	0.75	0.27	0.24	0.72

APÊNDICE C: tabelas com o desempenho do modelo na reprodução da evapotranspiração observada para bacia hidrográfica de Piancó

Tabela S7 – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a ETR MOD16

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET
<i>r</i>	0.53	0.43	0.44	0.56	0.54	0.47	0.34	0.34	0.49	0.41
<i>NS</i>	-1.17	-0.55	-0.59	-0.75	-0.81	-1.35	-0.79	-0.98	-0.88	-0.92
<i>RSME</i>	1.84	2.43	1.58	1.66	1.69	1.81	1.64	1.66	1.62	1.63
<i>KGE</i>	0.1	0.33	0.32	0.22	0.22	0.12	0.24	0.23	0.26	0.25
<i>NSDlog</i>	-0.2	-0.07	-0.08	-0.09	-0.16	-0.7	-0.4	-0.43	-0.32	-0.57
ΔV	50.4	27.12	29.29	48.57	41.99	37.47	0.59	18.92	35.1	28.65
<i>Y</i>	-0.78	-0.43	-0.45	-0.51	-0.57	-0.99	-0.8	-0.82	-0.65	-0.71

Tabela S8 – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a ETR GLEAM

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET
<i>r</i>	0.86	0.84	0.86	0.87	0.86	0.81	0.78	0.80	0.80	0.80
<i>NS</i>	0.34	0.57	0.45	0.54	0.48	0.08	0.34	0.20	0.35	0.28
<i>RSME</i>	1.08	0.87	0.99	0.9	0.95	1.14	0.96	1.06	0.96	1.01
<i>KGE</i>	0.5	0.74	0.58	0.66	0.6	0.41	0.63	0.49	0.61	0.54
<i>NSDlog</i>	0.51	0.87	0.74	0.75	0.68	0.01	0.5	0.37	0.47	0.33
ΔV	12.05	2.67	12.04	10.31	10.41	4.44	-3.85	4.60	1.36	1.52
<i>Y</i>	0.31	0.56	0.4	0.49	0.43	0.08	0.33	0.19	0.34	0.27

Tabela S9a – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>Calibração (2001-2006)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.53	0.41	0.41	0.85	0.57	0.54	0.85
<i>NS</i>	-1.17	-1.32	-1.16	0.35	-1.57	-1.18	0.17
<i>RSME</i>	1.84	1.91	1.84	1.08	2.01	1.85	1.21
<i>KGE</i>	0.1	0.12	0.17	0.52	-0.06	0.09	0.41
<i>NSDlog</i>	-0.2	-0.48	-0.45	0.08	-0.33	-0.36	0.05
ΔV (%)	50.4	33.96	28.74	6.14	61.63	47.19	15.13
<i>Y</i>	-0.78	-0.98	-0.90	0.33	-0.97	-0.80	0.15

Tabela S9b – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>validação (2007-2011)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.47	0.24	0.73	0.07	0.44	0.39	0.73
<i>NS</i>	-1.35	-3.36	-0.72	0.25	-2.33	-2.19	-0.74
<i>RSME</i>	1.81	2.46	1.56	2.4	2.15	2.1	1.56
<i>KGE</i>	0.12	-0.32	0.11	-0.28	-0.15	-0.09	0.11
<i>NSDlog</i>	-0.7	-2.58	-1.7	-2.52	-1.65	1.87	-1.57
ΔV (%)	37.47	23.53	2.52	19	39.17	30.22	5.83
<i>Y</i>							

APÊNDICE D: tabelas com o desempenho do modelo na reprodução da evapotranspiração observada para bacia hidrográfica de Furnas.

Tabela S10 – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a ETR MOD16

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET	St_Q	MA_AET	MA_Q+AET	MD_Q+AET	MD_AET
<i>r</i>	-0.57	0.94	0.93	0.94	0.92	-0.75	0.86	0.92	0.93	0.92
<i>NS</i>	-4.04	0.81	0.75	0.78	0.42	-5.12	0.56	0.56	0.62	0.06
<i>RSME</i>	1.83	0.39	0.44	0.42	0.68	2.02	0.59	0.54	0.51	0.8
<i>KGE</i>	-0.66	0.79	0.75	0.75	0.44	-0.85	0.68	0.57	0.57	0.2
<i>NSDlog</i>	-4.82	0.84	0.73	0.85	0.48	-5.99	0.6	0.61	0.76	0.28
ΔV	0.66	-0.22	-4.34	0.95	5.86	3.22	3.45	-5.62	0.93	5.02
<i>Y</i>	-4.01	0.8	0.72	0.76	0.39	-4.96	0.54	0.53	0.62	0.06

Tabela S11 – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a ETR GLEAM

	<i>Calibração (2001-2006)</i>					<i>Validação (2007-2011)</i>				
	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET	St_Q	GA_AET	GA_Q+AET	GD_Q+AET	GD_AET
<i>r</i>	0.71	0.69	0.71	0.71	0.7	0.71	0.69	0.71	0.68	0.71
<i>NS</i>	0.28	0.08	0.36	0.35	0.37	0.27	0.03	0.36	0.24	0.36
<i>RSME</i>	0.89	1.01	0.84	0.84	0.84	0.94	1.08	0.87	0.90	0.87
<i>KGE</i>	0.66	0.58	0.7	0.69	0.7	0.65	0.57	0.70	0.65	0.70
<i>NSDlog</i>	0.05	0.07	0.25	0.21	0.25	-0.13	-0.12	0.12	-0.18	0.11
ΔV	-2.03	10.22	-2.03	0.84	-0.99	-0.75	13.32	-1.22	-0.30	-0.43
<i>Y</i>	0.27	0.07	0.36	0.35	0.36	0.26	0.03	0.35	0.24	0.36

Tabela S12a – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>Calibração (2001-2006)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.71	0.89	0.90	0.70	0.91	0.92	0.70
<i>NS</i>	0.28	0.51	0.55	0.15	0.60	0.65	-0.06
<i>RSME</i>	0.89	0.62	0.60	0.97	0.56	0.52	1.08
<i>KGE</i>	0.66	0.64	0.65	0.64	0.64	0.69	0.48
<i>NSDlog</i>	0.05	0.10	0.22	-0.86	0.31	0.48	-1.46
$\Delta V(\%)$	-2.03	-10.50	-9.80	-14.39	-7.36	-7.83	-6.52
<i>Y</i>	0.27	0.46	0.50	0.13	0.56	0.61	-0.06

Tabela S12b – Métricas de desempenho da evapotranspiração para os procedimentos de calibração incorporando a SM ESA CCI

<i>validação (2007-2011)</i>							
	St_Q	EA_SM	EA_Q+SM+AET(MOD16)	EA_Q+SM+AET(GLEAM)	ED_SM	ED_Q+SM+AET(MOD16)	ED_Q+SM+AET(GLEAM)
<i>r</i>	0.69	0.89	0.89	0.69	0.91	0.91	0.7
<i>NS</i>	0.14	0.23	0.27	0.07	0.33	0.42	-0.2
<i>RSME</i>	0.96	0.72	0.7	1	0.45	0.63	1.13
<i>KGE</i>	0.59	0.44	0.45	0.59	0.43	0.27	0.4
<i>NSDlog</i>	-0.40	-0.16	-0.03	-1.71	0.07	0.27	-2.37
$\Delta V(\%)$	0.83	-11.93	-11.08	-12.66	0.9	-9.1	-2.97
<i>Y</i>	0.14	0.21	0.24	-1.71	0.31	0.38	-0.19

APÊNDICE E: Boxplot da dispersão da vazão, evapotranspiração real e umidade do solo calculadas pelo modelo MGB para a bacia do Piancó.

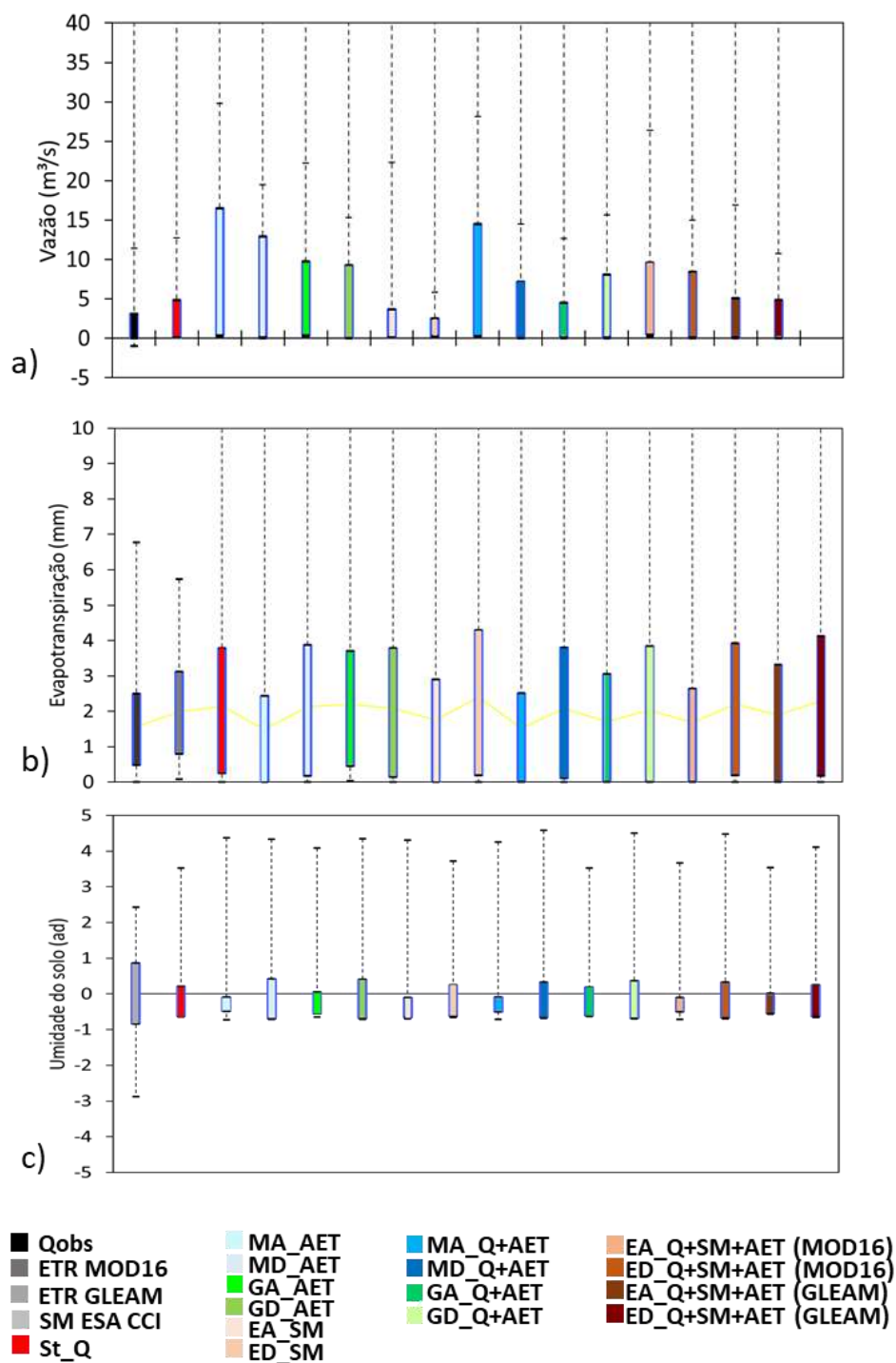


Figura S1 - Boxplots de dispersão calculada pelo modelo MGB: a) vazão; b) evapotranspiração real e c) umidade do solo.

APÊNDICE F: Boxplot da dispersão da vazão, evapotranspiração real e umidade do solo calculadas pelo modelo MGB para a bacia de Furnas.

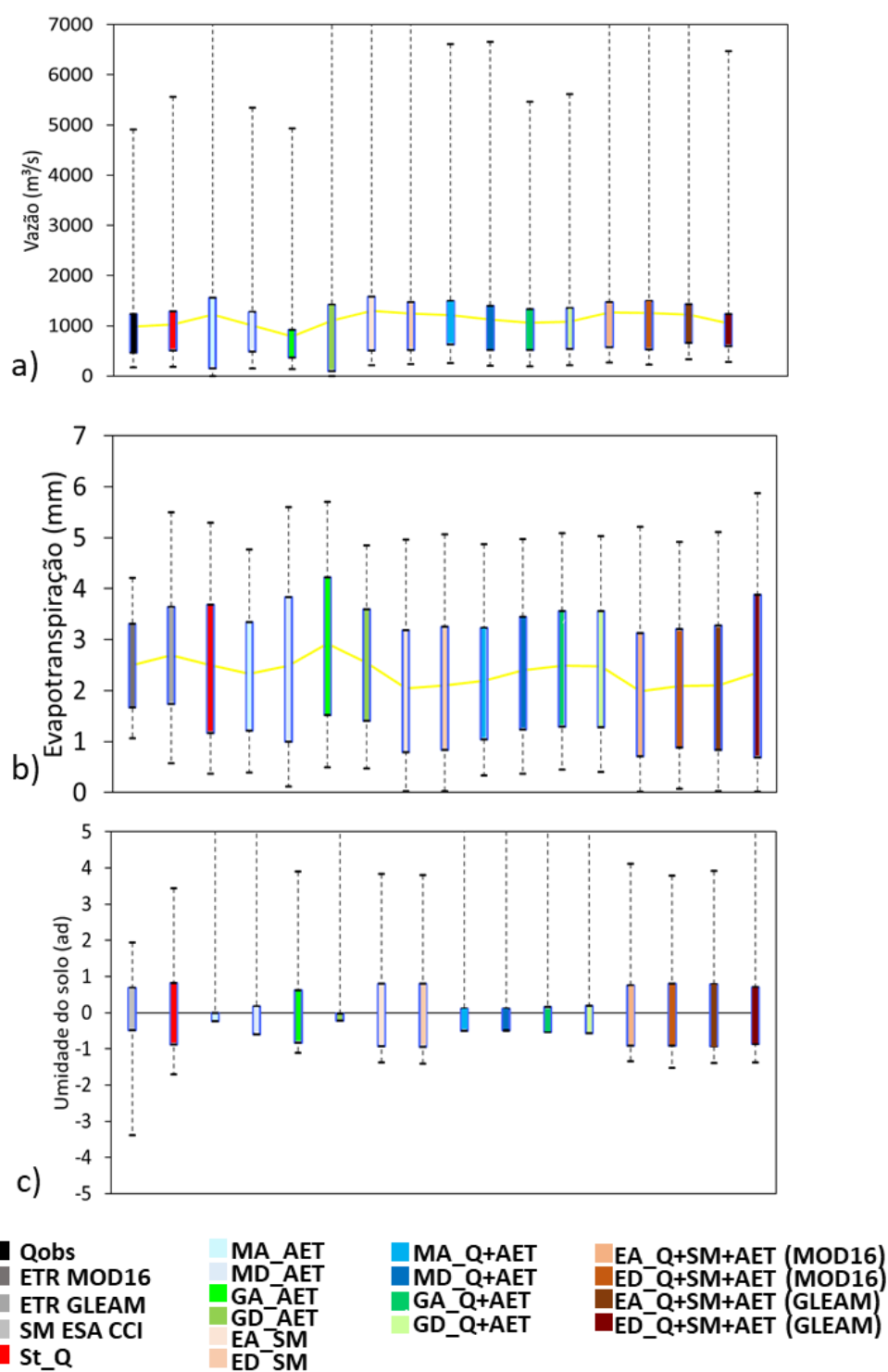


Figura S2 - Boxplots de dispersão calculada pelo modelo MGB: a) vazão; b) evapotranspiração real e c) umidade do solo.