

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
INSTITUTO DE PESQUISAS HIDRÁULICAS E ESCOLA DE ENGENHARIA
CURSO DE ENGENHARIA AMBIENTAL**

ALINE MEYER OLIVEIRA

**CONTRIBUIÇÃO DE OBSERVAÇÕES DE SENSORIAMENTO REMOTO PARA A
VALIDAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS**

Porto Alegre

Janeiro de 2018

ALINE MEYER OLIVEIRA

**CONTRIBUIÇÃO DE OBSERVAÇÕES DE SENSORIAMENTO REMOTO PARA A
VALIDAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS**

TRABALHO DE CONCLUSÃO
APRESENTADO AO CURSO DE
ENGENHARIA AMBIENTAL DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO
GRANDE DO SUL COMO PARTE DOS
REQUISITOS PARA A OBTENÇÃO DO
TÍTULO DE ENGENHEIRA AMBIENTAL.

Orientador: Rodrigo Cauduro Dias de Paiva

Co-orientador: Ayan Santos Fleischmann

Porto Alegre
Janeiro de 2018

CIP - Catalogação na Publicação

Meyer Oliveira, Aline

Contribuição de observações de sensoriamento remoto para a validação de modelos hidrológicos / Aline Meyer Oliveira. -- 2018.

68 f.

Orientador: Rodrigo Cauduro Dias de Paiva.

Coorientador: Ayan Santos Fleischmann.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação) -- Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Curso de Engenharia Ambiental, Porto Alegre, BR-RS, 2018.

1. Modelagem hidrológica. 2. Sensoriamento remoto. I. Cauduro Dias de Paiva, Rodrigo, orient. II. Santos Fleischmann, Ayan, coorient.

ALINE MEYER OLIVEIRA

**CONTRIBUIÇÃO DE OBSERVAÇÕES DE SENSORIAMENTO REMOTO PARA A
VALIDAÇÃO DE MODELOS HIDROLÓGICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia Ambiental da Universidade Federal do Rio Grande do Sul defendido e aprovado em 11/01/2018 pela Comissão avaliadora constituída pelos professores:

Banca examinadora:

.....

Prof. Dr. Rodrigo Cauduro Dias de Paiva – Orientador

.....

MSc. Ayan Santos Fleischmann - Co-orientador

.....

Prof. Dr. Juan Martín Bravo – Departamento de Obras Hidráulicas

.....

Prof. Dr. Anderson Luís Ruhoff – Departamento de Hidromecânica e Hidrologia

.....

MSc. Vinícius Alencar Siqueira – Instituto de Pesquisas Hidráulicas

Conceito: _____

Aos meus pais, Dulce e Fernando.

AGRADECIMENTOS

Ao orientador Prof. Rodrigo Paiva e ao co-orientador Ayan Fleischmann, pelas ideias brilhantes, pela paciência e atenção e pela confiança no meu trabalho.

Aos meus professores e professoras, por despertarem em mim o interesse pelo conhecimento e pela ciência.

Aos meus colegas do grupo de Hidrologia de Grande Escala e do curso de Engenharia Ambiental, pela atenção e pela amizade.

Aos meus pais e irmãos, família, amigas(os) e namorado, por todo o apoio ao longo dessa etapa.

RESUMO

Modelos hidrológicos são ferramentas essenciais para a gestão dos recursos hídricos, principalmente por servirem para a extrapolação ou interpolação do comportamento de processos hidrológicos no tempo e no espaço. O processo de calibração da modelagem hidrológica é iterativo, de forma que parâmetros são modificados para que o hidrograma simulado reproduza o hidrograma observado. 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 (e.g., evapotranspiração, interceptação, escoamento). O monitoramento in-situ desses processos hidrológicos apresenta limitações, principalmente em grandes bacias hidrográficas. Com o crescente desenvolvimento do sensoriamento remoto (SR), diversas variáveis hidrológicas vêm sendo remotamente monitoradas com larga cobertura espacial. Assim, o presente estudo tem como objetivo avaliar a contribuição de produtos de sensoriamento remoto de variáveis hidrológicas na representação dos processos intermediários em modelos hidrológicos, considerando que uma abordagem que contemple mais variáveis do que apenas a vazão traria maior confiabilidade para o modelo, principalmente para avaliação de cenários de alterações do sistema simulado, como o contexto de mudanças climáticas e de uso e ocupação do solo. O modelo utilizado foi o MGB-IPH, em um estudo de caso para a bacia hidrográfica do rio Purus, na Amazônia. A calibração foi realizada automaticamente (algoritmo multi-objetivo MOCOM-UA) a partir de observações de vazão. O modelo foi validado com as variáveis hidrológicas (e respectivas missões de SR) de altimetria espacial (Jason-2), armazenamento de água terrestre (GRACE), umidade do solo (SMOS), evapotranspiração (MODIS) e áreas inundadas (ALOS-PALSAR). O coeficiente de Kling-Gupta (KGE) foi utilizado para a avaliação da concordância entre as séries temporais simuladas e observadas. Resultados indicam que a calibração automática com vazão melhora as estimativas da própria vazão ($KGE > 0.8$), mas também de altimetria ($KGE > 0.9$) e de áreas inundadas ($KGE > 0.7$), mas não impacta significativamente as simulações de armazenamento de água terrestre, umidade do solo e evapotranspiração. Observações de sensoriamento remoto de umidade do solo e de evapotranspiração foram insuficientes para uma validação adequada do modelo hidrológico, ao passo que a própria variável de evapotranspiração, bem como as variáveis de armazenamento de água terrestre e de áreas inundadas foram relevantes a ponto de levantarem inconsistências e limitações do modelo, que não foram perceptíveis na análise da vazão apenas. São resultados promissores, pois

apontam incertezas nas observações de sensoriamento remoto destas variáveis ou na representação de processos hidrológicos no modelo. Estudos futuros visam a ampliar o número de áreas de estudo, bem como avaliar o impacto da calibração do modelo a partir de observações de outras variáveis hidrológicas (além da vazão), a fim de que os processos hidrológicos sejam bem representados e de que o modelo resulte em simulações “certas pelos motivos certos”.

Palavras-chave: modelagem hidrológica; sensoriamento remoto;

ABSTRACT

Hydrological models are important tools in water resources management, especially for extrapolating or interpolating the behavior of hydrological processes in time and space. The calibration, in hydrological modeling, is an iterative process, in which the parameters are modified with the view to the simulated hydrograph to reproduce the observed one. Nonetheless, this may be an incomplete approach, since there are many combinations of parameters that can result in a satisfactory hydrograph, even though the intermediary hydrological processes could be poorly represented (e.g., evapotranspiration, interception, flow). However, there are limitations to in-situ monitoring of hydrological processes, especially in large basins. With the rising development of remote sensing, many hydrological variables have been remotely monitored with large spatial coverage. Therefore, this study aims to evaluate the contribution of remote sensing products of hydrological variables to the representation of intermediary processes in hydrological models, considering that an approach that contemplates more variables than just the discharge would make the model more reliable, especially concerning scenarios of changes in the simulated system, such as in the context of climate change and land use change. The model used was MGB-IPH, in a study case for the Purus river watershed, in the Amazon basin. The calibration was set to an automatic mode (multi-objective algorithm MOCOM-UA), based on discharge observations. The model was validated with hydrological variables (and respective remote sensing missions) of spatial altimetry (Jason-2), terrestrial water storage (GRACE), soil moisture (SMOS), evapotranspiration (MODIS) and inundated areas (ALOS-PALSAR). The Kling-Gupta efficiency coefficient (KGE) was used to evaluate the agreement of the observed and the simulated time series. Results indicate that the automatic calibration with discharge improve the estimates of discharge itself ($KGE > 0.8$), altimetry ($KGE > 0.9$), and inundated areas ($KGE > 0.7$), but it does not significantly impact on simulations of terrestrial water storage, soil moisture and evapotranspiration. Remote sensing observations of soil moisture and evapotranspiration were insufficient to properly validate the hydrological model, even though evapotranspiration, as well as terrestrial water storage and inundated areas were relevant variables to be analyzed, since they were able to unmask inconsistencies and limitations in the model that were not observed when analyzing discharge time series only. These are promising results, because they either point out uncertainties in remote sensing observations of these variables, or in the representation of hydrological processes by the model. Future studies aim to evaluate the impact of model calibration with observations of other hydrological variables

(besides discharge), in order for the hydrological processes to be well represented and in order for the model to generate “right results for the right reasons”.

Keywords: *hydrological modeling; remote sensing;*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS.....	3
2.1. Objetivo geral	3
2.2. Objetivos específicos	3
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	4
3.1. Processos hidrológicos	4
3.2. Modelagem matemática de processos hidrológicos	5
3.2.1. Modelagem hidrológica	5
3.2.2. Calibração de modelos.....	7
3.3. Sensoriamento Remoto (SR) do Ciclo Hidrológico Terrestre.....	9
3.3.1. Precipitação	10
3.3.2. Umidade do solo.....	11
3.3.3. Evapotranspiração	12
3.3.4. Altimetria.....	13
3.3.5. Extensão de águas superficiais	15
3.3.6. Armazenamento de água terrestre (TWS)	16
3.4. Integração de Sensoriamento remoto e Modelagem hidrológica-hidrodinâmica.....	16
4. METODOLOGIA	20
4.1. Desenho experimental	20
4.2. Modelo MGB-IPH.....	21
4.2.1. Dados de entrada do modelo	25
4.2.2. Base de dados de Sensoriamento Remoto	28
4.3. Calibração.....	31
4.4. Validação.....	33
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	35
5.1. Vazão.....	35

5.2. Altimetria espacial.....	37
5.3. Armazenamento de Água Terrestre (TWS).....	38
5.4. Umidade do solo.....	39
5.5. Evapotranspiração	40
5.6. Áreas inundadas.....	43
5.7. Avaliação quantitativa do desempenho da calibração automática	45
6. CONCLUSÃO	51
6.1. Perspectivas futuras	52
7. REFERÊNCIAS.....	55

1. INTRODUÇÃO

A humanidade apresenta uma relação de dependência de diversos recursos naturais, entre eles, a água. No entanto, é um desafio prever as variações nos estoques e fluxos de água no tempo e no espaço, principalmente no contexto de crescentes alterações no regime hidrológico, devido a mudanças no uso e ocupação do solo e a mudanças climáticas (e.g., Niehoff et al., 2002; Wang & Hejazi et al., 2011; Pumo et al., 2017).

Situações de escassez de água podem levar a secas, como recentemente ocorreu na região Sudeste do Brasil, com a marcante crise hídrica no ano de 2014 (CEMADEN, 2015), ou às cíclicas secas ocorrentes no semi-árido nordestino. Por outro lado, quando em abundância, a água também pode causar danos contabilizados em um total de aproximadamente 1500 mortes por inundações no Brasil, de 2010 a 2016 (EM-DAT, 2017).

Estes impactos evidenciam a necessidade de uma gestão sustentável dos recursos hídricos, norteada por tomadas de decisão baseadas em estimativas acuradas do comportamento das bacias hidrográficas. Nesse sentido, surge como alternativa a modelagem hidrológica, que visa a representar matematicamente o comportamento das bacias hidrográficas, a fim de estimar seu comportamento sob condições diferentes das observadas (Beven, 1989). A modelagem hidrológica como um todo ocorre a partir da simulação de diversas fases do ciclo hidrológico, como por exemplo, evapotranspiração, infiltração, percolação e escoamento em rios. Exemplos de modelos hidrológicos são LISFLOOD (De Roo, 2000), MGB-IPH (Collischonn et al., 2007) e SWAT (Neitsch et al., 2011).

No entanto, existem diversas fontes de incertezas nas estimativas de modelos hidrológicos, como erros aleatórios ou sistemáticos nos dados de entrada ou em condições de contorno do modelo, nas séries de dados observados, incertezas associadas aos valores adotados para os parâmetros, ou estruturas de modelos enviesadas ou incompletas (Butts et al., 2004).

Tradicionalmente, a calibração dos parâmetros de modelos hidrológicos é um processo iterativo, em que os parâmetros são modificados e seus efeitos nos resultados de vazão são avaliados repetidamente, até que o hidrograma simulado reproduza satisfatoriamente o hidrograma observado in-situ (Collischonn et al., 2007). No entanto, essa abordagem é deficiente, haja vista que reduz todo o processo de calibração a “acertar a vazão”, mesmo que os processos hidrológicos do modelo não sejam bem representados. Beven (2006) discute acerca da equifinalidade em modelos hidrológicos, isto é, o conceito de que são múltiplas as combinações de parâmetros que podem resultar em um estado final igual. Nesse sentido,

alguns autores, como Beven & Binley (1992), Beven (2002) e Kirchner (2006), trazem uma questão interessante de que os modelos devem “acertar pelos motivos certos”, de forma a oferecer maior confiabilidade para seus resultados. Uma primeira etapa importante para atingir esse objetivo desafiador de entender os processos hidrológicos ocorrentes na bacia hidrográfica seria o monitoramento com ampla cobertura temporal e espacial de diversas variáveis hidrológicas (além da vazão). No entanto, tradicionalmente, sempre foi difícil entender esses processos, pois existem limitações no monitoramento de processos hidrológicos, sobretudo em grandes bacias hidrográficas.

Nas últimas décadas ocorreu uma grande evolução no sensoriamento remoto de variáveis do ciclo hidrológico, havendo o desenvolvimento de muitas novas técnicas, satélites, métodos de processamento e bases de dados focados no monitoramento hidrológico (Lettenmaier et al., 2015). Essas novas tecnologias permitem o monitoramento de variáveis como precipitação, evapotranspiração, umidade do solo, estoques de água, níveis e extensão d'água, com resoluções espaciais de dezenas de metros a quilômetros, repetição temporal de meses até dias, e vasta cobertura espacial. Estas características são principalmente relevantes em países em desenvolvimento, dado que a cobertura de monitoramento in-situ é baixa, como é o caso da bacia Amazônica, por exemplo.

Existem perguntas acerca de como usar as observações de sensoriamento remoto para melhorar modelos de simulação hidrológica. Esforços passados incluem o uso de estimativas de precipitação por satélite como dado de entrada do modelo (e.g., Collischonn et al., 2008 e Jiménez et al., 2013); validação de resultados de modelos com altimetria espacial (e.g., Neal et al., 2012), e com estimativas de extensão de inundação (e.g. Kittel et al., 2017); calibração de modelo com dados de sensoriamento remoto, como de altimetria espacial (e.g., Getirana et al., 2010), ou de umidade do solo (Colossi et al., 2017); ou também para aplicações em assimilação de dados (Paiva et al., 2013a; Hirpa et al.; 2015), entre outros. No entanto, apesar desses esforços, a integração de sensoriamento remoto e modelagem hidrológica não está consolidada e ainda existem muitas questões a serem abordadas.

Dessa forma, o presente estudo se propõe a analisar a integração de modelagem hidrológica com vários produtos de sensoriamento remoto de diversas variáveis hidrológicas (precipitação, altimetria, umidade do solo, evapotranspiração, áreas inundadas e armazenamento de água terrestre), a fim de avaliar até que ponto estas observações de sensoriamento remoto podem contribuir para a obtenção de melhores resultados em modelos hidrológicos.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo geral

O objetivo geral deste estudo é analisar a contribuição de observações de sensoriamento remoto de variáveis hidrológicas na validação de um modelo hidrológico-hidrodinâmico de larga escala, calibrado automaticamente com dados de vazão in-situ.

2.2. Objetivos específicos

- Verificar se a calibração do modelo com observações de vazão in-situ contribui para as estimativas de outras variáveis hidrológicas.
- Verificar se os processos hidrológicos intermediários simulados pelo modelo estão sendo representados adequadamente, através da validação de variáveis hidrológicas com observações de sensoriamento remoto.
- Analisar se a validação cruzada do modelo com observações de sensoriamento remoto de diversas variáveis hidrológicas permite identificar limitações ou inconsistências na estimativa de vazão simulada ou nas observações de sensoriamento remoto.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. Processos hidrológicos

Os processos de transporte de água e energia entre os diversos compartimentos da Terra constituem o ciclo hidrológico: a energia solar é responsável pela evaporação das águas superficiais e evapotranspiração, através da vegetação e da água presente no solo. Assim, a água passa do estado líquido para o estado de vapor. Sob condições específicas, o vapor presente na atmosfera condensa e pode retornar aos compartimentos iniciais através da precipitação (Collischonn & Dornelles, 2013).

Em uma bacia hidrográfica, as variáveis do ciclo hidrológico podem ser relacionadas através do balanço hídrico, apresentado na Equação 1.

$$\frac{dS}{dt} = \frac{d(S_{sup} + S_{solo} + S_{sub})}{dt} = P - ET - Q \quad (1)$$

A variação de armazenamento de água no tempo é denotada por dS/dt , em que a água pode estar armazenada nos compartimentos superficial (S_{sup}), subterrâneo (S_{sub}) e no solo (S_{solo}). O balanço hídrico é dado pelo equacionamento das entradas, subtraídas das saídas do sistema. As entradas são representadas pela precipitação (P), enquanto que as saídas são representadas pela evapotranspiração (ET) e pela vazão (Q).

A precipitação pode interagir com a superfície terrestre através de dois mecanismos principais: infiltração no solo ou escoamento sobre o solo. São diversos fatores que governam qual dos mecanismos ocorre, como, por exemplo, características do solo ou seu grau de saturação. A infiltração é responsável pelo umedecimento do solo e pelo escoamento subterrâneo em aquíferos. O escoamento sobre o solo é regido por diversos parâmetros, entre eles o relevo do terreno, de forma que a água flui de regiões mais altas para regiões mais baixas, até chegar a um corpo d'água, como, por exemplo, um rio.

Ao longo dos rios, a vazão é propagada de montante para jusante, controlada pelas características hidráulicas e geomorfológicas dos rios. Em determinadas condições de aumento de precipitação (períodos de cheia) ou de baixa permeabilidade do solo, por exemplo, podem ocorrer situações de inundação. O oposto ocorre em situações de seca, em que a vazão de alguns rios é mantida pelo escoamento subterrâneo (i.e., escoamento de base).

3.2. Modelagem matemática de processos hidrológicos

3.2.1. Modelagem hidrológica

À tentativa de representar processos hidrológicos de forma matemática, como por exemplo, o balanço hídrico denotado na Equação 1, chama-se modelagem matemática. Existem dois objetivos principais para a simulação de modelos matemáticos: explorar as implicações de simplificações adotadas, e prever o comportamento dos sistemas reais, dada a ocorrência de determinadas circunstâncias (Beven, 1989).

De um ponto de vista de engenharia, uma das principais aplicações de modelagem hidrológica é a extrapolação de informações no espaço e no tempo. Podem ser extrapoladas informações do passado para previsão de dados do futuro, por exemplo, bem como informações de regiões que apresentam monitoramento satisfatório podem ser extrapoladas para regiões pouco monitoradas. Modelos hidrológicos podem fornecer estimativas de vazão para diversas aplicações de engenharia, como dimensionamento de estruturas hidráulicas, como hidrelétricas, sistemas de abastecimento de água, ou canais de navegação, bem como nortear sistemas de outorga de água, ou servir como plano de fundo para modelos de qualidade da água e modelos de transporte de sedimentos. Por outro lado, existem também aplicações científicas de modelos hidrológicos que se propõem a melhorar a compreensão dos processos hidrológicos.

A modelagem hidrológica, tanto para a previsão de condições diferentes das observadas no tempo e no espaço, quanto para a compreensão de processos hidrológicos ou para fins de engenharia, apresenta elevada importância, principalmente se considerado o cenário de crescentes mudanças no uso e ocupação do solo (e.g., urbanização, industrialização, desmatamento, irrigação) e mudanças climáticas, que apresentam significativos impactos no ciclo hidrológico (Devia et al., 2015).

Inicialmente, foram desenvolvidos modelos de simulação para os diferentes compartimentos do ciclo hidrológico de forma separada e simplificada: precipitação média pelo método dos polígonos de Thiessen, modelo de capacidade de infiltração de água no solo de Horton, equação de Penman-Monteith para cálculo da evapotranspiração, método SCS-CN (*Soil Conservation Service – Curve Number*) para estimativa de chuva efetiva, método de Muskingum-Cunge para a propagação de ondas de cheias em rios, entre outros.

Com os avanços tecnológicos, os modelos hidrológicos se desenvolveram muito desde então. Podem ser classificados como concentrados ou distribuídos; determinísticos ou

estocásticos; estáticos ou dinâmicos; e empíricos, de base conceitual ou física (Devia et al., 2015); sendo também limitados pela escala aos quais se aplicam.

Nesse contexto, modelos hidrológicos de grande escala, da ordem de dezenas ou centenas de milhares de quilômetros quadrados (da Paz et al., 2011), foram inicialmente desenvolvidos para o equacionamento da influência da fase terrestre em modelos de circulação global, bem como para o gerenciamento de conflitos relacionados à água em bacias hidrográficas transfronteiriças (Andersen et al., 2001). Atualmente, modelos hidrológicos de grande escala apresentam diversas aplicações, como previsão hidrológica devido a mudanças no uso e ocupação do solo ou a mudanças climáticas, e são principalmente relevantes em regiões pouco monitoradas, como ocorre em muitos países da América do Sul (Collischonn et al., 2007).

Modelos concentrados tratam a bacia hidrográfica como unidade, de forma que a variabilidade espacial não é considerada (Moradkhani & Sorooshian, 2008). Por outro lado, em modelos distribuídos a bacia hidrográfica é subdividida em unidades menores, proporcionando a variabilidade espacial de entradas, saídas e parâmetros do modelo. Enquanto modelos determinísticos apresentam as mesmas saídas para um determinado conjunto de dados de entrada, os modelos estocásticos podem gerar diferentes saídas para um mesmo conjunto de dados de entrada. Entre estáticos ou dinâmicos, os modelos são classificados se consideram a mudança das variáveis no tempo (dinâmicos) ou não (modelos estáticos).

Modelos empíricos baseiam-se apenas em equações matemáticas para derivar as saídas do modelo a partir de um conjunto de dados de entrada, desconsiderando quaisquer processos físicos ocorrentes na bacia hidrográfica. Exemplos incluem desde métodos mais simplificados, como o hidrograma unitário, que assume uma relação linear entre chuva efetiva e o hidrograma resultante, inicialmente apresentado por Sherman (1932) e posteriormente apresentado formalmente por Dooge (1959), até o uso de técnicas mais robustas como redes neurais artificiais (Hsu et al., 1995).

Modelos conceituais levam em conta os processos hidrológicos ocorrentes na bacia hidrográfica, representados tipicamente através da conexão de diferentes reservatórios que são recarregados por processos como precipitação ou infiltração, e são esvaziados por evaporação, escoamento, entre outros. São modelos regidos por equações semi-empíricas, com parâmetros estimados através de dados empíricos e de calibração. O primeiro modelo hidrológico que adota uma abordagem conceitual data de 1966 e chama-se Stanford Watershed Model IV

(Crawford & Linsley, 1966). Outros exemplos são o modelo do Soil Conservation Service, o modelo Sacramento (Burnash et al., 1973), modelo IPH-II (Tucci, 2005), entre outros.

Modelos de base física são aqueles que buscam adotar variáveis de estado que representem de forma fiel os processos físicos ocorrentes na bacia hidrográfica. Apesar de apresentarem em geral melhores performances do que modelos conceituais, modelos de base física apresentam a limitação de necessitarem a especificação de um maior número de dados empíricos. São exemplos os modelos SHE (Abott et al., 1986), TOPKAPI (Todini & Ciarapica, 2002), e a propagação do escoamento nos modelos LISFLOOD (De Roo, 2000) e MGB-IPH (Collishonn & Tucci, 2001).

Modelos hidrológicos geralmente possuem um módulo de propagação de vazões, que visa transportar o escoamento gerado ao longo da rede de drenagem. Alguns métodos de propagação são bastante simples, enquanto outros consideram equações de base física, como as equações 1D de Saint Venant para escoamento em canais, descritas em mais detalhe na seção 4.2 *Modelo MGB-IPH*. Alguns modelos hidrodinâmicos de base física que se destacam são LISFLOOD-FP (Bates & De Roo, 2000) e CAMA-FLOOD (Yamazaki et al., 2011). Já o MGB-IPH (Collischonn et al., 2007) é um modelo hidrológico conceitual, mas que pode ser acoplado ao módulo hidrodinâmico, que apresenta base física.

3.2.2. Calibração de modelos

Além da adequada representação dos processos físicos, a acurácia dos resultados de modelos hidrológicos está diretamente relacionada à qualidade dos dados de entrada, bem como do processo de calibração dos parâmetros do modelo. A calibração – que pode ser manual ou automática - se dá através de um processo iterativo em que os valores dos parâmetros são modificados e seus efeitos nos resultados são avaliados repetidamente, até que o hidrograma calculado reproduza o hidrograma observado com boa precisão (Collischonn et al., 2007).

De acordo com Muleta & Nicklow (2004), a calibração manual, embora ainda muito utilizada em modelagem hidrológica, requer a operação por profissionais experientes, além de ser um processo tedioso e consumir muito tempo. Uma alternativa à calibração manual é a calibração automática, embora esta apresente um custo computacional superior. Trata-se de um método que pode empregar diferentes algoritmos para a minimização dos erros entre resultados de simulações e observações, através de abordagens evolutivas, como por exemplo, Shuffle Complex Evolution (SCE) ou algoritmos genéticos (Madsen, 2000).

A calibração automática geralmente traz melhores resultados quando busca pela otimização de múltiplas funções-objetivo (Yapo et al., 1998). No entanto, existem trade-offs entre as funções-objetivo, de forma que uma única solução não é capaz de otimizar todas as funções-objetivo simultaneamente. Em vez disso, a solução ao problema de calibração é dada por um conjunto de soluções ótimas, cujas funções-objetivo formam a curva de Pareto (Madsen, 2000). A Figura 1 apresenta a região $S \subset \mathbb{R}^3$, e sua imagem $z \subset \mathbb{R}^2$, em que a curva de Pareto aparece em negrito. O vetor z^* é um exemplo de uma das soluções do Pareto.

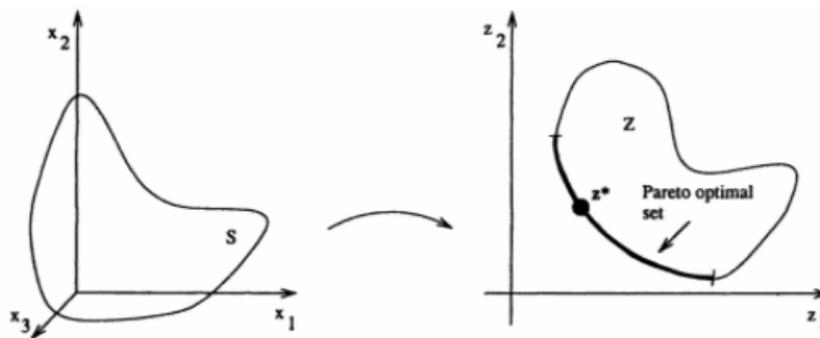


Figura 1. Representação gráfica da curva de Pareto. À esquerda, a região $S \subset \mathbb{R}^3$. À direita, sua imagem $z \subset \mathbb{R}^2$, em que a curva de Pareto (conjunto de soluções ótimas do sistema) aparece em negrito. O vetor z^* é um exemplo de uma das soluções ótimas do sistema. Fonte: Miettinen, 1999.

Alguns dos estudos que contribuíram para o desenvolvimento da calibração automática de modelos hidrológicos foram Gan & Biftu (1996), que compararam três algoritmos de calibração automática (Shuffled Complex Evolution Method, Multiple Start Simplex (MSX) e Local Simplex), para oito bacias hidrográficas, chegando a resultados semelhantes entre os três algoritmos, embora o MSX tenha se apresentado ineficiente do ponto de vista computacional. Yapo (1998) introduz um método de calibração automática chamado MOCOM-UA, que é uma extensão do SCE-UA (Single-objective Global Optimization Algorithm), mas que incorpora a calibração multi-objetivo. Outras aplicações de calibração automática são realizadas por Madsen (2000), que utiliza o algoritmo SCE com quatro funções-objetivo para a calibração do modelo MIKE 11/NAM, Eckhardt & Arnold (2001), que calibram automaticamente o modelo SWAT-G com o algoritmo SCE para uma bacia hidrográfica de média escala, ou Collischonn et al. (2008), que calibram o modelo MGB-IPH automaticamente com o algoritmo MOCOM-UA.

3.3. Sensoriamento Remoto (SR) do Ciclo Hidrológico Terrestre

De acordo com Lillesand & Kiefer (1994), “sensoriamento remoto é a ciência e a arte de obter informação sobre um objeto (alvo), área ou fenômeno através da análise de dados adquiridos por um dispositivo (sensor) que não está em contato direto com o objeto, área ou fenômeno sob investigação”. De forma simplificada, pode-se dizer que a informação obtida resulta da interação da radiação eletromagnética com o alvo, a um dado comprimento de onda. A Figura 2 apresenta as diferentes faixas do espectro eletromagnético. Uma das principais vantagens do sensoriamento remoto é sua larga cobertura espacial da superfície terrestre.

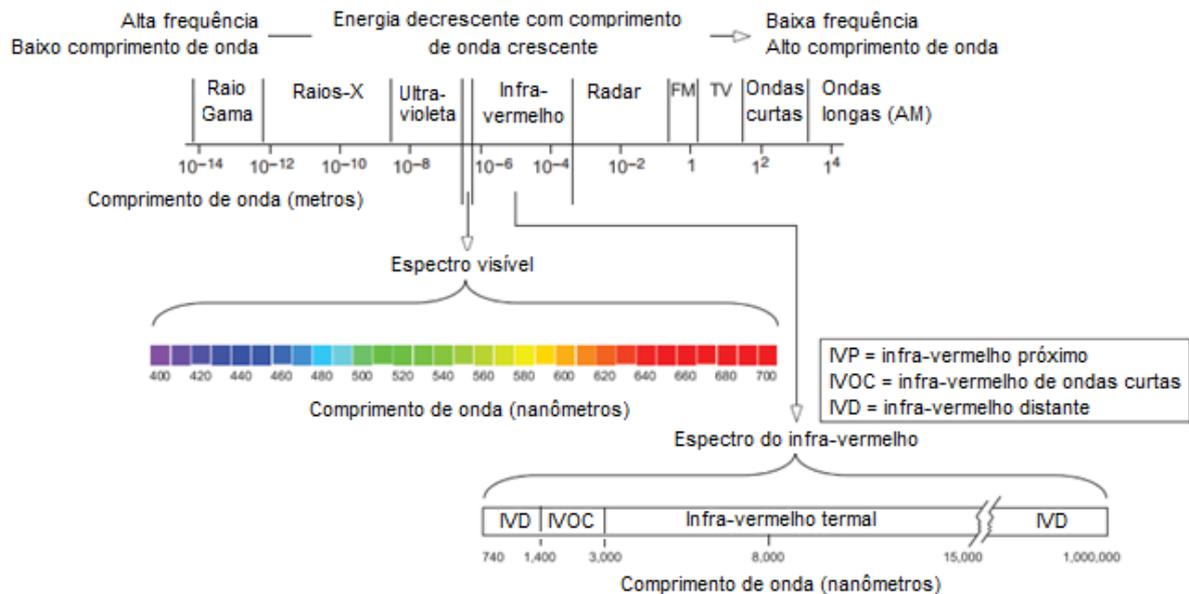


Figura 2. Espectro eletromagnético. Fonte: Adaptado de Purkis & Klemas, 2013.

Estima-se que a primeira fotografia aérea date de 1858, registrada de um balão, por Gaspard-Félix Tournachon. Desde então, com a invenção de aeronaves, o sensoriamento remoto se desenvolveu muito, principalmente para propósitos militares, o que é evidenciado pelo avanço de instrumentos sensíveis às bandas do infravermelho e do radar durante a Segunda Guerra Mundial. Na década de 1960, sensores começaram a serem lançados para o espaço, mas o marco representativo da era moderna do sensoriamento remoto ocorreu em julho de 1972, com o lançamento do *Earth Resources Technology Satellite* (ERTS), pela NASA, posteriormente renomeado de Landsat-1 (Rees, 2012).

Desde então, existem cada vez mais satélites orbitando a Terra e registrando informações da superfície terrestre através de sensoriamento remoto para diversas aplicações, como por exemplo, agricultura, cartografia, climatologia, engenharia, geologia, hidrologia, entre outras. Além disso, cada vez mais, principalmente a partir da década de 1990, com o

advento do programa *Earth Observing System* (EOS), pela NASA, estão disponíveis à comunidade científica produtos de sensoriamento remoto de diversas variáveis ambientais (Purkis & Klemas, 2013).

O uso de sensoriamento remoto na hidrologia representa um importante avanço na compreensão científica de processos e variáveis hidrológicas, pois as abordagens dos estudos passaram de uma escala experimental para uma escala regional a global (Lettenmaier et al., 2015). Algumas das variáveis do ciclo hidrológico que apresentam monitoramento por sensoriamento remoto são precipitação, umidade do solo, evapotranspiração, estoques de água, altimetria, vazão e variações no armazenamento de água (Tang et al., 2009).

Nos capítulos seguintes, serão descritos alguns princípios físicos e produtos disponíveis para o monitoramento dessas variáveis.

3.3.1. Precipitação

A precipitação é uma variável muito importante do ciclo hidrológico, principalmente por ser um dado de entrada para a estimativa de outras variáveis hidrológicas em modelos hidrológicos. Em geral, medições in-situ de precipitação apresentam alta acurácia, mas a distribuição de estações pluviométricas no globo é bastante desigual, sendo mais concentrada em países desenvolvidos (Huffman et al., 1997). Sendo assim, estimativas de precipitação por sensoriamento remoto se apresentam como uma boa alternativa principalmente para regiões pouco monitoradas.

O sensoriamento remoto de precipitação pode ocorrer em comprimentos de onda na faixa do visível e infra-vermelho, na faixa de microondas e de radar. Estimativas nas faixas do visível, infra-vermelho e microondas são menos acuradas do que medições de radar, mas apresentam maior abrangência espacial. Sendo assim, considerando as diferenças em abrangência espacial e na acurácia dos diferentes sensores, existem algoritmos que combinam as medições a fim de melhorar a acurácia dos produtos de maior abrangência espacial. A Tabela 1 apresenta alguns dos principais produtos de sensoriamento remoto da precipitação disponíveis e uma breve descrição de suas principais características.

Tabela 1. Caracterização dos principais produtos de sensoriamento remoto da precipitação.

Produtos de Precipitação	Caracterização	Referência
TRMM	missão que operou de 1997 a 2015, cujo satélite carrega sensores de infra-vermelho, microondas, radar, entre outros	Kummerow et al., 1998
PERSIANN	algoritmo que correlaciona medições de infra-vermelho com microondas por redes neurais artificiais	Sorooshian et al., 2000
CMORPH	algoritmo de Morphing que combina medições infra-vermelho com microondas	Joyce et al., 2004
TRMM-TMPA	combinação de dados do TRMM, de diversos satélites e de dados in-situ	Huffman et al., 2007
GPM	continuação do TRMM, lançado em 2014	Hou et al., 2014
IMERG	contempla vários satélites e dados in-situ, chegando à resolução espacial de 0.1° x 0.1° e temporal de 30 minutos	Huffman et al., 2014
MSWEP	algoritmo que resgata dados desde 1979 e combina diferentes bases de dados	Beck et al., 2017

Os principais problemas relacionados à medição de precipitação por sensoriamento remoto são efeitos orográficos, zonas costeiras, corpos d'água continentais e neve. Alguns trabalhos se propõem a avaliar a qualidade de produtos de sensoriamento remoto da precipitação (Tian & Peters-Lidard, 2007; Gebregiorgis & Hossain, 2014), analisar a integração desses produtos com modelos numéricos (Xie & Joyce, 2015) ou com outros bancos de dados (Kirstetter et al., 2015), comparar a performance de diversos produtos (Rozante et al., 2010; Buarque et al., 2011), estudar o fenômeno de precipitação (Yang & Smith, 2008; Paiva et al., 2011a) ou utilizar produtos de sensoriamento remoto da precipitação como dado de entrada em modelos hidrológicos (Collischonn et al., 2008; Paiva et al., 2011b; Jiménez et al., 2013) ou para o monitoramento de cheias e secas (Li et al., 2009; Rhee et al., 2010; Zhang & Jia, 2013). Kidd & Huffman (2011) apresentam uma revisão em detalhe sobre o sensoriamento remoto da precipitação.

3.3.2. Umidade do solo

O sensoriamento remoto da umidade do solo é tipicamente norteado pelo princípio físico de que alterações na umidade do solo levam a mudanças na constante dielétrica do solo, que está relacionada à sua emissividade e ao coeficiente de retroespalhamento do alvo, na faixa de microondas (em que a banda L é a que apresenta a melhor performance). Existem sensores de umidade do solo que operam na estimativa de emissividade, com base em medições de temperatura de brilho, que são chamados de sensores passivos (radiômetros),

enquanto que também existem sensores que operam com base na estimativa do coeficiente de retroespalhamento, que são chamados de sensores ativos ou radares (Lettenmaier et al., 2015).

Independentemente do tipo de sensor, ambos estimam umidade do solo através da estimativa da constante dielétrica do solo (ϵ), que é muito sensível à presença de água. No caso de radiômetros, são utilizados modelos inversos que, através da temperatura de brilho e de produtos auxiliares como mapas de solo e vegetação, procuram encontrar o valor de umidade do solo responsável pela resposta de temperatura de brilho registrada pelo sensor. Já os radares apenas associam diferentes coeficientes de retroespalhamento a diferentes valores de umidade do solo.

Limitações do sensoriamento remoto da umidade do solo estão associadas à profundidade de penetração do sinal, de forma que o produto final representa a umidade da camada superficial do solo apenas, e podem existir erros nas estimativas devido a interferências da vegetação ou radiofrequência (principalmente em áreas urbanas). Existem estudos que analisam alternativas para a extrapolação dos dados de SR da umidade do solo para toda a coluna de solo, como por exemplo o filtro temporal desenvolvido com base na equação de Richards proposto por Albergel et al. (2008), ou modelos de superfície que incorporam dados observados através de assimilação de dados (Reichle et al., 2014; Pipunic et al., 2015).

Karthikeyan et al. (2017) apresenta uma revisão bibliográfica muito completa sobre o desenvolvimento do sensoriamento remoto (ativo e passivo) da umidade do solo, bem como análises comparativas entre 10 produtos disponíveis de umidade do solo, com resultados que apontam boas perspectivas para a utilização dos produtos SMOS (Soil Moisture Ocean Salinity) e SMAP (Soil Moisture Active Passive). Aplicações de produtos de umidade do solo em modelos hidrológicos podem contribuir para sua validação, ou mesmo calibração (Wanders et al., 2014; Hirpa et al., 2015; Colossi et al., 2017).

3.3.3. Evapotranspiração

O processo de evapotranspiração (evaporação + transpiração) consiste na difusão da água do estado líquido para o estado gasoso, que é diretamente limitada pela quantidade de energia disponível. Sendo assim, é também um processo que apresenta um papel muito importante no balanço energético terrestre. A estimativa de evapotranspiração através de torres de fluxos turbulentos apresenta limitações de escala (Tang et al., 2009; Nagler, 2011).

O sensoriamento remoto surge como alternativa interessante para o monitoramento da evapotranspiração, sendo três abordagens consideradas para sua estimativa: por balanço de

energia; por equações de base física, adaptadas para o uso com índices de vegetação índices de vegetação; e por modelos empíricos e/ou estatísticos, que se adequam muito bem a escalas locais e/ou regionais (Biggs et al., 2015). A primeira abordagem utiliza imagens termais para monitorar a temperatura de superfície, e assume que o fluxo de calor latente utiliza energia para vaporização, reduzindo assim a temperatura de superfície. Alguns modelos para estimativa de evapotranspiração através de balanço de energia foram desenvolvidos, como por exemplo, SEBAL (Bastiaanssen et al., 1998), SEBS (Su, 2002), ALEXI (Anderson et al., 2011) e METRIC (Allen et al., 2007; 2013).

O segundo método se baseia em índices de vegetação (e.g., NDVI, EVI, LAI) como dados de entrada em equações de base física, como Penman-Monteith e Priestley-Taylor. Em geral, dados auxiliares de estações meteorológicas ou de reanálise também são utilizados. Alguns dos produtos de evapotranspiração disponíveis são MOD-16 (Mu et al., 2013), GIMMS (Zhang et al., 2010), GLEAM (Miralles et al., 2011), WACMOS-ET (Michel et al., 2016; Miralles et al., 2016) e JPL-PT (Fisher et al., 2008).

Alguns autores descrevem a validação de produtos de sensoriamento remoto de evapotranspiração (Ruhoff et al., 2013; Saleska et al., 2013), bem como sua aplicação para compreensão do processo de evapotranspiração (Fisher et al., 2007; 2017), na agricultura (Anderson et al., 2015), e na validação de modelos hidrológicos (Chen et al., 2005; Ruhoff et al., 2012).

3.3.4. Altimetria

O nível d'água é uma variável hidrológica muito importante, pois pode ser correlacionado com a vazão através de curvas-chave. No entanto, o monitoramento in-situ dos níveis nos rios é insuficiente (Pavelsky et al., 2014), enquanto que produtos de altimetria por sensoriamento remoto apresentam larga abrangência espacial: a intersecção de um rio com a passagem de um satélite é chamada de “estação virtual”, local em que é possível a obtenção de séries temporais dos níveis d'água.

Existem dois métodos de sensoriamento remoto da altimetria. Em ambos os casos, o sensor emite um pulso à nadir, e registra o tempo de resposta. Com a informação da velocidade e do tempo de resposta, é possível estimar a distância do sensor ao alvo. A principal diferença entre os dois métodos de sensoriamento remoto de altimetria é que um deles opera na faixa do visível (LiDAR) e o outro opera na faixa das microondas (radar).

No LiDAR (Light Detection and Ranging), as medições são mais precisas, em função de que o “footprint” é na ordem de metros. No entanto, por operar na faixa do visível, há

interação com nuvens, o que é uma desvantagem. Por outro lado, o radar, por operar na faixa de microondas, não apresenta esse problema de interação com nuvens, mas seu “footprint” é maior, na faixa de quilômetros.

Em função deste “footprint”, existem muitas incertezas nos dados de altimetria por SR em superfícies heterogêneas, que são muito frequentes no monitoramento de águas superficiais continentais. Para contornar isso, é necessário o pós-processamento dos dados, através da aplicação de algoritmos de “retracking”, que basicamente tentam “modelar” o dado bruto, a fim de eliminar ruídos e captar apenas o sinal do dado bruto associado ao nível d’água (Calmant & Seyler, 2006).

A Tabela 2 apresenta algumas das principais missões de sensoriamento remoto da altimetria com suas respectivas características.

Tabela 2. Caracterização das principais missões de sensoriamento remoto de altimetria.

Missão	“Footprint”	Ciclo (dias)	Período	Distância entre os traços	Acurácia (m)
TOPEX/Poseidon	~3 – 5 km	9.9	1993–2001	315 km	0.35 [Frappart et al., 2006]
ERS-2	~10 km	35	1995–2003	80 km	0.55 [Frappart et al., 2006]
Envisat	~18 km	35	2002–2012	80 km	0.28 [Frappart et al., 2006]
ICESat	~70 m	-	2003–2009	30 km	0.10 [Urban et al., 2008]
Jason-2	~3 km	10	2008–Presente	315 km	0.28 [Jarihani et al., 2013]
SARAL/Altika	~8 km	35	2013–Presente	80 km	0.11 [Schwatke et al., 2015]
Sentinel-3	-	27	2016- Presente	-	-
Jason 3	-	9.9	2016-Presente	315 km	-
SWOT	~2 – 10 km	21	Previsão: 2021	-	-

Fonte: adaptado de O’Loughlin et al., 2016; Passaia, 2016; Brêda, 2017.

Considerando a necessidade fundamental de pós-processamento dos dados, existem alguns bancos de dados que disponibilizam séries temporais para algumas estações virtuais já pós-processados, como por exemplo LEGOS (Crétaux et al., 2011), Theia / Hydroweb, HidroSat (ANA, 2015), DAHITI (Schwatke et al., 2015), IWSH (O’Loughlin et al., 2016). Além disso, existem softwares para pós-processamento dos dados, como por exemplo VALS (Canerot & Cochonneau, 2011), MAPS (Frappart et al., 2015) ou IceSAT Processor (Passaia, 2016).

Na literatura científica, existem aplicações de produtos de altimetria para estimativa de séries históricas de níveis para locais pouco monitorados (Santos da Silva et al., 2010; Biancamaria et al., 2011; Santos da Silva et al., 2012; Paiva et al., 2015), volume de

reservatórios (Abreu & Maillard, 2014; Gao et al., 2012), estudo da dinâmica de ecossistemas (Lee et al., 2011; Lee et al., 2015; O’Loughlin et al., 2013) e validação e calibração de modelos hidrológicos (Getirana et al., 2010; Leon et al., 2006; Neal et al., 2012; Paiva et al., 2013b).

3.3.5. Extensão de águas superficiais

A extensão de águas superficiais é uma variável importante, pois versa sobre a caracterização dos corpos d’água (e.g. geomorfologia, largura de rios, áreas inundáveis) que, se analisada em conjunto com a altimetria, pode oferecer estimativas de volumes e vazões, por exemplo (Paiva & Ruhoff, 2017).

Existem sensores que identificam corpos d’água na faixa do infra-vermelho e do visível (através das diferenças na reflectância de diferentes alvos), e na faixa das microondas (radiômetros e radares), através da medição da temperatura de brilho e do índice de retroespalhamento da superfície, respectivamente.

Métodos baseados na diferença de reflectância dos diferentes alvos são úteis, pois existem muitas imagens disponíveis de reflectância da superfície (Landsat, MODIS, Sentinel, etc.), no entanto apresentam importantes limitações relacionadas à cobertura de nuvens, à sombra das nuvens e à visibilidade sob a vegetação.

Já os sensores na faixa das microondas, mais especificadamente na banda L, em geral, não são afetados por essas limitações, já que são capazes de atravessar as nuvens e a vegetação. São subdivididos em radiômetros (passivos, medem temperatura de brilho, apresentam baixa resolução espacial) e radares (ativos, medem coeficiente de retroespalhamento).

O uso dos produtos de sensoriamento remoto para detecção da extensão de águas superficiais requer, em geral, etapas de processamento e classificação dos dados, para correções do relevo, ou remoção de ruídos através de aplicação de filtros, por exemplo. Existem autores que disponibilizam bases de dados de extensão de águas superficiais já processados (Papa et al., 2010; Verpoorter et al., 2014; Allen et al., 2015), bem como produtos de áreas inundadas (Hess et al., 2003; Prigent et al., 2007; Chouinard et al., 2014; Chapman et al., 2015).

Algumas aplicações de produtos de extensão de áreas superficiais estão relacionadas à delimitação e compreensão da dinâmica de áreas inundáveis (Sippel et al., 1994; Prigent et al., 2001; Frappart et al., 2005; Melack et al., 2009; Arnesen et al., 2012; Lee et al., 2015), ou validação de modelos hidrológicos (Paiva et al., 2011b; 2012).

3.3.6. Armazenamento de água terrestre (TWS)

O desequilíbrio entre precipitação, evapotranspiração e escoamento dentro de uma bacia hidrográfica pode ser interpretado como o armazenamento de água nessa dada bacia (Lettenmaier et al., 2015), esteja a água armazenada no solo, nos aquíferos, no gelo, ou superficialmente (em rios e lagos, por exemplo).

Embora o armazenamento de água terrestre não seja uma variável hidrológica convencional (como, por exemplo, vazão ou nível), ela vem se tornando interessante com o advento da missão GRACE (“Gravity Recovery and Climate Experiment”), que permite a derivação de estimativas de anomalias no armazenamento de água a partir das medições do potencial gravitacional terrestre. A missão foi lançada em 2002, e trata-se de dois satélites que orbitam a Terra a 450 km de altitude, com distância de aproximadamente 220 km entre eles. São dotados de instrumentos capazes de medir distância entre os satélites, suas localizações, velocidades e acelerações, informações das quais deriva-se o potencial gravitacional com resolução temporal de aproximadamente 30 dias, através de um modelo inverso de calibração.

Na literatura científica, existem diversos trabalhos que abordam a aplicabilidade do GRACE em estudos de anomalias no armazenamento de água terrestre (Wahr et al., 1998; Swenson et al., 2002; Tapley et al., 2004; Ramillien et al., 2008), algoritmos para processamento dos dados (Tapley et al., 2005; Swenson & Wahr, 2006; Wahr et al., 2006; Schmidt et al., 2008; Landerer & Swenson, 2012; Long et al., 2015), e aplicações no monitoramento de secas (Chen et al., 2009; Houborg et al., 2012; AghaKouchak et al., 2015), de planícies de inundação (Alsdorf et al., 2010), de água subterrânea (Famiglietti et al., 2011; Richey et al., 2015), e em modelos hidrológicos (Paiva, 2012; Tangdamrongsub et al., 2014).

3.4. Integração de Sensoriamento remoto e Modelagem hidrológica-hidrodinâmica

Estudos hidrológicos, em geral, são limitados pela escassez de dados e observações de variáveis hidrológicas disponíveis. Portanto, são frequentes em estudos hidrológicos desafios relacionados à estimativa de variáveis hidrológicas em locais com pouco monitoramento, apesar das incertezas associadas.

A modelagem hidrológica pode se beneficiar do uso de produtos de sensoriamento remoto de diversas formas: como dados de entrada, calibração, validação de modelos e assimilação de dados.

Um dos principais dados de entrada de modelos hidrológicos são atributos topográficos e topológicos da região de estudo, de onde pode ser extraída, por exemplo, a rede de drenagem da bacia hidrográfica, obtida através de uma série de operações de

geoprocessamento sobre o modelo digital de elevação da região. O modelo digital de elevação da superfície terrestre mais utilizado em aplicações hidrológicas é o Shuttle Radar Topography Mission (SRTM, Farr et al., 2007).

Entre as forçantes hidrometeorológicas do modelo, destaca-se a precipitação, o que é evidenciado pela própria nomenclatura de “modelo chuva-vazão”. Estudos que utilizaram precipitação estimada por sensoriamento remoto como dado de entrada em modelos hidrológicos são Harris et al. (2007), Collischonn et al. (2008), Stisen & Sandholt (2009), Paiva (2012) e Jiménez et al. (2013).

A interação da precipitação com a superfície é influenciada por características de uso e ocupação do solo, que podem ser delimitadas a partir de imagens tipicamente ópticas, como por exemplo, Landsat ou MODIS, através de algoritmos de classificação de imagens (Fan et al., 2015). Os produtos classificados de uso e ocupação do solo também podem ser considerados dados de entrada do modelo.

Depois de estruturado o modelo com os dados de entrada, uma das etapas mais importantes da modelagem hidrológica é a calibração dos parâmetros. A calibração – que pode ser manual ou automática - é um processo iterativo em que os valores dos parâmetros são modificados e seus efeitos nos resultados são avaliados repetidamente, até que a série temporal simulada reproduza a série temporal observada com boa precisão (Collischonn et al., 2007). Tradicionalmente, a calibração de modelos hidrológicos é realizada com séries históricas de vazão medidas in-situ, em estações fluviométricas.

No entanto, alternativamente à vazão medida in-situ, a calibração de modelos hidrológicos pode ser realizada com base em outras variáveis hidrológicas que disponham de séries históricas de observações, o que vem se tornando cada vez mais utilizado em função da disponibilidade de observações de variáveis hidrológicas através de sensoriamento remoto. Trata-se de uma abordagem interessante, pois considera que o conjunto de parâmetros que melhor se ajusta ao modelo é aquele que apresenta a melhor representação das diferentes variáveis hidrológicas, e não apenas a vazão.

Produtos de sensoriamento remoto de altimetria são aplicados na calibração de modelos hidrológicos por Getirana et al. (2010), que calibra o modelo MGB-IPH de forma automática para uma aplicação na bacia do Rio Branco, na Amazônia, com dados de altimetria do satélite Envisat, bem como por Kittel et al. (2017), que combina dados de altimetria e de armazenamento de água terrestre para a calibração de modelo hidrológico em uma área de estudo na África, o que fornece estimativas de variações no armazenamento de água relevantes para esta região, característica por sua limitada rede de monitoramento in-situ.

Produtos de umidade do solo de SR são aplicados na calibração de modelos por Wanders et al. (2014), que calibra modelo hidrológico LISFLOOD com produtos de SR de umidade do solo (AMSR-E, SMOS e ASCAT) e dados de vazão in-situ, com importantes contribuições para sistemas de alerta de cheias, com resultados de que a calibração com umidade do solo auxiliou principalmente na diminuição de erros na estimativa do componente temporal das cheias. Ainda em desenvolvimento, o estudo de Hostache et al. (2017) se propõe a calibrar um modelo da interface de modelagem hidrológica SUPERFLEX com dados de umidade do solo por SR. Colossi et al. (2017) demonstra que os resultados do modelo MGB-IPH com a calibração conjunta de umidade do solo e vazão apresenta uma menor dispersão dos resultados do que a calibração com umidade do solo e com vazão individualmente.

Com relação ao sensoriamento remoto da evapotranspiração, Shafiri et al. (2017) apresenta uma abordagem para a calibração de parâmetros do modelo com base nestes produtos em uma área de estudo nos EUA; Ha et al. (2017) calibra o modelo eco-hidrológico SWAT com dados de sensoriamento remoto de precipitação, evapotranspiração e índice de área foliar. Para uma área de estudo no Brasil, Franco et al. (2016) utiliza calibração multi-variável do modelo SWAT com base em vazão e no modelo METRIC aplicado às imagens MODIS para estimativas de evapotranspiração. Ainda em desenvolvimento, Nijzink et al. (2017) também estuda a aplicação de produtos de sensoriamento remoto para a calibração de parâmetros de modelos hidrológicos para uma área de estudo na Europa.

Depois de calibrado, as saídas do modelo de diversas variáveis hidrológicas podem ser comparadas com observações de sensoriamento remoto dessas variáveis, com o objetivo de validação do modelo. São exemplos de estudos que utilizaram essa abordagem os trabalhos de Neal et al. (2012), que validam o modelo hidráulico LISFLOOD-FP para uma aplicação no rio Níger através de dados de SR de altimetria do satélite ICESat, em que as estações virtuais são utilizadas adicionalmente em relação a estações fluviométricas convencionais, cujas informações de níveis são relevantes para as conclusões do estudo, que salienta a importância da consideração da conectividade das planícies de inundação para a simulação desta área de estudo.

Paiva et al (2013b) validam o modelo MGB-IPH para uma aplicação na Amazônia, com dados de altimetria (Envisat), armazenamento de água terrestre (GRACE) e extensão de água, que são observações de SR que contribuem para conclusões do estudo, como a existência de incertezas na especificação da geometria do sistema rio-planície, bem como auxiliam na compreensão das variações dos estoques de água na região, coordenados em sua maioria por variações no compartimento de águas superficiais.

Ruhoff et al. (2012) comparam saídas de evapotranspiração do modelo MGB-IPH com estimativas de evapotranspiração do algoritmo SEBAL, a partir de imagens MODIS, chegando a resultados de correlação com $r^2 = 0.88$, o que permitiu conclusões interessantes sobre os parâmetros do algoritmo SEBAL e suas incertezas.

Kittel et al. (2017) calibram um modelo hidrológico para uma área de estudo na África com observações de vazão in-situ, altimetria e variações no armazenamento de água. Este modelo é então validado com produtos de sensoriamento remoto de detecção e extensão de águas superficiais, o que permitiu uma melhor caracterização espacial do rio, principalmente considerando que trata-se de uma região com pouco monitoramento in-situ.

Por fim, outra abordagem para a integração de produtos de sensoriamento remoto com modelos hidrológicos é a assimilação de dados, que consiste em combinar dados de observações e informações de modelos para a obtenção de uma estimativa ótima do estado de um sistema, levando em consideração as incertezas tanto do modelo quanto da observação (Reichle, 2008). São muitos os estudos recentes que utilizam essa técnica, como Paiva et al. (2013a), Tangdamrongsub et al. (2014), Hirpa et al. (2015), entre outros.

4. METODOLOGIA

4.1. Desenho experimental

Neste estudo, um modelo hidrológico-hidrodinâmico foi calibrado de forma automática com observações de vazão, sendo então validado com observações de sensoriamento remoto de diversas variáveis hidrológicas.

A Figura 3 apresenta o desenho experimental do presente estudo, que foi aplicado para a bacia hidrográfica do rio Purus, na Amazônia. O Modelo de Grandes Bacias (MGB-IPH) utiliza dados de entrada (Modelo Digital de Elevação (MDE), mapa de Unidades de Resposta Hidrológica (URHs), dados de precipitação e de clima), e gera uma série temporal de vazões simuladas. Essa série de vazões simuladas é comparada de forma iterativa com a série de vazões observadas, de forma que o modelo é então calibrado automaticamente (i.e., os parâmetros de solo são ajustados) com o algoritmo genético MOCOM-UA, do período de janeiro de 2002 a dezembro de 2009. Depois de calibrado, o modelo é simulado para o período de janeiro de 2000 a janeiro de 2015, com a geração de saídas de vazão, bem como de outras variáveis, tais quais umidade do solo, altimetria, evapotranspiração, anomalias no armazenamento de água terrestre e extensão de áreas inundadas, que são então comparadas com observações de sensoriamento remoto.

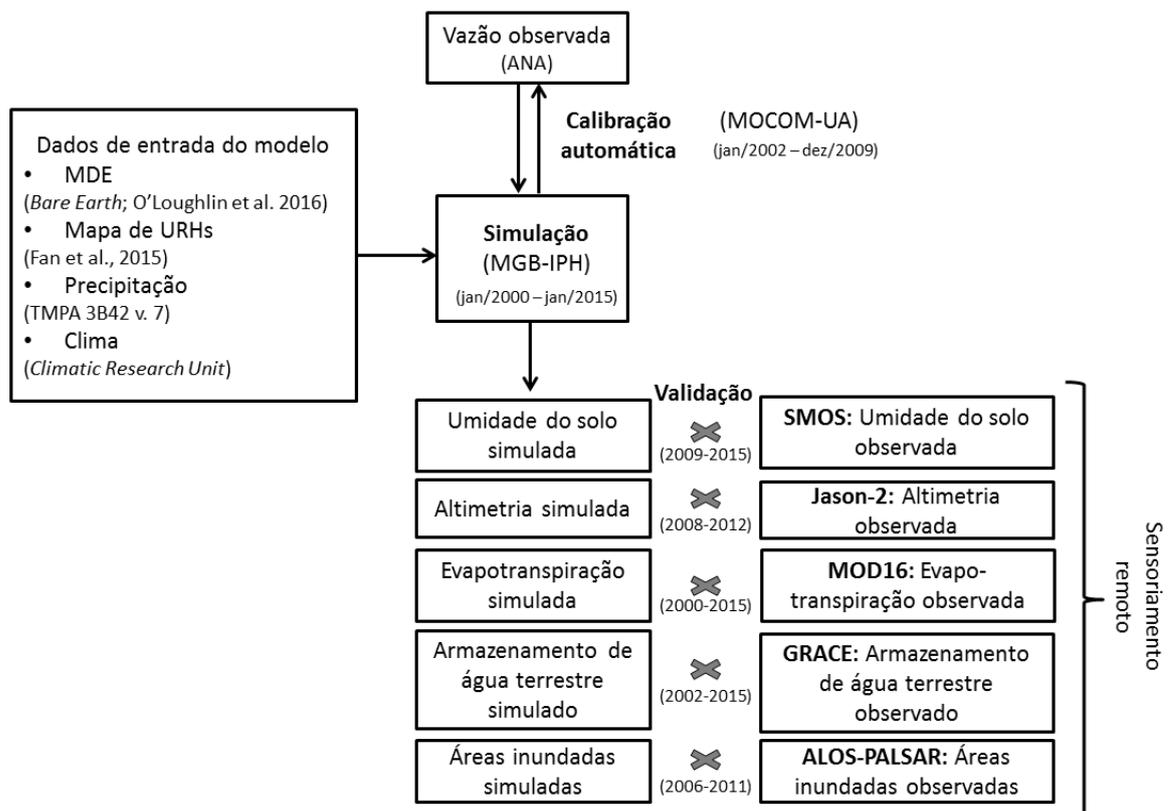


Figura 3. Desenho experimental do presente estudo, que contempla as etapas de simulação, calibração e validação do modelo com observações de sensoriamento remoto.

4.2. Modelo MGB-IPH

O modelo hidrológico utilizado no presente estudo é o Modelo de Grandes Bacias (MGB-IPH), desenvolvido por Collischonn (2001), em sua versão mais atual aperfeiçoada por Pontes et al. (2017). A escolha pela utilização do modelo MGB-IPH se deu em função de que este vem sendo amplamente utilizado para a simulação de bacias hidrográficas da América do Sul (Collischonn et al., 2007; Paiva et al., 2013b; Siqueira et al., 2017a), mas também por ser um modelo hidrológico-hidrodinâmico de base conceitual e física. Além disso, foi escolhido pela disponibilização livre das rotinas que compõem o código do modelo, na página do grupo de Hidrologia de Grande Escala (“<https://www.ufrgs.br/hge/mgb-iph/>”), de forma que o usuário pode efetuar alterações no código a fim de modificar parâmetros padronizados, gerar saídas de processos intermediários simulados, ou modificar equações do modelo.

O MGB-IPH é um modelo distribuído de base física (módulo hidrodinâmico de propagação de vazões) e conceitual (módulo de balanço hidrológico vertical), que simula as etapas do ciclo hidrológico: balanço de água no solo, evapotranspiração, interceptação, geração de escoamento (superficial, sub-superficial e subterrâneo) e propagação de vazões na rede de drenagem.

A bacia hidrográfica é discretizada em unidades menores de simulação (minibacias), as quais são sub-divididas em Unidades de Resposta Hidrológica (URHs), conforme características de solo e de vegetação. Para cada URH, são computados os processos hidrológicos verticais, cujo resultado é propagado a jusante a nível de minibacia, conforme ilustrado na Figura 4.

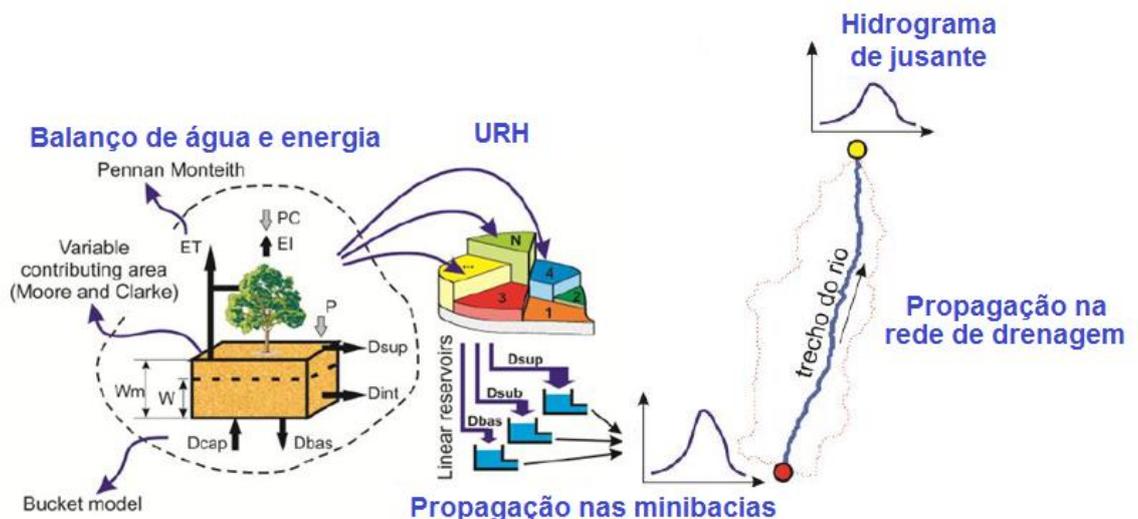


Figura 4. Panorama geral do modelo MGB-IPH. Fonte: adaptado de Paiva (2012) e Pontes (2015).

Os processos hidrológicos verticais contemplam balanço de água no solo, evapotranspiração, interceptação e geração de escoamento (superficial, sub-superficial e subterrâneo). A evapotranspiração é computada pelo método de Penman-Monteith. A geração de escoamento considera um processo Dunniano, em que o escoamento é gerado apenas em áreas saturadas, sendo que o escoamento dentro de cada minibacia é propagado pelo método de reservatórios lineares. O balanço hídrico no solo é apresentado na Equação (2).

$$W^t = W^{t-1} + (P - ET - Dsup - Dint - Dbas + Dcap) \quad (2)$$

Em que W [mm] é o volume de água armazenado no solo, P [mm] é a precipitação que chega ao solo, ET [mm] representa as perdas por evapotranspiração, $Dsup$ [mm] é o escoamento superficial, $Dint$ [mm] é o escoamento sub-superficial, $Dbas$ [mm] é o escoamento subterrâneo e $Dcap$ [mm] representa o fluxo ascendente do aquífero ao solo.

A propagação do escoamento em rios, em sua forma mais completa de simulação unidimensional, é através das equações da continuidade (Equação (3)) e de conservação de momento (Equação (4)), conjunto de equações conhecido como equações 1D de Saint-Venant (Cunge et al., 1980).

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} = q \quad (3)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) + gA \frac{\partial h}{\partial x} = gA(S_0 - S_t) \quad (4)$$

Em que A é a área molhada da seção transversal do rio [m^2], t é o tempo [s], Q é a vazão [$m^3 \cdot s^{-1}$], x é a distância no sentido longitudinal do rio [m], q é a contribuição lateral [$m^2 \cdot s^{-1}$], g é a aceleração da gravidade [$m \cdot s^{-2}$], h é a profundidade da água no rio [m] e S_0 e S_t são as declividades do fundo do rio e da linha de energia, respectivamente [$m \cdot m^{-1}$].

A fim de diminuir o custo computacional de simulação, existem diversas simplificações das equações de Saint-Venant para a propagação do escoamento em rios, como por exemplo, o método de Muskingum-Cunge (Cunge, 1969), método da Onda Cinemática (Wooding, 1965), ou o recente modelo inercial, que é uma aproximação das equações de Saint-Venant, mas que despreza apenas o termo de inércia advectiva na equação dinâmica (Bates et al., 2010), sendo portanto uma abordagem eficiente muito próxima da representação hidrodinâmica completa, porém com um custo computacional menor.

No modelo MGB-IPH, a propagação do escoamento na rede de drenagem pode ser computada pelo método de Muskingum-Cunge ou pelo modelo inercial. Enquanto o método de Muskingum-Cunge pode ser adequado em alguns casos e apresenta um custo computacional menor, o modelo inercial é mais apropriado para a propagação de cheias em rios, especialmente em rios com baixa declividade, planícies de inundação ou efeitos de remanso (Pontes et al., 2015), fornecendo também estimativas de áreas inundadas ou de nível d'água, motivos pelos quais o modelo inercial foi adotado como método de propagação do escoamento no presente estudo.

Para a operacionalização do MGB-IPH, o modelo dispõe de interface gráfica em software livre que facilita a preparação e visualização de resultados do modelo (e.g., espacialização de áreas inundadas), conforme descrito em Pontes et al. (2017). A rede de drenagem é obtida a partir do processamento em Sistemas de Informações Geográficas (SIG) de um Modelo Digital de Elevação (MDE) da região de estudo. Os mapas de URHs são obtidos a partir de mapas de uso e cobertura do solo e de vegetação, a partir da classificação de imagens de satélite. São forçantes do modelo dados de precipitação e de clima (temperatura, pressão, insolação, umidade relativa do ar e velocidade do vento).

A calibração do modelo 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). Os parâmetros de solo (tipicamente calibráveis) estão sumarizados na Tabela 3. Os parâmetros de vegetação tipicamente não são calibrados, sendo eles: albedo, índice de área foliar, altura média da vegetação e resistência superficial.

Tabela 3. Descrição dos parâmetros de solo do MGB-IPH.

Parâmetro	Caracterização	Valores típicos	Unidades
Wm	capacidade de armazenamento de água no solo	50 – 1000	mm
b	relação entre armazenamento e saturação	0.12 - 1.6	-
Kbas	controle do escoamento subterrâneo	0.05 – 5	mm/dia
Kint	controle do escoamento sub-subterrâneo	4 – 40	mm/dia
XL	controle da curva de redução do reservatório sub-superficial	0.67	-
CAP	controle da ascensão capilar	0.0	mm/dia
Wc	fração de Wm abaixo da qual não há geração de escoamento	0.1	mm
Cs	correção do tempo de concentração para drenagem superficial	1 – 20	-
Ci	correção do tempo de concentração para drenagem sub-superficial	50 – 200	-
CB	tempo de residência (associado à taxa de recessão do hidrograma)	1200 – 8000	horas
QB	associado à condição inicial do modelo	0.01	m ³ /(s.km ²)

A calibração pode ser realizada de forma manual ou de forma automática, através do algoritmo genético multi-objetivo MOCOM-UA, proposto por Yapo et al. (1998). Este algoritmo procura otimizar todas as funções-objetivo ao mesmo tempo, através de um procedimento de classificação e hierarquização das soluções por critérios de dominância e não dominância. Devem ser especificadas pelo usuário as funções-objetivo, o conjunto de parâmetros inicial, a faixa na qual os parâmetros podem variar, o número de indivíduos em uma população, bem como o número máximo de gerações. O resultado é dado por um conjunto de indivíduos igualmente ótimos (curva de Pareto).

Estudo de caso: bacia hidrográfica do rio Purus

Neste trabalho, a metodologia proposta é aplicada na bacia hidrográfica do rio Purus, um dos principais tributários do rio Amazonas (Figura 5), localizado na bacia Amazônica, região característica por sua elevada cobertura florestal e vasta biodiversidade. A escolha do rio Purus para o presente estudo de caso se deu em função de que está inserido em uma bacia hidrográfica de grandes dimensões, o que oferece escala adequada para a aplicação do modelo MGB-IPH. Além disso, é uma região em que diversos processos hidrológicos são bastante pronunciados, como precipitação, evapotranspiração, escoamento nos rios, entre outros, bem como existem largas planícies de inundação. Ainda, trata-se de uma bacia hidrográfica representativa da região amazônica, bioma que ocupa grande parte do território brasileiro.

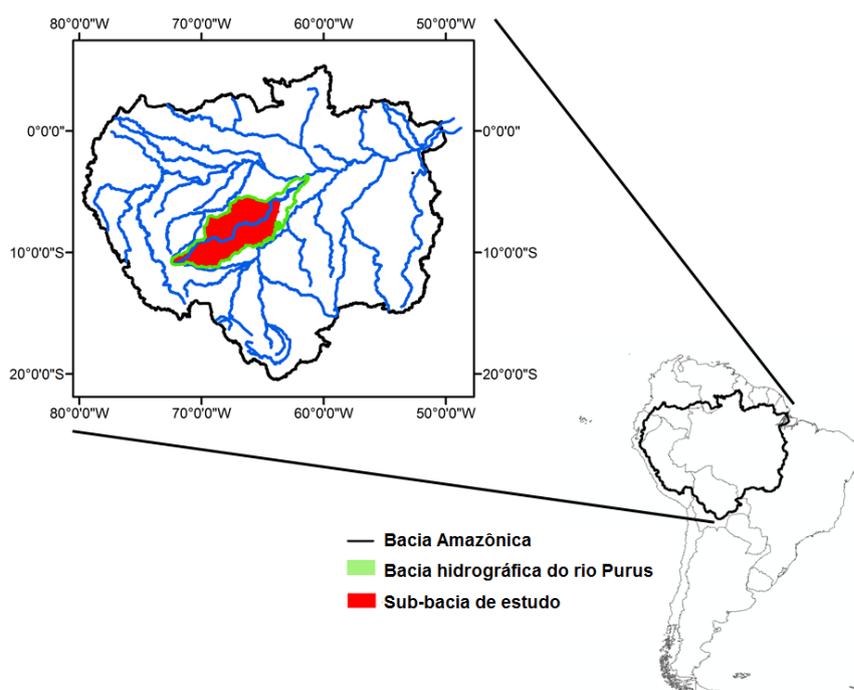


Figura 5. Localização da sub-bacia de estudo, no contexto da bacia hidrográfica do rio Purus, da bacia amazônica e da América do Sul.

A bacia hidrográfica do rio Purus apresenta significativa sazonalidade, com estação chuvosa entre os meses de novembro a março, e estação seca entre os meses de maio a setembro. A precipitação acumulada mensal pode chegar a valores máximos de 550 mm/mês, como em março de 2003, e a valores mínimos de 12 mm/mês, como em junho de 2005 (Silva et al., 2008).

O rio Purus apresenta uma área de drenagem de 370.000 km², uma vazão média de 11.000 m³/s e uma declividade de aproximadamente 5 cm/km (Paiva et al., 2011b). Estas características delineiam um rio de grandes dimensões, baixa declividade, e onde há presença de relevantes efeitos de remanso do rio Solimões (Meade et al., 1991) e de largas planícies de inundação (Hess et al., 2003), que chegam a alcançar larguras de 30km, o que equivale a aproximadamente 30 vezes a largura do rio principal (Paiva et al., 2011b).

No presente estudo, será simulada a bacia hidrográfica do trecho do rio Purus que se estende desde a sua nascente, no território peruano, até um exutório dado pelas coordenadas 5°43'16''N e 63°30'39''W, correspondente à estação fluviométrica da Agência Nacional de Águas (ANA) Baturité (código ANA 13910000), a 600 km da confluência com o rio Solimões, com uma área de drenagem de 326.000 km². A escolha do exutório da área de estudo visa a contemplar uma sub-bacia da bacia do Purus que não apresente efeitos significativos de remanso do Solimões (Meade et al., 1991).

4.2.1. Dados de entrada do modelo

Modelo Digital de Elevação

Conforme recomendação de Siqueira et al. (2017b), os modelos digitais de elevação utilizados na presente aplicação são o produto da missão *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), de resolução espacial de 90 m, bem como o produto 'Bare Earth Digital Elevation Model' (O'Loughlin et al., 2016), o qual é baseado na missão SRTM, combinando este com dados de altimetria proveniente do satélite ICESat, mapa de altura da vegetação global, entre outros. Em relação ao SRTM original, apresenta uma diminuição dos erros de aproximadamente 10m nas estimativas de elevação (O'Loughlin et al., 2016), o que é relevante principalmente para regiões com alta cobertura vegetal (como é o caso da área de estudo do presente trabalho). A Figura 6 apresenta o modelo digital de elevação extraído para a região de estudo.

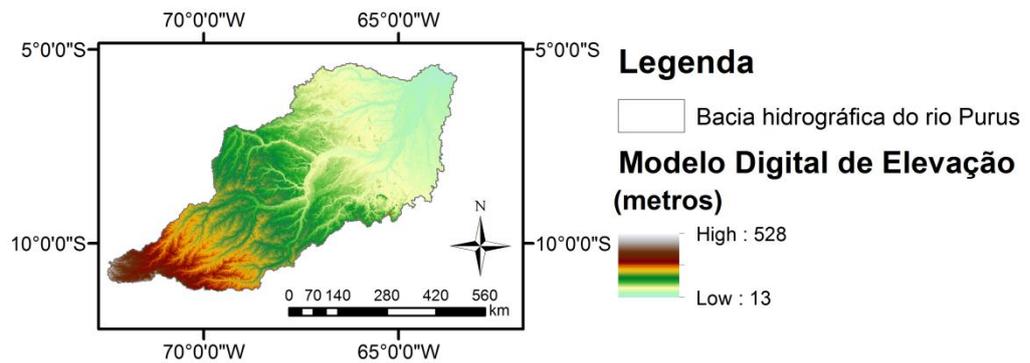


Figura 6. Modelo digital de elevação (MDE) da região de estudo.

A partir do modelo digital de elevação, são aplicadas diversas técnicas de geoprocessamento para a extração da rede de drenagem com as ferramentas do pacote IPH–Hydro Tools (Siqueira et al., 2016), incluindo etapas como remoção de depressões, definição de direções de fluxo, e delimitação da bacia hidrográfica.

Uma etapa importante do processamento dos dados de entrada é a segmentação da rede de drenagem. O critério escolhido para essa segmentação tem impacto direto no número de minibacias delimitadas para a aplicação do modelo MGB-IPH e no custo computacional associado (Brêda et al., 2017). No presente estudo, o método de segmentação adotado foi por “trechos de mesmo comprimento”, de 10 km, de acordo com aplicações anteriores na bacia do rio Purus (Paiva et al. 2011; Siqueira et al. 2017b), resultando em 2957 minibacias.

Unidades de Resposta Hidrológica

O mapa de Unidades de Resposta Hidrológica (URH) utilizado no presente estudo é o produto de unidades de resposta hidrológica da América do Sul, desenvolvido por Fan et al. (2015), com base em mapas de tipo e cobertura do solo, extraído para a região de estudo. São consideradas nove URHs, conforme ilustrado na Figura 7.

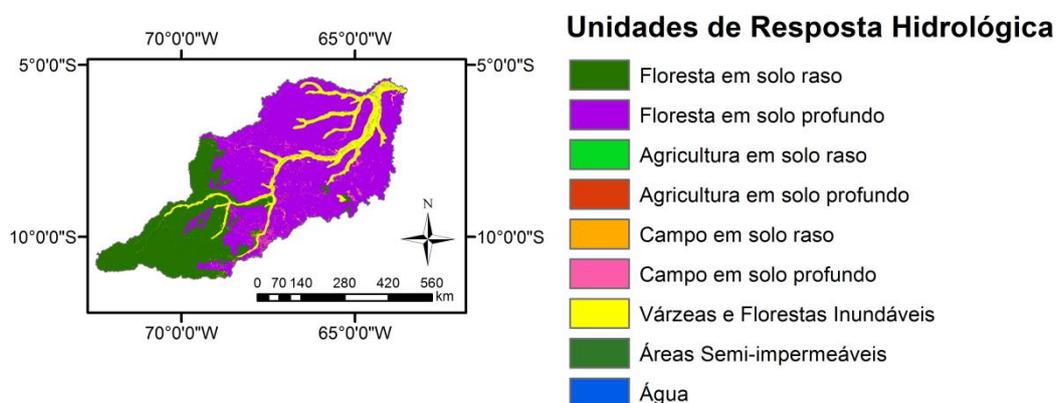


Figura 7. Mapa de Unidades de Resposta Hidrológica (URHs) da região de estudo.

Na área de estudo, existe predominância de floresta em solos raso e profundo, seguido de várzeas e florestas inundáveis.

Precipitação

Dados de precipitação diários são provenientes do produto diário TMPA 3B42, em sua sétima versão, com resolução espacial de $0.25^\circ \times 0.25^\circ$, que foram extraídos e interpolados pelo método do inverso da distância ao quadrado, para o centroide de cada minibacia, através de ferramenta disponível no software MGB-IPH.

A fim de comparação dos resultados de vazão gerados com o produto TMPA, foram utilizados dados de precipitação de 33 postos pluviométricos in-situ, disponibilizados pela Agência Nacional de Águas (ANA), que também foram interpolados para a região de estudo.

Clima

Dados de clima, tais como temperatura média do ar, umidade relativa do ar, insolação, velocidade do vento e pressão atmosférica, são provenientes da base de dados CRU (“*Climatic Research Unit*”), disponíveis em resolução espacial de intervalos de 10 arcminutos, obtidas a partir da interpolação para todo o globo de dados de estações meteorológicas adquiridos de 1961 a 1990 (New et al., 2000), inseridos como dados de entrada no modelo como normais climatológicas (médias mensais de longo período).

Relações geomorfológicas

Os parâmetros das seções transversais - largura (B) e profundidade (H) do rio - importantes dados de entrada para a propagação do escoamento no modelo inercial, são obtidos a partir de relações geomorfológicas destes parâmetros com a área de drenagem (A_d), fornecidas por Paiva (2012) para o rio Purus, apresentadas nas Equações (5) e (6).

$$B = 3.75 \cdot A_d^{0.36} \quad (5)$$

$$H = 2.35 \cdot A_d^{0.16} \quad (6)$$

Outro parâmetro relevante para a propagação do escoamento é o número de Manning (n), que foi adotado como constante, igual a 0.030, assim como Paiva et al. (2013b) adota em seu estudo de simulação da bacia amazônica com o modelo MGB-IPH.

No que concerne às condições de jusante do modelo, foi adotado um valor constante de declividade (S) para a minibacia de jusante, padronizado na rotina de programação do software MGB-IPH, de $S = 33 \text{ cm/km}$.

Vazão

Dados diários de vazão são provenientes da estação fluviométrica da Agência Nacional de Águas (ANA) Canutama (código ANA 13880000), localizada nas coordenadas 6°32'20''N e 64°23'9''W (Figura 8).

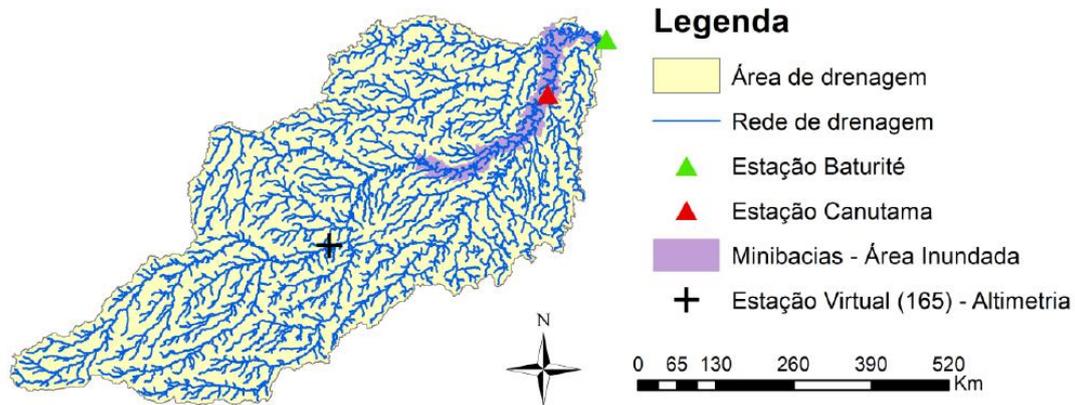


Figura 8. Bacia hidrográfica do rio Purus delimitada até a estação fluviométrica de Baturité. Localização da estação Canutama, fonte de dados de vazão observados; da estação virtual de órbita 165 do satélite Jason-2, fonte de dados de altimetria; e minibacias compreendidas na estimativa de área inundada. Fonte: Meyer et al., 2017.

4.2.2. Base de dados de Sensoriamento Remoto

Altimetria espacial (Jason-2)

Séries históricas de altimetria são provenientes do banco de dados Hydroweb (“<http://hydroweb.theia-land.fr/>”), das instituições francesas Legos e CNES, que disponibilizam os dados de altimetria já processados. Dentre os altímetros disponíveis, foi escolhido o Jason-2, pois embora apresente uma maior distância entre os traços (315 km), foi possível identificar estações virtuais deste satélite no rio Purus, apresentando uma resolução temporal maior (10 dias). Existem séries temporais disponíveis desde 2008, ano do lançamento do satélite. A estação virtual no rio Purus corresponde ao número de órbita 165, e localiza-se a aproximadamente 575 km do exutório da bacia hidrográfica em estudo (Figura 8).

Umidade do Solo (SMOS)

A missão “Soil Moisture and Ocean Salinity” (SMOS) oferece informações de umidade do solo desde 2009, a nível global, com resolução espacial de aproximadamente 25km, para a camada superficial do solo, através de um radiômetro que registra a temperatura de brilho da superfície terrestre, que é relacionada com a umidade do solo através do algoritmo descrito em Kerr et al. (2012).

Produtos de umidade do solo do SMOS são disponibilizados pelo “*Centre Aval de Traitement des Données SMOS*” (“<http://www.catds.fr/Products/Available-products-from-CPDC>”), em Nível 3 de processamento, com as opções de produtos diários, de 3 dias, de 10 dias, ou agrupados mensalmente.

No presente estudo, foi utilizado o produto de umidade do solo mensal. Os dados foram então extraídos para a região de interesse, através de rotina desenvolvida em linguagem de programação MATLAB.

Armazenamento de água terrestre (GRACE)

A missão GRACE (“Gravity Recovery and Climate Mission”), lançada em 2002, adquire informações do potencial gravitacional terrestre, que podem ser correlacionadas com o armazenamento de água terrestre (TWS) (Swenson, 2012). Apresenta resolução espacial de aproximadamente 333 km e resolução temporal de um mês, em geral.

No presente estudo, foram utilizados produtos com resolução espacial de 100 km, disponibilizados pelas agências JPL, GFZ e CSR, disponíveis em (“<https://grace.jpl.nasa.gov/data/get-data/>”), extraídos para a bacia hidrográfica do rio Purus, através de rotina desenvolvida em linguagem de programação MATLAB, com a multiplicação de fatores de escala recomendada por Swenson & Wahr (2006). Os valores estão computados em milímetros, em termos de anomalias relativas à média histórica de 2004 a 2009.

Evapotranspiração (MODIS)

O produto de evapotranspiração (MOD16) provém da aplicação de uma série de algoritmos baseados em índices de vegetação sobre as imagens do MODIS (“Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer”), acopladas a dados de reanálise (Mu et al., 2013).

O produto MOD16 utilizado apresenta resolução espacial de 1 km e resolução temporal mensal, sendo disponibilizado pela Universidade de Montana (“<http://www.ntsg.umt.edu/project/modis/mod16.php>”). A série histórica foi extraída para a bacia hidrográfica de interesse através de rotina de programação desenvolvida em linguagem MATLAB.

Extensão de águas superficiais (ALOS-PALSAR)

Para a estimativa da extensão de águas superficiais, foi realizada a classificação das imagens do radar de abertura sintética ALOS-PALSAR, que imageou a superfície terrestre de

2006 a 2011. Este sensor apresenta resolução espacial de aproximadamente 100 m e um ciclo de 46 dias.

Os produtos utilizados no presente estudo foram disponibilizados pelo Alaska SAR Facility (“<https://www.asf.alaska.edu>”), em nível de processamento 1.5, o que equivale a correções geométricas e radiométricas. Adicionalmente, foi aplicado um filtro mediana 3 x 3 para redução de ruídos que são típicos em imagens de radar (Lee et al., 2015).

Vinte e uma imagens no período de 2006 a 2010 foram classificadas em duas categorias, de acordo com o coeficiente de retroespalhamento: (1) água e vegetação inundada e; (2) vegetação não inundada. Foram consideradas duas opções de limiar para a divisão entre vegetação inundada e não inundada: -4.5 dB e -6.5 dB. A escolha desses dois limiares se deu em função de que Hess et al. (2003) utilizou o limiar de -6.5dB para a classificação de imagens JERS-1 (que é o predecessor do ALOS-PALSAR) na região amazônica, enquanto que Rosenqvist (2008) utilizou o limiar de -4.6 dB para a classificação de imagens do ALOS-PALSAR, em um estudo no Congo. Para a diferenciação entre água e vegetação inundada, o limiar adotado foi de -14 dB, conforme recomendação de Hess et al., 2003 e Lee et al., 2015.

Síntese dos Produtos de Sensoriamento Remoto

A Tabela 4 apresenta um resumo dos produtos de sensoriamento remoto utilizados no presente estudo.

Tabela 4. Sumário dos produtos de sensoriamento remoto utilizados no estudo.

Produto	Variável Hidrológica	Descrição Geral	Res. Espacial	Res. Temporal	Período
Jason-2	Altimetria	Radar (microondas), pulso à nadir	315 km*	9.9 dias	2008 - atual
MOD-16	Evapo-transpiração	Índices de vegetação	1 km	8 dias	2000 - atual
ALOS-PALSAR	Áreas inundadas	Radar, coeficiente de retro-espalhamento	100 m	46 dias	2006 - 2011
SMOS	Umidade do solo	Radiômetro (temperatura de brilho)	50 km	~3 dias	2009 - atual
GRACE	Armazenamento de água	2 satélites, potencial gravitacional	100 km	~30 dias	2002- 2017

*distância entre os traços

A Figura 9 apresenta os períodos (em anos) abrangidos pelas variáveis analisadas no estudo.

	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15
Vazão	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■					
Altimetria									■	■	■	■	■			
Armazenamento de água terrestre			■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Umidade do solo										■	■	■	■	■	■	■
Evapotranspiração	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Áreas inundadas							■	■	■	■	■	■				

Figura 9. Períodos de abrangência das variáveis analisadas no presente estudo.

4.3. Calibração

O Modelo MGB-IPH foi simulado com um conjunto de parâmetros de vegetação, baseado em valores médios de albedo, índice de área foliar, altura da vegetação e resistência superficial, sugeridos no manual de aplicação do MGB-IPH (Jardim, P.F. et al., 2017), estimados com base na literatura. Foi adotada a simplificação de não variarem durante os meses do ano, mas com valores diferentes para cada uma das Unidades de Resposta Hidrológica. Os parâmetros de vegetação do MGB-IPH são deriváveis de medidas físicas do sistema (e não parâmetros conceituais como os de solo), por isso são tipicamente não calibrados, portanto um mesmo conjunto foi considerado em todas as simulações, sendo apresentado na Tabela 5.

Tabela 5. Conjunto de parâmetros fixos de vegetação.

URH	Albedo	Índice de Área Foliar	Altura da vegetação	Resistência superficial
FlorRas	0.14	6	20	50
FlorProf	0.14	6	20	50
AgriRas	0.21	2	1	50
AgriProf	0.21	2	1	50
CampRas	0.22	2	0.75	50
CampProf	0.22	2	0.75	50
Varzea	0.15	3	2	50
ASI	0.1	1	0.75	50
Agua	0.08	1	0.1	0

Por outro lado, os parâmetros de solo são tipicamente calibrados no MGB-IPH. Esta calibração – que é um processo iterativo – pode ser executada de forma manual, ou automática. No presente estudo, a calibração do modelo foi realizada de acordo com a vazão observada na estação fluviométrica Canutama (código ANA 13880000), de forma automática.

Na Tabela 6, é apresentado o conjunto inicial de parâmetros do solo, estimados a partir da experiência de trabalhos anteriores de aplicação do MGB-IPH (e.g., Collischonn, 2001 e Paiva et al., 2013c). O conjunto inicial de parâmetros de solo foi perturbado com o algoritmo genético MOCOM-UA, e os limites nos quais foi permitido que os parâmetros variassem durante a evolução são apresentados entre parênteses na Tabela 6. Para os parâmetros Wm , b , $Kbas$, $Kint$, CS e CI , foi permitida uma variação de 0.1 a 3.0 vezes o valor inicial, sendo que apenas para o parâmetro de armazenamento de água (Wm) foi permitida variação entre solos rasos e profundos. Para o parâmetro CB , foi configurado um limite superior maior, podendo variar de 0.1 a 20 vezes o valor do parâmetro no conjunto inicial. Os parâmetros XL , CAP , Wc e QB não foram calibrados.

Tabela 6. Conjunto de parâmetros iniciais do solo.

URH	Wm	b	Kbas	Kint	XL	CAP	Wc
FlorRas	300 (30 – 900)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
FlorProf	500 (50 – 1500)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
AgriRas	300 (30 – 900)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
AgriProf	500 (50 – 1500)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
CampRas	300 (30 – 900)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
CampProf	500 (50 – 1500)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
Varzea	300 (30 – 900)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
ASI	300 (30 – 900)	0.5 (0.05 – 1.5)	1.0 (0.1 – 3)	10 (1 – 30)	0.67	0	0.1
Agua	0	0	0	0	0	0	0
CS	10 (1 – 30)						
CI	100 (10 – 300)						
CB	1000 (100 – 20000)						
QB	0.01						

Em cada geração do algoritmo, foram simulados 50 indivíduos, com evolução limitada para um número máximo de 300 gerações. Foi considerada a minimização de três funções-objetivo de mesmo peso: $F.O. (1)$, expressão dada pela Equação (7), que leva em conta o coeficiente de correlação (r); $F.O. (2)$, que leva em conta a razão entre desvio padrão das vazões simuladas e observadas (α), dada pela Equação (8), e $F.O. (3)$, que considera a razão entre suas médias (β), dada pela Equação (9), em que $F.O.$ é função-objetivo.

$$F.O. (1) = (r - 1)^2 \quad (7)$$

$$F.O. (2) = (\alpha - 1)^2 \quad (8)$$

$$F.O. (3) = (\beta - 1)^2 \quad (9)$$

Os três termos apresentados, $F.O.(1)$, $F.O.(2)$ e $F.O.(3)$, compõem a métrica chamada de coeficiente Kling-Gupta (KGE), dada pela Equação (10). O KGE pode variar de valores negativos até um, que representa o melhor resultado.

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (10)$$

4.4. Validação

A validação dos resultados do modelo com observações de produtos de sensoriamento remoto foi avaliada de formas diferentes para as variáveis consideradas, a fim de compatibilizar as saídas do modelo com os produtos de sensoriamento remoto em termos de resolução temporal, referencial adotado e limitações dos produtos.

Para a compatibilização das séries temporais de altimetria do MGB-IPH e do Jason-2, os valores de ambas as séries (x) foram padronizados através da subtração pelas suas médias (u), em função de que os referenciais de nível das séries diferem.

Os valores de áreas inundadas foram comparados em valores absolutos (em km^2). A fim de evitar valores espúrios de área inundada, apenas as regiões onde se concentram as planícies inundáveis da bacia hidrográfica foram consideradas (região de jusante, em torno do rio principal), delimitadas na Figura 8.

Para as variáveis de umidade do solo, evapotranspiração e armazenamento de água, as séries temporais dos produtos de sensoriamento remoto foram obtidas através do cálculo da média dos pixels pertencentes à bacia hidrográfica do rio Purus. Para os resultados do MGB-IPH destas variáveis, foram calculadas médias ponderadas pelas áreas das minibacias.

A umidade do solo foi comparada em termos de anomalia para as duas séries (SMOS e MGB-IPH), isto é, os valores foram subtraídos pelas médias (u), e divididos pelo desvio padrão (σ). Este procedimento é necessário para a comparação das séries, haja vista que o MGB-IPH simula a coluna de solo inteira, enquanto que o SMOS registra apenas as camadas superficiais do solo. Os valores médios de umidade do solo simulados pelo MGB-IPH foram calculados considerando a ponderação por unidades de resposta hidrológica (URHs), para cada minibacia. Finalmente, os valores do MGB-IPH e do SMOS foram comparados em termos de médias mensais.

Os dados de evapotranspiração do MOD16 e do MGB-IPH foram comparados em milímetros, em valores absolutos mensais.

A variável de armazenamento de água terrestre foi extraída do MGB-IPH através da Equação (11), em que dS/dt é a variação de armazenamento, I é o volume que entra na

minibacia, O é o volume efluente, P é o volume precipitado, e ET é o volume evapotranspirado na área de interesse (A_d).

$$\frac{dS}{dt} = (P - ET) \times A_d + I - O \quad (11)$$

Para cada intervalo de tempo, os valores de dS/dt foram acumulados, resultando em estimativas de volumes mensais. Os volumes extraídos do MGB-IPH foram subtraídos da média de 2004 a 2009 e divididos pela área da bacia, a fim de comparar as séries históricas em termos de anomalias em milímetros.

A Tabela 7 sumariza a forma adotada para expressão de cada uma das variáveis, em que x é o valor absoluto, u é a média, e σ é o desvio padrão.

Tabela 7. Sumário da forma de expressão das variáveis para compatibilização das séries históricas.

Variável hidrológica	Produto de Sensoriamento Remoto	Variável de comparação	Cálculo da anomalia	Unidade
Umidade do solo	SMOS L3	anomalias de médias mensais	$\frac{x - u}{\sigma}$	-
Evapotranspiração	MOD16	totais mensais	-	mm
Áreas inundadas	ALOS-PALSAR	valores instantâneos	-	km ²
Altimetria	Jason-2	anomalias de valores instantâneos	$x - u$	m
Armazenamento de água terrestre	GRACE	anomalias mensais	$x - u$	mm

Para a avaliação da concordância entre as séries simuladas e observadas, foi computado o coeficiente de Kling-Gupta (KGE), apresentado anteriormente na Equação (10).

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1. Vazão

Na Figura 10, são apresentados os hidrogramas resultantes da simulação dos 50 conjuntos da primeira geração do algoritmo de calibração automática (i.e., perturbação aleatória do conjunto inicial de parâmetros, nomeado de “geração inicial” no presente estudo, que representa o conhecimento a priori dos parâmetros), bem como da simulação dos 50 conjuntos de parâmetros de solo da última geração do algoritmo (que convergiu na 102ª geração, aqui chamada de “calibração automática”, que representa o conhecimento a posteriori dos parâmetros, após a calibração), em comparação com os dados de vazão observada in-situ. Ressalta-se que a calibração automática implica em um custo computacional maior do que a calibração manual, que no caso do presente estudo foi de aproximadamente 4 dias para a convergência.

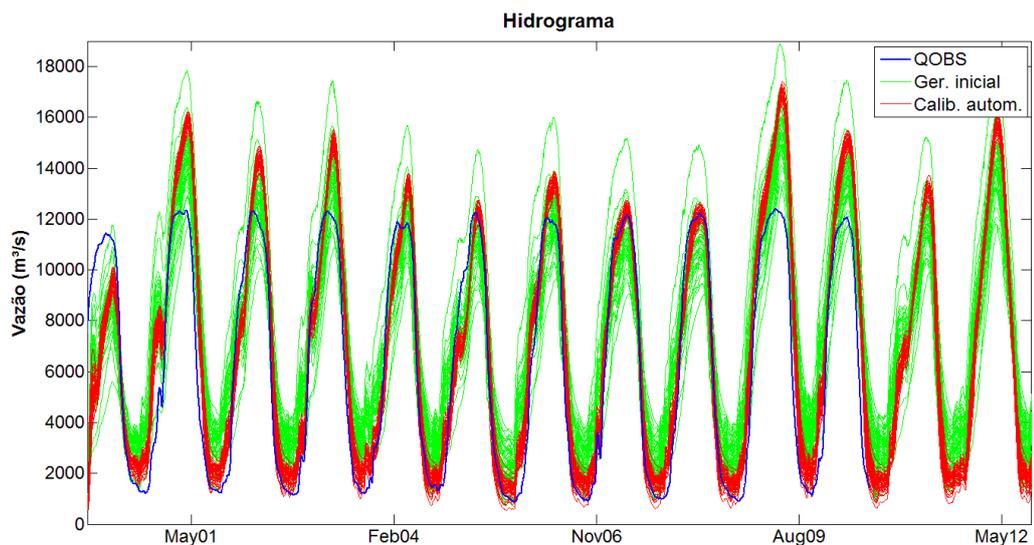


Figura 10. Séries temporais de vazão do MGB-IPH, com precipitação estimada pelo TMPA (resultados da geração inicial de parâmetros de solo e da calibração automática do modelo) e série de vazões observadas in situ na estação Canutama (13880000).

Com base nestes hidrogramas, observa-se que mesmo os conjuntos de parâmetros da geração inicial apresentam boa representatividade da sazonalidade da região, embora em termos de volume estejam superestimando a vazão em períodos secos. A concordância entre essas séries, apesar de os parâmetros iniciais serem considerados “não-calibrados”, tem relação com a escolha destes parâmetros já ter considerado valores que empiricamente apresentam bons resultados para o modelo MGB-IPH, bem como em função de que os processos de transporte de água nesta região de estudo são bastante lentos, em função da

presença de planícies de inundação, que atuam como atenuadoras das diferenças na geração de escoamento.

Os resultados da calibração automática apresentam menor dispersão do que os resultados da geração inicial. Além disso, se destacam por acertarem melhor as subidas dos hidrogramas, bem como as vazões em períodos secos. Em períodos de cheia, no entanto, apresentam concordância nos anos de 2005, 2007 e 2008, mas em diversos outros anos, as séries com parâmetros calibrados superestimam a série de vazões observadas, principalmente nos anos de 2009 e 2010. A primeira hipótese para esta discordância está relacionada a incertezas de uma das principais forçantes do modelo, a precipitação, avaliada nos parágrafos seguintes.

O modelo foi simulado tanto com a precipitação estimada pelo produto TMPA 3B42, como pela interpolação de dados in-situ de postos pluviométricos da Agência Nacional de Águas (ANA). Os resultados são apresentados na Figura 11. O conjunto de parâmetros de solo utilizado em ambas simulações consiste naquele conjunto resultante da calibração automática (com o produto TMPA 3B42 como dado de entrada) de maior KGE.

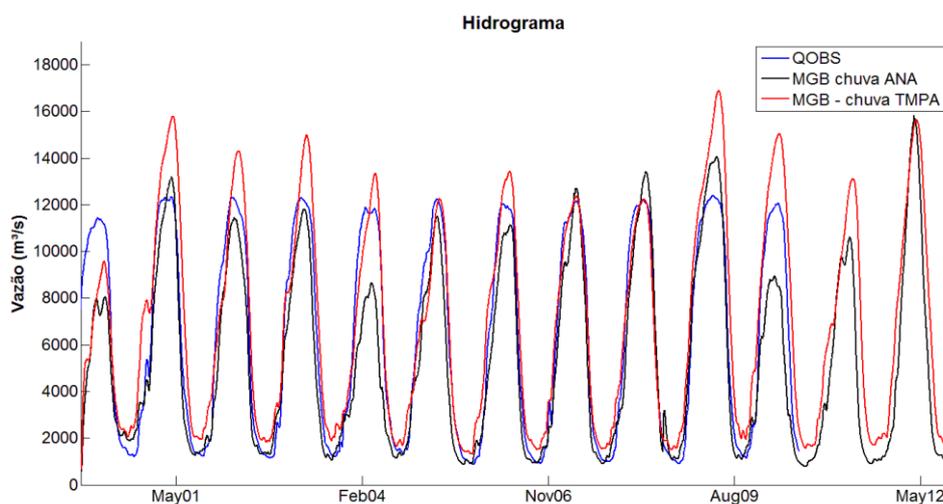


Figura 11. Séries temporais de vazão do MGB-IPH, após calibração automática, para o conjunto de parâmetros de maior KGE (com precipitação estimada por estações pluviométricas in-situ e pelo produto TMPA), e vazões observadas em Estação fluviométrica da ANA.

Observa-se que existe significativa diferença entre as simulações, evidente no ano de 2004, por exemplo. Em geral, as vazões geradas pelas chuvas estimadas pelos postos pluviométricos são inferiores às vazões geradas pelas estimativas de precipitação do produto TMPA. Mas existe certo padrão de diferenciação entre anos secos e anos úmidos, que é bem representado pelas duas séries. Com relação ao ano de 2009, as simulações concordam em superestimar as vazões com relação à vazão observada. No ano de 2010, apenas a simulação com o TMPA superestima as vazões observadas, mas a simulação com os dados de postos

pluviométricos tampouco se aproxima da vazão observada, situação ocorrente também no ano de 2004.

Independentemente da base de dados adotada como forçante do modelo (i.e., TMPA ou postos pluviométricos), observa-se que a simulação apresenta variabilidade interanual, enquanto que as observações são constantes (períodos secos sempre em torno de 2.000 m³/s e períodos úmidos sempre em torno de 12.000 m³/s). Essa constatação implica que podem existir incertezas associadas aos dados de vazão observada, pois os rios da região amazônica são característicos por suas planícies de inundação. Sendo assim, ocorre transferência de água da calha principal para a planície, efeito que pode não estar sendo considerado quando o nível é registrado, do qual a vazão é derivada através de curva-chave.

Quanto à simulação, o modelo adotado no presente estudo é unidimensional, com a especificação de uma calha uniforme para o rio e para a planície, que pode não representar adequadamente o escoamento em planícies de inundação. A especificação de uma calha composta ou a utilização de um modelo bidimensional (da Paz et al., 2014) poderiam fornecer uma representação mais adequada deste efeito.

Essas incertezas relacionadas aos hidrogramas (observado e simulados) fornecem ainda mais motivos relevantes para a validação do modelo com observações de outras variáveis hidrológicas.

5.2. Altimetria espacial

A Figura 12 apresenta as séries temporais de altimetria espacial do Jason-2 e do MGB-IPH, resultantes da simulação com o conjunto de parâmetros do solo da geração inicial e dos parâmetros resultantes da calibração automática.

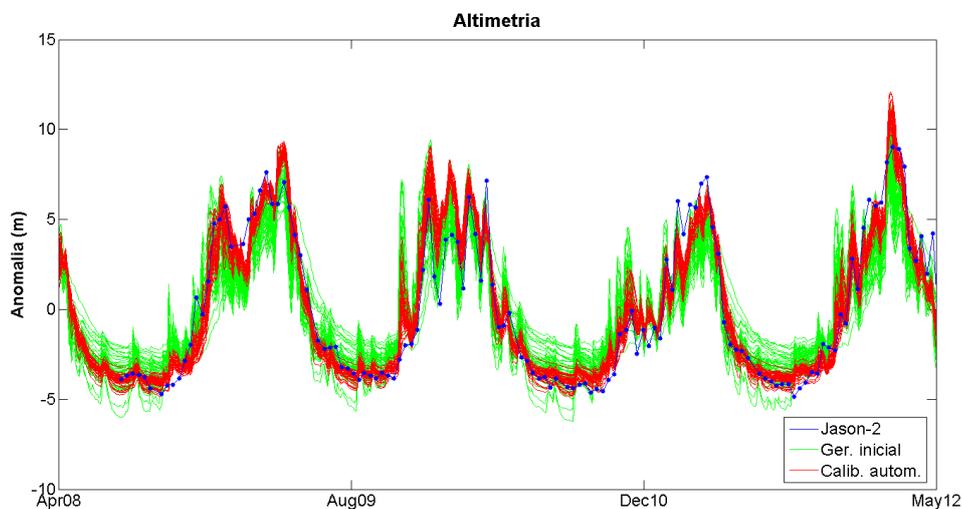


Figura 12. Séries temporais de altimetria espacial do MGB-IPH (conjuntos de parâmetros iniciais e conjuntos de parâmetros resultantes da calibração automática) e do Jason-2.

Assim como ocorre na vazão, a calibração automática reduz a dispersão dos resultados de altimetria e estima melhor os níveis principalmente nos períodos secos, embora mesmo o conjunto inicial já seja capaz de representar a sazonalidade da região. Isto ocorre em função da forte sensibilidade dos resultados do modelo à principal forçante do modelo, a precipitação, que é bastante sazonal nesta região, mas também em função da especificação adequada das relações geomorfológicas em ambos os casos, dado que a geometria do rio também exerce forte influência nos resultados de altimetria. A amplitude de altimetria representada no gráfico se estende a 12 metros, aproximadamente. Esta é uma constatação que dá confiabilidade para as medições de altimetria do Jason-2, já que sua acurácia foi estimada em 0.28 m (Jarihani et al., 2013), o que seria uma adversidade para rios com baixa amplitude de níveis d'água (que não é o caso do rio Purus).

5.3. Armazenamento de Água Terrestre (TWS)

A Figura 13 apresenta as séries temporais de anomalias no armazenamento de água terrestre estimadas pelo MGB-IPH e as estimativas do satélite GRACE.

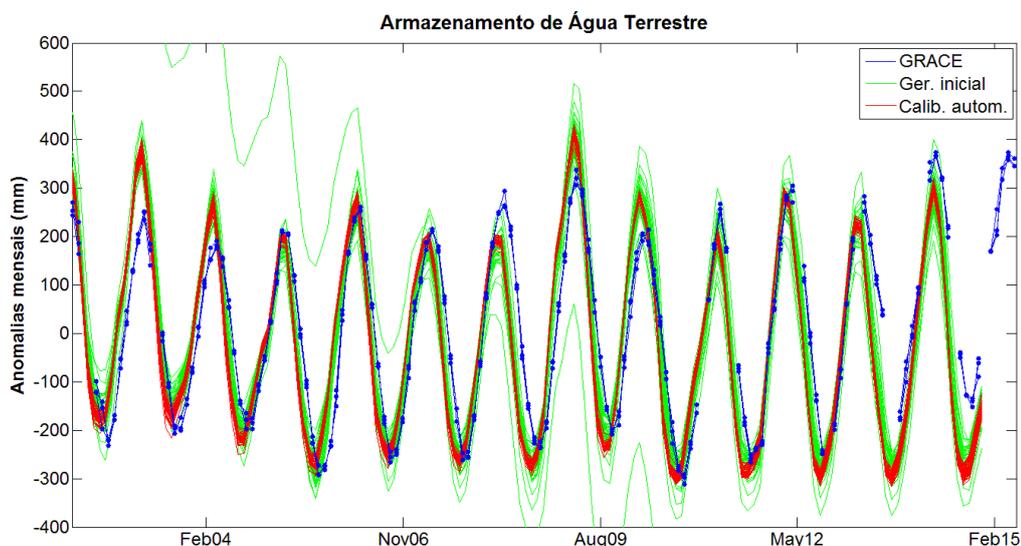


Figura 13. Séries temporais de armazenamento de água terrestre (TWS) estimadas pelo MGB-IPH (conjuntos de parâmetros iniciais e conjuntos de parâmetros da calibração automática) e observações do GRACE (JPL, CSR, GFZ).

Com base na análise da Figura 13, observa-se novamente que os resultados da calibração automática são menos dispersos do que os resultados da simulação da geração inicial de parâmetros de solo. Os resultados da calibração automática apresentaram boa concordância com os dados de observação do satélite GRACE, representando não apenas a sazonalidade, mas também as diferenças interanuais. Observa-se também que as observações

do GRACE aparecem atrasadas com relação às estimativas do MGB-IPH, comportamento que deve ser estudado em trabalhos futuros.

No entanto, observam-se resultados com comportamentos distintos para TWS na geração inicial: existe um conjunto de parâmetros que resulta em anomalias de armazenamento terrestre significativamente diferente dos outros, com um padrão decrescente. Este conjunto de parâmetros será tratado como “outlier” e será discutido na seção 5.7 *Avaliação quantitativa do desempenho da calibração automática*. É importante observar que, diferentemente do armazenamento de água terrestre, na apresentação das simulações de outras variáveis não foi possível identificar este “outlier”.

5.4. Umidade do solo

A Figura 14 apresenta as séries temporais de umidade do solo do MGB-IPH e da missão SMOS.

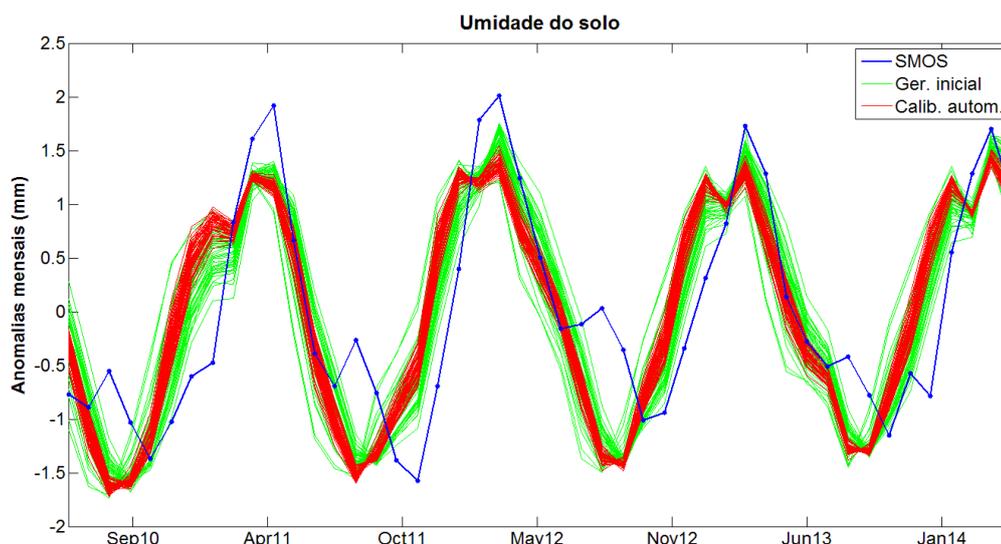


Figura 14. Séries temporais de umidade do solo estimadas pelo MGB-IPH (conjunto inicial e conjunto resultante da calibração automática) e observações do SMOS.

Os resultados da geração inicial e da calibração automática, para a umidade do solo, são pouco dispersos em relação às outras variáveis. A análise das séries temporais apresentadas na Figura 14 leva à impressão de que não há diferenças significativas entre as simulações com diferentes conjuntos de parâmetros de solo. É importante observar que os dados plotados são anomalias, i.e., subtração dos valores brutos pela média dos dados, e divisão pelo desvio padrão, o que pode descaracterizar as diferenças entre as séries.

Em geral, as séries calibradas apresentam boa concordância com a série de observações do SMOS, embora existam picos secundários menores em todos os meses de agosto nas observações do SMOS, que não são representados na simulação. Na tentativa de

identificar um padrão espacial nesses picos, foi analisada a distribuição espacial das observações do SMOS nesses meses, para a bacia hidrográfica de interesse, apresentadas na Figura 15, que compara os meses de agosto e de julho dos anos de 2010, 2011 e 2012.

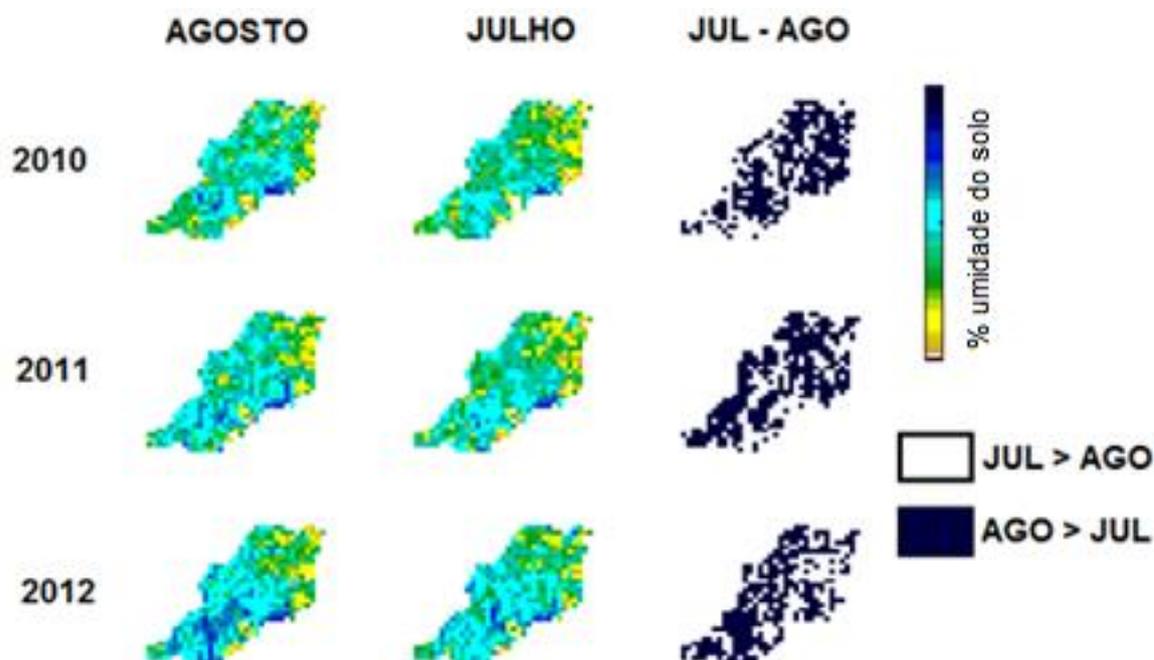


Figura 15. Espacialização dos valores de umidade do solo (%) provenientes das observações do SMOS para a bacia hidrográfica do rio Purus, para os meses de julho e agosto dos anos de 2010, 2011 e 2012.

Na Figura 15, no entanto, não é possível identificar nenhum padrão espacial para a variação de umidade do solo nos meses de agosto. É importante ressaltar que o modelo hidrológico simula a umidade do solo para toda a coluna de solo, enquanto que o SMOS registra apenas a umidade do solo nas camadas superficiais do solo, em função de que capta a temperatura de brilho da superfície. O tratamento dos dados com anomalias mensais se dá em função dessa incompatibilidade. Ainda, é importante observar que o sinal do SMOS é perturbado por vegetações de floresta (Vittucci et al., 2016), como é o caso da presente análise, e apresenta maiores dificuldades para o processamento e maiores erros na estimativa final de umidade do solo.

5.5. Evapotranspiração

A comparação das séries temporais de evapotranspiração do MOD16 e do MGB-IPH é apresentada na Figura 16.

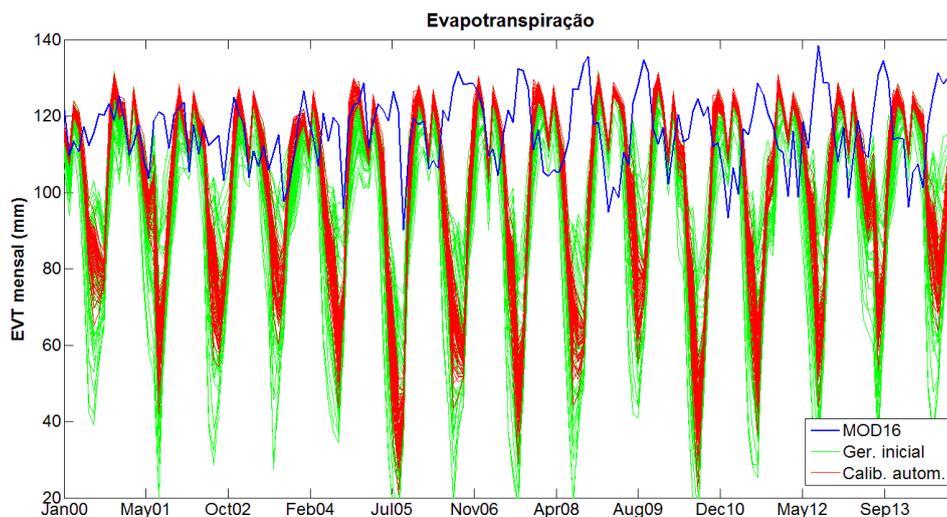


Figura 16. Séries temporais de evapotranspiração do MGB-IPH (conjuntos de parâmetros da geração inicial e conjuntos de parâmetros da calibração automática) e observações do produto MOD16.

Observa-se na Figura 16 que as séries do MGB-IPH e do MOD16 apresentam significativas diferenças, dentre elas são claramente identificáveis padrões e amplitudes diferentes, com picos simulados e observados dessincronizados. Por exemplo, enquanto as estimativas do MOD16 variam de aproximadamente 100 mm a 130 mm, as estimativas do MGB-IPH provavelmente estão subestimadas, pois chegam a até 20 mm por mês nos períodos secos.

As séries de evapotranspiração resultantes da calibração automática do MGB-IPH apresentam menores amplitudes do que os resultados da geração inicial, mas apresentam um padrão semelhante. Essa semelhança se dá em função de que, no MGB-IPH, os parâmetros de vegetação, aos quais as taxas de evapotranspiração são mais sensíveis, são chamados de “parâmetros fixos”, enquanto que parâmetros de solo são chamados de “parâmetros calibráveis”. Isso não significa que os parâmetros de vegetação não possam ser calibrados, mas sim que usualmente adotam-se valores típicos de vegetação para as unidades de resposta hidrológica (URHs), com base na literatura científica, ou são utilizados valores médios sugeridos no software do MGB-IPH (conforme executado no presente estudo). O modelo é calibrado através da modificação dos parâmetros de solo apenas, embora Da Paz et al. (2013) tenha demonstrado certa sensibilidade da evapotranspiração ao parâmetro de capacidade de armazenamento de água no solo (W_m) no modelo MGB-IPH.

A fim de avaliar de forma mais compreensiva as séries de evapotranspiração, foram computados os valores de anomalias pelas médias mensais, conforme é apresentado na Figura 17.

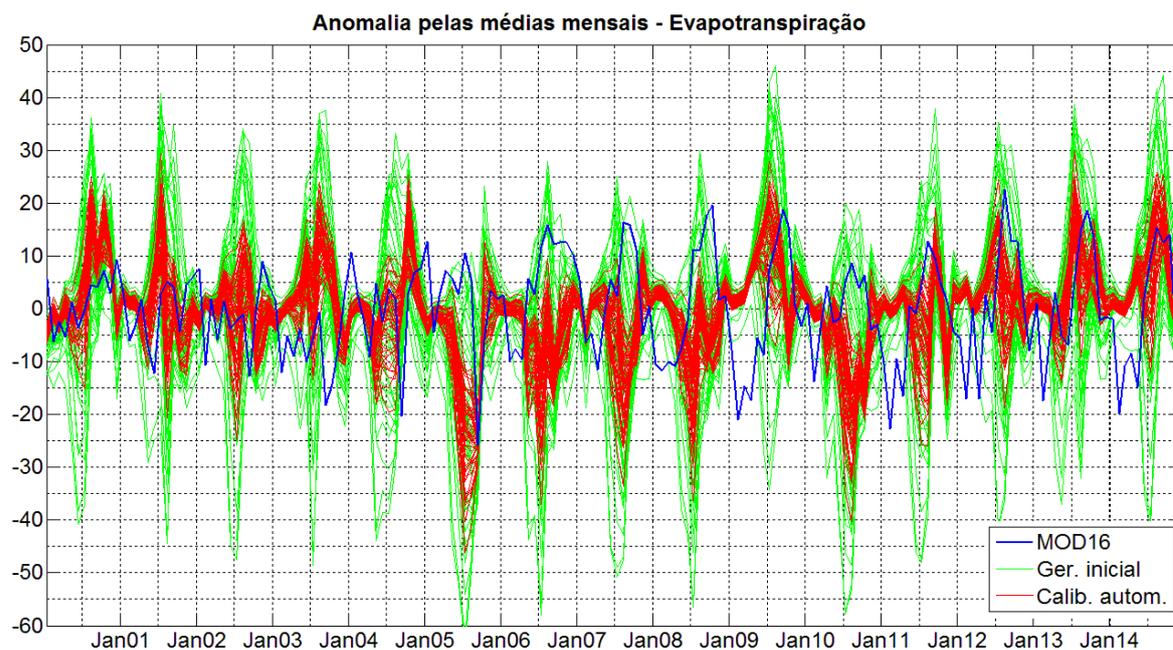


Figura 17. Séries temporais de anomalias pelas médias mensais de evapotranspiração do MGB-IPH (conjuntos de parâmetros da geração inicial e conjuntos de parâmetros da calibração automática) e do produto MOD16.

As séries temporais de valores absolutos de evapotranspiração do MGB-IPH (Figura 16) apresentavam amplitudes diferentes, mas padrões semelhantes. Na análise das séries temporais de anomalias pelas médias mensais de evapotranspiração do MGB-IPH (Figura 17), observa-se que existem diferenças de padrão entre a geração inicial e a calibração automática, o que é evidente a partir do ano de 2005. A partir deste ano, até 2009, não são identificados picos pronunciados nos resultados da calibração automática (diferentemente do restante dos anos). Supõe-se que estes padrões diferenciados a partir de 2005 tenham relação com o estresse hídrico que a região amazônica esteve submetida neste ano (Zeng et al., 2008), mas esta trata-se apenas de uma possível interpretação, afinal as observações do MOD-16 não apresentam estes efeitos de estresse hídrico nos anos subsequentes.

De forma geral, tanto a amplitude quanto o comportamento das séries simuladas e observadas é bastante diferente, refletindo uma necessidade de maior compreensão sobre o processo de evapotranspiração nessa região, sobre o algoritmo de processamento das imagens MODIS para a geração do produto MOD16 de evapotranspiração, que envolve a aplicação de muitas equações e simplificações, o que outros estudos demonstraram que resulta em produtos de menor acurácia para regiões de floresta, como a Amazônia (Mu et al., 2011), bem como aprimoramento da estimativa do modelo MGB-IPH do processo de evapotranspiração.

5.6. Áreas inundadas

A Figura 18 apresenta séries temporais de áreas inundadas geradas pelo modelo MGB-IPH e pela classificação das imagens do ALOS-PALSAR. São apresentados os resultados relativos à discriminação de vegetação inundada de vegetação não inundada com os limiares de -4.6 dB e de -6.5 dB.

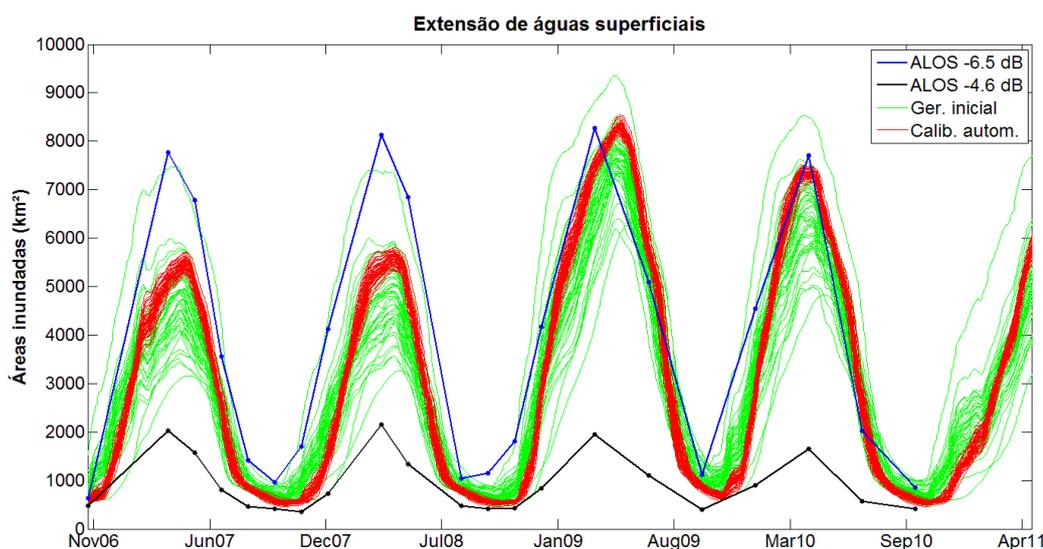


Figura 18. Séries temporais de extensão de águas superficiais do MGB-IPH (com os conjuntos de parâmetros iniciais e os conjuntos de parâmetros da calibração automática) e resultados da classificação do produto ALOS-PALSAR com os limiares de -6.5 dB e -4.6 dB para a diferenciação entre vegetação inundada e não inundada.

Observa-se que existe uma diferença de aproximadamente 6.000 km² de áreas inundadas dependente do limiar adotado para a classificação entre vegetação inundada e vegetação não inundada (-4.6 dB ou -6.5 dB), o que não fornece confiança para a utilização dos dados dessa forma, já que os limiares corretos precisam ser melhor explorados para que representem as áreas inundadas com menos incerteza. No entanto, as séries do MGB-IPH representam bem a sazonalidade da região, embora a quantidade de dados observados pelo ALOS-PALSAR seja baixa.

Com as simulações da geração inicial, existe um conjunto de parâmetros que concorda bem com as áreas estimadas nos dois primeiros anos a partir do ALOS-PALSAR com limiar de -6.5 dB, mas trata-se de um “outlier” (o mesmo “outlier” identificado na análise do TWS). Os resultados do MGB-IPH concordam com ambas as séries temporais do ALOS-PALSAR na representação da sazonalidade da região. Na calibração automática, existe maior concordância do MGB-IPH com a série de -4.6 dB em períodos secos, mas maior concordância com a série de -6.5 dB em períodos de cheia.

Considerando as incertezas das observações de áreas inundadas nessa etapa do presente estudo, é interessante analisar a distribuição espacial dessa variável, como é

apresentado na Figura 19, para períodos de águas baixas (27/set/2007) e de águas altas (29/mar/2008), com o resultado do modelo apresentado apenas para a simulação do conjunto de parâmetros do solo de melhor KGE. A essas imagens são ainda comparados os mapas de inundação gerados por Hess et al. (2003), através de procedimentos de classificação de imagens da missão JERS-1, extraído para as minibacias de interesse no presente estudo.

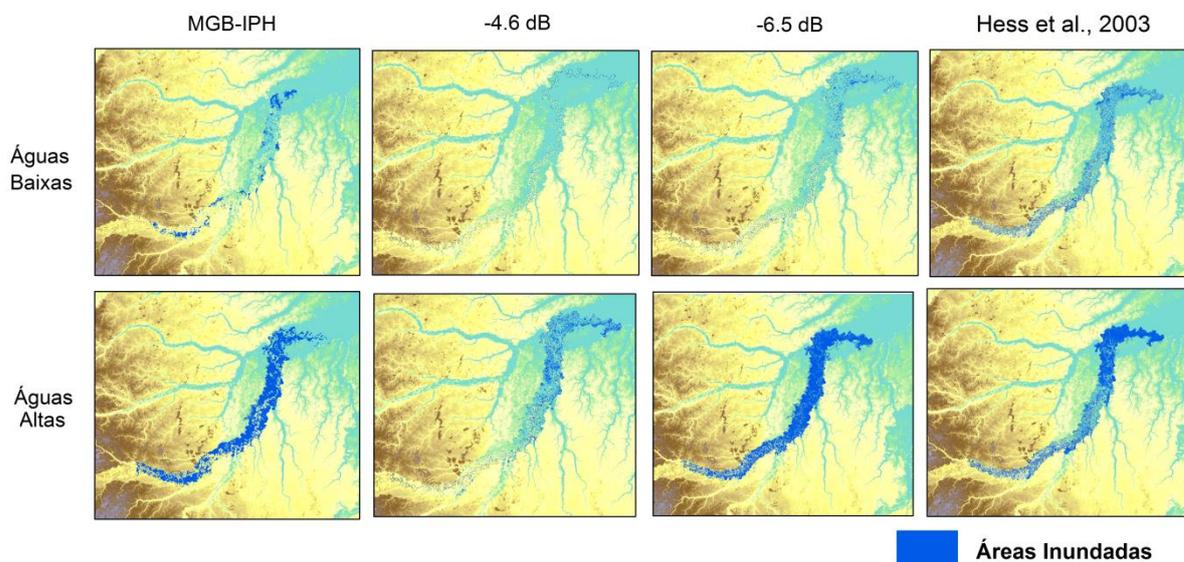


Figura 19. Áreas inundadas para as minibacias de interesse do estudo, na região do rio Purus, simulado pelo MGB, provenientes de observação do satélite ALOS-PALSAR com posterior classificação de vegetação inundada com os limiares de -4.6 dB e -6.5 dB, para duas datas distintas, em períodos de águas baixas (27-set-2007) e de águas altas (29-mar-2008), e mapas de inundação de Hess et al. (2003), sobrepostos ao modelo digital de elevação (MDE) da região de estudo. Fonte: adaptado de Meyer et al., 2017.

Observa-se que o MGB-IPH provavelmente subestima as áreas inundadas em função de que as margens do rio principal aparecem como não inundadas. Isso se dá pelos erros do modelo digital de elevação (MDE) utilizado que, mesmo sendo o ‘Bare-Earth’, que apresenta correções com relação ao SRTM, ainda assim apresenta ruídos e acaba identificando regiões mais altas nas margens dos rios, provavelmente em função de que essas regiões não são corrigidas por serem identificadas como pixels de água ou em função de que as bases de dados de entrada do produto ‘Bare-Earth’ apresentam diferentes resoluções espaciais (O’Loughlin et al., 2016). Por isso, fica evidente na simulação do MGB-IPH que as margens dos rios não estão inundadas, diferentemente da estimativa derivada da observação do satélite ALOS-PALSAR. Estudos futuros devem utilizar o recente produto MERIT DEM (Yamazaki et al., 2017), que corrige também ruídos chamados de “speckle noise”, como dado de entrada de modelo digital de elevação no MGB-IPH.

Outro fator que contribui para o resultado do MGB-IPH estar subestimado é a região de jusante da análise, que aparece como não inundada pelo MGB-IPH, mas inundada pelo

ALOS-PALSAR e pelos mapas de Hess et al. (2003). Este provavelmente é um erro do MGB-IPH relacionado às condições de contorno de jusante do modelo, que nessa etapa de estudo ainda não foram profundamente estudadas para correta especificação. No presente estágio do estudo, as condições de jusante foram assumidas de acordo com uma relação nível x vazão, com base na equação de Manning, utilizando a geometria do rio, com uma declividade (S) constante na minibacia de jusante, adotando o valor padrão do código do MGB-IPH, de $S = 33$ cm/km. Este é um valor de declividade superior às estimativas de Paiva et al. (2011b) para o rio Purus, em que $S = 5$ cm/km. Considerando que a declividade tenha sido superestimada pelo modelo, isto implica em diferenças no nível de jusante na ordem de metros, o que é coerente com a constatação de as estimativas de áreas inundadas estarem subestimadas na região de jusante, conforme apresentado na Figura 19.

Estudos futuros devem contemplar a correta especificação do parâmetro de declividade (S) da minibacia de jusante no modelo, conforme características geomorfológicas do rio em estudo. É interessante observar que os impactos da especificação incorreta do parâmetro de declividade de jusante foram perceptíveis apenas na análise de áreas inundadas, mas não das outras variáveis hidrológicas.

5.7. Avaliação quantitativa do desempenho da calibração automática

A avaliação da “concordância” entre as séries observada e simulada, apresentada na seção anterior de um ponto de vista qualitativo, será apresentada do ponto de vista quantitativo, expressado pelo coeficiente Kling-Gupta (KGE).

Qualitativamente, foi possível identificar que os resultados da calibração automática apresentam menor dispersão do que os resultados das simulações da geração inicial de parâmetros de solo. De forma quantitativa, isso fica evidenciado nos “boxplots” apresentados na Figura 20, onde são apresentados os resultados de cada uma das 100 simulações, para cada conjunto de parâmetros ótimos da geração inicial (50 simulações) e da calibração automática (50 simulações).

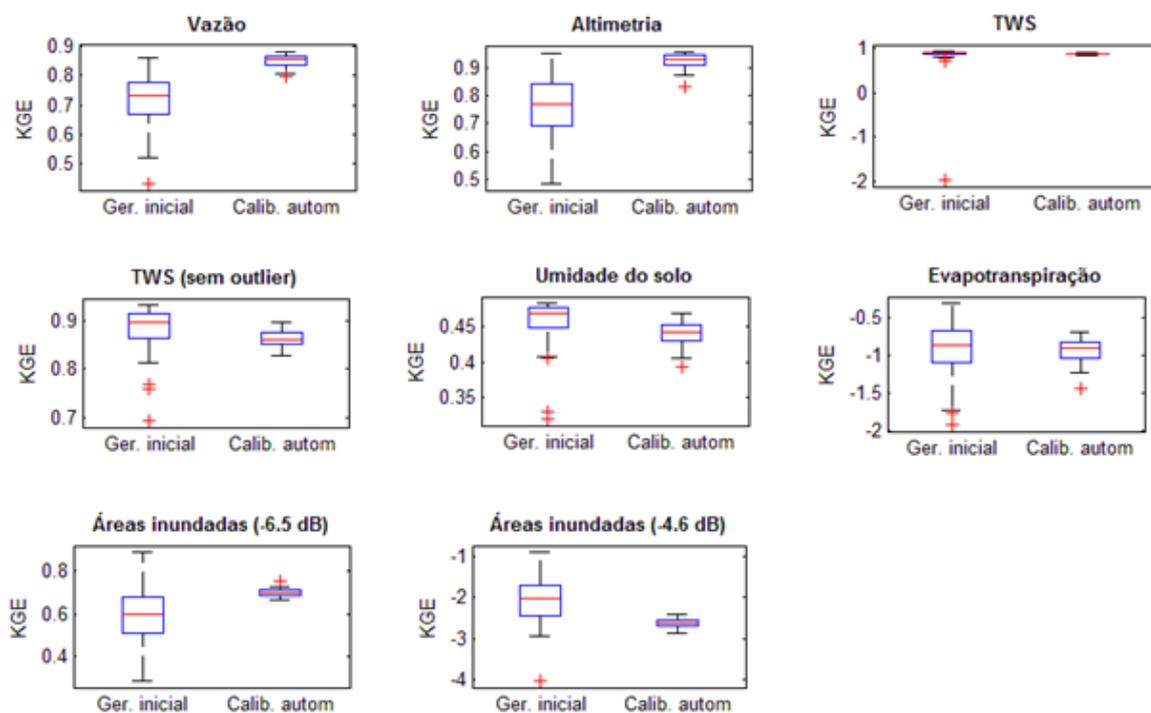


Figura 20. “Boxplots” dos resultados das simulações do MGB-IPH em termos de coeficiente Kling-Gupta (KGE), para cada uma das variáveis analisadas (vazão, altimetria, TWS, umidade do solo, evapotranspiração e áreas inundadas). São apresentados os resultados das simulações com 50 conjuntos de parâmetros iniciais e com 50 conjuntos de parâmetros resultantes da calibração automática.

Para todas as variáveis, o conjunto de KGEs da calibração automática apresenta menor dispersão do que o conjunto de KGEs da geração inicial. Para a vazão, o KGE na geração inicial assume mediana acima de 0.7, que evolui para acima de 0.8. Embora a calibração tenha sido executada com a vazão, a variável de altimetria apresentou destaque, partindo de um valor de mediana do KGE menor que 0.8, chegando a um valor de mediana do KGE acima de 0.9. Para o TWS, não é possível visualizar o conjunto de dados no gráfico, em função do “outlier” presente. Sendo assim, é também apresentado o gráfico de TWS sem este conjunto “outlier” de parâmetros. Observa-se que, embora a calibração automática tenha impactado na dispersão dos resultados, as medianas de KGE para o TWS ficaram piores (foram de aproximadamente 0.9 para uma ordem de 0.8). O mesmo ocorreu para áreas inundadas, se classificadas com o limiar de -4.6 dB (evoluíram da ordem de -2 para ordem de -3). Na evapotranspiração, a calibração automática diminuiu a dispersão, mas manteve valores de mediana constantes de KGE, na ordem de -1. Para a umidade do solo, os valores de mediana do KGE também mantiveram-se aproximadamente constantes, na ordem de KGE = 0.4. No entanto, é importante ressaltar que o KGE não é a métrica mais apropriada para avaliação da umidade do solo, já que os termos de média e de desvio padrão do KGE não são considerados, pois o valor é expresso em termos de anomalias, de forma que o KGE é

controlado pelo termo de correlação apenas, neste caso. Com relação à delimitação de áreas inundadas com o limiar de -6.5 dB, assim como para vazão e para altimetria, a dispersão diminuiu, acompanhada de um acréscimo no valor de KGE (cerca de 0.7, partindo de um valor de aproximadamente 0.6).

Com a computação das métricas de desempenho para o armazenamento de água terrestre (TWS), foi possível avaliar os parâmetros de solo da geração inicial, de forma a analisar qual dos parâmetros estaria associado ao “outlier” tão destacado na série de TWS apresentada previamente. A Figura 21 apresenta, para cada parâmetro do solo, os seus respectivos valores adimensionalizados para 49 conjuntos em azul, e o conjunto de parâmetros do “outlier” é apresentado em vermelho.

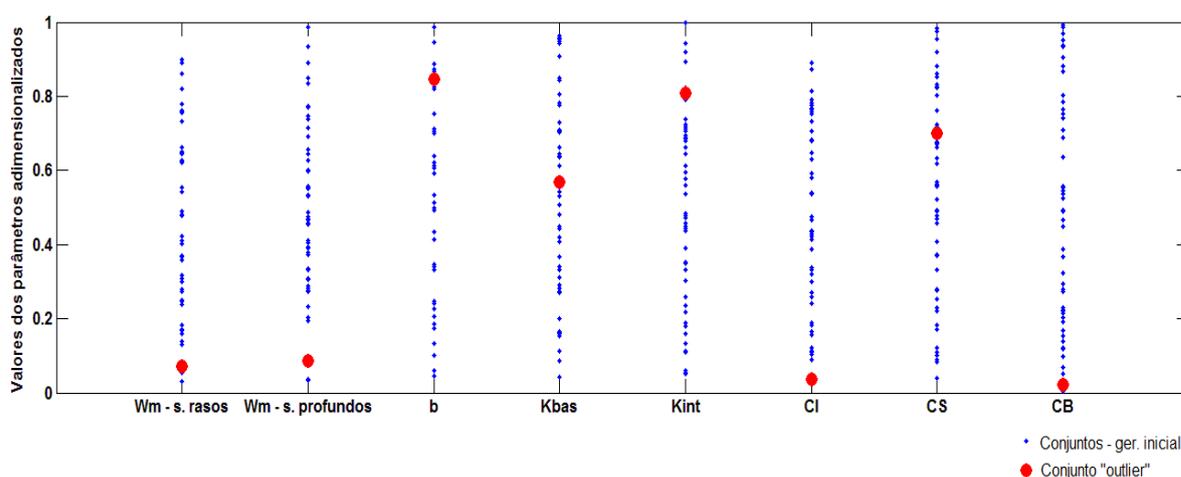


Figura 21. Valores dos parâmetros de solo do MGB-IPH adimensionalizados para a variável de armazenamento de água terrestre (TWS), resultantes da simulação com o conjunto de parâmetros iniciais. São apresentados os conjuntos de parâmetros iniciais (em azul) e o conjunto de parâmetros “outlier” (em vermelho).

Com base na Figura 21, observa-se que, para cada um dos parâmetros individualmente, existem valores semelhantes aos do “outlier”, mas que resultam em séries de TWS consistentes. Sendo assim, não é possível atribuir a ocorrência do “outlier” a nenhum parâmetro individualmente, mas sim ao conjunto. É importante reforçar, no entanto, que este conjunto de parâmetros é proveniente da geração inicial, mas na calibração automática não houve ocorrência de “outliers” tão pronunciados quanto este.

No contexto da análise de sensibilidade de cada um dos parâmetros de solo à calibração automática, é apresentada a Figura 22, em que “boxplots” ilustram as dispersões de cada um dos parâmetros de solo na geração inicial e após a calibração automática.

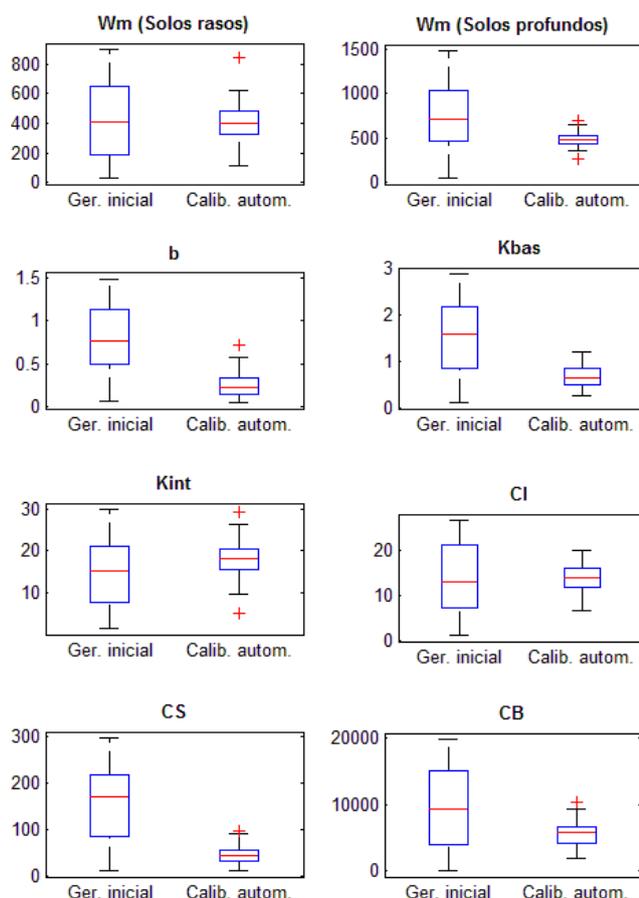


Figura 22. “Boxplots” dos valores dos parâmetros de solo do MGB-IPH, nos conjuntos de parâmetros iniciais e nos conjuntos de parâmetros resultantes da calibração automática.

Com base na Figura 22, pode-se observar que o algoritmo de calibração automática adotado (MOCOM-UA) atua de forma eficaz na diminuição da dispersão dos parâmetros. Para a maioria dos parâmetros, a faixa de valores resultantes da calibração automática esteve contemplada pela amplitude interquartil da faixa de parâmetros iniciais adotada, com exceção dos parâmetros Wm (solos profundos), b , $Kbas$ e CS , em que a faixa de parâmetros calibrados esteve mais próxima dos limites inferiores da geração inicial. Para estes parâmetros, a presente análise se presta a demonstrar que a especificação dos limites iniciais poderia ter sido para valores menores, de forma que o problema iria convergir com mais rapidez. Estudos futuros devem explorar a sensibilidade dos parâmetros de solo aos resultados das simulações de forma mais aprofundada.

A calibração automática resultou em valores de Wm (capacidade de armazenamento do solo) muito semelhantes entre solos rasos e profundos (em torno de 400), o que é uma inconsistência do algoritmo de calibração automática, que deve ser corrigida em futuras aplicações, já que a capacidade de armazenamento de água em solos profundos é superior a solos rasos.

A evolução de cada um dos parâmetros de solo individualmente, através da calibração automática com observações de vazão, resultou em conjuntos de parâmetros que foram simulados no modelo MGB-IPH, gerando saídas para vazão (KGE – vazão) e para as outras variáveis analisadas (altimetria, umidade do solo, evapotranspiração, TWS e áreas inundadas). Em comparação com as observações de sensoriamento remoto de cada uma dessas variáveis, foram computados os valores de coeficiente Kling-Gupta (KGE-SR) de cada uma dessas séries, para todas as simulações (50 simulações com o conjunto de parâmetros iniciais e 50 simulações com o conjunto de parâmetros calibrados), que são apresentados na Figura 23.

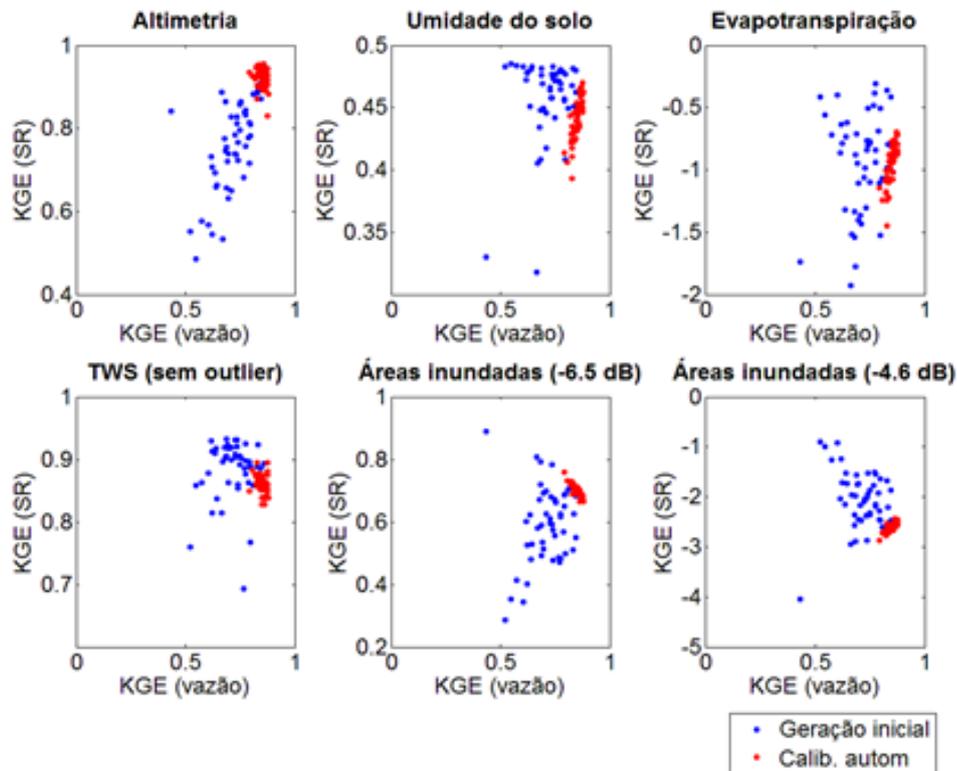


Figura 23. Resultados dos coeficientes Kling-Gupta (KGE) das simulações do MGB-IPH com 50 conjuntos de parâmetros iniciais (em azul) e 50 conjuntos de parâmetros resultantes da calibração automática (em vermelho).

No eixo x, são apresentados os KGEs da comparação entre vazões simuladas e vazões observadas. No eixo y, são apresentados os KGEs entre variáveis simuladas e observações de sensoriamento remoto.

Observa-se que calibração com dados de vazão é capaz de melhorar resultados de KGE de altimetria e de áreas inundadas (adotando limiar de -6.5 dB), o que evidencia que tratam-se de três variáveis altamente correlacionadas. Por outro lado, a calibração com vazão não foi capaz de melhorar os resultados de KGE de umidade do solo, evapotranspiração, TWS e áreas inundadas (adotando limiar de -4.6 dB), apesar de ajudar na remoção de outliers e diminuição da dispersão dos resultados.

É importante observar que a avaliação de todas as variáveis através da métrica do KGE apresenta limitações. Nas análises de umidade do solo, por exemplo, que foram tratadas

em termos de anomalias (subtração pela média e divisão pelo desvio padrão), os termos de média e de desvio padrão do KGE não apresentam significado, de forma que o KGE é controlado apenas pelo termo de correlação. Estudos futuros devem abordar outras métricas para avaliação dos resultados de diferentes variáveis.

6. CONCLUSÃO

Investigou-se a potencialidade de observações de sensoriamento remoto para a validação de modelos hidrológicos de grandes bacias. Analisou-se o caso do modelo hidrológico-hidrodinâmico MGB-IPH, amplamente utilizado no Brasil, em uma aplicação na bacia do rio Purus, representativa da Amazônia.

No modelo MGB-IPH, os parâmetros de solo foram calibrados automaticamente através do algoritmo MOCOM-UA com dados de vazão in-situ. As saídas do modelo calibrado de altimetria, armazenamento de água terrestre (TWS), umidade do solo, evapotranspiração e áreas inundadas, foram computadas e comparadas com observações de sensoriamento remoto. O desempenho do modelo foi analisado quantitativamente com o coeficiente Kling-Gupta (KGE).

A calibração automática através do algoritmo MOCOM-UA com dados de vazão in-situ melhorou a performance do modelo do ponto de vista da vazão, partindo de valores de mediana de KGE em cerca de 0.7, e atingindo valores de KGE em cerca de 0.8, bem como reduzindo significativamente a dispersão dos resultados. Na validação das saídas do modelo com observações de sensoriamento remoto, as variáveis hidrológicas de altimetria e de áreas inundadas (com o limiar de classificação de -6.5 dB) apresentaram melhora a partir dos resultados da calibração do modelo com a variável de vazão, atingindo valores aproximados de mediana do KGE de 0.9 e de 0.7, respectivamente. As variáveis de umidade do solo, armazenamento de água terrestre, evapotranspiração e áreas inundadas (com o limiar de classificação de -4.6 dB), apesar de terem sua dispersão reduzida, não apresentaram melhora com a calibração automática do modelo.

Os resultados indicaram também que o objetivo de validar os processos hidrológicos do modelo com observações de sensoriamento remoto deve ser entendido como uma validação cruzada entre as duas informações. Isso se dá em função de que o modelo apresenta incertezas, mas as observações de sensoriamento remoto também, principalmente aquelas que adotam muitas simplificações nos algoritmos de processamento dos dados, como por exemplo as variáveis de umidade do solo e de evapotranspiração. Por outro lado, considerando os produtos de SR, as técnicas aqui utilizadas e a bacia de estudo analisada, variáveis que contribuíram efetivamente para a validação do modelo hidrológico são altimetria, armazenamento de água terrestre e áreas inundadas.

Quando observadas as séries históricas de vazão e de altimetria, o modelo aparentou estar calibrado satisfatoriamente bem. No entanto, a validação com as variáveis de

armazenamento de água terrestre, áreas inundadas e evapotranspiração permitiu que fossem identificadas algumas inconsistências ou limitações do modelo, como, por exemplo, a presença de um “outlier” no TWS na geração inicial, condições de jusante mal especificadas, que resultaram em uma subestimativa de áreas inundadas, bem como um processo de evapotranspiração que não concorda com as observações de sensoriamento remoto, nem apresenta padrões claros de sazonalidade, como esperado na região de estudo, entre outros.

O presente estudo ressalta a importância de considerar outras variáveis hidrológicas além da vazão no processo de desenvolvimento de modelos hidrológicos, para que seus resultados de vazão estejam “certos pelos motivos certos”, ou seja, que as variáveis intermediárias do ciclo hidrológico também estejam sendo bem representadas, o que agrega significativa confiabilidade ao modelo, principalmente no contexto de sua aplicação em cenários de simulação de mudanças climáticas e de uso e ocupação do solo.

6.1. Perspectivas futuras

No que concerne à calibração do modelo hidrológico-hidrodinâmico com dados de vazão in-situ, existe a perspectiva de calibração de parâmetros relacionados às relações geomorfológicas de largura e profundidade, em conjunto com os parâmetros do solo, já que são variáveis importantes no contexto da bacia hidrográfica do rio Purus, que apresenta planícies de inundação. Ainda, na calibração automática, o algoritmo MOCOM-UA deve ser ajustado para evitar inconsistências entre os parâmetros de capacidade de armazenamento (W_m) entre solos rasos e profundos. Estudos futuros devem também incorporar condições de contorno de jusante do modelo adequadas, ao contrário do presente estudo, que utilizou um valor de declividade padrão adotado no código do modelo.

Também ao contrário do presente estudo que adotou valores padrões de parâmetros de vegetação, estudos futuros devem verificar com detalhe a especificação correta destes parâmetros, já que variáveis como índice de área foliar, albedo e resistência superficial apresentam grande variabilidade espacial e temporal. Outra alternativa para os parâmetros de vegetação, embora possa apresentar um custo computacional elevado, é a calibração dos parâmetros de vegetação, ou a especificação de parâmetros de vegetação a partir de produtos de sensoriamento remoto (e.g., índice de área foliar estimado a partir do MODIS ou inversão da equação de Penman-Monteith para obtenção de valores de resistência superficial, a partir de observações de evapotranspiração por torres de fluxo).

No contexto do modelo MGB-IPH, existe a perspectiva de analisar a sensibilidade de cada um dos parâmetros de solo nos resultados, a fim de melhorar os limites de calibração do

conjunto de parâmetros, para evitar problemas de equifinalidade a partir de conjuntos conceitualmente absurdos. Outra abordagem interessante para estudos futuros é a análise de anomalias em eventos conhecidos, como secas ou inundações pronunciadas, a fim de verificar se o modelo é capaz de capturar estes eventos, o que demonstraria um grande potencial para sua utilização, apesar das incertezas associadas. Como dado de entrada do modelo, deve-se procurar alternativas ao uso de normais climatológicas, que apresenta limitações na representação dos processos de interação superfície-atmosfera, bem como em aplicações que intentem avaliar impactos de mudanças climáticas, por exemplo.

O presente estudo utilizou-se de séries temporais para a comparação das diversas variáveis do ciclo hidrológico, através da estimativa de valores médios para a toda a bacia hidrográfica. Esta é uma grande limitação, já que as variáveis analisadas apresentam larga variabilidade espacial também, que deve ser contemplada em análises futuras, que avaliem diversas métricas (e.g., KGE) em uma abordagem pixel a pixel.

Considerando as incertezas das observações de sensoriamento remoto, são perspectivas futuras o estudo aprofundado dos limiares de classificação dos produtos ALOS-PALSAR para a adequada representação de áreas inundadas; a utilização do modelo digital de elevação MERIT DEM (Yamazaki et al., 2017), que apresenta remoção para ruídos do tipo “speckle noise”, como dado de entrada do modelo; a aplicação do novo reprocessamento do produto de umidade do solo SMOS disponibilizado em novembro de 2017, bem como a discretização das camadas de solo do modelo MGB-IPH, de forma a aumentar a compatibilidade do produto de umidade do solo do modelo e das observações do SMOS; processamento dos dados brutos de altimetria do Jason-2, que implica em mais controle neste processo; aprofundamento na compreensão dos processos de evapotranspiração ocorrentes na área de estudo, a fim de identificar as incertezas associadas ao produto MOD16 e ao modelo MGB-IPH; e utilização de outras fontes de dados de SR para uma mesma variável, quando disponível, para fins de comparação.

Apesar das incertezas de produtos de sensoriamento remoto, em estudos futuros pretende-se utilizar as observações de variáveis hidrológicas não apenas para a validação de modelos, mas também para a sua calibração, de forma a analisar como as outras variáveis respondem (incluindo a vazão). A incorporação de observações de outras variáveis para a calibração do modelo apresenta potencial promissor para a estimativa de resultados que estejam “certos pelos motivos certos”.

Para este desenvolvimento futuro, uma próxima etapa é a avaliação de quais funções-objetivo serão utilizadas para a calibração do modelo a partir de cada uma das variáveis,

considerando suas limitações (e.g., umidade do solo é analisada do ponto de vista de anomalia, portanto métricas que avaliam a performance a partir de médias e desvios padrões das séries, como por exemplo o KGE, não se aplicam).

Por fim, uma análise mais abrangente das propostas aqui apresentadas inclui a sua aplicação em outras bacias hidrográficas com diferentes características de dimensões, biomas, entre outros.

7. REFERÊNCIAS

- ABBOTT, M. B. et al. An introduction to the European Hydrological System—Système Hydrologique Européen, “SHE”, 1: History and philosophy of a physically-based, distributed modelling system. **Journal of hydrology**, v. 87, n. 1-2, p. 45-59, 1986.
- ABREU, L. G. A. C.; MAILLARD, P. A model based on satellite altimetry and imagery to evaluate water volume changes in a reservoir in Brazil. In: **SPIE Remote Sensing**. International Society for Optics and Photonics, 2014. p. 92391B-92391B-13.
- ALBERGEL, C. et al. From near-surface to root-zone soil moisture using an exponential filter: an assessment of the method based on in-situ observations and model simulations. **Hydrology and Earth System Sciences Discussions**, v. 12, p. 1323-1337, 2008.
- ALLEN, R. G. et al. Automated calibration of the metric-landsat evapotranspiration process. **Journal of the American Water Resources Association**, v. 49, n. 3, p. 563-576, 2013.
- ALLEN, G. H.; MILLER, Z. F. Assessing the potential global extent of SWOT river discharge observations. **Journal of hydrology**, v. 519, p. 1516-1525, 2014.
- ALLEN, G. H.; PAVELSKY, T. M. Patterns of river width and surface area revealed by the satellite-derived North American River Width data set. **Geophys. Res. Lett.**, v. 42, p. 395-402, 2015.
- 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.
- ALSDORF, D.; HAN, S. C.; BATES, P.; MELACK, J. Seasonal water storage on the Amazon floodplain measured from satellites. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 11, p. 2448-2456, 2010.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. HIDROSAT – Monitoramento Hidrológico por Satélite. Disponível em: < <http://hidrosat.ana.gov.br/>>.
- AGHAKOUCHAK, A. et al. Remote sensing of drought: Progress, challenges and opportunities. **Reviews of Geophysics**, v. 53, n. 2, p. 452-480, 2015.
- ANDERSEN, J.; REFSGAARD, J. C.; JENSEN, K. H. Distributed hydrological modelling of the Senegal River Basin—model construction and validation. **Journal of Hydrology**, v. 247, n. 3, p. 200-214, 2001.
- ARNESEN, A. S. et al. Monitoring flood extent in the lower Amazon River floodplain using ALOS/PALSAR ScanSAR images. **Remote Sensing of Environment**, v. 130, p. 51-61, 2013.
- ANDERSON, M. C. et al. Mapping daily evapotranspiration at field to continental scales using geostationary and polar orbiting satellite imagery. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 1, p. 223, 2011.

ANDERSON, M. C. et al. The Evaporative Stress Index as an indicator of agricultural drought in Brazil: An assessment based on crop yield impacts. **Remote Sensing of Environment**, v. 174, p. 82-99, 2016.

BATES, P. D.; DE ROO, A. P. J. A simple raster-based model for flood inundation simulation. **Journal of hydrology**, v. 236, n. 1, p. 54-77, 2000.

BATES, P. D.; HORRITT, M. S.; FEWTRELL, T. J. A simple inertial formulation of the shallow water equations for efficient two-dimensional flood inundation modelling. **Journal of Hydrology**, v. 387, n. 1, p. 33-45, 2010.

BASTIAANSEN, W. G. et al. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation. **Journal of hydrology**, v. 212, p. 198-212, 1998.

BECK, H. E. et al. MSWEP: 3-hourly 0.25 global gridded precipitation (1979-2015) by merging gauge, satellite, and reanalysis data. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 21, n. 1, p. 589, 2017.

BEVEN, K. A manifesto for the equifinality thesis. **Journal of hydrology**, v. 320, n. 1, p. 18-36, 2006.

BEVEN, K. Towards a coherent philosophy for modelling the environment. In: **Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**. The Royal Society, 2002, p. 2465-2484.

BEVEN, K.; BINLEY, A. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. **Hydrological processes**, v. 6, n. 3, p. 279-298, 1992.

BEVEN, K. Changing ideas in hydrology—the case of physically-based models. **Journal of hydrology**, v. 105, n. 1-2, p. 157-172, 1989.

BIANCAMARIA, S.; HOSSAIN, F.; LETTENMAIER, D. P. Forecasting transboundary river water elevations from space. **Geophysical Research Letters**, v. 38, n. 11, 2011.

BIGGS, T. et al. Remote sensing of evapotranspiration from croplands. In: Remote sensing of water resources, disasters, and urban studies. **Remote Sensing Handbook**, p. 59-99, 2015.

BRÊDA, J. P. L. F. **Assimilação de altimetria espacial para a estimativa de batimetria e rugosidade efetivas para modelagem hidrodinâmica**. 2017. Dissertação (Mestrado em Recursos Hídricos) – Curso de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2017.

BRÊDA, J. P. et al. Extração de parâmetros físicos de bacias hidrográficas através da segmentação por trechos de mesmo comprimento com o IPH Hydro Tools. In: Anais do XVIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Santos, SP, 2017. p. 4811 – 4818.

BUARQUE, D. C. et al. A comparison of Amazon rainfall characteristics derived from TRMM, CMORPH and the Brazilian national rain gauge network. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 116, n. D19, 2011.

BURNASH, R. J. C.; FERRAL, R. L.; MCGUIRE, R. A. A general streamflow simulation system. Conceptual modeling for digital computers. Report by **the Joint Federal State River Forecasts Center**, Sacramento, Califórnia, 1973.

BUTTS, M. B. et al. An evaluation of the impact of model structure on hydrological modelling uncertainty for streamflow simulation. **Journal of Hydrology**, v. 298, n. 1, p. 242-266, 2004.

CALMANT, S.; SEYLER, F. Continental surface waters from satellite altimetry. **Comptes Rendus Geoscience**, v. 338, n. 14, p. 1113-1122, 2006.

CANEROT, C.; COCHONNEAU, G. **VALS: Virtual ALtimetry Stations**. 2011.

CENTRO NACIONAL DE MONITORAMENTO E ALERTAS DE DESASTRES NATURAIS. **Relatório da Situação Atual e Projeção Hidrológica para o Sistema Cantareira**. São José dos Campos, 2015.

CHAPMAN, B. et al. Mapping regional inundation with spaceborne L-band SAR. **Remote Sensing**, v. 7, n. 5, p. 5440-5470, 2015.

CHEN, J. L. et al. 2005 drought event in the Amazon River basin as measured by GRACE and estimated by climate models. **Journal of Geophysical Research: Solid Earth**, v. 114, n. B5, 2009.

CHEN, J. M. et al. Distributed hydrological model for mapping evapotranspiration using remote sensing inputs. **Journal of Hydrology**, v. 305, n. 1, p. 15- 39, 2005.

COLOSSI, B. et al. Using SMOS for validation and parameter estimation of a large scale hydrological model in Paraná river basin. In **EGU General Assembly Conference Abstracts**, Viena, Áustria, 2017. p. 9360.

COLLISCHONN, W. **Simulação Hidrológica de Grandes Bacias**. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos) - Curso de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2001.

COLLISCHONN, W. et al. The MGB-IPH model for large-scale rainfall—runoff modelling. **Hydrological Sciences Journal**, v. 52, n. 5, p. 878-895, 2007.

COLLISCHONN, B.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. Daily hydrological modeling in the Amazon basin using TRMM rainfall estimates. **Journal of Hydrology**, v. 360, n. 1, p. 207-216, 2008.

COLLISCHONN, W.; DORNELLES, F. Hidrologia para engenharia e ciências ambientais. Porto Alegre: **Associação Brasileira de Recursos Hídricos (ABRH)**, 2013.

CRAWFORD, N. H.; LINSLEY, R. K. Digital Simulation in Hydrology, **Stanford Watershed Model IV**. Tech. Rep. n. 39, 1966.

CRÉTAUX, J. F. et al. A lake database to monitor in the Near Real Time water level and storage variations from remote sensing data. **Advances in space research**, v. 47, n. 9, p. 1497-1507, 2011.

CUNGE, J. A. On the subject of a flood propagation computation method (Muskingum method). **Journal of Hydraulic Research**, v. 7, n. 2, p. 205-230, 1969.

CUNGE, J.A.; HOLLY, F. M.; VERNEY, A. Practical aspects of computational river hydraulics. **Pitman Advanced Publishing Program**, 1980.

DA PAZ, A. R. et al. Análise de sensibilidade da evapotranspiração anual calculada pelo modelo hidrológico MGB-IPH relativa ao parâmetro capacidade de armazenamento do solo. In: **XX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, Bento Gonçalves, RS, 2013.

DA PAZ, A. R. et al. Discretização de modelos hidrológicos de grande escala: grade regular x mini-bacias. In: **XIX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, Maceió, AL, 2011.

DA PAZ, A. R. et al. The influence of vertical water balance on modelling Pantanal (Brazil) spatio-temporal inundation dynamics. **Hydrological processes**, v. 28, n. 10, p. 3539-3553, 2014.

DA ROCHA, H. R. et al. Patterns of water and heat flux across a biome gradient from tropical forest to savanna in Brazil. **Journal of Geophysical Research: Biogeosciences**, v. 114, n. G1, 2009.

DA SILVA, J. S. et al. Water levels in the Amazon basin derived from the ERS 2 and ENVISAT radar altimetry missions. **Remote sensing of environment**, v. 114, n. 10, p. 2160-2181, 2010.

DE ROO, A. P. J.; WESSELING, C. G.; VAN DEURSEN, W. P. A. Physically based river basin modeling within a GIS: the LISFLOOD model. **Hydrological Processes**, v. 14, n. 11-12, 2000.

DEVIA, G. K.; GANASRI, B. P.; DWARAKISH, G. S. A review on hydrological models. **Aquatic Procedia**, v. 4, p. 1001-1007, 2015.

ECKHARDT, K.; ARNOLD, J. G. Automatic calibration of a distributed catchment model. **Journal of hydrology**, v. 251, n. 1, p. 103-109, 2001.

EM-DAT: The OFDA/CRED International Disaster Database, www.em-dat.net, Université Catholique de Louvain, Bélgica. Acesso em novembro de 2017.

FAN, F. M. et al. Um mapa de unidades de resposta hidrológica para a América do Sul. In: **XXI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, Brasília, DF, 2015.

FARR, T. G. et al. The shuttle radar topography mission. **Reviews of geophysics**, v. 45, n. 2, 2007.

FAMIGLIETTI, J. S. et al. Satellites measure recent rates of groundwater depletion in California's Central Valley. **Geophysical Research Letters**, v. 38, n. 3, 2011.

FISHER, J. B. et al. The future of evapotranspiration: Global requirements for ecosystem functioning, carbon and climate feedbacks, agricultural management, and water resources. **Water Resources Research**, v. 53, n. 4, p. 2618-2626, 2017.

FISHER, J. B.; TU, K. P.; BALDOCCHI, D. D. Global estimates of the land-atmosphere water flux based on monthly AVHRR and ISLSCP-II data, validated at 16 FLUXNET sites. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 3, p. 901-919, 2008.

FLUET-CHOUINARD, E. et al. Development of a global inundation map at high spatial resolution from topographic downscaling of coarse-scale remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 158, p. 348-361, 2015.

FRAPPART, F. et al. Preliminary assessment of SARAL/AltiKa observations over the Ganges-Brahmaputra and Irrawaddy Rivers. **Marine Geodesy**, v. 38, n. sup1, p. 568-580, 2015.

FRAPPART, F. et al. Preliminary results of ENVISAT RA-2-derived water levels validation over the Amazon basin. **Remote sensing of Environment**, v. 100, n. 2, p. 252-264, 2006.

FRAPPART, F. et al. Floodplain water storage in the Negro River basin estimated from microwave remote sensing of inundation area and water levels. **Remote Sensing of Environment**, v. 99, n. 4, p. 387-399, 2005.

FRANCO, A. C. L. **Calibração do modelo SWAT com evapotranspiração proveniente de sensoriamento remoto e vazão observada**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental, Florianópolis, 2017.

GAO, H.; BIRKETT, C.; LETTENMAIER, D. P. Global monitoring of large reservoir storage from satellite remote sensing. **Water Resources Research**, v. 48, n. 9, 2012.

GAN, T. Y.; BIFTU, G. F. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: Optimization algorithms, catchment conditions, and model structure. **Water resources research**, v. 32, n. 12, p. 3513-3524, 1996.

GEBREGIORGIS, A.; HOSSAIN, F. Making satellite precipitation data work for the developing world. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine**, v. 2, n. 2, p. 24-36, 2014.

GETIRANA, A. C. V. Integrating spatial altimetry data into the automatic calibration of hydrological models. **Journal of Hydrology**, v. 387, n. 3, p. 244-255, 2010.

GETIRANA, A. C. V. et al. Hydrological modelling and water balance of the Negro River basin: evaluation based on in situ and spatial altimetry data. **Hydrological processes**, v. 24, n. 22, p. 3219-3236, 2010.

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.

HARRIS, A. et al. Satellite-based flood modeling using TRMM-based rainfall products. **Sensors**, v. 7, n. 12, p. 3416-3427, 2007.

HESS, L. L. et al. Dual-season mapping of wetland inundation and vegetation for the central Amazon basin. **Remote sensing of environment**, v. 87, n. 4, p. 404-428, 2003.

HIRPA, F. A. et al. Assimilation of satellite soil moisture retrievals into a hydrologic model for improving river discharge. **Remote Sensing of the Terrestrial Water Cycle**, p. 319-329, 2014.

HOSTACHE, R. et al. Integrating SMOS brightness temperatures with a new conceptual spatially distributed hydrological model for improving flood and drought predictions at large scale. In: **EGU General Assembly Conference Abstracts**. Viena, Áustria, 2017. p. 13997.

HOU, A. Y. et al. The global precipitation measurement mission. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 95, n. 5, p. 701-722, 2014.

HOUBORG, R. et al. Drought indicators based on model-assimilated Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) terrestrial water storage observations. **Water Resources Research**, v. 48, n. 7, 2012.

HSU, K.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S. Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process. **Water resources research**, v. 31, n. 10, p. 2517-2530, 1995.

HUFFMAN, G. J. et al. The global precipitation climatology project (GPCP) combined precipitation dataset. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 78, n. 1, p. 5-20, 1997.

HUFFMAN, G. J. et al. NASA global precipitation measurement (GPM) integrated multi-satellite retrievals for GPM (IMERG). **Algorithm theoretical basis document**, v. 4, 2015.

HUFFMAN, G. J. et al. The TRMM multisatellite precipitation analysis (TMPA): Quasi-global, multiyear, combined-sensor precipitation estimates at fine scales. **Journal of hydrometeorology**, v. 8, n. 1, p. 38-55, 2007.

Jardim, P.F. et al. **MGB-IPH application example manual using IPH-Hydro Tools**. Porto Alegre, 2017.

JARIHANI, A. A. et al. Satellite-derived Digital Elevation Model (DEM) selection, preparation and correction for hydrodynamic modelling in large, low-gradient and data-sparse catchments. **Journal of Hydrology**, v. 524, p. 489-506, 2015.

JEFFREY, N.; SCHUMANN, G.; BATES, P. A subgrid channel model for simulating river hydraulics and floodplain inundation over large and data sparse areas. **Water Resources Research**, v. 48, n. 11, 2012.

JIMÉNEZ, K. Q. **Modelagem hidrológica com uso da estimativa de chuva por sensoriamento remoto**. Dissertação (Mestrado em Recursos Hídricos) – Curso de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2011.

JOYCE, R. J. et al. CMORPH: A method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and temporal resolution. **Journal of Hydrometeorology**, v. 5, n. 3, p. 487-503, 2004.

KARTHIKEYAN, L. et al. Four decades of microwave satellite soil moisture observations: Part 1. A review of retrieval algorithms. **Advances in Water Resources**, v. 109, p. 106-120, 2017.

KERR, Y. H. et al. Global precipitation measurement. **Meteorological Applications**, v. 18, n. 3, p. 334-353, 2011.

KIRCHNER, J. W. Getting the right answers for the right reasons: Linking measurements, analyses, and models to advance the science of hydrology. **Water Resources Research**, v. 42, n. 3, 2006.

KIRSTETTER, P. et al. Probabilistic precipitation rate estimates with ground-based radar networks. **Water Resources Research**, v. 51, n. 3, p. 1422-1442, 2015.

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.

KUMMEROW, C. et al. The tropical rainfall measuring mission (TRMM) sensor package. **Journal of atmospheric and oceanic technology**, v. 15, n. 3, p. 809-817, 1998.

LANDERER, F. W.; SWENSON, S. C. Accuracy of scaled GRACE terrestrial water storage estimates. **Water resources research**, v. 48, n. 4, 2012.

LEE, H. et al. Characterization of terrestrial water dynamics in the Congo Basin using GRACE and satellite radar altimetry. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 12, p. 3530-3538, 2011.

LEE, H. et al. Controls of terrestrial water storage changes over the central Congo Basin determined by integrating PALSAR ScanSAR, Envisat altimetry, and GRACE data. **Remote Sensing of the Terrestrial Water Cycle**, v. 206, p. 117, 2014.

LEE, H. et al. Mapping wetland water depths over the central Congo Basin using PALSAR ScanSAR, Envisat altimetry, and MODIS VCF data. **Remote Sensing of Environment**, v. 159, p. 70-79, 2015.

LEON, J. G. et al. Rating curves and estimation of average water depth at the upper Negro River based on satellite altimeter data and modeled discharges. **Journal of hydrology**, v. 328, n. 3, p. 481-496, 2006.

LI, L. et al. Evaluation of the real-time TRMM-based multi-satellite precipitation analysis for an operational flood prediction system in Nzoia Basin, Lake Victoria, Africa. **Natural hazards**, v. 50, n. 1, p. 109-123, 2009.

LETTENMAIER, D. P. et al. Inroads of remote sensing into hydrologic science during the WRR era. **Water Resources Research**, v. 51, n. 9, p. 7309 – 7342, 2015.

LILLESAND, T.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. **Remote sensing and image interpretation**. John Wiley & Sons, 2014.

LONG, D.; LONGUEVERGNE, L.; SCANLON, B. R. Global analysis of approaches for deriving total water storage changes from GRACE satellites. **Water Resources Research**, v. 51, n. 4, p. 2574-2594, 2015.

MADSEN, H. Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives. **Journal of hydrology**, v. 235, n. 3, p. 276-288, 2000.

MEADE, R. H. et al. Backwater effects in the Amazon River basin of Brazil. **Environmental Geology**, v. 18, n. 2, p. 105-114, 1991.

MELACK, J. M. et al. Floodplain ecosystem processes. **Amazonia and global change**, p. 525-541, 2009.

MEYER, A. et al. Compreendendo ondas de cheia: análise da relação entre celeridade e vazão em rios brasileiros. In: **Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**. Florianópolis, SC, 2017.

MEYER, A. et al. Como acertar pelos motivos certos? Integração de modelagem hidrológica-hidrodinâmica e sensoriamento remoto visando a calibração de modelos. In: **Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**. Florianópolis, SC, 2017.

MIALON, A.; DELWART, S. The SMOS soil moisture retrieval algorithm. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 5, p. 1384-1403, 2012.

MICHEL, D. et al. The WACMOS-ET project-Part 1: Tower-scale evaluation of four remote-sensing-based evapotranspiration algorithms. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 20, n. 2, p. 803, 2016.

MIETTINEN, K. **Introduction to multiobjective optimization: non-interactive approaches**. In: BRANKE et al. (Ed.). **Multiobjective Optimization: Interactive and Evolutionary Approaches**. Berlin: Springer, 1999. p 1.-26.

MIRALLES, D. G. et al. Global land-surface evaporation estimated from satellite-based observations. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 2, p. 453, 2011.

MIRALLES, D. G. et al. The WACMOS-ET project-Part 2: Evaluation of global terrestrial evaporation data sets. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 20, n. 2, p. 823-842, 2016.

MORADKHANI, H.; SOROOSHIAN, S. General review of rainfall-runoff modeling: model calibration, data assimilation, and uncertainty analysis. In: **Hydrological modelling and the water cycle**, p. 1-24. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.

MU, Q.; ZHAO, M.; RUNNING, S.W. Improvements to a MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration Algorithm. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 8, p. 1781-1800, 2011.

MU, Q; ZHAO, M; RUNNING, S. W. MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration (ET) Product (NASA MOD16A2/A3). **Algorithm Theoretical Basis Document Collection**, v. 5, 2013.

MULETA, M. K.; NICKLOW, J. W. Sensitivity and uncertainty analysis coupled with automatic calibration for a distributed watershed model. **Journal of Hydrology**, v. 306, n. 1, p. 127-145, 2005.

NAGLER, P. The role of remote sensing observations and models in hydrology: the science of evapotranspiration. **Hydrological Processes**, v. 25, n. 26, p. 3977-3978, 2011.

NEAL, J.; SCHUMANN, G.; BATES, P. A subgrid channel model for simulating river hydraulics and floodplain inundation over large and data sparse areas. **Water Resources Research**, v. 48, n. 11, 2012.

NEITSCH, S. L. et al. **Soil and water assessment tool theoretical documentation version 2009**. Texas Water Resources Institute, 2011.

NEW, M. et al. A high-resolution data set of surface climate over global land areas. **Climate Research**, v. 21, p. 1-25, 2000.

NIEHOFF, D.; FRITSCH, U.; BRONSTERT, A. Land-use impacts on storm-runoff generation: scenarios of land-use change and simulation of hydrological response in a meso-scale catchment in SW-Germany. **Journal of Hydrology**, v. 267, n. 1, p. 80-93, 2002.

NIJZINK, R. C. et al. The added value of remote sensing products in constraining hydrological models. In: **EGU General Assembly Conference Abstracts**, Viena, Áustria, 2017. p. 12588.

O'LOUGHLIN, F. E. et al. ICESat-derived inland water surface spot heights. **Water Resources Research**, v. 52, n. 4, p. 3276-3284, 2016.

O'LOUGHLIN, F. E. et al. A multi-sensor approach towards a global vegetation corrected SRTM DEM product. **Remote Sensing of Environment**, v. 182, p. 49-59, 2016.

O'LOUGHLIN, F. et al. Hydraulic characterization of the middle reach of the Congo River. **Water Resources Research**, v. 49, n. 8, p. 5059-5070, 2013.

PAIVA, R. C. D. **Modelagem hidrológica e hidrodinâmica de grandes bacias. Estudo de caso: bacia do rio Solimões**. 2009. Dissertação (Mestrado em Recursos Hídricos) – Curso de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.

PAIVA, R. C. D. **Hidrologia da bacia Amazônica: Compreensão e previsão com base em modelagem hidrológica-hidrodinâmica e sensoriamento remoto**. 2012. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos) – Curso de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental, Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul; École Doctorale Sciences de l'Univers, de l'Environnement et de l'Espace, Université de Toulouse 3 Paul Sabatier, Porto Alegre, 2012.

PAIVA, R. C. D. et al. Reduced precipitation over large water bodies in the Brazilian Amazon shown from TRMM data. **Geophysical Research Letters**, v. 38, n. 4, 2011a.

PAIVA, R. C. D. et al. Large-scale hydrologic and hydrodynamic modeling of the Amazon River basin. **Water Resources Research**, v. 49, n. 3, p. 1226-1243, 2013b.

PAIVA, R. C. D. et al. Assimilating in situ and radar altimetry data into a large-scale hydrologic-hydrodynamic model for streamflow forecast in the Amazon. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 17, n. 7, p. 2929-2946, 2013a.

PAIVA, R. C. D.; COLLISCHONN, W.; BUARQUE, D. C. Validation of a full hydrodynamic model for large-scale hydrologic modelling in the Amazon. **Hydrological Processes**, v. 27, n. 3, p. 333-346, 2013c.

PAIVA, R. C. D.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. Large scale hydrologic and hydrodynamic modeling using limited data and a GIS based approach. **Journal of Hydrology**, v. 406, n. 3, p. 170-181, 2011b.

PAIVA, R. C. D.; DURAND, M. T.; HOSSAIN, F. Spatiotemporal interpolation of discharge across a river network by using synthetic SWOT satellite data. **Water Resources Research**, v. 51, n. 1, p. 430-449, 2015.

PAIVA, R. C. D.; RUHOFF, A. Desafios na estimativa do ciclo hidrológico terrestre por sensoriamento remoto. In: **Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, Florianópolis, SC, 2017.

PAPA, F. et al. variability of surface water extent at the global scale, 1993–2004. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 115, n. D12, 2010.

PASSAIA, O. **Avaliação da aplicabilidade de observações de altimetria em cursos d'água via satélite para a hidrologia**. 2016. Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Civil) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.

PAVELSKY, T. M. et al. DAHITI—an innovative approach for estimating water level time series over inland waters using multi-mission satellite altimetry. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 19, n. 10, p. 4345-4364, 2015.

PIPUNIC, R. C.; RYU, D.; WALKER, J. P. Assessing Near-Surface Soil Moisture Assimilation Impacts on Modeled Root-Zone Moisture for an Australian Agricultural Landscape. **Remote Sensing of the Terrestrial Water Cycle**, v. 206, p. 305, 2014.

PONTES, P. R. et al. Modelagem hidrológica e hidráulica de grande escala com propagação inercial de vazões. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 20, n. 4, p. 888-904, 2015.

PONTES, P. R. et al. MGB-IPH model for Hydrological and hydraulic simulation of large floodplain river systems coupled with open source GIS. **Environmental Modelling & Software**, v. 94, p. 1 – 20, 2017.

PRIGENT, C. et al. Remote sensing of global wetland dynamics with multiple satellite data sets. **Geophysical Research Letters**, v. 28, n. 24, p. 4631-4634, 2001.

PRIGENT, C. et al. Global inundation dynamics inferred from multiple satellite observations, 1993–2000. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 112, n. D12, 2007.

PUMO, D. et al. Potential implications of climate change and urbanization on watershed hydrology. **Journal of Hydrology**, v. 554, p. 80-99, 2017.

PURKIS, S. J.; KLEMAS, V. V. **Remote sensing and global environmental change**. John Wiley & Sons, 2013.

RAMILLIEN, G.; FAMIGLIETTI, J. S.; WAHR, J. Detection of continental hydrology and glaciology signals from GRACE: a review. **Surveys in Geophysics**, v. 29, n. 4-5, p. 361-374, 2008.

REES, W. G. **Physical principles of remote sensing**. Cambridge University Press, 2012.

REICHLE, R. H. Data assimilation methods in the Earth sciences. **Advances in water resources**, v. 31, n. 11, p. 1411-1418, 2008.

REICHLE, R. H. et al. Connecting satellite observations with water cycle variables through land data assimilation: examples using the NASA GEOS-5 LDAS. **Surveys in Geophysics**, v. 35, n. 3, p. 577-606, 2014.

RICHEY, A. S. et al. Quantifying renewable groundwater stress with GRACE. **Water Resources Research**, v. 51, n. 7, p. 5217-5238, 2015.

RHEE, J.; IM, J.; CARBONE, G. J. Monitoring agricultural drought for arid and humid regions using multi-sensor remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 12, p. 2875-2887, 2010.

ROSENQVIST, A. Mapping of seasonal inundation in the Congo river basin using PALSAR ScanSAR. In: **ALOS PI Symposium**, Rhodes, Grécia, 2008.

ROZANTE, J. R. et al. Combining TRMM and surface observations of precipitation: technique and validation over South America. **Weather and Forecasting**, v. 25, n. 3, p. 885-894, 2010.

RUHOFF, A. L. et al. Assessment of the MODIS global evapotranspiration algorithm using eddy covariance measurements and hydrological modelling in the Rio Grande basin. **Hydrological sciences journal**, v. 58, n. 8, p. 1658-1676, 2013.

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.

SALESKA et al. Ecosystem Carbon Fluxes and Amazonian Forest Metabolism. **Amazonia and Global Change**, p. 389 - 407, 2013.

SCHWATKE, C. et al. Potential of SARAL/AltiKa for Inland Water Applications, **Marine Geodesy**, v. 38, n. sup1, p. 626-643, 2015.

SCHMIDT, R. et al. Hydrological signals observed by the GRACE satellites. **Surveys in Geophysics**, v. 29, n. 4-5, p. 319-334, 2008.

SHARIFI, A. et al. Use of High Resolution Remotely Sensed Evapotranspiration Retrievals for Calibration of a Process Based Hydrologic Model in Data Poor Basins. In: **EGU General Assembly Conference Abstracts**. Viena, Áustria, 2017. p. 18062.

SIPPEL, S. J. et al. Determination of inundation area in the Amazon River floodplain using the SMMR 37 GHz polarization difference. **Remote Sensing of Environment**, v. 48, n. 1, p. 70-76, 1994.

SIQUEIRA, V. A. et al. Desenvolvimento de um modelo hidrológico-hidrodinâmico para a América do Sul: Parte 1 & 2. In: **Anais do XXII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**. Florianópolis, SC, 2017a.

SIQUEIRA, V.A. et al. Avaliação do Bare-Earth SRTM para simulação hidrodinâmica de rios com planícies inundáveis sob vegetação densa. In: **XVIII Anais do Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Santos, RJ, 2017b.

SIQUEIRA, V. A. et al. IPH-Hydro Tools: a GIS coupled tool for watershed topology acquisition in an open-source environment. **RBRH**, v. 21, n. 1, p. 274-287, 2016.

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.

SWENSON, S.C. 2012. **GRACE monthly land water mass grids NETCDF RELEASE 5.0**. Ver. 5.0. PO.DAAC, CA, USA. Acesso em maio de 2017 em <<http://dx.doi.org/10.5067/TELND-NC005>>.

SWENSON, S.; WAHR, J. Methods for inferring regional surface-mass anomalies from Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) measurements of time-variable gravity. **Journal of Geophysical Research: Solid Earth**, v. 107, n. B9, 2002.

SWENSON, S.; WAHR, J. Post-processing removal of correlated errors in GRACE data. **Geophysical Research Letters**, v. 33, n. 8, 2006.

WAHR, J.; SWENSON, S.; VELICOGNA, I. Accuracy of GRACE mass estimates. **Geophysical Research Letters**, v. 33, n. 6, 2006.

SOROOSHIAN, S. et al. Evaluation of PERSIANN system satellite-based estimates of tropical rainfall. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 81, n. 9, p. 2035-2046, 2000.

SU, Z. The Surface Energy Balance System (SEBS) for estimation of turbulent heat fluxes. **Hydrology and earth system sciences**, v. 6, n. 1, p. 85-100, 2002.

TAPLEY, B. D. et al. The gravity recovery and climate experiment: Mission overview and early results. **Geophysical research letters**, v. 31, n. 9, 2004.

TAPLEY, B. et al. GGM02—An improved Earth gravity field model from GRACE. **Journal of Geodesy**, v. 79, n. 8, p. 467-478, 2005.

TANG, Q. et al. Remote sensing: hydrology. **Progress in Physical Geography**, v. 33, n. 4, p. 490-509, 2009.

TANGDAMRONGSUB, N. et al. Data assimilation of GRACE terrestrial water storage estimates into a regional hydrological model of the Rhine River basin. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 19, n. 4, p. 2079-2100, 2015.

TIAN, Y.; PETERS-LIDARD, C. D. Systematic anomalies over inland water bodies in satellite-based precipitation estimates. **Geophysical Research Letters**, v. 34, n. 14, 2007.

TODINI, E.; CIARAPICA, L. The TOPKAPI model. **Mathematical models of large watershed hydrology**, p. 471-506, 2002.

TUCCI, C. E. M. **Modelos Hidrológicos**. Ed. UFRGS/ ABRH, Porto Alegre, 2005.

URBAN, T. J.; SCHUTZ B. E.; NEUENSCHWANDER, A. L. A survey of ICESat coastal altimetry applications: Continental coast, open ocean island, and inland river. **Terrestrial, Atmospheric & Oceanic Sciences**, v. 19, p. 1-19, 2008.

VERPOORTER, C. et al. A global inventory of lakes based on high-resolution satellite imagery. **Geophysical Research Letters**, v. 41, n. 18, p. 6396-6402, 2014.

VITTUCCI, C. et al. SMOS retrieval over forests: Exploitation of optical depth and tests of soil moisture estimates. **Remote Sensing of Environment**, v. 180, p. 115-127, 2016.

WAHR, J.; MOLENAAR, M.; BRYAN, F. Time variability of the Earth's gravity field: Hydrological and oceanic effects and their possible detection using GRACE. **Journal of Geophysical Research: Solid Earth**, v. 103, n. B12, p. 30205-30229, 1998.

WAICHAMA, A. V. Influência da precipitação na qualidade da água do Rio Purus. **Acta Amazônica**, v. 38, n. 4, p. 733 – 742, 2008.

WANDERS, N. et al. The benefits of using remotely sensed soil moisture in parameter identification of large-scale hydrological models. **Water resources research**, v. 50, n. 8, p. 6874-6891, 2014.

WANG, D.; HEJAZI, M. Quantifying the relative contribution of the climate and direct human impacts on mean annual streamflow in the contiguous United States. **Water Resources Research**, v. 47, n. 10, 2011.

WOODING, R. A. A hydraulic model for the catchment-stream problem: I. Kinematic-wave theory. **Journal of hydrology**, v. 3, n. 3-4, p. 254-267, 1965.

XIE, P.; JOYCE, R. J. Integrating information from satellite observations and numerical models for improved global precipitation analyses. **Remote Sensing of the Terrestrial Water Cycle**, p. 43-59, 2015.

YAMAZAKI, D. et al. A high accuracy map of global terrain elevations. **Geophysical Research Letters**, v. 44, p. 5844 – 5853, 2017.

YAMAZAKI, D. et al. A physically based description of floodplain inundation dynamics in a global river routing model. **Water Resources Research**, v. 47, n. 4, 2011.

YANG, S.; SMITH, E. A. Convective–stratiform precipitation variability at seasonal scale from 8 yr of TRMM observations: Implications for multiple modes of diurnal variability. **Journal of Climate**, v. 21, n. 16, p. 4087-4114, 2008.

YAPO, P. O.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S. Multi-objective global optimization for hydrologic models. **Journal of hydrology**, v. 204, n. 1-4, p. 83-97, 1998.

YUDONG, T. et al. Multitemporal analysis of TRMM-based satellite precipitation products for land data assimilation applications. **Journal of Hydrometeorology**, v. 8, n. 6, p. 1165-1183, 2007.

ZENG, N. et al. Causes and impacts of the 2005 Amazon drought. **Environmental Research Letters**, v. 3, n. 1, 2008.

ZHANG, K. et al. A continuous satellite-derived global record of land surface evapotranspiration from 1983 to 2006. **Water Resources Research**, v. 46, n. 9, 2010.

ZHANG, A.; JIA, G. Monitoring meteorological drought in semiarid regions using multi-sensor microwave remote sensing data. **Remote Sensing of Environment**, v. 134, p. 12-23, 2013.