

EDUARDO MORGAN ULIANA

**MODELAGEM DA VAZÃO EM CURSOS DE ÁGUA COM BASE EM
MODELOS CONCEITUAIS CHUVA-VAZÃO E EM MÉTODO DE
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2016

**Ficha catalográfica preparada pela Biblioteca Central da
Universidade Federal de Viçosa - Câmpus Viçosa**

T

U39m
2016

Uliana, Eduardo Morgan, 1988-
Modelagem da vazão em cursos de água com base em
modelos conceituais chuva-vazão e em método de
inteligência artificial / Eduardo Morgan Uliana. - Viçosa,
MG, 2016.
x, 143f. ; 29 cm.

Orientador : Demetrius David da Silva.
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.
Inclui bibliografia.

1. Precipitação - (Meteorologia) - Previsão. 2. Medidores
de fluxo. 3. Previsão hidrológica. 4. Inteligência artificial.
I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento de
Engenharia Agrícola. Programa de Pós-graduação em
Engenharia Agrícola. II. Título.

CDD 22 ed. 551.577

EDUARDO MORGAN ULIANA

**MODELAGEM DA VAZÃO EM CURSOS DE ÁGUA COM BASE EM
MODELOS CONCEITUAIS CHUVA-VAZÃO E EM MÉTODO DE
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 7 de novembro de 2016.

Paulo José Hamakawa

Donizete dos Reis Pereira

Michel Castro Moreira
(Coorientador)

Celso Bandeira de Melo Ribeiro

Demetrius David da Silva
(Orientador)

SUMÁRIO

| | Página |
|---|--------|
| RESUMO | v |
| ABSTRACT | viii |
| INTRODUÇÃO GERAL..... | 1 |
| REFERÊNCIAS | 5 |
| ARTIGO I..... | 8 |
| MODELOS HIDROLÓGICOS IPH II E SAC-SMA: CALIBRAÇÃO E AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO NA ESTIMATIVA DE VAZÕES NA BACIA DO RIO PIRACICABA-MG | 8 |
| RESUMO | 8 |
| ABSTRACT | 10 |
| IPH II AND SAC-SMA HYDROLOGICAL MODELS: CALIBRATION AND PERFORMANCE EVALUATION FOR WATER FLOW FORECASTING IN THE PIRACICABA RIVER BASIN-MG..... | 10 |
| 1. INTRODUÇÃO..... | 12 |
| 2. MATERIAL E MÉTODOS..... | 17 |
| 2.1. Área de estudo..... | 17 |
| 2.2. Base de dados hidrometeorológicos..... | 18 |
| 2.3. Modelo hidrológico IPH II..... | 21 |
| 2.3.1 Cálculo de Perdas..... | 21 |

| | Página |
|---|--------|
| 2.3.2. Separação do escoamento | 23 |
| 2.3.3. Propagação do escoamento e cálculo das vazões | 26 |
| 2.4. Modelo hidrológico SAC-SMA (Sacramento) | 27 |
| 2.5. Avaliação do desempenho dos modelos hidrológicos | 31 |
| 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO | 34 |
| 3.1. Modelo IPH II | 34 |
| 3.2. Modelo SAC-SMA | 42 |
| 3.3. Desempenho dos modelos hidrológicos | 49 |
| 4. CONCLUSÕES | 50 |
| 5. REFERÊNCIAS | 51 |
| ARTIGO II..... | 58 |
| ANÁLISE DE SENSIBILIDADE GLOBAL DO MODELO HIDROLÓGICO SAC-SMA..... | 58 |
| RESUMO | 58 |
| ABSTRACT | 60 |
| GLOBAL SENSITIVITY ANALYSIS OF THE SAC-SMA HYDROLOGIC MODEL..... | 60 |
| 1. INTRODUÇÃO..... | 62 |
| 2. MATERIAL E MÉTODOS..... | 66 |
| 2.1. Área de estudo e base de dados | 67 |
| 2.2. Modelagem hidrológica com o SAC-SMA..... | 69 |
| 2.3. Análise de sensibilidade pelo método de Morris | 73 |
| 2.4. Análise de sensibilidade pelo método de Sobol..... | 75 |
| 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO | 78 |
| 3.1. Método de Morris | 78 |
| 3.2. Método de Sobol..... | 82 |
| 3.3. Análise conjunta dos métodos de Morris e Sobol | 86 |
| 4. CONCLUSÕES | 88 |
| 5. REFERÊNCIAS | 89 |
| ARTIGO III..... | 93 |
| DESENVOLVIMENTO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMATIVA DAS VAZÕES DIÁRIAS..... | 93 |

| | Página |
|--|--------|
| RESUMO | 93 |
| ABSTRACT | 95 |
| ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR DAILY FLOW ESTIMATES | 95 |
| 1. INTRODUÇÃO..... | 97 |
| 2. MATERIAL E MÉTODOS..... | 100 |
| 2.1. Área de estudo e base de dados | 100 |
| 2.2. RNAs associadas a modelos hidrológicos conceituais | 103 |
| 2.3. Arquitetura e treinamento das Redes Neurais Artificiais (RNAs)..... | 104 |
| 2.4. Avaliação do desempenho das RNAs e dos modelos hidrológicos..... | 107 |
| 3. RESULTADOS E DISCUSSÃO | 110 |
| 3.1. Arquitetura e desempenho das RNAs..... | 110 |
| 3.1.1. Estação Mário de Carvalho (56696000)..... | 110 |
| 3.1.2. Estação Rio Piracicaba (56610000)..... | 113 |
| 3.1.3. Estação Carrapato (56640000)..... | 116 |
| 3.2. Arquitetura e desempenho das RNAs associadas aos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA | 120 |
| 3.2.1. Estação Mário de Carvalho (56696000)..... | 121 |
| 3.2.2. Estação Rio Piracicaba (56610000)..... | 124 |
| 3.2.3. Estação Carrapato (56640000)..... | 127 |
| 4. CONCLUSÕES..... | 131 |
| 5. REFERÊNCIAS | 132 |
| CONCLUSÃO GERAL | 136 |
| APÊNDICE..... | 137 |

RESUMO

ULIANA, Eduardo Morgan, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, novembro de 2016. **Modelagem da vazão em cursos de água com base em modelos conceituais chuva-vazão e em método de inteligência artificial.** Orientador: Demetrius David da Silva. Coorientadores: Michel Castro Moreira e Silvio Bueno Pereira.

A modelagem hidrológica tem-se tornado ferramenta expressiva para a Engenharia de Recursos Hídricos – por ser utilizada na gestão de reservatórios, elaboração do programa de operação de usinas hidrelétricas, elaboração de cenários de planejamento e gestão dos recursos hídricos – e para a previsão e mitigação de eventos hidrológicos extremos. Devido a essa importância, objetivou-se neste trabalho modelar o regime diário de vazões em uma bacia hidrográfica por meio de modelos conceituais chuva-vazão e por método de inteligência artificial. O trabalho foi dividido em três artigos, em que no Artigo I o objetivo foi avaliar o desempenho dos modelos conceituais chuva-vazão Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) e IPH II para a estimativa das vazões diárias na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba, MG. O estudo foi realizado em três seções de monitoramento de vazão da bacia hidrográfica, sendo a calibração do modelo realizada com o algoritmo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA), em que se utilizou como função objetivo o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}). Com a análise

estatística dos resíduos, foi possível constatar, de maneira geral, concordância entre os valores de vazões estimados pelos modelos SAC-SMA e IPH II e os observados nas seções de medição, destacando-se que em ambos os modelos houve dificuldade na simulação de valores de pico. Concluiu-se, portanto, que os modelos SAC-SMA e IPH II são adequados para a estimativa das vazões diárias de cursos de água da Bacia do Rio Piracicaba, demonstrando potencial para serem utilizados em estudos relacionados com simulação hidrológica e gestão de recursos hídricos em bacias hidrográficas brasileiras. No artigo II, o objetivo foi utilizar métodos de análise de sensibilidade global (ASG) para verificar a sensibilidade dos parâmetros do modelo hidrológico SAC-SMA e identificar quais parâmetros são responsáveis pelas maiores variações nas vazões simuladas pelo modelo. Para análise de sensibilidade global, utilizaram-se os métodos de Morris e de Sobol. O método de Morris requer pequeno esforço computacional, é simples de ser implementado e de fácil interpretação. Devido a essas características e por permitir avaliação qualitativa da sensibilidade dos parâmetros, esse método pode ser utilizado como análise preliminar dos métodos ASG baseados em variância, como é o caso do método de Sobol. Este método é considerado mais robusto que o de Morris e permite quantificar os efeitos dos parâmetros e de suas interações, de forma individual, nos dados de saída do modelo. Os parâmetros do modelo SAC-SMA que apresentaram alta sensibilidade foram LZPK, LZSK, LZFPM, LZFSM, UZFWM e ADIMP. O parâmetro UZFWM representa a lâmina de água livre na zona superior do solo e interfere no escoamento subsuperficial e na recarga do aquífero freático. Já o parâmetro ADIMP representa a área impermeável adicional da bacia e interfere na geração do escoamento superficial direto. Os demais parâmetros citados estão relacionados ao escoamento de base da bacia. Com base nos resultados, concluiu-se que a maior parte dos parâmetros do modelo SAC-SMA não proporciona variações expressivas nas vazões estimadas e os métodos de Morris e Sobol possibilitam a potencial simplificação do modelo hidrológico SAC-SMA, visto que viabilizaram a identificação dos parâmetros que não possuem sensibilidade. Por fim, no Artigo III foram desenvolvidas Redes Neurais Artificiais (RNAs) para estimar vazões diárias da Bacia Hidrográfica do Rio

Piracicaba. Além disso, foi avaliada a utilização das RNAs associadas aos modelos hidrológicos conceituais IPH II e SAC-SMA, de forma a obter um modelo híbrido para estimativa de vazões que representem, ao mesmo tempo, os processos conceituais e não lineares relacionados ao escoamento. No desenvolvimento das redes neurais para estimativa da vazão diária, foram adotados os seguintes passos: coleta e seleção de dados; definição da arquitetura da rede; treinamento; e validação dos resultados. Assim, concluiu-se que as RNAs são adequadas para a estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba; que as variáveis de entrada das RNAs que proporcionam os melhores resultados para estimativa das vazões são precipitação, evapotranspiração de referência e vazões do próprio curso de água defasadas no tempo; que para o bom desempenho das RNAs para estimativa das vazões é preciso considerar como variável de entrada a vazão do curso de água defasada no tempo; e que a associação das RNAs com o modelo hidrológico IPH II, caracterizando uma conformação híbrida, permite melhorar as estimativas das vazões diárias.

ABSTRACT

ULIANA, Eduardo Morgan, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, November, 2016. **Modeling of flow in watercourses based on rainfall-flow conceptual models and artificial intelligence application.** Adviser: Demetrius David da Silva. Co-Advisers: Michel Castro Moreira and Silvio Bueno Pereira.

Hydrologic modeling has become a significant tool for water resources engineering since it can be used in reservoir management, scheduling of hydroelectric plant operation, water resources planning and management, and forecasting and mitigation of extreme hydrologic events. Given this importance, this study aimed to model the daily flow regime of a river basin by means of rainfall-flow conceptual models and the application of artificial intelligence. The research results were divided into three papers. The first one showed the performance of two conceptual models, the Sacramento - Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) and the IPH II, in estimating the daily flows of the Piracicaba river basin (MG). Three sections were outlined to monitor the river basin flow. The model calibration was carried out by Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) algorithm, whose objective function was the Nash-Sutcliffe (ENS) efficiency index. By the statistical analysis of the residues, we could broadly observe that the flows estimated by SAC-SMA and by IPH II correlated with the values measured in the monitoring

sections. It is noteworthy mention that peak values were hard to identify in both models. Therefore, we concluded that the SAC-SMA and IPH II models are suitable to estimate daily flows of watercourses in the Piracicaba river basin. Thus, these models can be used in studies of hydrological simulation and management of water resources for Brazilian river basins. In the second paper, we tested the methods of global sensitivity analysis (ASG) for the sensitivity of parameters from the SAC-SMA hydrological model. In addition, we identified the parameters providing the largest variations in flows simulated by the model. For global sensitivity analysis, we use the methods of Morris and Sobol. The Morris method requires little computational effort, being of easy implementation and interpretation. Added to this, it allows a qualitative evaluation of parameter sensitivity; therefore, this method can be used as a preliminary analysis to the ASG methods based on variance, such as the Sobol one. This is considered method stronger than the Morris' one, enabling the quantification of the effects of parameters and their interactions, individually, in the model output data. The parameters of the SAC-SMA model showing high sensibility were LZPK, LZSK, LZFPM, LZFSM, UZFWM, and ADIMP. UZFWM is the parameter representing the free water depth in the upper soil, which interferes with subsurface runoff and groundwater recharge. Yet ADIMP stands for an additional waterproof area in the river basin that interferes with direct surface runoff. The other above-mentioned parameters are related to the river basin baseflow. Based on the results, we concluded that most of the parameters from SAC-SMA model had no significant variations in estimated flows; and the Morris and Sobol methods were able to simplify the SAC-SMA hydrological model since non-sensitive parameters were identified. Lastly, the third paper shows the development of artificial neural networks (ANNs) to estimate daily flows in the studied river basin. Likewise, we evaluated the application of these RNAs together with the conceptual hydrological models IPH II and SAC-SMA, with the purpose of generating a hybrid model for flow estimation, which would represent, at the same time, runoff conceptual and non-linear processes. We followed a set of steps while developing the ANNs, which were data collection and selection, network architecture definition, training, and validation of results. Based on the results, we concluded that the ANNs are adequate to estimate daily flows

in the Piracicaba river basin. Also, the input variables with the best results were rainfall, reference evapotranspiration, and time-lagged stream flows. Interestingly, a good performance of the ANNs was reached by taking into account these time-lagged flows as input variables. Furthermore, we may infer that the hybrid model, generated from ANN association to the IPH II hydrological model, improved the estimates of daily flows.

INTRODUÇÃO GERAL

A modelagem matemática permite representar o comportamento de fenômenos hidrológicos que ocorrem em uma bacia hidrográfica, possibilitando estimar o impacto de anomalias climáticas e de mudanças no uso do solo sobre os recursos hídricos (MELLO et al., 2016; PECHLIVANNIDIS et al., 2011).

Os modelos hidrológicos têm sido utilizados como uma das ferramentas para o planejamento e gestão dos recursos hídricos (DEVIA et al., 2015). O uso de um modelo hidrológico requer a acurácia de suas estimativas, as quais podem ser utilizadas por instituições operadoras de estações fluviométricas para análise de consistência e preenchimento de falhas de dados de vazão; empreendimentos hidrelétricos para gestão de reservatórios e elaboração do programa de operação das usinas; e órgãos gestores para elaboração de cenários de planejamento e gestão dos recursos hídricos, bem como para previsão e mitigação de eventos extremos (TUCCI, 2005; TUCCI et al., 2003).

Em geral, os modelos hidrológicos podem ser classificados como conceituais, empíricos, teóricos ou híbridos. Os modelos conceituais estabelecem relação entre os dados de entrada e saída de uma bacia hidrográfica, com equações semiempíricas que descrevem os fenômenos hidrológicos envolvidos. Já os modelos empíricos são constituídos de equações que estabelecem relação entre os dados de entrada e saída de

um sistema hídrico, sem levar em consideração os processos físicos intervenientes na variável a ser estimada. Diferentemente dos anteriores, os modelos teóricos são baseados na concepção física do fenômeno hidrológico, por meio de uma representação matemática ideal. Por fim, os modelos híbridos são constituídos da combinação de modelos conceituais, empíricos ou teóricos, com o objetivo de estimar a variável de interesse (DEVIA et al., 2015; TUCCI, 2005).

Entre os diversos tipos de modelos, devido às suas parametrizações físicas os teóricos possibilitam maior realismo à simulação, no entanto são de aplicações mais complexas, computacionalmente mais onerosas e requerem grande quantidade de dados de entrada, alguns difíceis de serem mensurados em nível de bacias hidrográficas, devido à sua elevada variabilidade espacial e, também, a limitações técnicas de medições (SILVA; EWEN, 2000).

As limitações técnicas de medições devem ser consideradas, principalmente no que se refere à utilização de modelos teóricos em bacias hidrográficas brasileiras, devido à escassez ou, até mesmo, à ausência de dados hidrometeorológicos e físicos da área de drenagem.

As equações matemáticas que compõem um modelo hidrológico são constituídas de parâmetros, cujos valores caracterizam o comportamento hidrológico de uma bacia hidrográfica. Alguns desses parâmetros podem ser determinados em campo, mas existem também aqueles que representam abstrações da realidade ou são difíceis de serem medidos para toda a área de contribuição, sendo necessário um processo de calibração com base nos dados hidrológicos existentes (BRAVO et al., 2009).

Ao contrário dos modelos teóricos, que necessitam de dados quantificados em campo, os parâmetros dos modelos conceituais e empíricos podem ser obtidos por técnicas de otimização, manual ou automática, a partir dos dados observados da variável resposta. Além desse fato, requerem normalmente menor quantidade de dados de entrada, o que os torna mais atrativos com relação aos modelos teóricos (PECHLIVANNIDIS et al., 2011).

Tendo em vista a aplicabilidade dos modelos hidrológicos, sua importância para subsidiar ações de planejamento e gestão dos recursos

hídricos e considerando a existência de vários modelos hidrológicos, o Artigo I deste trabalho objetivou avaliar o desempenho dos modelos hidrológicos conceituais IPH II (TUCCI, 2005) e Sacramento – Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) (BURNASH, 1995), para estimativa das vazões diárias da Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba-MG.

A escolha desses modelos deveu-se ao fato de terem grande potencial, embora ainda sejam pouco explorados no Brasil, principalmente o SAC-SMA, em razão do escasso conhecimento sobre seu desempenho em bacias hidrográficas do país. Aliado a isso, requerem como dados de entrada essencialmente precipitação média e evapotranspiração, os quais são relativamente mais abundantes em bacias hidrográficas brasileiras, e os algoritmos não apresentam limitações quanto às características das bacias (área, vegetação, geologia e características do canal de drenagem, entre outras).

O real entendimento do comportamento de modelos hidrológicos é de fundamental importância para que se consiga sucesso na modelagem hidrológica. Nesse sentido, a análise de sensibilidade constitui ferramenta que permite avaliar como as respostas dos modelos variam em função dos dados de entrada, proporcionando benefícios importantes em sua parametrização, otimização e quantificação de incertezas (SALTELLI et al., 2000; SONG et al., 2015).

Segundo Makler-Pick et al. (2011), na análise de sensibilidade se deve optar pelos métodos de Análise de Sensibilidade Global (ASG), por avaliarem a influência dos parâmetros sobre os resultados do modelo, em toda a sua faixa de variação, além de serem aplicados a modelos não lineares, como é o caso dos modelos hidrológicos.

Entre os métodos de ASG, destacam-se os métodos de Morris (MORRIS, 1991) e o de Sobol (SOBOL, 1993), os quais têm sido utilizados, com sucesso, para avaliar a sensibilidade de modelos hidrológicos, como demonstrado por Moreau et al. (2013), Sarrazin et al. (2016), Song et al. (2013) e Zhang et al. (2013).

Com a finalidade de identificar os parâmetros sensíveis do modelo hidrológico SAC-SMA para fins de estimativa de vazões diárias na Bacia do

Rio Piracicaba, utilizou-se, no Artigo II, a análise de sensibilidade global, por meio dos métodos de Morris e de Sobol.

Finalmente, no Artigo III foi avaliado o potencial de uma conformação híbrida de redes neurais artificiais (RNAs) com os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA, visando aumentar a acurácia das estimativas de vazões. Tal estudo decorre do fato de que as RNAs, que se constituem num modelo empírico, têm-se mostrado promissoras em estudos hidrológicos, podendo ser alternativa para circunstâncias em que os modelos conceituais são inadequados. As RNAs possuem a capacidade de modelar sistemas lineares e não lineares, sendo estes últimos predominantes em bacias hidrográficas (AICHOURI et al., 2015; ELSAFI, 2014; SETIONO, 2015).

Segundo Elsafi (2014), as RNAs possuem capacidade de identificar as relações entre as variáveis de entrada e as de saída de um sistema, o que as torna capazes de resolver problemas complexos, como a transformação de chuva em vazão. Esse mesmo autor destacou que o uso de RNAs para estimativa de vazões em cursos de água está condicionado à definição de sua arquitetura – que consiste na escolha das variáveis de entrada e saída e na escolha do número de camadas escondidas e de neurônios matemáticos – e à seleção das funções de transferência. Dessa forma, foram desenvolvidas e testadas, no Artigo III, diversas arquiteturas de Redes Neurais Artificiais (RNAs) para a estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba.

Além da utilização de RNAs para fins de estimativa de vazões, existe a possibilidade do uso dessa técnica combinada com os modelos hidrológicos conceituais, caracterizando, assim, uma conformação híbrida. Ao utilizar RNAs e o modelo conceitual HBV-model para estimar o escoamento mensal de duas bacias hidrográficas norueguesas, Nilsson et al. (2006) concluíram que a combinação de redes neurais com os resultados do modelo conceitual melhorou a qualidade das estimativas dessa variável na escala de tempo especificada.

Contudo, ainda é preciso avançar nesse tipo de análise com a avaliação dessa conformação híbrida com outros modelos conceituais e aplicados, sobretudo, em bacias tropicais.

REFERÊNCIAS

- AICHOURI, I.; HANI, A.; BOUGHERIRA, N.; DJABRI, L.; CHAFFAI, H.; LALLAHEM, S. River flow model using artificial neural networks. **Procedia Engineering**, v. 74, n. 1, p. 1007-1014, 2015.
- BRAVO, J. M.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. Verificação da eficiência e eficácia de um algoritmo evolucionário multiobjetivo na calibração automática do Modelo Hidrológico IPH II. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 14, n. 3, p. 37-50, 2009.
- BURNASH, R. J. C. The NWS River Forecast System: catchment modeling. In: SINGH, V. P. (Ed.). **Computer models of watershed hydrology**. Highlands Ranch, Colorado: Water Resources Publications, 1995. p. 311-366.
- DEVIA, G. K.; GANASRI, B. P.; DWARAKISH, G. S. A review on hydrological models. **Aquatic Procedia**, v. 4, p. 1001-1007, 2015.
- ELSAFI, S. H. Artificial Neural Networks (ANNs) for flood forecasting at Dongola Station in the river Nile, Sudan. **Alexandria Engineering Journal**, v. 53, n. 3, p. 655-662, 2014.
- MAKLER-PICK, V.; GAL, G.; GORFINE, M.; HIPSEY, M. R.; CARMEL, Y. Sensitivity analysis for complex ecological models – A new approach. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 1, p. 124-134, 2011.
- MELLO, C. R.; NORTON, L. D.; PINTO, L. C.; BESKOW, S.; CURI, N. Agricultural watershed modeling: a review for hydrology and soil erosion processes. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 40, n. 1, p. 7-25, 2016.

MOREAU, P.; VIAUD, V.; PARNAUDEAU, V.; SALMON-MONVIOLA, J.; DURAND, P. An approach for global sensitivity analysis of a complex environmental model to spatial inputs and parameters: a case study of an agro-hydrological model. **Environmental Modelling & Software**, v. 47, n. 1, p. 74-87, 2013.

MORRIS, M. D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. **Technometrics**, v. 33, n. 2, p. 161-174, 1991.

NILSSON, P.; UVO, C. B.; BERNDTSSON, R. Monthly runoff simulation: Comparing and combining conceptual and neural network models. **Journal of Hydrology**, v. 321, n. 1-4, p. 344-363, 2006.

PECHLIVANIDIS, I. G.; JACKSON, B. M.; MCINTYRE, N. R.; WHEATER, H. S. Catchment Scale Hydrological Modelling: a review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and applications. **Global NEST Journal**, v. 13, n. 3, p. 193-214, 2011.

SALTELLI, A.; CHAN, K.; SCOTT, E. M. **Sensitivity analysis**. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2000. 475 p.

SARRAZIN, F.; PIANOSI, F.; WAGENER, T. Global sensitivity of environmental models: convergence and validation. **Environmental Modelling & Software**, v. 79, n. 1, p. 135-152, 2016.

SETIONO, R. H. Analysis of rainfall-runoff neuron input model with artificial neural network for simulation for availability of discharge at Bah Bolon Watershed. **Procedia Engineering**, v. 125, n. 1, p. 150-157, 2015.

SILVA, L. P.; EWEN, J. Modelagem hidrológica de grandes bacias hidrográficas: a necessidade de novas metodologias. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 5, n. 4, p. 81-92, 2000.

SOBOL, I. M. Sensitivity analysis for non-linear mathematical models. **Mathematical Modeling and Computational Experiment**, v. 1, p. 407-414, 1993.

SONG, X.; KONG, F.; ZHAN, C.; HAN, J.; ZHANG, X. Parameter identification and global sensitivity analysis of Xin'anjiang model using meta-modeling approach. **Water Science and Engineering**, v. 6, n. 1, p. 1-17, 2013.

SONG, X.; ZHANG, J.; ZHAN, C.; XUAN, Y.; YE, M.; XU, C. Global sensitivity analysis in hydrological modeling: review of concepts, methods, theoretical framework, and applications. **Journal of Hydrology**, v. 523, n. 1, p. 739-757, 2015.

TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. 2. ed. Porto Alegre: Editora da Universidade/UFRGS e ABRH, 2005. 678 p.

TUCCI, C. E. M.; CLARKE, R. T.; COLLISCHONN, W. **Previsão de vazões com base na previsão climática**. Brasília: ANEEL, 2003.

ZHANG, C.; CHU, J.; FU, G. Sobol's sensitivity analysis for a distributed hydrological model of Yichun River Basin, China. **Journal of Hydrology**, v. 480, p. 58-68, 2013.

ARTIGO I

MODELOS HIDROLÓGICOS IPH II E SAC-SMA: CALIBRAÇÃO E AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO NA ESTIMATIVA DE VAZÕES NA BACIA DO RIO PIRACICABA-MG

RESUMO

Modelos hidrológicos conceituais, do tipo chuva-vazão, devidamente calibrados e validados podem ser utilizados em simulações hidrológicas, preenchimento de falhas de vazões, análise de consistência dos níveis de água observados e, até mesmo, para a extensão de séries históricas. O objetivo do trabalho foi avaliar o desempenho dos modelos conceituais chuva-vazão Sacramento – Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) e IPH II para a estimativa das vazões diárias da Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba-MG, de modo que eles possam ser utilizados para subsidiar o planejamento e a gestão de recursos hídricos da bacia. O estudo foi realizado em três seções de monitoramento de vazão da Bacia do Rio Piracicaba, com área de 5.304,0 km², localizada no Estado de Minas Gerais – Brasil. A calibração dos modelos foi realizada com o algoritmo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA), utilizando como função objetivo o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe. Para verificar o desempenho dos modelos hidrológicos, foram utilizadas as seguintes medidas estatísticas: erro

absoluto médio; raiz do erro quadrático médio; viés; teste t pareado a 5% de significância; índice de concordância de Willmott; e índice de eficiência de Nash-Sutcliffe. Com a análise dessas medidas e dos hidrogramas de vazões observadas e simuladas, foi possível constatar, de maneira geral, concordância entre os valores de vazões estimados pelos modelos SAC-SMA e IPH II e os observados nas seções de medição. Porém, verificou-se que os modelos apresentaram maior dificuldade em simular valores de pico. Os valores do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe obtidos nas três seções de monitoramento foram de 0,87; 0,78; e 0,71 para o modelo SAC-SMA e de 0,88; 0,80; e 0,73 para o modelo IPH II, confirmando que os modelos são “adequados e bons” para a estimativa das vazões diárias. Conclui-se, portanto, que os modelos SAC-SMA e IPH II são adequados para a estimativa das vazões diárias de cursos de água da Bacia do Rio Piracicaba, demonstrando potencial para serem utilizados em estudos relacionados com simulação hidrológica e gestão de recursos hídricos em bacias hidrográficas de regiões tropicais.

Palavras-chave: Simulação hidrológica; Vazão; Precipitação; Previsão.

ABSTRACT

IPH II AND SAC-SMA HYDROLOGICAL MODELS: CALIBRATION AND PERFORMANCE EVALUATION FOR WATER FLOW FORECASTING IN THE PIRACICABA RIVER BASIN-MG

Duly calibrated and validated rain-flow hydrologic models may be used in hydrologic simulations, lack of flow control, data consistency analysis, and even to continuing a historical series. The aim of this study was to evaluate the performance of the conceptual models Sacramento - Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) and IPH II for daily flow estimation in the Piracicaba-MG river basin. Therefore, they may be used in the planning and management of water resources in the given river basin. The study was carried out in three runoff-monitoring sections on the Piracicaba river basin, with an area of 5,304.0 km², located in the State of Minas Gerais - Brazil. Model calibration was performed through the Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) algorithm, whose objective function was the Nash-Sutcliffe efficiency index. Statistical measures were used to verify the performance of hydrological models: mean absolute error, root mean square error, bias, paired sample T-test at 5% significance, Willmott's concordance index, and Nash-Sutcliffe efficiency index. By analyzing these measurements and hydrographs of observed and simulated flows, we noticed, in a general way, an agreement between the estimated flows (SAC-SMA and IPH II models)

and those observed in the runoff-monitoring sections. However, both models showed great difficulty in simulating peak values. The Nash-Sutcliffe efficiency index values obtained in the three monitoring-sections were 0.87, 0.78, and 0.71 for the SAC-SMA model, and 0.88, 0.80, and 0.73 for the IPH II one. These values confirm the models are “fit and proper” for daily flow estimations. Overall, both models can be further used for hydrologic simulations and water resources management in tropical river basins.

Keywords: Hydrologic simulation; Flow; Rainfall; Forecast.

1. INTRODUÇÃO

Os modelos conceituais chuva-vazão permitem representar o comportamento dos fenômenos hidrológicos que ocorrem em uma bacia hidrográfica e, assim, estimar as vazões dos cursos de água. O conhecimento das vazões é informação primordial para o planejamento e desenvolvimento de projetos relacionados a recursos hídricos, como: geração de energia elétrica, prevenção contra eventos hidrológicos extremos e manejo de sistemas de irrigação e de abastecimento de água (TUCCI, 2005; TUCCI et al., 2003).

De acordo com Viola et al. (2009), a simulação hidrológica em bacias com intensa produção agrícola representa importante ferramenta para a gestão dos recursos hídricos, principalmente para a caracterização das vazões passíveis de serem outorgadas para projetos de irrigação. Além disso, de posse de projeções climáticas, a simulação hidrológica permite quantificar as disponibilidades hídricas em diferentes cenários, minimizando o impacto das incertezas do clima sobre o gerenciamento dos recursos hídricos, como exposto por Huang et al. (2012), Koutroulis et al. (2013), Nóbrega et al. (2011) e Vaze et al. (2010).

No âmbito do setor elétrico, Gomes et al. (2010) afirmaram que a previsão de vazões afluentes aos reservatórios permite que os diferentes modelos de operação, otimização e simulação energética possam ser utilizados para avaliar as condições operacionais das usinas hidrelétricas.

Essas previsões de vazões permitem que sejam tomadas decisões que minimizem o efeito de eventos extremos e maximizem a utilização do volume de espera dos reservatórios, desde que realizadas com relativa exatidão e antecedência.

A utilização de modelos de simulação hidrológica requer extensa série de dados hidroclimatológicos e das características da área de estudo. O Brasil apresenta ampla rede de monitoramento hidrológico, mas com problemas relacionados ao tamanho das séries históricas, erros sistemáticos e grosseiros nos registros, bem como ausência de medições por períodos esporádicos de tempo. Isso traz sérios riscos no processo de determinação das vazões máximas, mínimas e médias, as quais são necessárias nos projetos de engenharia relacionados ao aproveitamento dos recursos hídricos, levando em muitas situações ao sub/superdimensionamento de obras hidráulicas ou à emissão de outorgas que superem os limites previstos pela legislação, comprometendo com isso a qualidade ambiental do curso de água e a garantia de acesso aos recursos hídricos, como estabelecido na Lei das Águas (Lei nº 9433/1997).

Os modelos hidrológicos conceituais chuva-vazão requerem para a sua utilização que sejam calibrados e validados, de acordo com as características da área de estudo.

A calibração consiste de um processo de causa e efeito, em que o sistema tenta abstrair dos dados de entrada as informações necessárias para avaliar quais valores dos parâmetros farão o modelo reproduzir adequadamente o sistema natural. Já a validação permite confirmar a acurácia do modelo visando à simulação de processos estacionários na bacia hidrográfica (ANDRADE et al., 2013; ARABI et al., 2006; MAGALHÃES, 1989).

Há grande número de modelos hidrológicos, com características únicas e aplicações específicas (DEVIA et al., 2015). Entre os modelos hidrológicos que têm sido utilizados com frequência para aplicações na engenharia de recursos hídricos, destacam-se: Hydrologic Modeling System (HEC-HMS), Geospatial Hydrologic Modeling Extension (HEC-GeoHMS), River Analysis System (HEC-RAS), Geographic River Analysis System (HEC-GeoRAS), Tank Model, Topography-Based Hydrological Model

(TOPMODEL), Soil Moisture Accounting Procedure (SMAP), Modelo de Grandes Bacias (MGB-IPH), Soil and Water Assessment Tool (SWAT), Instituto de Pesquisas Hidráulicas II (IPH II) e o Sacramento – Soil Moisture Accounting (SAC-SMA).

Os modelos HEC-HMS, HEC-GeoHMS, HEC-RAS e HEC-GeoRAS foram desenvolvidos pelo Hydrologic Engineering Center (HEC), vinculado ao United States Army Corps of Engineers, com a finalidade de serem utilizados para a simulação de vazões de cheias e mapeamento de áreas de inundação. Autores como Cabral et al. (2016), Khattak et al. (2016) e Ullah et al. (2016) aplicaram esses modelos para mapear áreas de inundação dos rios Kalpani e Kabul, localizados no Paquistão, e Granjeiro, localizado no Brasil, concluindo que os modelos são adequados para o gerenciamento de riscos de inundação e para a tomada de decisão, com a finalidade de minimização dos impactos decorrentes dos eventos de cheia.

O Tank Model (SUGAWARA, 1995) foi desenvolvido no Japão para modelar a resposta hidrológica de uma bacia hidrográfica decorrente de diferentes eventos de precipitação. Apesar de ser considerado um modelo simples, possui capacidade para simulação de vazões em cursos de água como comprovado por Lara e Kobiyama (2012) no Brasil, Kuok et al. (2010) na Malásia e Ngoc et al. (2013) no Vietnã.

O TOPMODEL, desenvolvido por Beven e Kirkby (1979), foi concebido para transformação de chuva em vazão com a utilização de relações físicas para representar a bacia hidrográfica e os processos hidrológicos. A estrutura do modelo está baseada na discretização de sub-bacias e no emprego de um fator topográfico para quantificação do escoamento (TUCCI, 2005).

Esse modelo mostrou-se adequado para simular a relação entre precipitação e escoamento em bacias hidrográficas do Zimbábue, da Malásia e do Irã, como descrito nos trabalhos de Gumindoga et al. (2011), Suliman et al. (2016) e Nourani et al. (2011), respectivamente.

Outro modelo hidrológico bastante utilizado é o SMAP, apresentado por Lopes et al. (1982) para simular séries contínuas de vazões a partir de dados de chuva. O modelo faz a separação do escoamento baseado nos

parâmetros estabelecidos pelo Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos (US Soil Conservation).

No Brasil, Saraiva et al. (2011) utilizaram o SMAP para estimar vazões na escala mensal na Bacia do Rio Paraobepa, afluente do São Francisco, sendo constatado que o modelo possui desempenho adequado para tal objetivo. Estudos como os de Block et al. (2009) e Castanharo et al. (2007), realizados nas bacias brasileiras do Jaguaribe e do Iguçu, respectivamente, também comprovaram a eficácia do modelo para estimativa das vazões de cursos de água.

O modelo MGB-IPH (COLLISCHONN et al., 2007) foi desenvolvido no Brasil para simulação hidrológica em grandes bacias. Collishonn et al. (2007) e Nóbrega et al. (2011) verificaram que o MGB-IPH é adequado para quantificar as incertezas do clima sobre os recursos hídricos, bem como para simular os impactos de mudanças do uso e ocupação do solo nas vazões dos cursos de água.

Quanto à simulação de impactos de mudanças do uso e ocupação do solo nas vazões dos cursos de água, Pereira et al. (2016a) e Pereira et al. (2016b) verificaram que o modelo SWAT, assim como o MGB-IPH, apresenta potencial para essa finalidade.

O modelo IPH II (TUCCI, 2005) foi desenvolvido no Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), com o objetivo de ser utilizado para projetos de engenharia em bacias hidrográficas. É um modelo simples, com poucos parâmetros, e pode ser utilizado em bacias com diferentes características (MINE; TUCCI, 1999). O modelo foi utilizado por Brun e Tucci (2001) e Mine e Tucci (1999) para previsão, em tempo real, do volume afluente de reservatórios de hidrelétricas. Esses autores concluíram que o modelo estima esses volumes com acurácia.

Em estudo realizado na Bacia do Rio Pomba, Pereira et al. (2016c) verificaram que o modelo IPH II possui potencial para ser utilizado em estudos relacionados com simulação hidrológica e gestão de recursos hídricos na bacia, como na caracterização de vazões de outorga para projetos de irrigação.

Apesar de ter sido desenvolvido no Brasil, Bertoni et al. (1992) verificaram que o modelo IPH II apresentou acurácia para simulação de vazões em uma pequena bacia do Reino Unido.

O modelo Sacramento – Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) (BURNASH, 1995), considerado complexo, foi desenvolvido nos Estados Unidos para previsão de cheias no rio Sacramento (Califórnia). O SAC-SMA é amplamente utilizado pelo Serviço Meteorológico Nacional dos Estados Unidos (NWS-NOAA) e em diversos outros países, permitindo a estimativa de vazões com acurácia (ANDREWS et al., 2011; BOUGHTON, 2005).

A fim de quantificar as vazões de cursos de água a partir de dados de precipitação de 15 bacias hidrográficas da Ilha de Creta, Grécia, Koutroulis et al. (2013) utilizaram o SAC-SMA e concluíram que o modelo possui desempenho adequado para simular as vazões de cursos de água.

No Brasil, o modelo SAC-SMA foi utilizado por Breda et al. (2011) para estimativa de vazões horárias na Bacia Hidrográfica do Rio Iguaçu, sendo comprovado que o modelo pode ser utilizado para essa função.

Entre os diversos modelos hidrológicos, neste trabalho foram avaliados o IPH II e o SAC-SMA, os quais foram escolhidos por requererem essencialmente como dados de entrada a precipitação média e a evapotranspiração, passíveis de serem obtidas para a maior parte das bacias hidrográficas brasileiras; por não apresentarem limitações quanto às características das bacias (área, vegetação, geologia e características do canal de drenagem, entre outras); por apresentarem grande potencial de uso em bacias hidrográficas brasileiras; e, ainda, por serem pouco explorados no Brasil, principalmente o SAC-SMA.

Com base no exposto, o objetivo do estudo foi verificar o desempenho dos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA (Sacramento) para a estimativa das vazões diárias da Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba, de modo que possam ser utilizados para subsidiar o planejamento e a gestão de recursos hídricos da bacia.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

O estudo foi conduzido na Bacia do Rio Piracicaba, que possui 5.304 km² de área e localiza-se na porção Centro-Leste do Estado de Minas Gerais (Figura 1).

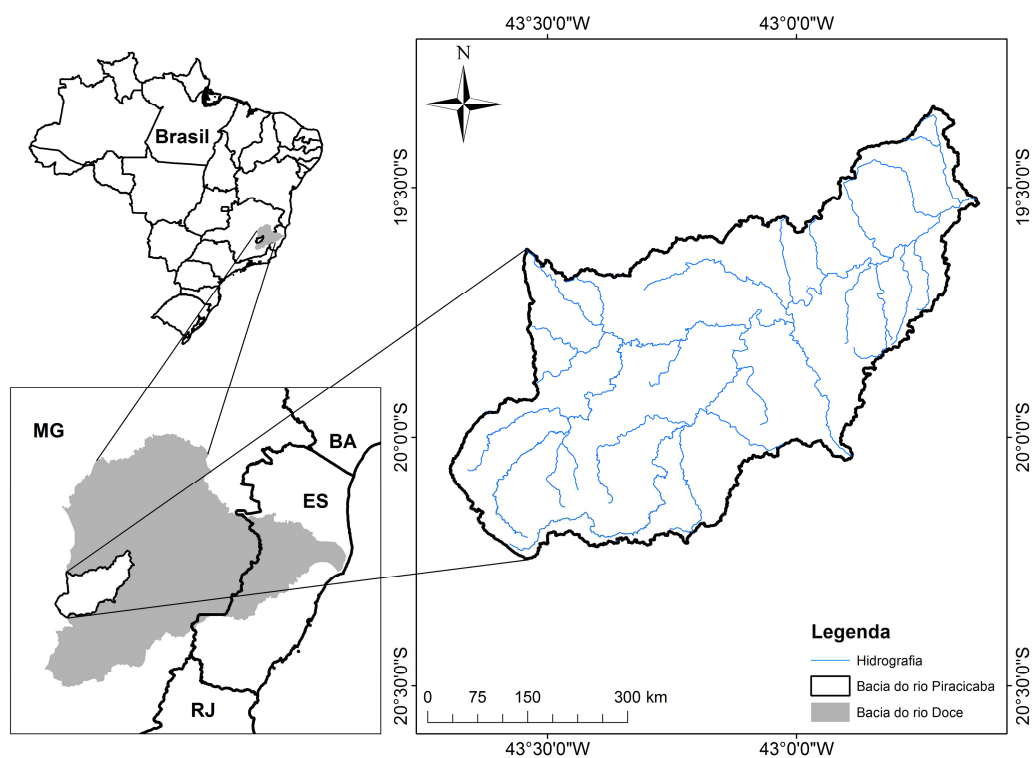


Figura 1 – Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba.

O rio Piracicaba é afluente do rio Doce, e sua área de drenagem abrange 21 municípios mineiros, cuja economia é baseada, principalmente, em três atividades de grande porte: mineração, siderurgia e monocultura de eucalipto (PIRH-DOCE, 2010). Além dessas atividades, a bacia é marcada por expressiva concentração urbana e por empreendimentos hidrelétricos instalados ao longo dos cursos de água, sendo a disponibilidade de recursos hídricos fator determinante no processo de crescimento econômico e desenvolvimento sustentável da região (CBH PIRACICABA, 2011).

2.2. Base de dados hidrometeorológicos

Os modelos IPH II e SAC-SMA requerem como variáveis de entrada dados de precipitação e Evapotranspiração de Referência (ET_0). Com vistas à calibração automática e verificação do desempenho desses modelos hidrológicos para a estimativa de vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba, foram utilizados dados de estações pluviométricas, fluviométricas e meteorológicas pertencentes à Agência Nacional de Águas (ANA) e ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), localizadas na bacia hidrográfica e no seu entorno (Figura 2 e Tabela 1).

Foram utilizados dados diários de vazões correspondentes aos períodos de 01/09/1990 a 31/12/1992, 01/07/2002 a 31/12/2006 e 01/09/1990 a 31/12/1993, registrados nas Estações Fluviométricas Carrapato (56640000), Rio Piracicaba (56610000) e Mário de Carvalho (56696000), respectivamente (Tabela 1). Esses períodos foram selecionados por não apresentarem falhas nos dados hidrometeorológicos das estações listadas, de forma a evitar o uso de estimativas obtidas com base em métodos de preenchimento de falhas, os quais já possuem erros associados a eles.

Neste estudo, 70% dos dados da série histórica foram utilizados para calibração e 30% para validação. Por não haver nenhuma Estação Meteorológica na Bacia do Rio Piracicaba, com dados disponíveis para os períodos adotados para fins de calibração e validação dos modelos, selecionou-se uma estação localizada no entorno da bacia, que no caso foi a Estação de Viçosa-MG (Tabela 1).

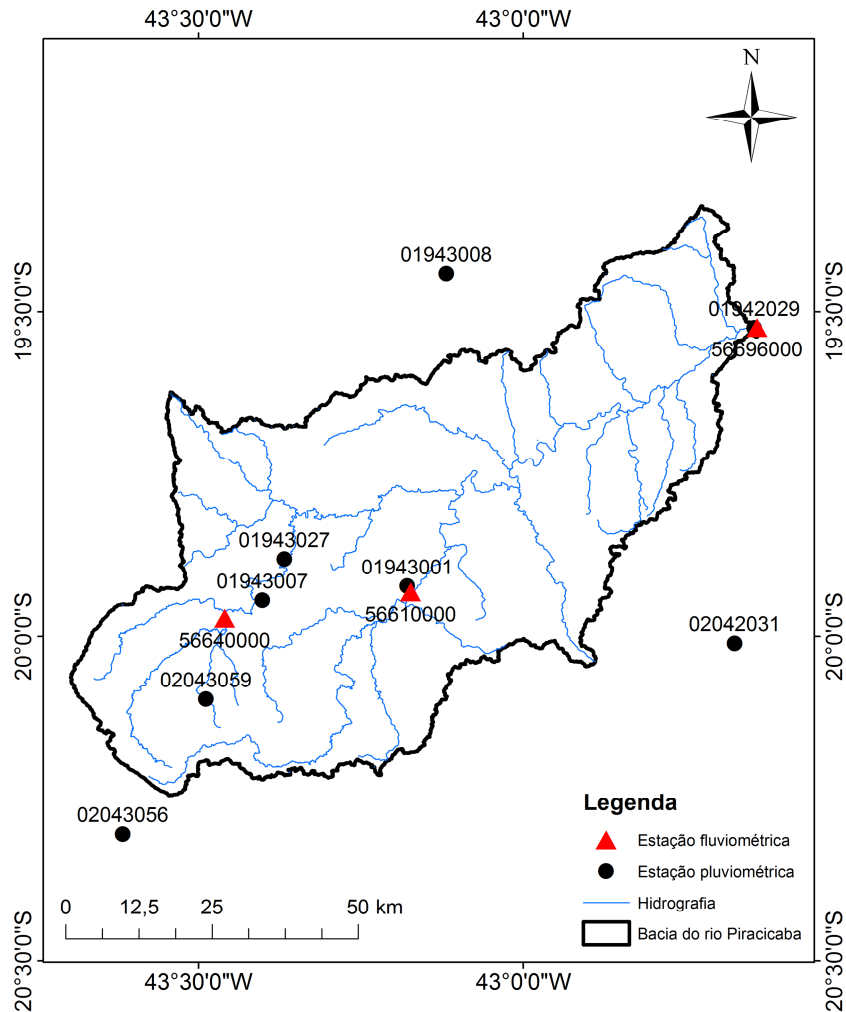


Figura 2 – Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba, com destaque para a localização das estações pluviométricas e fluviométricas utilizadas no estudo.

Tabela 1 – Informações sobre as estações pluviométricas, fluviométricas e meteorológicas utilizadas no estudo

| Código | Nome | Estação | Latitude (°) | Longitude (°) | Altitude (m) | AD (km ²) |
|----------|------------------------|---------|--------------|---------------|--------------|-----------------------|
| 01942029 | Mário de Carvalho | P | -19,525 | -42,644 | 232 | - |
| 01943008 | Santa Maria do Itabira | P | -19,442 | -43,118 | 538 | - |
| 01943027 | Usina Peti | P | -19,881 | -43,367 | 1.110 | - |
| 02042031 | Fazenda Cach. D'Antas | P | -20,011 | -42,674 | 280 | - |
| 02043059 | Colégio Caraça | P | -20,097 | -43,488 | 1.300 | - |
| 02043056 | Fazenda Água Limpa | P | -20,305 | -43,616 | 965 | - |
| 01943007 | Santa Bárbara | P | -19,945 | -43,401 | 748 | - |
| 01943001 | Rio Piracicaba | P | -19,923 | -43,178 | 623 | - |
| 56640000 | Carrapato | F | -19,972 | -43,459 | 755 | 427,5 |
| 56610000 | Rio Piracicaba | F | -19,932 | -43,173 | 748 | 1.164,2 |
| 56696000 | Mário de Carvalho | F | -19,524 | -42,640 | 232 | 5.304,0 |
| 2042024 | Viçosa | M | -20,766 | -42,866 | 712 | - |

AD: área de drenagem; P: estação pluviométrica; F: estação fluviométrica; e M: estação meteorológica.

Ao tratar de aspectos práticos no uso de modelos hidrológicos, Tucci (2005) explicou que a estimativa da ET_0 utilizando postos localizados fora da bacia, como é o caso da Estação de Viçosa, pode ser realizada com boa estimativa devido ao fato de a variabilidade espacial e temporal da ET_0 ser menor do que a da precipitação.

A Evapotranspiração de Referência (ET_0) diária foi calculada pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985), por meio da equação (1). Os dados de temperaturas máxima e mínima não apresentaram falhas no período em estudo, o que foi determinante para a escolha desse método para estimativa da ET_0 .

$$ET_0 = 0,0023R_a(T_{\text{máx}} - T_{\text{mín}})^{0,5}(T_{\text{méd}} + 17,8) \quad (1)$$

em que ET_0 é a evapotranspiração de referência (mm dia^{-1}); R_a , a radiação extraterrestre, expressa em evaporação equivalente (mm dia^{-1}); $T_{\text{máx}}$, a temperatura máxima diária ($^{\circ}\text{C}$); $T_{\text{mín}}$, a temperatura mínima diária ($^{\circ}\text{C}$); e $T_{\text{méd}}$, a temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$).

A precipitação média na área de drenagem de cada uma das sub-bacias foi obtida pelo método de Thiessen (equação 2), descrito por Bertoni e Tucci (2001), que se baseia na geometria do plano de localização das estações pluviométricas para ponderar a influência dos seus dados no cálculo da precipitação média na área.

$$\bar{P} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i A_i}{A_t} \quad (2)$$

em que \bar{P} é a precipitação média (mm); A_i , a área de influência da estação pluviométrica i (km^2), com precipitação P_i (mm); e A_t , a área total da bacia (km^2).

2.3. Modelo hidrológico IPH II

A calibração automática do modelo IPH II e as estimativas das vazões foram realizadas, utilizando-se o software WIN-IPH2, desenvolvido por Bravo et al. (2006).

Para calibração automática do modelo hidrológico IPH II, foi utilizado o algoritmo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) desenvolvido por Duan et al. (1992). A função objetivo escolhida para calibração foi o coeficiente de Nash-Sutcliffe, conforme descrito por Pereira et al. (2014a). Descrição detalhada do SCE-UA pode ser obtida em Diniz (1999).

A estimativa da vazão diária com o modelo IPH II, nas três seções de controle da Bacia do Rio Piracicaba, foi realizada com a execução dos seguintes algoritmos: quantificação das perdas por evaporação e interceptação; separação dos escoamentos; propagação do escoamento superficial; e propagação do escoamento subterrâneo. Na Figura 3 é apresentada uma representação esquemática das principais atividades executadas para estimar as vazões diárias com o modelo IPH II, as quais são descritas de forma concisa na sequência. Descrições detalhadas desses algoritmos podem ser obtidas em Tucci (2005).

2.3.1. Cálculo de Perdas

O modelo IPH II considera que parte da precipitação que chega à superfície do solo da bacia hidrográfica é perdida por evaporação e que outra parte é retida por interceptação (cobertura vegetal e depressões), representada por um reservatório que tem capacidade $R_{m\acute{a}x}$ (mm) e uma variável de estado R_t (mm).

Quando à precipitação total diária da bacia não for suficiente para atender à evapotranspiração de referência, parte é atendida pelo reservatório de perdas e o restante pela água contida no solo, de acordo com o seu estado de umidade S_t . A retirada de água do solo por evapotranspiração é obtida por meio da equação 3.

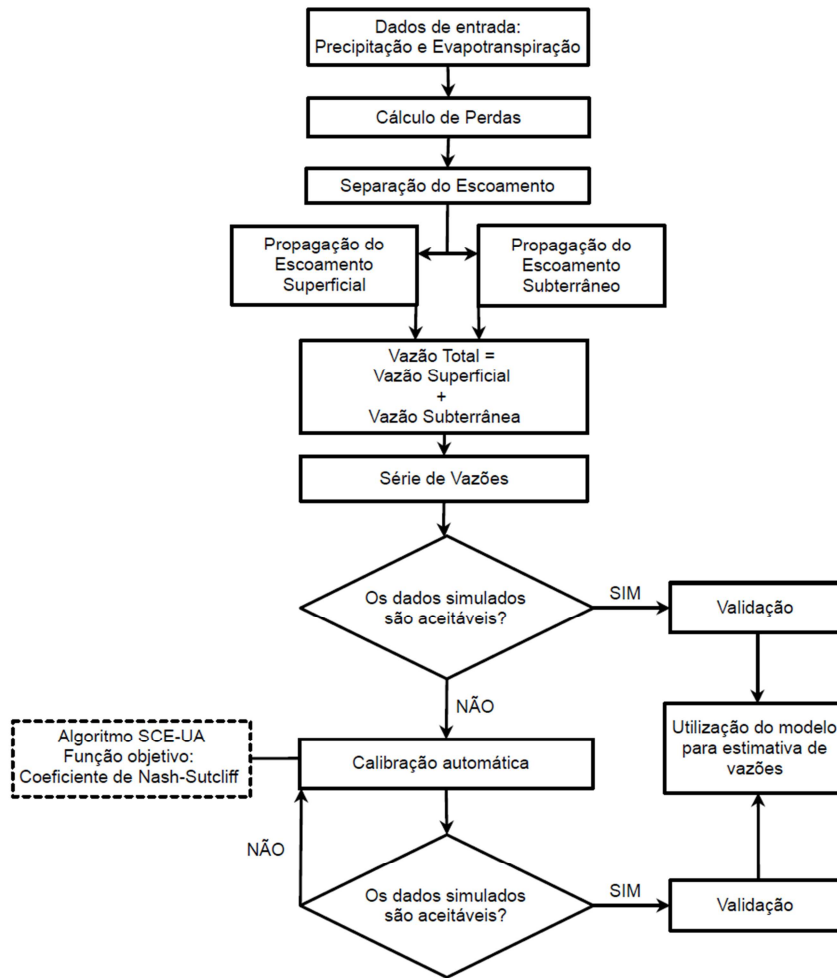


Figura 3 – Representação esquemática com as principais atividades executadas para a estimativa das vazões utilizando o modelo IPH II.

$$E_t = \frac{ET_0 S_t}{S_{m\acute{a}x}} \quad (3)$$

em que E_t é a evapotranspiração real no tempo t (mm dia^{-1}); ET_0 , a evapotranspiração de referência (mm dia^{-1}); S_t , o conteúdo de água no solo no tempo t (mm); e $S_{m\acute{a}x}$, o conteúdo máximo de água no solo (mm).

Assim que são contabilizadas as perdas iniciais, a lâmina de chuva excedente é considerada no algoritmo de separação do escoamento.

2.3.2. Separação do escoamento

A chuva excedente, contabilizada com os procedimentos descritos no item 2.3.1, pode gerar escoamento superficial ou infiltrar no solo. A lâmina de água que precipita sobre áreas impermeáveis gera escoamento superficial direto, sendo somada ao escoamento resultante de áreas permeáveis.

Para quantificar o escoamento superficial em áreas permeáveis e a percolação da água para o aquífero freático, foi utilizado o modelo de Horton modificado, que resulta em duas equações que relacionam o armazenamento com a infiltração e percolação. Essas equações são:

$$S_t = a_i + b_i I(t) \quad (4)$$

$$S_t = b_t T(t) \quad (5)$$

sendo:

$$a_i = \frac{(-I_0^2)}{[\ln(h)(I_0 - I_b)]} \quad (6)$$

$$b_i = \frac{I_0}{[\ln(h)(I_0 - I_b)]} \quad (7)$$

$$b_t = \frac{(-I_0)}{[\ln(h)I_b]} \quad (8)$$

em que S_t é o conteúdo de água no solo no tempo t (mm); $h = e^{(-Kt)}$, sendo K um parâmetro empírico relacionado ao tipo de solo (dia^{-1}); I_0 , a capacidade de infiltração do solo quando o conteúdo de água é S_0 (mm dia^{-1}); e I_b , a capacidade de infiltração quando o solo está saturado (mm dia^{-1}).

Para calcular as lâminas de água percolada e escoada superficialmente, foram consideradas as seguintes situações:

Situação I – $P(t) > I(t)$: quando a precipitação apresentou valor maior que a capacidade de infiltração, a lâmina total infiltrada V_i (mm) foi obtida com a integração da equação de Horton para a taxa de infiltração, no intervalo de tempo $[0, \Delta t]$. A representação gráfica da situação I pode ser observada na Figura 4a.

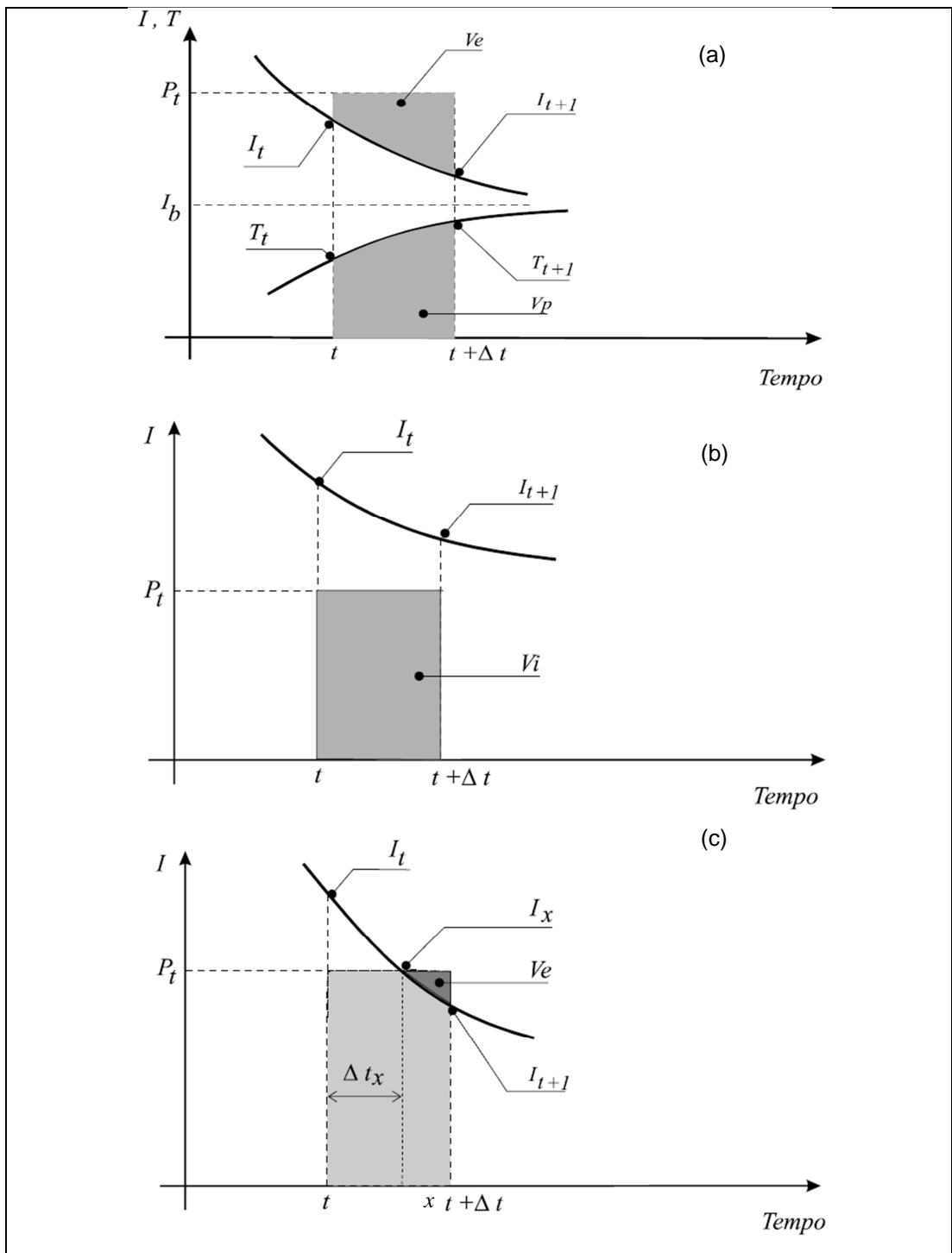


Figura 4 – Situações contempladas no algoritmo do modelo IPH II para separação dos escoamentos.
 Fonte: MINE, 1998.

$$V_i = I_b \Delta t + \frac{I(t) - I_b}{\ln(h)} (h^{\Delta t} - 1) \quad (9)$$

A lâmina de escoamento superficial (mm) foi obtida com a equação 10.

$$V_e = P(t) \Delta t - V_i \quad (10)$$

A lâmina percolada V_p (mm) foi obtida com a equação 11.

$$V_p = S(t) - S(t+1) + V_i \quad (11)$$

O armazenamento $S(t+1)$ foi obtido a partir de $I(t+1)$, que foi calculado com a equação de Horton para a taxa de infiltração.

Situação II – $P(t) < I(t)$, mas com $P(t) < I(t+1)$: neste caso, toda a precipitação, $P(t)$, infiltra no solo e o armazenamento foi calculado com a equação 12. A representação gráfica dessa situação pode ser observada na Figura 4b.

$$S(t+1) = S(t)e^{-\Delta t/bt} + P(t).bt(1 - e^{-\Delta t/bt}) \quad (12)$$

Com base na equação 4, foi possível determinar $I(t+1)$, por meio de $S(t+1)$, para verificar se a premissa anterior é verdadeira. Comprovada essa veracidade, a lâmina de água percolada V_p foi determinada com a equação 11, e o escoamento superficial, em um primeiro momento, foi considerado nulo ($V_e = 0$).

Foi considerado, no entanto, que, mesmo durante períodos de pequena precipitação $P(t) < I(t)$, pode existir escoamento superficial em alguns trechos da bacia, devido à variabilidade da infiltração. Para considerar esse comportamento, foi calculado o coeficiente C_r com a equação 13.

$$C_r = \frac{\left(\frac{P(t)}{I(t)}\right)^2}{\left(\frac{P(t)}{I(t)} + \text{alfa}\right)} \quad (13)$$

em que C_r é um coeficiente que representa a porcentagem de precipitação que escoar superficialmente e alfa, um parâmetro do modelo (adimensional).

Assim, a lâmina de escoamento superficial V_e (mm) foi calculada pela equação 14.

$$V_e = P(t) \times C_r \quad (14)$$

Situação III – $P(t) < I(t)$, mas com $P(t) > I(t+1)$: neste caso, após o cálculo da capacidade de infiltração, verificou-se que dentro do intervalo de tempo a curva de infiltração cruza a de precipitação, originando duas situações diferentes. Para encontrar o ponto x da Figura 4c, foram criados dois intervalos. No primeiro, a equação da continuidade teve como entrada toda a precipitação, como na equação 12, só que o intervalo de tempo utilizado foi Δt_x . No ponto x , $S(x)$ foi determinado com base em $I = P$, com o auxílio da equação 4. O intervalo de tempo Δt_x foi obtido pela equação 12. A representação gráfica dessa situação pode ser observada na Figura 4c.

$$\Delta t_x = -bt \cdot \ln\left(\frac{btS(x) - P}{btS(t) - P}\right) \quad (15)$$

Assim que foram determinados os intervalos de tempo $[0, \Delta t_x]$ e $[\Delta t_x, \Delta t - \Delta t_x]$, o primeiro foi tratado como Situação II e o segundo, como Situação I, para o cálculo das lâminas de escoamento superficial, infiltração e percolação.

2.3.3. Propagação do escoamento e cálculo das vazões

A propagação do escoamento superficial foi feita até a seção principal da bacia pelo método de Clark, que consiste de uma combinação do

histograma tempo-área (HTA) com um reservatório linear simples (TUCCI, 2005).

O escoamento superficial foi definido pelo método do reservatório linear simples, por meio da equação 16.

$$Q_{S_{t+1}} = Q_{S_t} e^{-\frac{\Delta t}{\Delta K_s}} + V_{S_{t+1}} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\Delta K_s}} \right) \quad (16)$$

em que Q_{S_t} é a vazão superficial no instante t (mm dia^{-1}); K_s , o tempo médio de esvaziamento do reservatório superficial (dias); e V_s , a precipitação efetiva no tempo t , obtida por meio do HTA (mm).

A propagação do escoamento subterrâneo foi também obtida pelo método do reservatório linear simples, por meio da equação 17.

$$Q_{\text{sub}_{t+1}} = Q_{\text{sub}_t} e^{-\frac{\Delta t}{\Delta K_{\text{sub}}}} + V_{p_{t+1}} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\Delta K_{\text{sub}}}} \right) \quad (17)$$

em que Q_{sub_t} é a vazão subterrânea no instante t (mm dia^{-1}); K_{sub} , o tempo médio de esvaziamento do reservatório subterrâneo (dias); e V_p , o volume percolado (mm).

Os parâmetros I_0 , I_b , h , K_s , K_{sub} , $R_{\text{máx}}$ e alfa (parâmetro do modelo) foram obtidos por calibração automática. Descrição detalhada dos parâmetros pode ser obtida em Bravo et al. (2006).

2.4. Modelo hidrológico SAC-SMA (Sacramento)

O modelo SAC-SMA tem como base a realização do balanço de umidade nas zonas superior e inferior do solo, de forma a quantificar os escoamentos: direto, superficial, subsuperficial, de base primária e de base suplementar, que contribuem para o escoamento do curso de água.

Na Figura 5 pode ser observada a representação esquemática do modelo SAC-SMA. A seguir será apresentada, com base na descrição de Burnash e Ferral (1996), a estrutura do modelo (SAC-SMA), conforme os conceitos hidrológicos utilizados.

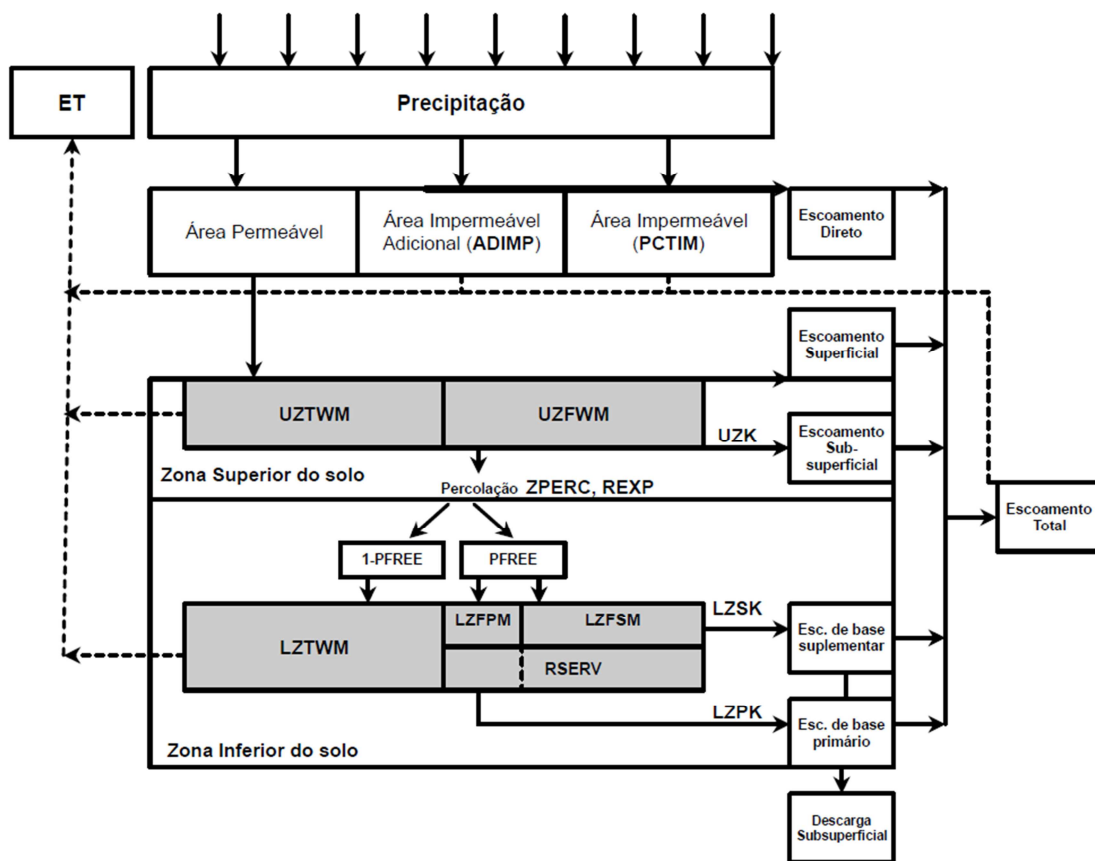


Figura 5 – Representação esquemática do modelo SAC-SMA, explicitando os parâmetros otimizáveis.

Fonte: Adaptado de Van WERKHOVEN et al., 2009.

Para aplicação do modelo SAC-SMA, a Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba foi considerada como um bloco de solo. Após um evento de precipitação sobre a superfície desse bloco, considerou-se que parte da precipitação infiltrou em áreas permeáveis e outra parcela se transformou em escoamento superficial. Esse escoamento, somado ao escoamento direto resultante de áreas impermeabilizadas permanentes (PCTIM) e de áreas impermeáveis adicionais (ADIMP), foi propagado diretamente para os cursos de água.

A Área Impermeável Adicional (ADIMP) representa a porção coberta impermeável do solo, a exemplo de canais, superfície de lagos ou áreas temporariamente infiltráveis que apresentam características de impermeabilidade quando o solo está saturado.

A área permeável gerou escoamento superficial quando a intensidade de precipitação superou a taxa de infiltração, e a área impermeável (PCTIM e ADIMP) produziu escoamento direto, não importando a intensidade de precipitação.

Para melhorar o entendimento dos processos decorrentes da lâmina de precipitação total diária que infiltrou no solo, esse bloco de solo foi dividido em zonas superior e inferior (Figura 5), nas quais os processos têm interferência direta no escoamento superficial/subsuperficial e no escoamento de base, respectivamente.

Na zona superior do bloco, parte da lâmina de precipitação infiltrada ficou retida nas partículas do solo (UZTWM) sob uma tensão superficial, que a tornou indisponível para o uso pelas plantas. No modelo SAC-SMA, essa lâmina de água retida nas partículas de solo é chamada de “água de tensão superficial”.

Assim que esse requerimento foi preenchido, o restante da lâmina de água ficou disponível nos poros do solo (UZFWM) e ocasionou o escoamento subsuperficial. Isso foi devido à força gravitacional, a determinada taxa UZK, ou percolou para a zona inferior do solo descrita pelos parâmetros ZPERC, REXP e PFREE, definidos como taxa máxima de percolação, expoente da equação de percolação e fração de água percolada da zona superior, a qual vai direto para a zona de água livre inferior, respectivamente.

Em uma camada mais profunda do solo, os componentes água de tensão superficial e livre também foram considerados. A água de tensão superficial na zona inferior foi considerada como a lâmina de água que deve ser necessariamente preenchida para satisfazer os requerimentos de umidade decorrentes da força de atração molecular entre as partículas de solo e a água, mas não incluiu a água livre presente nos poros. Essa lâmina de água foi definida como um parâmetro do modelo e chamada de LZTWM, como pode ser observado na Figura 5.

Ainda na zona inferior do solo (Figura 5), a lâmina de água contida nos poros e disponível para o escoamento de base foi dividida em duas partes, as quais compuseram os armazenamentos inferiores, primário (LZFPM) e suplementar (LZFMS), cujas taxas de depleção foram,

respectivamente, LZPK e LZSK. Nesse modelo, o escoamento de base ocorre segundo a equação de Darcy, entretanto essa condição não leva em consideração a variação das recessões desse escoamento ao longo do tempo (BURNASH; FERRAL, 1996). Por esse motivo, foi considerada a existência de duas zonas inferiores de água “livre”, uma primária representada pelo parâmetro LZFPM e a outra suplementar, decorrente da recarga do aquífero freático após um período de precipitação. Assim, com a combinação desses dois tipos de armazenamento foi possível contabilizar a variação do escoamento de base, como observado em uma bacia hidrográfica.

O escoamento total propagado para o canal foi resultante da soma das cinco formas básicas quantificadas pelo modelo (Figura 5), sendo elas:

- Escoamento direto de áreas impermeabilizadas.
- Escoamento superficial que ocorre quando o armazenamento da zona superior de água livre está completo e a intensidade de precipitação excede a taxa de percolação e de escoamento subsuperficial.
- Escoamento subsuperficial resultante da drenagem lateral do armazenamento da zona superior do solo.
- Escoamento de base primário.
- Escoamento de base suplementar.

A calibração automática do modelo SAC-SMA e as simulações foram realizadas com o auxílio de um algoritmo, implementado em linguagem de programação R, denominado Hydromad (ANDREWS et al., 2011).

Para calibração automática do modelo, foi utilizado o algoritmo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA), e a função objetivo escolhida foi o coeficiente de Nash-Sutcliffe, assim como no caso do modelo IPH II.

Na Tabela 2 são apresentados os parâmetros do modelo SAC-SMA, que foram obtidos por meio de calibração automática com o algoritmo SCE-UA. Na Tabela 3 podem ser observadas as faixas de variação dos parâmetros, propostas por Andrews et al. (2011) e Shin et al. (2013), as quais foram utilizadas para calibração com o SCE-UA.

Tabela 2 – Descrição dos parâmetros do modelo SAC-SMA

| Parâmetro | Unidade | Descrição |
|-----------|----------------------------------|--|
| UZTWM | mm | Capacidade máxima do armazenamento superior de água de tensão superficial. |
| UZFWM | mm | Capacidade máxima do armazenamento superior de água livre. |
| LZTWM | mm | Capacidade máxima do armazenamento inferior de água de tensão superficial. |
| LZFPM | mm | Capacidade máxima do armazenamento inferior primário de água livre. |
| LZFSM | mm | Capacidade máxima do armazenamento inferior suplementar de água livre. |
| UZK | dia ⁻¹ | Taxa de depleção lateral da zona superior de água livre. |
| LZPK | dia ⁻¹ | Taxa de depleção do escoamento de base primário. |
| LZSK | dia ⁻¹ | Taxa de depleção do escoamento de base suplementar. |
| PCTIM | km ² /km ² | Fração de área constantemente impermeável na bacia. |
| ADIMP | km ² /km ² | Área impermeável adicional. |
| PFREE | mm/mm | Fração da água percolada da zona superior que vai direto para a zona de água livre inferior. |
| ZPERC | adim. | Taxa máxima de percolação. |
| REXP | adim. | Expoente da equação de percolação. |

Tabela 3 – Faixa de variação dos parâmetros do modelo SAC-SMA (Sacramento), conforme proposição de Andrews et al. (2011) e Shin et al. (2013)

| Parâmetro | Unidade | Limite inferior | Limite superior |
|-----------|----------------------------------|------------------|-----------------|
| UZTWM | mm | 1,00 | 150,00 |
| UZFWM | mm | 1,00 | 150,00 |
| LZTWM | mm | 1,00 | 500,00 |
| LZFPM | mm | 1,00 | 1000,00 |
| LZFSM | mm | 1,00 | 1000,00 |
| UZK | dia ⁻¹ | 0,10 | 0,50 |
| LZPK | dia ⁻¹ | 10 ⁻⁴ | 0,25 |
| LZSK | dia ⁻¹ | 10 ⁻² | 0,25 |
| PCTIM | km ² /km ² | 10 ⁻⁶ | 0,10 |
| ADIMP | km ² /km ² | 0,00 | 0,40 |
| PFREE | mm/mm | 0,00 | 0,60 |
| ZPERC | adim. | 1,00 | 250,00 |
| REXP | adim. | 0,00 | 5,00 |

UZTWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água de tensão superficial; UZFWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água livre; LZTWM: capacidade máxima do armazenamento inferior de água de tensão superficial; LZFPM: capacidade máxima do armazenamento inferior primário de água livre; LZFSM: capacidade máxima do armazenamento inferior suplementar de água livre; UZK: taxa de depleção lateral da zona superior de água livre; LZPK: taxa de depleção do escoamento de base primário; LZSK: taxa de depleção do escoamento de base suplementar; PCTIM: fração de área constantemente impermeável na bacia; ADIMP: área impermeável adicional; PFREE: fração da água percolada da zona superior que vai direto para a zona de água livre inferior; ZPERC: taxa máxima de percolação; e REXP: expoente da equação de percolação.

2.5. Avaliação do desempenho dos modelos hidrológicos

A fim de verificar o desempenho dos modelos IPH II e SAC-SMA na estimativa das vazões da Bacia do Rio Piracicaba, os resultados obtidos pelos modelos foram comparados com os dados observados nas três seções de monitoramento utilizando (KRAUSE et al., 2005; PEREIRA et al., 2014a; STONE, 1993; WILLMOTT, 1982): o erro absoluto médio (MAE); a raiz do erro quadrático médio (RMSE); o viés; o teste t pareado a 5% de significância; o índice de concordância de Willmott; e o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), obtidos, respectivamente, por:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - P_i| \quad (18)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2 \right]^{0,5} \quad (19)$$

$$Viés = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i) \quad (20)$$

$$t = \sqrt{\left[\frac{(n-1) \text{viés}^2}{RMSE^2 - \text{viés}^2} \right]} \quad (21)$$

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O| + |O_i - O|)^2} \right] \quad (22)$$

$$E_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O)^2} \quad (23)$$

em que P_i é a vazão estimada ($m^3 s^{-1}$); O_i , a vazão observada ($m^3 s^{-1}$); O , a média das vazões observadas ($m^3 s^{-1}$); e n , o número de valores da amostra.

O erro absoluto médio (MAE) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE) medem a magnitude dos erros em um conjunto de estimativas, nas unidades da variável de interesse. Valores de MAE e RMSE iguais a zero

indicam ajuste perfeito do modelo à série de dados observados (MORIASI et al., 2007).

O MAE e o RMSE foram analisados ao mesmo tempo com a finalidade de diagnosticar a variação dos erros nas séries de vazões estimadas. O valor de RMSE será sempre superior ou igual ao MAE. Quanto maior a diferença entre eles, maior também a variância dos erros individuais na amostra. No entanto, se apresentarem valores iguais, isso significa que todos os erros possuem a mesma ordem de grandeza.

O viés foi utilizado para verificar a existência de subestimativa (valor positivo) ou superestimativa (valor negativo) pelo modelo.

O teste t pareado no nível α de 5% de significância foi empregado com a finalidade de confirmar se a diferença (Δ) entre os dados observados e simulados foi estatisticamente nula, condição esperada.

As hipóteses do teste t foram: $H_0: \Delta = 0$; $H_1: \Delta \neq 0$. Quando o valor em módulo de t (equação 21) apresentou valor superior ao quantil da distribuição t, de Student, com $v = n - 1$ graus de liberdade ($t_{\frac{\alpha}{2}, v}$); então, rejeitou-se a hipótese nula (H_0) bilateral, ou seja, de que existe diferença entre os valores de vazões observadas e simuladas pelo modelo, o que não é desejável.

O valor de “d” varia entre 0 e 1, e valores próximos à unidade indicam concordância, ou seja, melhor o desempenho do modelo na predição.

Para avaliar o desempenho dos modelos com relação ao índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), foi adotada a classificação sugerida por Van Liew et al. (2007). De acordo com a classificação: $E_{NS} = 1$ significa ajuste perfeito dos dados preditos pelo modelo; $E_{NS} > 0,75$ indica que o modelo é adequado e bom; $0,36 < E_{NS} < 0,75$ indica que o modelo é considerado satisfatório; e $E_{NS} < 0,36$ indica que o modelo não é satisfatório.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Modelo IPH II

Na calibração automática do modelo IPH II foram obtidos coeficientes de Nash e Sutcliffe (E_{ns}) iguais a 0,74; 0,80; e 0,89 para as Seções de Monitoramento Carrapato (56640000), Rio Piracicaba (56610000) e Mário de Carvalho (56696000), respectivamente. Na Tabela 4 são apresentados os parâmetros do modelo hidrológico IPH II, obtidos por calibração automática utilizando o algoritmo SCE-UA.

De acordo com a classificação do E_{NS} , a calibração do modelo IPH II foi “adequada e boa”, para estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba, nas Seções de Controle Mário de Carvalho e Rio Piracicaba; e “satisfatória” na Seção Carrapato, corroborando os resultados obtidos por Pereira et al. (2016c) e Silva et al. (2009).

Os parâmetros otimizados I_0 , I_b e h da equação de Horton indicam que a área de drenagem da Estação Fluviométrica Carrapato possui solos com maior capacidade de infiltração de água, enquanto a da Estação Mário de Carvalho, solos com menor capacidade de infiltração (Tabela 4).

Das três áreas de drenagem analisadas, verifica-se, na Tabela 4, que a da Seção Carrapato foi a que apresentou o menor valor de K_s e a da Seção Mário de Carvalho, o maior. Esse comportamento era esperado, visto que, das três sub-bacias analisadas, a Mário de Carvalho apresentava a

maior área de drenagem (5.304,0 km²) e a Carrapato, a menor (427,5 km²). Sabe-se que a área é um dos fatores que intervêm diretamente no tempo de drenagem do escoamento superficial.

Quanto à recessão do escoamento de base, representado pelo parâmetro K_{sub} , observa-se na Tabela 4 que esse escoamento possui depleção menor na área de contribuição da Estação Carrapato e maior na da Estação Rio Piracicaba.

Com base na análise do parâmetro $R_{m\acute{a}x}$ (Tabela 4), percebe-se que a maior perda de precipitação por interceptação e armazenamento nas depressões do solo ocorre na Bacia da Estação Carrapato. O valor desse parâmetro nas outras duas áreas de drenagem é praticamente igual a zero (Tabela 4).

O parâmetro alfa é utilizado para o cálculo do escoamento superficial em situações em que a precipitação é menor do que a capacidade de infiltração. Sabe-se que nessa condição não ocorreria escoamento superficial, porém o modelo considera que a alta variabilidade espacial da infiltração pode ocasionar a ocorrência desse tipo de escoamento em pontos específicos. Com isso, a Bacia da Seção de Controle Carrapato é a que tem maior potencial de gerar escoamento superficial nessa condição, por apresentar o menor valor do parâmetro alfa, caso contrário ao da área de drenagem da Seção Rio Piracicaba.

Tabela 4 – Parâmetros do modelo IPH-II obtidos com a calibração automática

| Parâmetro | Estação fluviométrica | | |
|-----------------------------|-----------------------|----------------|-------------------|
| | Carrapato | Rio Piracicaba | Mário de Carvalho |
| I_0 (mm d ⁻¹) | 227,35 | 128,39 | 60,86 |
| I_b (mm d ⁻¹) | 16,26 | 2,37 | 6,72 |
| h | 0,233 | 0,62 | 0,2465 |
| K_s (d) | 1,168 | 2,41 | 4,48 |
| K_{sub} (d) | 211,567 | 63,50 | 163,52 |
| $R_{m\acute{a}x}$ (mm) | 15,00 | 0,024 | 0,0004 |
| <i>alfa</i> | 0,01 | 0,20 | 0,017 |

I_0 é a capacidade de infiltração inicial do solo; I_b é a capacidade de infiltração quando o solo está saturado; $h = e^{(-k)}$, em que k é um parâmetro empírico relacionado ao tipo de solo; K_s é o tempo médio de esvaziamento do reservatório superficial; K_{sub} é o tempo médio de esvaziamento do reservatório subterrâneo; $R_{m\acute{a}x}$ é a lâmina máxima de precipitação que pode ser retida pelo reservatório de interceptação (cobertura vegetal e depressões do solo); e *alfa* é um parâmetro do modelo, relacionado a um coeficiente que representa a porcentagem de precipitação que escoou superficialmente.

Os hietogramas e hidrogramas das vazões observadas e estimadas pelo modelo IPH II para as Seções Carrapato, Rio Piracicaba e Mário de Carvalho podem ser visualizados nas Figuras 6, 7 e 8, respectivamente. Por meio de avaliação visual dessas figuras, percebe-se, de maneira geral, boa concordância entre os valores de vazões estimados pelo modelo IPH II e aqueles observados, porém se verifica que o modelo apresentou certa dificuldade em simular alguns valores de vazões de pico.

Na Figura 9 são apresentadas as curvas de permanência das vazões diárias observadas e simuladas pelo modelo IPH II para as três Seções de Monitoramento da Bacia do Rio Piracicaba.

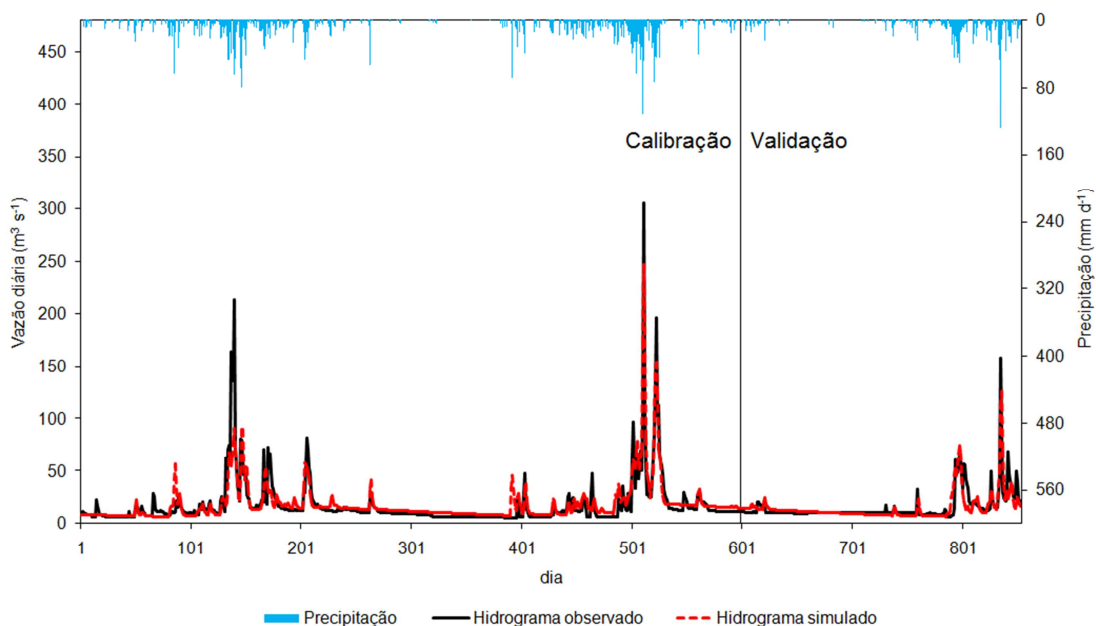


Figura 6 – Hietograma e hidrograma das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo hidrológico IPH II para a Seção de Medição Carrapato.

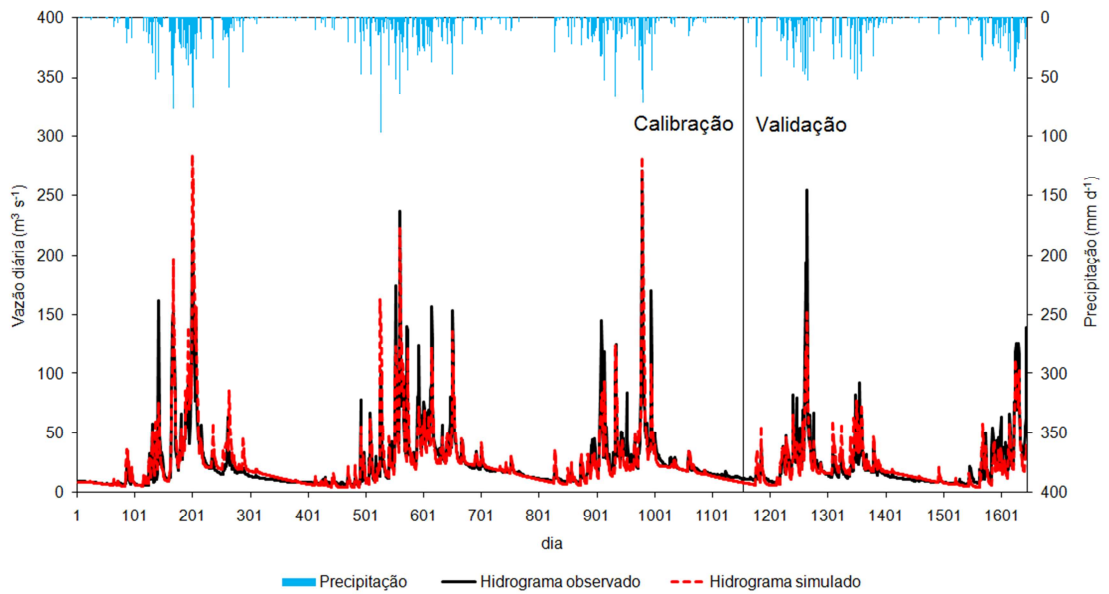


Figura 7 – Hietograma e hidrograma das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo hidrológico IPH II para a Seção de Medição Rio Piracicaba.

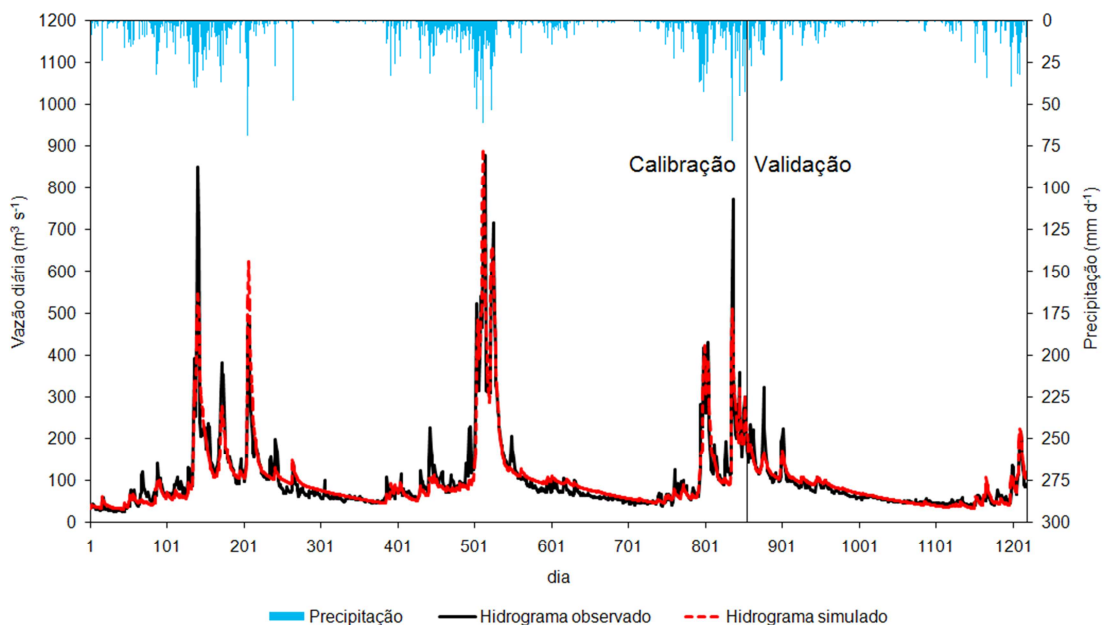


Figura 8 – Hietograma e hidrograma das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo hidrológico IPH II para a Seção de Medição Mário de Carvalho.

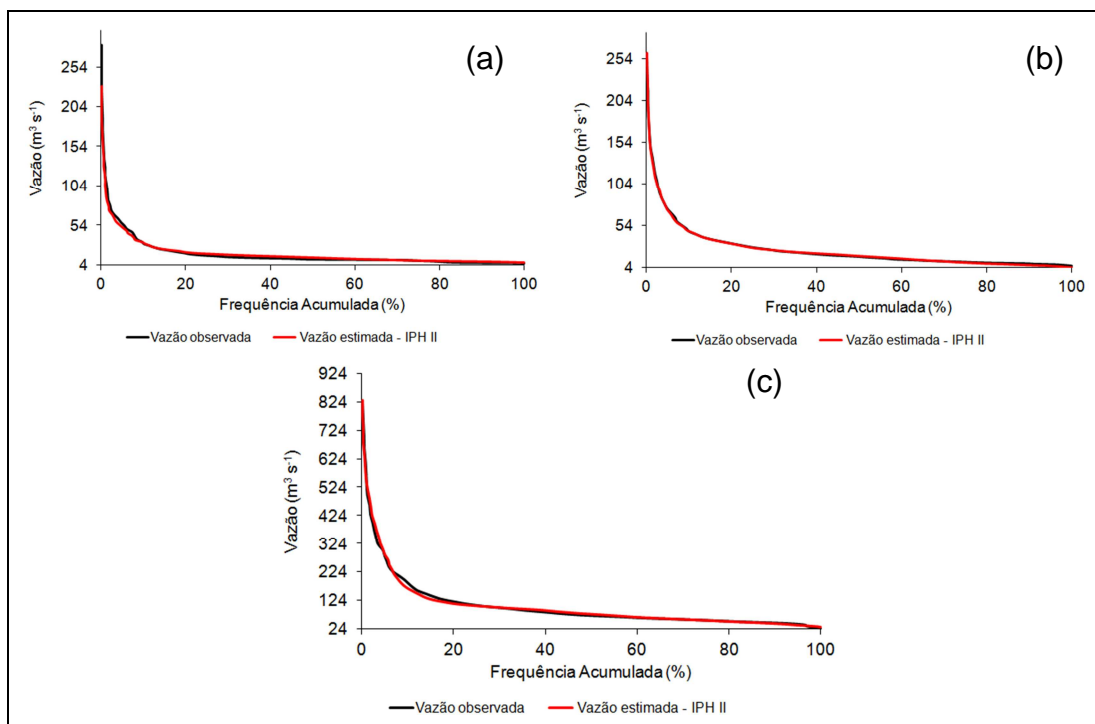


Figura 9 – Curvas de permanência das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo IPH II para as Seções de Controle Carrapato (a), Rio Piracicaba (b) e Mário de Carvalho (c).

Observa-se na Figura 9, de forma geral, que o modelo estimou adequadamente as vazões, no entanto apresentou exatidão menor para simular vazões com baixa permanência, principalmente nas Seções de Controle Carrapato e Mário de Carvalho (Figura 9).

As vazões com permanência de 90 e 95% (Q_{90} e Q_{95}), extraídas das curvas apresentadas na Figura 9, permitem caracterizar a disponibilidade hídrica natural de um curso de água e podem ser consideradas como um dos limitantes para a concessão de outorga de direito de uso dos recursos hídricos.

Na curva observada para a Seção de Controle Carrapato (Figura 9a), os valores de Q_{90} e Q_{95} foram de 6,5 e 6,3 $m^3 s^{-1}$, enquanto na curva simulada esses valores foram de 7,9 e 7,4, respectivamente. Nota-se que o modelo apresentou desempenho adequado, visto que superestimou as vazões Q_{90} e Q_{95} em 21,5 e 17,5%, respectivamente.

Já para a Seção de Monitoramento Rio Piracicaba (Figura 9b) os valores de Q_{90} e Q_{95} observados foram de 8,4 e 7,5 $m^3 s^{-1}$, enquanto na

curva simulada esses valores foram de 7,0 e 6,1, respectivamente. Diferentemente do que aconteceu na Seção de Controle Carrapato, o modelo subestimou essas vazões em 17 e 19% e demonstra adequabilidade para a estimativa dessas variáveis.

Por fim, para a Seção de Controle Mário de Carvalho (Figura 9c) os valores de Q_{90} e Q_{95} observados foram de 45,5 e 41,3 $m^3 s^{-1}$, enquanto na curva simulada esses valores foram de 43,9 e 38,2, respectivamente. Nessa seção, o modelo subestimou as vazões Q_{90} e Q_{95} em 3,5 e 7,5%, respectivamente, apresentando desempenho melhor para a estimativa dessas variáveis, comparativamente com as seções anteriores.

Esses resultados confirmam que o modelo chuva-vazão IPH II possui potencial para ser utilizado em simulação de vazões para fins de gestão de recursos hídricos na Bacia do Rio Piracicaba.

Na Tabela 5 são apresentadas as medidas quantitativas do desempenho do modelo IPH II.

Tabela 5 – Medidas quantitativas do desempenho do modelo IPH II

| Indicador | Estação fluviométrica | | |
|-----------|-----------------------|----------------------|----------------------|
| | Carrapato | Rio Piracicaba | Mário de Carvalho |
| \bar{O} | 17,4 | 24,9 | 102,2 |
| \bar{P} | 18,0 | 25,0 | 101,8 |
| MAE | 5,8 | 6,0 | 17,1 |
| RMSE | 11,6 | 12,0 | 33,5 |
| Viés | -0,58 | -0,08 | 0,48 |
| d | 0,92 | 0,95 | 0,97 |
| E_{NS} | 0,73 | 0,80 | 0,88 |
| t | 1,48 ^(ns) | 0,29 ^(ns) | 0,50 ^(ns) |

\bar{O} e \bar{P} são as vazões médias ($m^3 s^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; e (ns) não significativo a 5% de significância.

De acordo com a classificação do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), é possível afirmar que o modelo IPH II foi “adequado e bom” para a estimativa das vazões diárias nas Seções de Controle Mário de Carvalho e Rio Piracicaba e “satisfatório” na Seção Carrapato (Tabela 5).

Já os valores do índice de concordância de Willmontt apresentaram valores próximos a 1, indicando boa concordância entre os valores observados e estimados nas três seções de monitoramento.

Com relação ao teste t pareado a 5% de significância, percebe-se que o modelo IPH II apresentou valor de t não significativo nas três seções de controle, ou seja, pode-se afirmar, com 95% de probabilidade, que a diferença entre os valores observados e estimados pelo modelo é estatisticamente nula (Tabela 5).

O valor do viés indicou subestimativa das vazões pelo modelo IPH II na localidade de Mário de Carvalho e superestimativa nas localidades Rio Piracicaba e Carrapato (Tabela 5).

Por fim, a proximidade entre o MAE e o RMSE indicou que a variância dos erros individuais foi pequena em ambas as estimativas, ou seja, os erros do modelo são, em sua maior parte, relativamente pequenos.

Deve-se destacar que as estimativas das vazões para a Seção de Controle Carrapato apresentaram erros maiores em relação às Estações Mário de Carvalho e Rio Piracicaba, mas, de forma geral, com base na análise quantitativa dos resíduos apresentada na Tabela 5, é possível afirmar que o modelo IPH II teve precisão e acurácia na estimativa das vazões diárias e pode ser utilizado em estudos relacionados ao planejamento e gestão dos recursos hídricos na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba.

Ressalta-se, ainda, que nenhum modelo hidrológico pode fornecer resultado perfeito ao ser aplicado em nível de bacia hidrográfica, pois a ciência ainda não atingiu conhecimento completo sobre os processos físicos do ciclo hidrológico (MAGALHÃES, 1989). Exemplo disso são os resultados obtidos com o modelo IPH II para a Bacia do Rio Piracicaba, que, apesar de apresentarem erros, estão em nível aceitável e não comprometeram a confiabilidade das estimativas.

As causas dos erros na estimativa das vazões da Bacia do Rio Piracicaba podem estar relacionadas a um conjunto de fatores, entre os quais: erros na coleta de dados hidrometeorológicos, transformação de dados pontuais em médias espaciais, erros na estrutura do modelo devido a

simplificações de processos físicos do ciclo hidrológico e, por fim, a erros relacionados à função objetivo utilizada na calibração.

Pela análise dos valores apresentados na Tabela 5, verifica-se que o modelo IPH II teve melhor desempenho para estimar as vazões na Seção Mário de Carvalho, com área de drenagem de 5.304,0 km², seguida da Estação Rio Piracicaba, com área de 1.164,2 km²; e, por fim, na Seção de Monitoramento Carrapato, com área de drenagem de 427,5 km². Desse modo, percebe-se que o modelo apresentou melhor desempenho para as maiores áreas de drenagem.

Segundo Benaman et al. (2005), Beskow et al. (2011) e Viola et al. (2009), quando os modelos chuva-vazão são executados em escala de tempo diária ou mensal, principalmente em pequenas e médias bacias hidrográficas tropicais, torna-se mais difícil obter resultados com boa exatidão, devido à alta variabilidade espacial e temporal da precipitação, bem como ao rápido deslocamento do escoamento superficial.

A dificuldade para simulação de alguns valores de vazões de pico, como observado nas Figuras 6 a 8, foi a mesma de diversos estudos relacionados à transformação de chuva em vazão, como os trabalhos de Andrade et al. (2013) e Pereira et al. (2014ab). Segundo Mello et al. (2008), uma das hipóteses para a menor exatidão na estimativa dessas vazões pode estar relacionada ao conjunto de configurações e dados de entrada fornecidos ao modelo hidrológico, bem como à alta variabilidade espacial e temporal dos componentes hidrológicos, o que dificulta a definição de valores representativos para toda a área de drenagem.

O erro de estimativa das vazões da Bacia do Rio Piracicaba, pelo modelo IPH II, pode ter sido resultante também da transformação da precipitação pontual em média espacial com o método de Thiessen. O erro decorrente dessa transformação torna-se ainda maior quando ocorrem chuvas convectivas na bacia, caracterizadas por cobrirem pequenas áreas e terem alta intensidade e curta duração.

Moreira et al. (2007) utilizaram a precipitação média, determinada a partir de pluviômetros, e a precipitação estimada com radar meteorológico como dado de entrada de um modelo chuva-vazão. Esses autores concluíram que os dados oriundos do radar proporcionaram melhores

estimativas das vazões quando as chuvas foram provocadas por áreas de instabilidade, tendo como principais características alta intensidade e distribuição espacial muito irregular. O contrário foi observado em situações em que as chuvas foram provocadas por sistemas frontais.

Os resultados da calibração e validação do modelo IPH II para a Bacia do Rio Piracicaba indicaram que ele é ferramenta promissora para ser utilizada na elaboração de cenários de planejamento e gestão de recursos hídricos na bacia, previsão e mitigação de eventos extremos de vazões, bem como para análise de consistência e preenchimento de falhas de dados de vazões.

3.2. Modelo SAC-SMA

Na calibração automática do modelo SAC-SMA foram obtidos coeficientes de Nash e Sutcliffe (E_{NS}) iguais a 0,71; 0,78; e 0,86, para as Seções de Monitoramento Carrapato (56640000), Rio Piracicaba (56610000) e Mário de Carvalho (56696000), respectivamente.

De acordo com a classificação do E_{NS} , a calibração do modelo SAC-SMA foi “adequada e boa” para estimativa das vazões diárias nas Seções de Controle Mário de Carvalho e Rio Piracicaba e “satisfatória” na Seção Carrapato, assim como no caso da modelagem com o IPH II.

Os resultados da calibração automática do SAC-SMA, obtidos na Bacia do Rio Piracicaba, estão de acordo com os observados por Koutroulis et al. (2013) e Newman et al. (2015).

Na Tabela 6 estão apresentados os parâmetros do modelo hidrológico SAC-SMA obtidos por calibração automática com o algoritmo SCE-UA.

Os parâmetros PCTIM e ADIMP representam as frações de área constantemente impermeável e adicional, respectivamente, e são intervenientes na geração do escoamento superficial direto. Verifica-se na Tabela 6 que a Seção Rio Piracicaba é a que tem maior porcentagem, no total, de área impermeável e, com isso, maior potencial de transformar a chuva em escoamento superficial direto. Entretanto, a área de drenagem da Estação Mário de Carvalho é a que possui menor porcentagem de área impermeável, como pode ser observado na Tabela 6.

Tabela 6 – Parâmetros do modelo SAC-SMA obtidos com calibração automática

| Parâmetro | Estação fluviométrica | | |
|---|-----------------------|----------------|-------------------|
| | Carrapato | Rio Piracicaba | Mário de Carvalho |
| UZWWM (mm) | 3,43 | 9,8 | 37,3 |
| UZFWM (mm) | 4,13 | 26,35 | 46,3 |
| LZTWM (mm) | 131,11 | 359,70 | 198,4 |
| LZFPFMM (mm) | 674,43 | 485,96 | 805,6 |
| LZFSM (mm) | 373,68 | 612,02 | 1,0 |
| UZK (dia ⁻¹) | 0,30 | 0,42 | 0,17 |
| LZPK (dia ⁻¹) | 0,0040 | 0,13 | 0,0029 |
| LZSK (dia ⁻¹) | 0,01 | 0,11 | 0,18 |
| PCTIM (km ² /km ²) | 0,07 | 0,036 | 0,078 |
| ADIMP (km ² /km ²) | 0,32 | 0,4 | 0,24 |
| PFREE (km ² /km ²) | 0,26 | 0,6 | 0,58 |
| ZPERC (adim.) | 238,92 | 190,88 | 226,4 |
| REXP (adim.) | 1,65 | 3,18 | 0,008 |

UZWWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água de tensão superficial; UZFWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água livre; LZTWM: capacidade máxima do armazenamento inferior de água de tensão superficial; LZFPFMM: capacidade máxima do armazenamento inferior primário de água livre; LZFSM: capacidade máxima do armazenamento inferior suplementar de água livre; UZK: taxa de depleção lateral da zona superior de água livre; LZPK: taxa de depleção do escoamento de base primário; LZSK: taxa de depleção do escoamento de base suplementar; PCTIM: fração de área constantemente impermeável na bacia; ADIMP: área impermeável adicional; PFREE: fração da água percolada da zona superior que vai direto para a zona de água livre inferior; ZPERC: taxa máxima de percolação; e REXP: expoente da equação de percolação.

No que se refere aos parâmetros da zona superior do solo (UZWWM, UZFWM e UZK), que podem interferir na ocorrência do escoamento superficial e no subsuperficial, verifica-se na Tabela 6 que o solo com a maior capacidade de armazenamento de água livre e retida sob tensão superficial é o da área de contribuição da Seção Mário de Carvalho e o com a menor, o da Bacia da Seção Carrapato. A depleção do escoamento subsuperficial na área de drenagem da Seção de Monitoramento Rio Piracicaba é mais acentuada quando comparada com as outras duas seções.

Os parâmetros ZPERC, REXP e PFREE estão relacionados à percolação da água da zona superior para a inferior do solo, portanto intervêm, de forma indireta, nos escoamentos superficial e subsuperficial e, de forma direta, na recarga do aquífero freático. Conforme os valores de PREE apresentados na Tabela 6, as Bacias das Seções Rio Piracicaba e

Mário de Carvalho são as que possuem maior capacidade de transferir água, de forma direta, da zona superior do solo para o aquífero freático. Por fim, os valores de ZPERC e REXP, integrantes da equação de percolação proposta no modelo SAC-SMA, sugerem que as bacias com maior percolação demandada são as Bacias das Seções Mário de Carvalho e Carrapato.

Quanto aos parâmetros da zona inferior do solo, observa-se que a capacidade máxima do armazenamento inferior de água sob tensão superficial (LZTWM) é maior na área de contribuição da Seção Rio Piracicaba e menor na da Seção Carrapato. A capacidade de armazenamento primário do aquífero freático é maior na área de contribuição da Seção Mário de Carvalho, e a depleção desse armazenamento, representado pelo parâmetro LZPK, é menor nessa área, como pode ser observado na Tabela 6. Já a Bacia da Seção de Monitoramento Rio Piracicaba possui a maior capacidade de armazenamento suplementar na zona inferior do solo (LZFSM), no entanto a depleção desse armazenamento é menor na Bacia da Seção Transversal Carrapato (Tabela 6).

Os hietogramas e hidrogramas das vazões observadas e simuladas pelo modelo SAC-SMA podem ser visualizados nas Figuras 10, 11 e 12 para as Seções Carrapato, Rio Piracicaba e Mário de Carvalho, respectivamente.

Por meio da avaliação visual das Figuras 10 a 12, percebe-se, de maneira geral, boa concordância entre os valores de vazões simulados pelo modelo SAC-SMA e aqueles observados na Bacia do Rio Piracicaba. Verifica-se, entretanto, assim como ocorreu com o modelo IPH II, maior dificuldade em simular alguns valores de pico.

Na Figura 13 são apresentadas as curvas de permanência das vazões diárias observadas e simuladas pelo modelo SAC-SMA para as três Seções de Monitoramento da Bacia do Rio Piracicaba. Observa-se nessa figura, de forma geral, que o modelo estimou adequadamente as vazões, no entanto apresentou exatidão menor para simular vazões com baixa permanência.

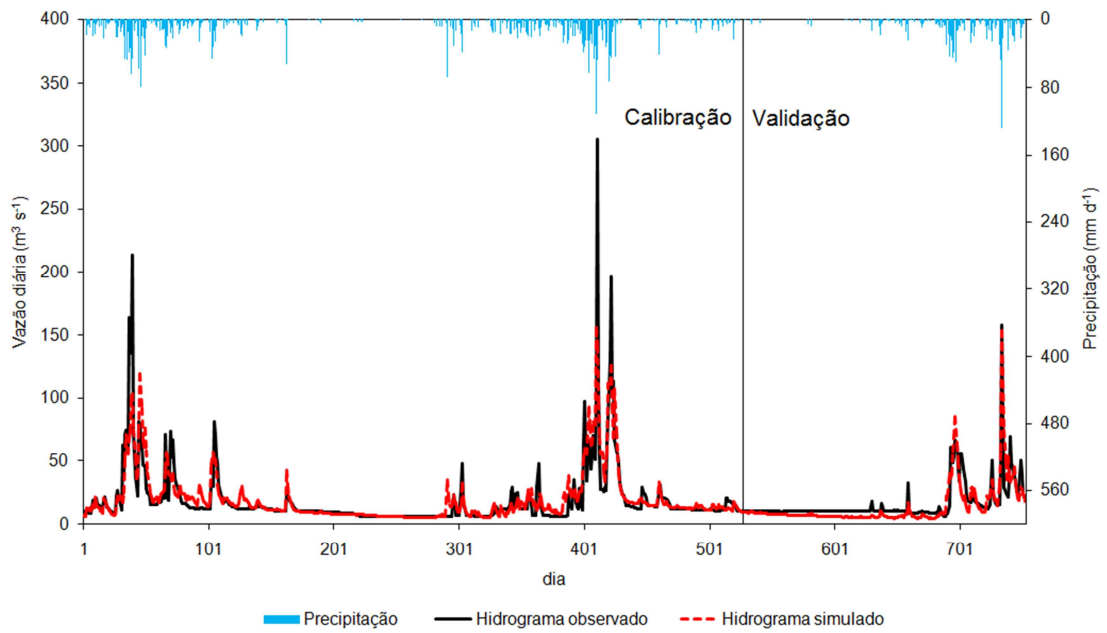


Figura 10 – Hietograma e hidrograma das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo hidrológico SAC-SMA para a Seção de Medição Carrapato.

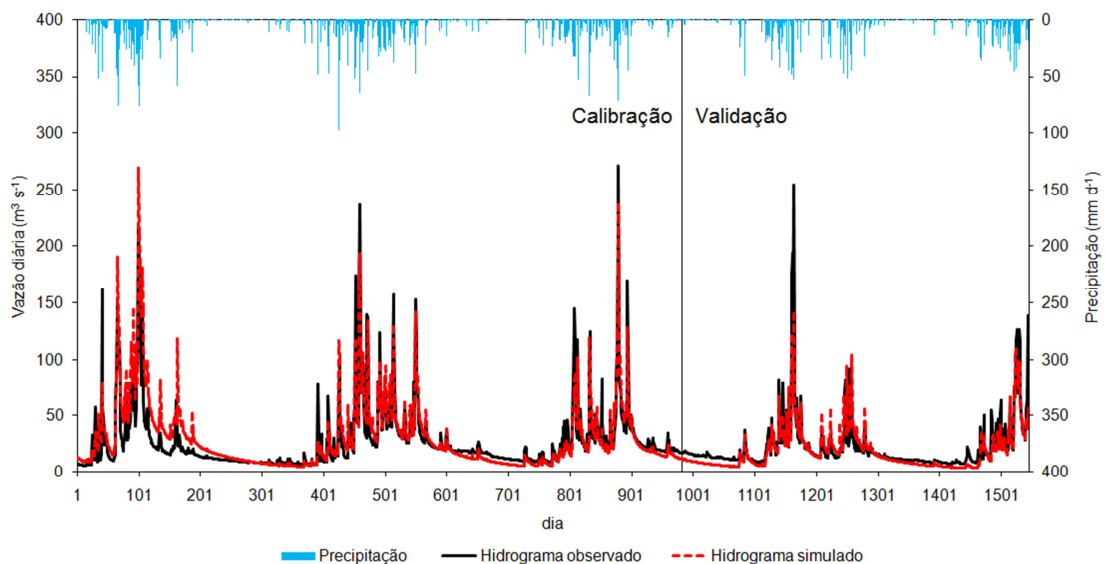


Figura 11 – Hietograma e hidrograma das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo hidrológico SAC-SMA para a Seção de Medição Rio Piracicaba.

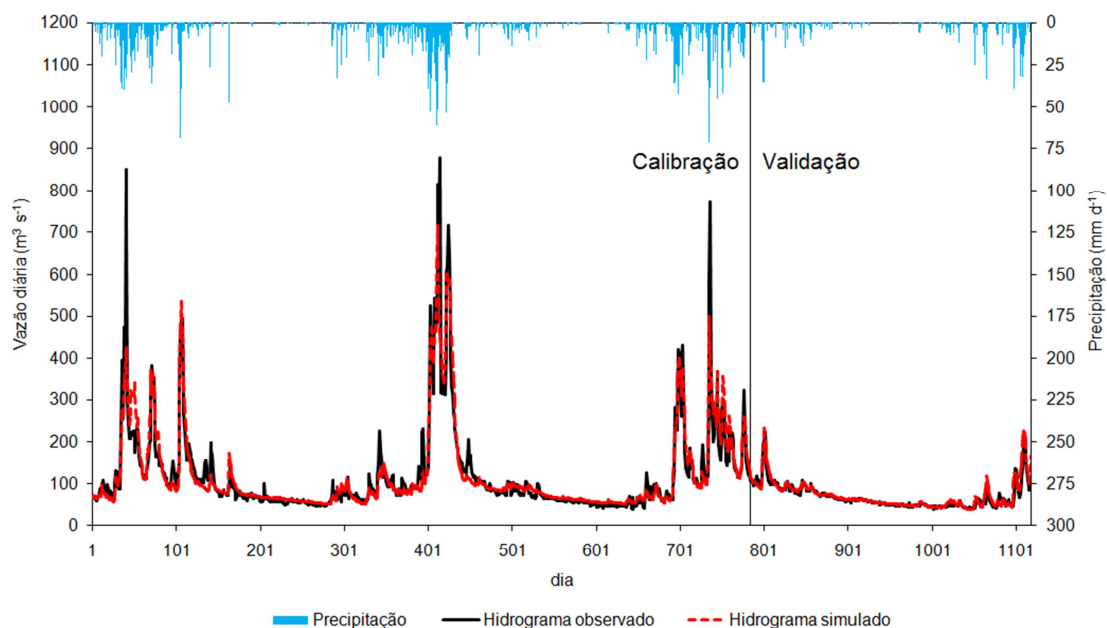


Figura 12 – Hietograma e hidrograma das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo hidrológico SAC-SMA para a Seção de Medição Mário de Carvalho.

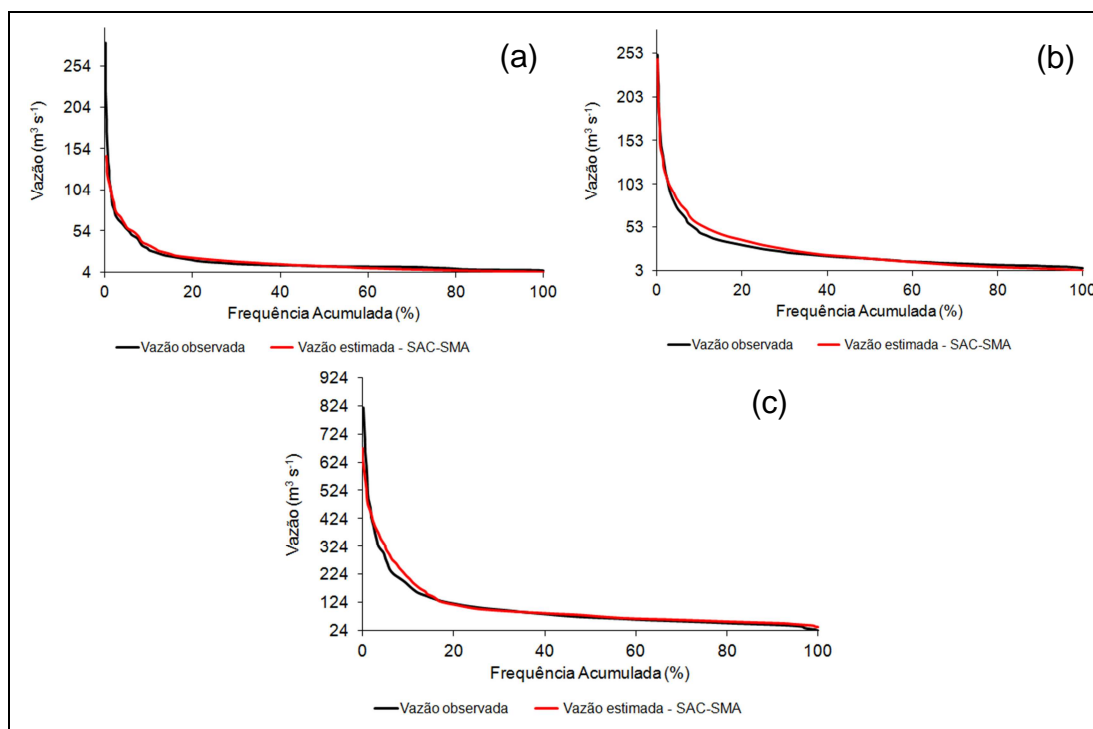


Figura 13 – Curvas de permanência das vazões diárias observadas e estimadas pelo modelo SAC-SMA para as Seções de Controle Carrapato (a), Rio Piracicaba (b) e Mário de Carvalho (c).

Na curva simulada com o modelo SAC-SMA para a Seção de Controle Carrapato (Figura 9a), os valores de Q_{90} e Q_{95} foram de 5,6 e $5,3 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$. Verifica-se que o modelo apresentou desempenho adequado, visto que subestimou as vazões Q_{90} e Q_{95} em 16,0 e 19,0%, respectivamente.

Para a Seção de Monitoramento Rio Piracicaba (Figura 9b), os valores de Q_{90} e Q_{95} simulados foram de 5,8 e $5,1 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$, respectivamente. Nessa seção, o modelo subestimou essas vazões em 31 e 32% e apresentou desempenho inferior ao IPH II para simulação dessas variáveis.

Por fim, para a Seção de Controle Mário de Carvalho (Figura 9c), os valores Q_{90} e Q_{95} simulados com o SAC-SMA foram de 51,5 e $47,4 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$, respectivamente. O modelo superestimou as vazões Q_{90} e Q_{95} em 13,0 e 15,0%, respectivamente, apresentando desempenho pior para a estimativa dessas variáveis, comparativamente ao IPH II.

De forma geral, os resultados indicam que o modelo SAC-SMA é ferramenta promissora para a gestão de recursos hídricos da Bacia do Rio Piracicaba no que se refere à caracterização das vazões passíveis de serem outorgadas.

De acordo com a classificação do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), pode-se afirmar que o modelo SAC-SMA foi classificado como “adequado e bom” para a estimativa das vazões diárias nas Seções de Controle Mário de Carvalho e Rio Piracicaba e “satisfatório” na Seção Carrapato (Tabela 7).

Os valores do índice de concordância de Willmott apresentaram-se próximos a 1, indicando boa concordância entre os valores observados e estimados nas três seções de monitoramento.

Com relação ao teste t pareado a 5% de significância, percebe-se que o modelo SAC-SMA apresentou valor de t não significativo, ou seja, pode-se afirmar, com 95% de probabilidade, que a diferença entre os valores observados e estimados pelo modelo é estatisticamente nula (Tabela 7).

O valor do viés indicou superestimativa das vazões pelo modelo SAC-SMA nas Seções de Mário de Carvalho e Rio Piracicaba e subestimativa na Seção Carrapato (Tabela 7).

Tabela 7 – Medidas quantitativas do desempenho do modelo SAC-SMA

| Indicador | Estação fluviométrica | | |
|-----------|-----------------------|----------------------|----------------------|
| | Carrapato | Rio Piracicaba | Mário de Carvalho |
| \bar{O} | 18,3 | 25,9 | 106,8 |
| \bar{P} | 18,0 | 26,3 | 107,8 |
| MAE | 6,0 | 7,7 | 16,0 |
| RMSE | 12,6 | 12,8 | 35,2 |
| Viés | 0,32 | -0,34 | -1,0 |
| d | 0,90 | 0,94 | 0,96 |
| E_{NS} | 0,71 | 0,78 | 0,87 |
| t | 0,69 ^(ns) | 1,04 ^(ns) | 0,99 ^(ns) |

\bar{O} e \bar{P} são as vazões médias ($m^3 s^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; e (ns) não significativo a 5% de significância.

Por fim, a proximidade entre o MAE e o RMSE indicou que a variância dos erros individuais é pequena em ambas as estimativas, ou seja, os erros do modelo são, em grande parte, relativamente pequenos.

Deve-se destacar que as estimativas das vazões para as Seções de Controle Carrapato e Rio Piracicaba apresentaram erros maiores em relação à Estação Mário de Carvalho. Entretanto, com base na análise do desempenho apresentada na Tabela 7, é possível afirmar que o modelo apresentou precisão e acurácia para a estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba.

Verifica-se na Tabela 7 que o desempenho do modelo SAC-SMA diminui à medida que a área de drenagem se torna menor. As causas desse comportamento e também da menor exatidão na estimativa de alguns valores de vazões de pico estão relacionadas a uma série de fatores, e a discussão realizada anteriormente para o modelo IPH II é válida também para o modelo SAC-SMA.

Os resultados da calibração e validação do modelo SAC-SMA para a Bacia do Rio Piracicaba indicaram que ele é ferramenta promissora e passível de ser utilizada por usuários e órgãos gestores de recursos hídricos para o gerenciamento desse recurso natural.

3.3. Desempenho dos modelos hidrológicos

Ao comparar os resultados das medidas quantitativas do desempenho dos modelos IPH II e SAC-SMA, apresentados nas Tabelas 5 e 7, respectivamente, é possível constatar que o modelo IPH II apresentou MAE e RMSE menores em comparação com o SAC-SMA. Além disso, o IPH II apresentou valores do índice de concordância de Willmott (d) e do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E) superiores aos do SAC-SMA.

Verifica-se, portanto, que, com base nos resultados, é possível afirmar que o modelo IPH II apresentou desempenho superior ao do SAC-SMA para a estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba, no entanto a diferença entre os modelos foi pequena.

Ressalta-se, ainda, que o modelo IPH II é menos complexo em comparação com o SAC-SMA, de fácil manipulação computacional e possui menor número de parâmetros, o que constitui grande vantagem nas condições brasileiras.

O modelo SAC-SMA requer a utilização de pelo menos 100 dias para sua inicialização, já que após esse período os erros devidos às condições iniciais desaparecem. Ao contrário do SAC-SMA, o modelo IPH II, devido à sua simplicidade, não requer um período de dados para inicialização. Com isso, foi possível estimar as vazões sem que tivesse ocorrido redução no período de simulação, o que pode ter contribuído para o melhor desempenho do IPH II.

Os resultados deste estudo indicaram que a complexidade de um modelo hidrológico chuva-vazão não é necessariamente sinônimo de melhores estimativas. Apesar de o modelo SAC-SMA ser mais complexo e apresentar maior detalhamento dos processos hidrológicos, ele não conseguiu superar o desempenho do IPH II.

4. CONCLUSÕES

Com base nos resultados, conclui-se que:

- A calibração automática com o algoritmo de otimização SCE-UA possibilita a estimativa dos parâmetros dos modelos IPH II e SAC-SMA (Sacramento) de forma eficiente.
- Os modelos IPH II e SAC-SMA apresentam dificuldade para simular alguns valores de vazões de pico na Bacia do Rio Piracicaba.
- Os modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA apresentam melhor desempenho para a estimativa de vazões em bacias hidrográficas com maior área de drenagem.
- Os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA são adequados para a simulação das vazões diárias na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba.
- O modelo IPH II apresenta desempenho ligeiramente superior ao do SAC-SMA para estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba e, por consequência, maior potencial de ser utilizado em estudos de engenharia de recursos hídricos, principalmente nas condições das bacias hidrográficas brasileiras, devido à sua menor complexidade, comparativamente à do SAC-SMA.

5. REFERÊNCIAS

- ANDRADE, M. A.; MELLO, C. R.; BESKOW, S. Simulação hidrológica em uma bacia hidrográfica representativa dos latossolos na região Alto Rio Grande, MG. **Revista Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 17, n. 1, p. 69-76, 2013.
- ANDREWS, F. T.; CROKE, B. F. W.; JAKEMAN, A. J. An open software environment for hydrological model assessment and development. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 10, p. 1171-1185, 2011.
- ARABI, M.; GOVINDARAJU, R. S.; HANTUSH, M. M. A probabilistic approach for analysis of uncertainty in the evaluation of watershed management practices. **Journal of Hydrology**, v. 333, n. 1, p. 459-471, 2006.
- BENAMAN, J.; SHOEMAKER, C. A.; HAITH, D. A. Calibration and validation of soil and water assessment tool on an agricultural watershed in upstate New York. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 10, n. 5, p. 363-374, 2005.
- BERTONI, J. C.; TUCCI, C. E. M. Precipitação. In: TUCCI, C. E. M. **Hidrologia: ciência e aplicação**. Porto Alegre: ABRH, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2001. p. 177-241.
- BERTONI, J. C.; TUCCI, C. E. M.; CLARKE, R. T. Rainfall-based real-time flood forecasting. **Journal of Hydrology**, v. 131, n. 1-4, p. 313-339, 1992.
- BESKOW, S.; MELLO, C. R.; NORTON, L. D.; SILVA, A. M. Performance of a distributed semi-conceptual hydrological model under tropical watershed conditions. **Catena**, v. 86, n. 3, p. 160-171, 2011.

BEVEN, K. J.; KIRKBY, M. J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. **Hydrological Sciences Bulletin**, v. 24, n. 1, p. 43-69, 1979.

BLOCK, P. J.; SOUZA FILHO, F. A.; SUN, L.; KWON, H. A streamflow forecasting framework using multiple climate and hydrological models. **Journal of the American Water Resources Association**, v. 45, n. 4, p. 828-843, 2009.

BOUGHTON, W. Catchment water balance modelling in Australia 1960–2004. **Agricultural Water Management**, v. 71, n. 2, p. 91-116, 2005.

BRAVO, J. M.; ALLASIA, D.; COLLISCHONN, W.; TASSI, R.; MELLER, A.; TUCCI, C. E. M. **WIN-IPH2**: manual de usuário. Porto Alegre: Instituto de Pesquisas Hidráulicas – UFRGS, 2006.

BREDA, A.; GONÇALVES, J. E.; SILVEIRA, R. B. Análise de alterações em componentes de um método de calibração automática mono-objetivo na qualidade e eficiência do ajuste de parâmetros do Modelo Sacramento. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 16, n. 2, p. 89-100, 2011.

BRUN, G. W.; TUCCI, C. E. M. Previsão em tempo real do volume afluente ao reservatório de Ernestina. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 6, n. 2, p. 73-79, 2001.

BURNASH, R. J. C. The NWS river forecast system: catchment modeling. In: SINGH, V. P. (Ed.). **Computer models of watershed hydrology**. Highlands Ranch, Colorado: Water Resources Publications, 1995. p. 311-366.

BURNASH, R. J. C.; FERRAL, L. **Conceptualization of the Sacramento soil moisture accounting model**. Jul. 1996. Disponível em: <http://www.nws.noaa.gov/oh/hrl/nwsrfs/users_manual/part2/_pdf/23sacsma.pdf>. Acesso em: Jan. 2015.

CABRAL, S. L.; CAMPOS, J. N. B.; SILVEIRA, C. S.; TEIXEIRA, F. A. A. Integração do SIG, HEC/HMS e HEC/RAS no mapeamento de área de inundação urbana: aplicação à bacia do rio Granjeiro-CE. **Geociências**, v. 35, n. 1, p. 90-101, 2016.

CASTANHARO, G.; GIBERTONI, R. F. C.; MULLER, I. I.; ANDRIOLO, M. V.; KAVISKI, E.; GUILHON, L. G. F.; ROCHA, V. F. Previsão de vazões na Bacia do Rio Iguaçu baseada no Modelo SMAP e com incorporação de informações de precipitação. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 12, n. 3, p. 57-68, 2007.

CBH PIRACICABA – **Comitê da Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba**. 2011. Disponível em: <http://www.cbhipiracicabamg.org.br/mat_vis.aspx?cd=6520>. Acesso em: 10 Dez. 2013.

COLLISCHONN, W.; ALLASIA, D.; SILVA, B. C.; TUCCI, C. E. M. The MGB-IPH model for large-scale rainfall: runoff modeling. **Hydrological Sciences Journal**, v. 52, n. 5, p. 878-895, 2007.

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

DINIZ, L. S. Calibragem de modelos hidrológicos. In: GALVÃO, C. O.; VALENÇA, M. J. S. **Sistemas inteligentes**: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais. Porto Alegre: Editora da Universidade/UFRGS, 1999. p. 151-164.

DUAN, Q.; SOROOSHIAN, S.; GUPTA, V. K. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. **Water Resources Research**, v. 28, n. 4, p. 1015-1031, 1992.

GOMES, L. F. C.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; VALENÇA, M. J. S. Modelo baseado na Técnica de Redes Neurais para Previsão de Vazões na Bacia do Rio São Francisco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 15, n. 1, p. 5-15, 2010.

GUMINDOGA, W.; RWASOKA, D. T.; MURWIRA, A. Simulation of streamflow using TOPMODEL in the upper save river catchment of Zimbabwe. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 36, n. 14-15, p. 806-813, 2011.

HARGREAVES, G. H.; SAMANI, Z. A. Reference crop evapotranspiration from temperature. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 1, n. 2, p. 96-99, 1985.

HUANG, G.; KADIR, T.; CHUNG, F. Hydrological response to climate warming: The upper feather river watershed. **Journal of Hydrology**, v. 426-427, p. 138-150, 2012.

KHATTAK, M. S.; ANWAR, F.; SAEED, T. U.; SHARIF, M.; SHERAZ, K.; AHMED, A. Floodplain mapping using HEC-RAS and ArcGIS: a case study of Kabul river. **Arabian Journal for Science and Engineering**, v. 41, n. 4, p. 1375-1390, 2016.

KOUTROULIS, A. G.; TSANIS, I. K.; DALIAKOPOULOS, I. N.; JACOB, D. Impact of climate change on water resources status: a case study for Crete island, Greece. **Journal of Hydrology**, v. 479, p. 146-158, 2013.

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

KUOK, K. K.; HARUN, S.; SHAMSUDDIN, S. M. Global optimization of the hydrologic tank model's parameters. **Canadian Journal on Civil Engineering**, v. 1, n. 1, p. 1-14, 2010.

LARA, P. G.; KOBIYAMA, M. Proposta de modelo conceitual: PM Tank Model. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 17, n. 3, p. 149-161, 2012.

LOPES, J. E. G.; BRAGA, B. P. F.; CONEJO, J. G. L. **SMAP** – A simplified hydrological model, applied modelling in catchment hydrology. [S.l.]: Water Resources Publications, 1982.

MAGALHÃES, P. C. Hidrologia superficial. In: RAMOS, F.; OCCHIPINTI, A. G.; VILLA NOVA, N. A.; REICHARDT, K.; MAGALHÃES, P. C.; CLEARY, R. W. **Engenharia hidrológica**. Rio de Janeiro: ABRH e Editora da UFRJ, 1989. p. 199-289.

MELLO, C. R.; VIOLA, M. R.; NORTON, L. D.; SILVA, A. M.; WEIMAR, F. A. Development and application of a simple hydrologic model simulation for a brazilian headwater basin. **Catena**, v. 75, n. 3, p. 235-247, 2008.

MINE, M. R. M. **Método determinístico para minimizar o conflito entre gerar energia e controlar cheias**. 1998. 146 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1998.

MINE, M. R. M.; TUCCI, C. E. M. Previsão em tempo real de vazões afluentes a reservatórios de usinas hidrelétricas. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 4, n. 2, p. 73-95, 1999.

MOREIRA, I. A.; MINE, M. R. M.; PEREIRA FILHO, A. J. Modelagem Hidrológica Chuva-Vazão com Dados de Radar e Pluviômetros. **Ingeniería del Agua**, v. 14, n. 2, p. 83-96, 2007.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; VAN LIEW, M. W.; BINGNER, R. L.; HARMEL, R. D.; VEITH, T. L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. **Transactions of the ASABE**, v. 50, n. 3, p. 885-900, 2007.

NEWMAN, A. J.; CLARK, M. P.; SAMPSON, K.; WOOD, A.; HAY, L. E.; BOCK, A.; VIGER, R. J.; BLODGETT D.; BREKKE, L.; ARNOLD, J. R.; HOPSON T.; DUAN, Q. Development of a large-sample watershed-scale hydrometeorological data set for the contiguous USA: data set characteristics and assessment of regional variability in hydrologic model performance. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 19, n. 1, p. 209-223, 2015.

NGOC, T. A.; HIRAMATSU, K.; HARADA, M. Optimizing parameters for two conceptual hydrological models using a genetic algorithm: a case study in the Dau Tieng river watershed, Vietnam. **Japan Agricultural Research Quarterly**, v. 47, n. 1, p. 85-96, 2013.

NÓBREGA, M. T.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M.; PAZ, A. R. Uncertainty in climate change impacts on water resources in the Rio Grande Basin, Brazil. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, n. 2, p. 585-595, 2011.

NOURANI, V.; ROUGHANI, A.; GEBREMICHAEL, M. TOPMODEL Capability for Rainfall-Runoff Modeling of the Ammameh Watershed at Different Time Scales Using Different Terrain Algorithms. **Journal of Urban and Environmental Engineering**, v. 5, n. 1, p. 1-14, 2011.

PEREIRA, D. R.; MARTINEZ, M. A.; ALMEIDA, A. Q.; PRUSKI, F. F.; SILVA, D. D.; ZONTA, J. H. Hydrological simulation using SWAT model in headwater basin in southeast Brazil. **Engenharia Agrícola**, v. 34, n. 4, p. 789-799, 2014a.

PEREIRA, D. R.; ALMEIDA, A. Q.; MARTINEZ, M. A.; ROSA, D. R. Q. Impacts of deforestation on water balance components of a watershed on the brazilian east coast. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 38, n. 4, p. 1350-1358, 2014b.

PEREIRA, D. R.; MARTINEZ, M. A.; SILVA, D. D.; PRUSKI, F. F. Hydrological simulation in a basin of typical tropical climate and soil using the SWAT model part I: Calibration and validation tests. **Journal of Hydrology – Regional studies**, v. 7, n. 1, p. 14-37, 2016a.

PEREIRA, D. R.; MARTINEZ, M. A.; SILVA, D. D.; PRUSKI, F. F. Hydrological simulation in a basin of typical tropical climate and soil using the SWAT Model Part II: Simulation of hydrological variables and soil use scenarios. **Journal of Hydrology – Regional studies**, v. 5, n. 1, p. 149-163, 2016b.

PEREIRA, D. R.; ULIANA, E. M.; MARTINEZ, M. A.; SILVA, D. D. Desempenho de um Modelo Hidrológico Concentrado e de um Semidistribuído na Predição de Vazões Diárias. **Irriga**, v. 21, n. 2, p. 398-413, 2016c.

PIRH-DOCE – Plano Integrado de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio Doce e Planos de Ações para as Unidades de Planejamento e Gestão de Recursos Hídricos no Âmbito da Bacia do Rio Doce. Belo Horizonte: Consórcio Ecoplan-Lume, 2010. 478 p. Disponível em: <http://www.cbhdoce.org.br/wpcontent/uploads/2014/10/PIRH_Doce_Volume_I.pdf>. Acesso em: 11 Ago. 2016.

SARAIVA, I.; FERNANDES, W.; NAGHETTINI, M. Simulação hidrológica mensal em bacias hidrográficas sem monitoramento fluviométrico. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 16, n. 1, p. 115-125, 2011.

SILVA, J. B. L.; FERREIRA, P. A.; RAMOS, M. M.; EUCLYDES, H. P.; SOARES, V. P. Modelos de previsão de enchentes em tempo real para o município de Nova Era-MG. **Revista Engenharia na Agricultura**, v. 17, n. 3, p. 190-204, 2009.

SHIN, M.; GUILLAUME, J. H. A.; CROKE, B. F. W.; JAKEMAN, A. J. Addressing ten questions about conceptual rainfall-runoff models with global sensitivity analyses in R. **Journal of Hydrology**, v. 503, p. 135-152, 2013.

STONE, R. J. Improved statistical procedure for the evaluation of solar radiation estimation models. **Solar Energy**, v. 51, n. 4, p. 289-291, 1993.

SUGAWARA, M. Tank model. In: SINGH, V. P. (Ed.). **Computer models of watershed hydrology**. Highlands Ranch, Colorado: Water Resources Publications, 1995. p. 165-214.

SULIMAN, A. H. A.; KATIMON, A.; DARUS, I. Z. M.; SHAHID, S. TOPMODEL for streamflow simulation of a tropical catchment using different resolutions of ASTER DEM: optimization through response surface methodology. **Water Resources Management**, v. 30, n. 9, p. 3159-3173, 2016.

TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. 2. ed. Porto Alegre: Editora da Universidade/UFRGS e ABRH, 2005. 678 p.

TUCCI, C. E. M.; CLARKE, R. T.; COLLISCHONN, W. **Previsão de vazões com base na previsão climática**. Brasília: ANEEL, 2003.

ULLAH, S.; FAROOQ, M.; SARWAR, T.; TAREEN, M. J.; WAHID, M. A. Flood modeling and simulations using hydrodynamic model and ASTER DEM: a case study of Kalpani river. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 9, n. 6, p. 439; 1-11, 2016.

VAN LIEW, M. W.; VEITH, T. L.; BOSCH, D. D.; ARNOLD, J. G. Suitability of SWAT for the conservation effects assessment project: a comparison on USDA-ARS watersheds. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 12, n. 2, p. 173-189, 2007.

VAN WERKHOVEN, K.; WAGENER, T.; REED, P.; TANG, Y. Sensitivity-guided reduction of parametric dimensionality for multi-objective calibration of watershed models. **Advances in Water Resources**, v. 32, n. 8, p. 1154-1169, 2009.

VAZE, J.; POST, D. A.; CHIEW, F. H. S.; PERRAUD, J. M.; VINEY, N. R.; TENG, J. Climate non-stationarity – Validity of calibrated rainfall-runoff models for use in climate change studies. **Journal of Hydrology**, v. 394, n. 3-4, p. 447-457, 2010.

VIOLA, M. R.; MELLO, C. R.; ACERBI JUNIOR, F. W. Modelagem hidrológica na bacia hidrográfica do Rio Aiuruoca, MG. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 13, n. 5, p. 581-590, 2009.

WILLMOTT, C. J. Some comments on the evaluation of model performance. **Bulletin American Meteorological Society**, v. 63, n. 11, p. 1309-1313, 1982.

ARTIGO II

ANÁLISE DE SENSIBILIDADE GLOBAL DO MODELO HIDROLÓGICO SAC-SMA

RESUMO

A Análise de Sensibilidade Global (ASG) apresenta-se como ferramenta importante na modelagem hidrológica por permitir compreender como as respostas dos modelos variam em função dos dados de entrada, proporcionando benefícios no processo de parametrização e otimização. O objetivo do estudo foi utilizar métodos de ASG para verificar a sensibilidade dos parâmetros do modelo SAC-SMA (Sacramento) aplicado à Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba-MG para estimativa de vazões diárias. O trabalho foi realizado em três seções de monitoramento de vazão da Bacia do Rio Piracicaba, com área de 5.304,0 km², localizada no Estado de Minas Gerais – Brasil. Para análise de sensibilidade global do modelo SAC-SMA, foram utilizados os métodos de Morris e de Sobol. Os parâmetros do modelo SAC-SMA que apresentaram alta sensibilidade foram LZPK, LZSK, LZFPM, LZFSM, UZFWM e ADIMP. O parâmetro UZFWM representa a lâmina de água livre na zona superior do solo e interfere no escoamento subsuperficial e na recarga do aquífero freático. Já o parâmetro ADIMP representa a área impermeável adicional da bacia e interfere na geração do escoamento

superficial direto. Os demais parâmetros citados estão relacionados ao escoamento de base da bacia. Os resultados permitem concluir que: a maior parte dos dados de entrada do modelo SAC-SMA não proporciona variações expressivas na variável de saída; os métodos de Morris e Sobol permitem uma potencial simplificação do modelo hidrológico chuva-vazão SAC-SMA, pois viabilizaram a identificação dos parâmetros que não possuem sensibilidade; a maior parte dos parâmetros do modelo SAC-SMA com alta sensibilidade são os intervenientes no escoamento de base; e o método de Morris deve ser utilizado como análise preliminar do uso do método de Sobol, visto que permite reduzir consideravelmente o número de parâmetros do modelo SAC-SMA.

Palavras-chave: Modelo chuva-vazão; Método de Sobol; Método de Morris.

ABSTRACT

GLOBAL SENSITIVITY ANALYSIS OF THE SAC-SMA HYDROLOGIC MODEL

Global sensitivity analysis (GSA) is an important tool in hydrologic modeling since it allows understanding the spread of responses of the models for each input data. This way, parameterization and optimization will be benefited. This study aimed to use this tool to assess the sensitivity of parameters from the SAC-SMA model, being applied in the Piracicaba-MG river basin to estimate daily flows. The study was carried out in three runoff-monitoring sections on the Piracicaba river basin, with an area of 5,304.0 km², located in the State of Minas Gerais - Brazil. For GSA of the SAC-SMA model, both Morris and Sobol methods were used. SAC-SMA model parameters showing high sensitivity were LZPK, LZSK, LZFPM, LZFSM, UZFWM, and ADIMP. UZFWM represents the free water depth in the upper soil which interferes with subsurface runoff and groundwater recharge. Yet ADIMP stands for an additional waterproof area in the river basin that interferes with direct surface runoff. The other above-mentioned parameters are related to the river basin baseflow. The findings allow us to conclude that most of the data input into the SAC-SMA model had no influence on the output variable. Moreover, both Morris and Sobol methods bring about the simplification of SAC-SMA rain-flow model by identifying non-sensitive parameters. Most of the highly sensitive

parameters of SAC-SMA model play an important role in baseflow. Additionally, the Morris method should be used as a preliminary analysis to the Sobol method since that considerably reduces the number of parameters of the SAC-SMA model.

Keywords: Rain-flow model; Sobol method; Morris method.

1. INTRODUÇÃO

Os modelos de simulação hidrológica permitem compreender o comportamento hidrológico de uma bacia hidrográfica, possibilitando sua utilização para avaliação de estratégias de gerenciamento de recursos hídricos e previsão de eventos extremos (ANDRADE et al., 2013).

Diversos modelos hidrológicos têm sido desenvolvidos e utilizados em diferentes partes do mundo e com variadas finalidades (DEVIA et al., 2015). Entre esses modelos, destaca-se o Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) (BURNASH, 1995), desenvolvido nos Estados Unidos para previsão de cheias no rio Sacramento (Califórnia). Esse modelo é amplamente utilizado pelo Serviço Meteorológico Nacional dos Estados Unidos (NWS-NOAA) e em diversos outros países, permitindo a estimativa de vazões, com eficácia (ANDREWS et al., 2011; BOUGHTON, 2005).

O SAC-SMA é considerado complexo e possui 13 parâmetros que caracterizam o sistema hidrológico. Esses parâmetros devem ser obtidos por meio de calibração com a utilização de dados hidrometeorológicos medidos na bacia hidrográfica.

Considerando a grande dificuldade para a calibração e compreensão do comportamento de modelos hidrológicos com elevado número de parâmetros, a análise de sensibilidade constitui importante ferramenta a ser adotada antes do processo de calibração e estimativa das vazões.

Segundo Shin et al. (2013) e Song et al. (2015), o processo de calibração automática de modelos pode ser simplificado ao utilizar a análise de sensibilidade antes da etapa de calibração.

A análise de sensibilidade permite avaliar a influência dos dados de entrada e de suas interações sobre o desempenho de modelos matemáticos. Os resultados dessa análise permitem entender o comportamento de modelos hidrológicos e são úteis na parametrização, otimização e quantificação das incertezas dos modelos (SALTELLI et al., 2000; SALTELLI et al., 2004; SONG et al., 2015).

Com a avaliação da interação entre parâmetros e a identificação daqueles que possuem influência expressiva nos resultados de saída do modelo, a análise de sensibilidade permite reduzir o número de parâmetros incorporados na calibração (NOSSENT et al., 2011; SALTELLI et al., 2000). Essa redução é obtida com a fixação de valores para parâmetros que não influenciam expressivamente os resultados de saída do modelo (HERMAN et al., 2013).

Segundo Rakovec et al. (2014), fixar valores para parâmetros de baixa sensibilidade reduz o número de dados de entrada e o tempo necessário para a calibração do modelo, visto que os esforços são concentrados na estimativa dos parâmetros que são realmente importantes.

O estudo de análise de sensibilidade indica ao usuário do modelo os parâmetros que devem ser calibrados com maior cuidado, por terem grande influência nos dados de saída. Além disso, evidenciam as representações matemáticas que precisam ser aprimoradas para aumentar a acurácia das estimativas (CARIBONI et al., 2007; SONG et al., 2015).

Os métodos de análise de sensibilidade podem ser divididos em locais e globais. Os métodos locais determinam a importância do parâmetro em um único ponto do espaço amostral e devem ser aplicados somente a modelos lineares ou aditivos (PECHLIVANIDIS et al., 2011; SALTELLI; ANNONI, 2010; TIAN, 2013).

Os métodos de Análise de Sensibilidade Global (ASG) avaliam a interação entre os dados de entrada e quantificam a influência dos parâmetros na variável resposta do modelo, considerando toda a sua faixa de variação. Com isso, podem ser aplicados a modelos não lineares e não

monotônicos, como é o caso dos modelos hidrológicos (MAKLER-PICK et al., 2011; TIAN, 2013). Entre os métodos de ASG, destacam-se o de Morris (MORRIS, 1991) e o de Sobol (SOBOL, 1993).

O método de Morris é um método de ASG que requer pequeno esforço computacional e é simples de ser implementado e de fácil interpretação. Além disso, tem-se apresentado como ferramenta promissora para avaliação qualitativa da sensibilidade de parâmetros de modelos hidrológicos (HERMAN et al., 2013).

A desvantagem do método de Morris é que ele não permite estimar a interação entre os parâmetros do modelo de forma individual, mas apenas verificar a interação global entre parâmetros (SALTELLI et al., 2000).

Segundo Campolongo e Saltelli (1997) e Cariboni et al. (2007), o método de Morris, além de ser ferramenta útil para a análise de sensibilidade de modelos com grande número de parâmetros, pode ser utilizado como análise preliminar ao uso dos métodos ASG baseados em variância (computacionalmente dispendiosos), de forma a obter uma visão geral da sensibilidade dos parâmetros e reduzir o número deles na entrada do modelo.

Com o objetivo de verificar a convergência e validação de métodos ASG, Sarrazin et al. (2016) aplicaram o método de Morris para identificação de parâmetros sensíveis dos modelos hidrológicos SWAT, HyMod e HBV. Já Moreau et al. (2013) utilizaram o método para identificar as informações de entrada e os parâmetros mais sensíveis do modelo agro-hidrológico distribuído TNT2. Estudos de Song et al. (2013) e Zhan et al. (2013) também corroboraram o êxito da utilização do método de Morris para identificação de parâmetros sensíveis de modelos hidrológicos.

O método de Sobol é outro método ASG adequado para análise de sensibilidade de modelos não lineares e com grande número de parâmetros. Esse método é considerado mais robusto que o de Morris e permite quantificar os efeitos dos parâmetros e de suas interações, de forma individual, nos dados de saída do modelo (YANG, 2011; ZHANG et al., 2013).

Estudos como os de Nossent et al. (2011) e Zhang et al. (2013) utilizaram o método de Sobol para analisar a sensibilidade dos parâmetros

do modelo SWAT. Já Van Werkhoven et al. (2009) utilizaram o método para quantificar a sensibilidade dos parâmetros do modelo SAC-SMA (Sacramento) quando aplicado em simulação hidrológica em bacias hidrográficas dos Estados Unidos.

Com base no exposto, objetivou-se neste estudo utilizar os métodos de Morris e de Sobol para verificar a sensibilidade dos parâmetros do modelo SAC-SMA (BURNASH, 1995), aplicado à Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba-MG para estimativa de vazões diárias.

2. MATERIAL E MÉTODOS

Na Figura 1, tem-se uma representação esquemática das principais atividades desenvolvidas para aplicação da análise de sensibilidade global dos parâmetros do modelo SAC-SMA com os métodos de Morris e Sobol.

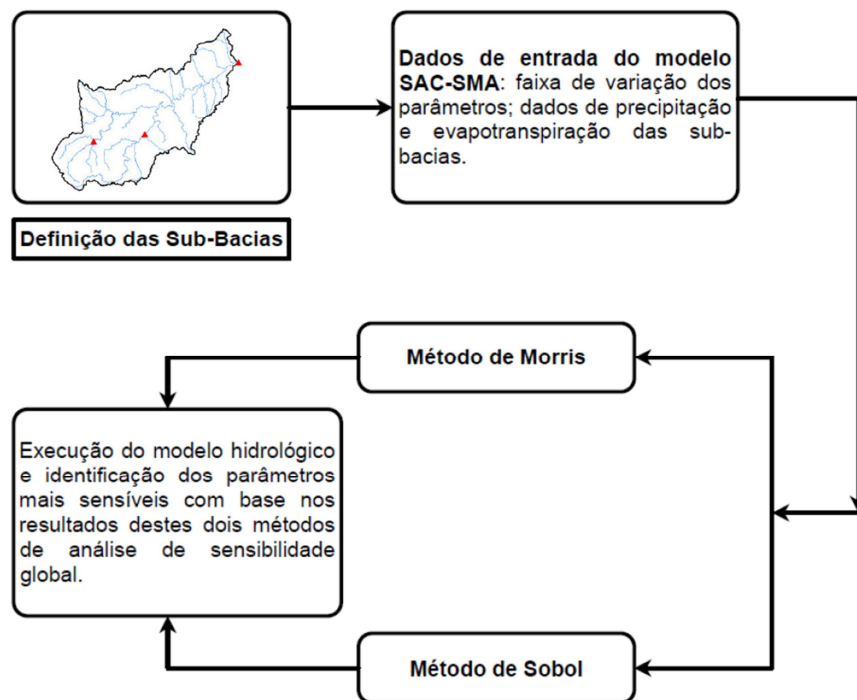


Figura 1 – Representação esquemática das principais atividades que foram executadas para a análise de sensibilidade.

2.1. Área de estudo e base de dados

Para realização da análise de sensibilidade do Modelo Soil Moisture Accounting (SAC-SMA), também conhecido como Sacramento, foram utilizados dados de estações pluviométricas, fluviométricas e meteorológicas localizadas na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba-MG, situada na porção Centro-Leste do Estado de Minas Gerais e em seu entorno (Tabela 1 e Figura 2).

Como sub-bacias, foram utilizadas as áreas de drenagem a montante de três estações fluviométricas localizadas na Bacia do Rio Piracicaba (Figura 2).

Foram empregados no estudo dados diários de vazões correspondentes aos períodos de 01/09/1990 a 31/12/1993, 1º/09/1990 a 31/12/1992 e 1º/07/2002 a 31/12/2006, registrados nas Estações Fluviométricas 56696000, 56640000 e 56610000, respectivamente (Tabela 1). Esses períodos foram selecionados por não apresentarem falhas nos dados hidrometeorológicos das estações listadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Informações sobre as estações utilizadas no estudo

| Código | Nome | Estação | Latitude (°) | Longitude (°) | Altitude (m) | AD (km ²) |
|----------|------------------------|---------|--------------|---------------|--------------|-----------------------|
| 01942029 | Mário de Carvalho | P | -19,525 | -42,644 | 232 | - |
| 01943008 | Santa Maria do Itabira | P | -19,442 | -43,118 | 538 | - |
| 01943027 | Usina Peti | P | -19,881 | -43,367 | 1.110 | - |
| 02042031 | Fazenda Cach. D'Antas | P | -20,011 | -42,674 | 280 | - |
| 02043059 | Colégio Caraça | P | -20,097 | -43,488 | 1.300 | - |
| 02043056 | Fazenda Água Limpa | P | -20,305 | -43,616 | 965 | - |
| 01943007 | Santa Bárbara | P | -19,945 | -43,401 | 748 | - |
| 01943001 | Rio Piracicaba | P | -19,923 | -43,178 | 623 | - |
| 56640000 | Carrapato | F | -19,972 | -43,459 | 755 | 427,5 |
| 56610000 | Rio Piracicaba | F | -19,932 | -43,173 | 748 | 1.164,2 |
| 56696000 | Mário de Carvalho | F | -19,524 | -42,640 | 232 | 5.304,0 |
| 2042024 | Viçosa | M | -20,766 | -42,866 | 712 | - |

AD: área de drenagem; P: estação pluviométrica; F: estação fluviométrica; e M: estação meteorológica.

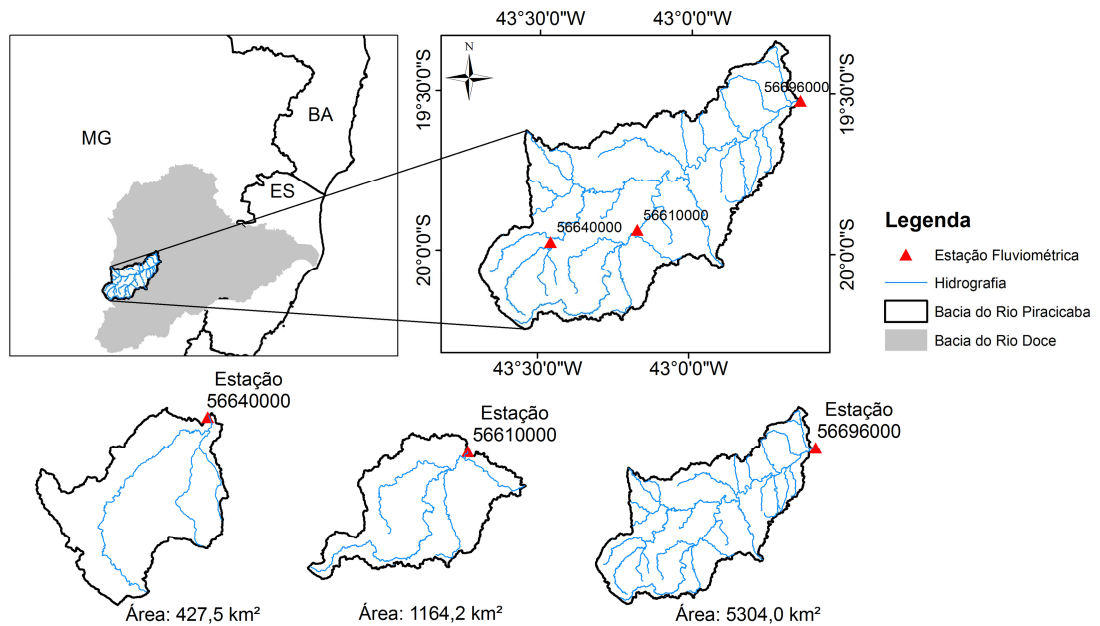


Figura 2 – Bacia do Rio Piracicaba com destaque para as três sub-bacias utilizadas no estudo.

O modelo SAC-SMA requer como variáveis de entrada dados de precipitação e evapotranspiração de referência.

A evapotranspiração de referência (ET_0) diária foi calculada pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985), utilizando-se a equação 1.

$$ET_0 = 0,0023R_a(T_{máx}-T_{mín})^{0,5}(T_{méd}+17,8) \quad (1)$$

em que ET_0 é a evapotranspiração de referência (mm dia^{-1}); R_a , a radiação extraterrestre, expressa em evaporação equivalente (mm dia^{-1}); $T_{máx}$, a temperatura máxima diária ($^{\circ}\text{C}$); $T_{mín}$, a temperatura mínima diária ($^{\circ}\text{C}$); e $T_{méd}$, a temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$).

A precipitação média na área de drenagem de cada sub-bacia foi obtida pelo método de Thiessen (equação 2), descrito por Bertoni e Tucci (2001), que se baseia na geometria do plano de localização das estações pluviométricas para ponderar a influência dos seus dados sobre o cálculo da precipitação média na área.

$$\bar{P} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i A_i}{A_t} \quad (2)$$

em que \bar{P} é a precipitação média diária na sub-bacia (mm); A_i , a área de influência da estação pluviométrica i (km^2), com precipitação P_i (mm); e A_t , a área total da bacia (km^2).

2.2. Modelagem hidrológica com o SAC-SMA

O modelo SAC-SMA realiza o balanço de umidade nas zonas superior e inferior do solo, de forma a quantificar os escoamentos: direto, superficial, subsuperficial, de base primário e de base suplementar, que contribuem para o escoamento do curso de água.

Na Figura 3 pode ser observada a representação esquemática do modelo SAC-SMA. A seguir será apresentada, com base na descrição de Burnash e Ferral (1996), a estrutura do modelo (SAC-SMA), conforme os conceitos hidrológicos utilizados.

Para aplicação do modelo SAC-SMA, a Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba foi considerada como um bloco de solo. Após um evento de precipitação sobre a superfície desse bloco, considerou-se que parte da precipitação infiltrou em áreas permeáveis e outra parcela se transformou em escoamento superficial, que, somado ao escoamento direto resultante de áreas impermeabilizadas permanentes (PCTIM) e de áreas impermeáveis adicionais (ADIMP), foi propagado diretamente para os cursos de água.

A área impermeável adicional (ADIMP) representa a porção impermeável do solo coberta, por exemplo, por canais, superfície de lagos ou áreas temporariamente infiltráveis, que apresentam características de impermeabilidade quando o solo está saturado.

A área permeável gerou escoamento superficial quando a intensidade de precipitação superou a taxa de infiltração, enquanto a área impermeável (PCTIM e ADIMP) produziu escoamento direto, não importando a intensidade de precipitação.

Para melhorar o entendimento dos processos decorrentes da lâmina de precipitação total diária que infiltrou no solo, esse bloco de solo foi dividido em zonas superior e inferior (Figura 3), nas quais os processos têm interferência direta no escoamento superficial/subsuperficial e no escoamento de base, respectivamente.

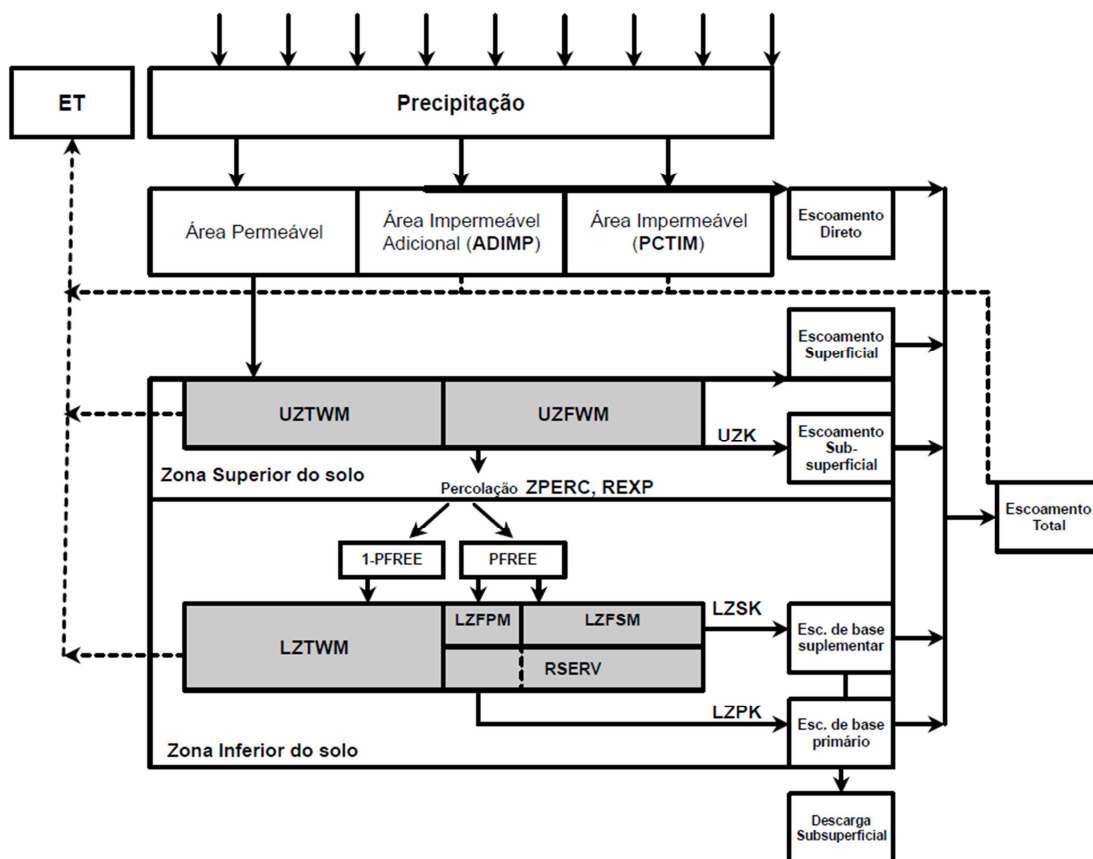


Figura 3 – Representação esquemática do modelo SAC-SMA, explicitando os parâmetros otimizáveis.

Fonte: Adaptado de Van WERKHOVEN et al., 2009.

Na zona superior do bloco, parte da lâmina de precipitação infiltrada ficou retida nas partículas do solo (UZTWM) sob uma tensão superficial, que a tornou indisponível para uso pelas plantas. No modelo SAC-SMA, essa lâmina de água retida nas partículas de solo é chamada de “água de tensão superficial”. Assim que esse requerimento foi preenchido, o restante da lâmina de água ficou disponível nos poros do solo (UZFWM) e ocasionou o escoamento subsuperficial, devido à força gravitacional em determinada taxa UZK, ou percolou para a zona inferior do solo descrita pelos parâmetros ZPERC, REXP e PFREE, definidos, respectivamente, como taxa máxima de percolação, expoente da equação de percolação e fração de água percolada da zona superior, que vão direto para a zona de água livre inferior.

Em uma camada mais profunda do solo, os componentes água de tensão superficial e água livre também foram considerados. A água de

tensão superficial na zona inferior foi considerada como a lâmina de água que deve ser necessariamente preenchida para satisfazer os requerimentos de umidade decorrentes da força de atração molecular entre as partículas de solo e a água, mas não incluiu a água livre presente nos poros. Essa lâmina de água foi definida como parâmetro do modelo e chamada de LZTWM, como pode ser observado na Figura 3.

Ainda na zona inferior do solo (Figura 3), a lâmina de água contida nos poros e disponível para o escoamento de base foi dividida em duas partes, as quais compuseram os armazenamentos inferiores, primário (LZFPM) e suplementar (LZFMS), cujas taxas de depleção foram, respectivamente, LZPK e LZSK. No modelo, o escoamento de base ocorre segundo a equação de Darcy, entretanto essa condição não leva em conta a variação das recessões desse escoamento ao longo do tempo (BURNASH; FERRAL, 1996). Por esse motivo foi considerada a existência de duas zonas inferiores de água “livre”, uma primária, representada pelo parâmetro LZFPM; e a outra suplementar, decorrente da recarga do aquífero freático após um período de precipitação. Assim, com a combinação desses dois tipos de armazenamento foi possível contabilizar a variação do escoamento de base, como observado em uma bacia hidrográfica.

O escoamento total propagado para o canal foi resultante da soma das cinco formas básicas quantificadas pelo modelo (Figura 3), sendo elas:

- Escoamento direto de áreas impermeabilizadas.
- Escoamento superficial que ocorre quando o armazenamento da zona superior de água livre está completo e a intensidade de precipitação excede a taxa de percolação e de escoamento subsuperficial.
- Escoamento subsuperficial resultante da drenagem lateral do armazenamento da zona superior do solo.
- Escoamento de base primário.
- Escoamento de base suplementar.

Na Tabela 2 são apresentados os parâmetros do modelo SAC-SMA e na Tabela 3, as faixas de variação dos parâmetros, propostas por Andrews et al. (2011) e Shin et al. (2013), utilizadas nos procedimentos de ASG deste estudo.

Tabela 2 – Descrição dos parâmetros do modelo SAC-SMA

| Parâmetro | Unidade | Descrição |
|-----------|----------------------------------|--|
| UZTWM | mm | Capacidade máxima do armazenamento superior de água de tensão superficial. |
| UZFWM | mm | Capacidade máxima do armazenamento superior de água livre. |
| LZTWM | mm | Capacidade máxima do armazenamento inferior de água de tensão superficial. |
| LZFPM | mm | Capacidade máxima do armazenamento inferior primário de água livre. |
| LZFSM | mm | Capacidade máxima do armazenamento inferior suplementar de água livre. |
| UZK | dia ⁻¹ | Taxa de depleção lateral da zona superior de água livre. |
| LZPK | dia ⁻¹ | Taxa de depleção do escoamento de base primário. |
| LZSK | dia ⁻¹ | Taxa de depleção do escoamento de base suplementar. |
| PCTIM | km ² /km ² | Fração de área constantemente impermeável na bacia. |
| ADIMP | km ² /km ² | Área impermeável adicional. |
| PFREE | mm/mm | Fração da água percolada da zona superior que vai direto para a zona de água livre inferior. |
| ZPERC | adim. | Taxa máxima de percolação. |
| REXP | adim. | Expoente da equação de percolação. |

Tabela 3 – Faixa de variação dos parâmetros do modelo SAC-SMA, conforme proposição de Andrews et al. (2011) e Shin et al. (2013)

| Parâmetro | Unidade | Limite inferior | Limite superior |
|-----------|----------------------------------|------------------|-----------------|
| UZTWM | mm | 1,00 | 150,00 |
| UZFWM | mm | 1,00 | 150,00 |
| LZTWM | mm | 1,00 | 500,00 |
| LZFPM | mm | 1,00 | 1.000,00 |
| LZFSM | mm | 1,00 | 1.000,00 |
| UZK | dia ⁻¹ | 0,10 | 0,50 |
| LZPK | dia ⁻¹ | 10 ⁻⁴ | 0,25 |
| LZSK | dia ⁻¹ | 10 ⁻² | 0,25 |
| PCTIM | km ² /km ² | 10 ⁻⁶ | 0,10 |
| ADIMP | km ² /km ² | 0,00 | 0,40 |
| PFREE | mm/mm | 0,00 | 0,60 |
| ZPERC | adim. | 1,00 | 250,00 |
| REXP | adim. | 0,00 | 5,00 |

UZTWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água de tensão superficial; UZFWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água livre; LZTWM: capacidade máxima do armazenamento inferior de água de tensão superficial; LZFPM: capacidade máxima do armazenamento inferior primário de água livre; LZFSM: capacidade máxima do armazenamento inferior suplementar de água livre; UZK: taxa de depleção lateral da zona superior de água livre; LZPK: taxa de depleção do escoamento de base primário; LZSK: taxa de depleção do escoamento de base suplementar; PCTIM: fração de área constantemente impermeável na bacia; ADIMP: área impermeável adicional; PFREE: fração da água percolada da zona superior que vai direto para a zona de água livre inferior; ZPERC: taxa máxima de percolação; e REXP: expoente da equação de percolação.

2.3. Análise de sensibilidade pelo método de Morris

Para analisar a sensibilidade dos parâmetros do modelo SAC-SMA utilizando o método de Morris, foi realizado o procedimento numérico descrito por Campolongo et al. (2007), Morris (1991) e Pujol (2009), o qual está implementado no pacote Sensitivity (PUJOL et al., 2015) do software R.

Nesse método, os parâmetros do modelo SAC-SMA (Tabela 2) foram considerados como um número discreto de valores espaçados uniformemente, como também foram quantificados os efeitos elementares ou a diferença (d_i) como medida de sensibilidade. A faixa de variação dos parâmetros utilizada é apresentada na Tabela 3.

O número de simulações (N_{Morris}) do modelo SAC-SMA, requerido pelo método de Morris, foi determinado com a equação 3.

$$N = r(k+1) \quad (3)$$

em que N_{Morris} é o número de simulações do modelo SAC-SMA, r é o número de repetições e k é o número de parâmetros de entrada do modelo.

Neste estudo, r foi igual a 10^3 , como recomendado por Shin et al. (2013); e k correspondeu a 13, uma vez que o modelo SAC-SMA possui 13 parâmetros de entrada, como pode ser observado na Tabela 2. Com isso, o N_{Morris} do modelo SAC-SMA, para aplicação do método de Morris, foi igual a 14.000.

Para dado conjunto $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_{k=13})$ de parâmetros do modelo hidrológico SAC-SMA, o efeito elementar d_i para o i -ésimo parâmetro foi definido com a equação 4.

$$d_i = \frac{[y(x_1, x_2, \dots, x_{i-1} + \Delta, x_{i+1}, \dots, x_{k=13}) - y(x)]}{\Delta} \quad (4)$$

em que Δ é um valor em $\{1/(p-1), \dots, 1-1/(p-1)\}$, sendo p o número de níveis, definido como igual a 10 neste estudo; e $y(x)$ é o valor da função objetivo para o conjunto de parâmetros X do modelo SAC-SMA.

O coeficiente de Nash-Sutcliffe (equação 5) foi utilizado como função objetivo.

$$E_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O)^2} \quad (5)$$

em que E_{NS} é o coeficiente de Nash-Sutcliffe, P_i é a vazão estimada, O_i é a vazão observada, O é a média das vazões observadas e n é o número de valores da amostra.

O valor de d_i foi calculado para um número r de amostras igual a 10^3 , à média (μ_i) e ao desvio-padrão (σ_i) desses valores de efeitos elementares, obtidos com as equações 6 e 7.

$$\mu_i = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r d_{i(j)} \quad (6)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{r-1} \sum_{j=1}^r \left[d_{i(j)} - \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r d_{i(j)} \right]^2} \quad (7)$$

em que $d_{i(j)}$ é o efeito elementar para o parâmetro de entrada i usando o j -ésimo ponto de amostragem, $j = 1, 2, 3, \dots, r$ (r é o número de repetições de amostragem).

Quando o modelo é não monotônico, alguns efeitos elementares (d_i) com sinais opostos podem ser cancelados. Assim, Campolongo et al. (2007) propuseram o cálculo de μ^* com a equação 8.

$$\mu^* = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^r |d_{i(j)}| \quad (8)$$

Os valores de média e desvio-padrão, obtidos com as equações 8 e 7, indicam a influência de cada parâmetro na função objetivo do modelo hidrológico.

O valor de μ^* estima o efeito global de cada parâmetro na saída do modelo e o de σ , os efeitos de ordem superior, como não linearidade e as interações entre parâmetros. Se μ^* for substancialmente diferente de zero, indica que o parâmetro i tem importante influência, de forma geral, na saída do modelo. Já um grande valor de σ implica que o parâmetro i tem efeito não linear na saída ou existe interação entre o parâmetro i e outros parâmetros.

2.4. Análise de sensibilidade pelo método de Sobol

Para cálculo do índice de Sobol, foi utilizado o procedimento numérico proposto por Saltelli (2002), o qual está implementado no pacote Sensitivity (PUJOL et al., 2015) do software R, tendo sido utilizado o coeficiente de Nash-Sutcliffe (equação 5) como função objetivo.

O primeiro passo para determinação do índice de Sobol foi estabelecer o número de simulações (N_{Sobol}), por meio da equação 9.

$$N_{Sobol} = M(k+2) \quad (9)$$

em que N_{Sobol} é o número de simulações do modelo SAC-SMA; M , o número de repetições; e k , o número de parâmetros de entrada do modelo.

Neste estudo, foi estabelecido o valor de M equivalente a 10^4 , conforme recomendação de Shin et al. (2013). Por se tratar da análise de sensibilidade do modelo SAC-SMA, o valor de k foi igual a 13, pois o modelo possui 13 parâmetros de entrada, como apresentado na Tabela 2. Com isso, o N_{Sobol} do modelo SAC-SMA, para aplicação do método de Sobol, foi igual a 150.000.

A variância total de saída para os parâmetros individuais do modelo e suas interações foram quantificadas com a equação 10 (SALTELLI et al., 2004; SALTELLI et al., 2008):

$$V = \sum_{i=1}^n V_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j>1}^k V_{ij} + \dots + V_{1,2,\dots,k} \quad (10)$$

em que V é a variância total de saída do modelo, V_i é a variância de primeira ordem para cada fator X_i ($V_i = V[E(y|x_i)]$) e V_{ij} ($V_{ij} = V[E(y|x_i, x_j)] - V_i - V_j$) para $V_{1,2,\dots,k} = 13$, a interação entre os 13 fatores ou parâmetros do modelo SAC-SMA.

A variância da esperança condicional, $V[E(y|x_i)]$, normalmente chamada de efeito principal, foi usada para quantificar a significância de X_i sobre a variância de Y .

Foram incluídos os 13 parâmetros do modelo SAC-SMA (Tabela 2) como fatores, e a faixa de variação destes foi definida de acordo com o recomendado na literatura e apresentado na Tabela 3.

Nesse método, o índice de sensibilidade de primeira ordem ou principal correspondente ao parâmetro do modelo hidrológico X_i foi quantificado com a equação 11.

$$S_i = \frac{V[E(y|x_i)]}{V(y)} \quad (11)$$

em que $V[E(Y|X_i)]$ é a quantidade da variância esperada (efeito principal) que poderia ser removida da variância total de saída $V(Y)$ se fosse possível determinar o verdadeiro valor do fator X_i .

A variância incondicional ($V(Y)$) da variável de saída Y foi determinada pela equação 12.

$$V(Y) = E[V(Y|X_i)] + V[E(Y|X_i)] \quad (12)$$

em que $E[V(Y|X_i)]$ é o valor esperado da variância da variável resposta de saída que poderia permanecer inexplicada (variância residual) se X_i for variado livremente sobre sua faixa de incerteza (Tabela 3).

O índice de efeitos totais (S_{Ti}) quantifica a contribuição total na saída devido ao fator X_i . Ao reescrever a equação 12 condicionada a todos os fatores, exceto X_{-i} , obteve-se:

$$V(Y) = E[V(Y|X_{-i})] + V[E(Y|X_{-i})] \quad (13)$$

$$S_{Ti} = 1 - \frac{V[E(Y|X_{-i})]}{V(Y)} = \frac{E[V(Y|X_{-i})]}{V(Y)} \quad (14)$$

em que $V[E(Y|X_{-i})]$ é a quantidade esperada de variância que seria removida da variância total ao considerar todos os termos de qualquer ordem que incluam o fator X_i .

A diferença entre o índice de primeira ordem e o total se deve ao fato de que esse índice mede a interação de “i” com outros fatores (MASSMANN; HOLZMANN, 2012).

Normalmente, S_{Ti} é maior do que S_i , como descrito por Saltelli et al. (2008). De acordo com esses autores e López-Cruz et al. (2014), a relação entre esses índices é a seguinte: se o fator X_i não estiver envolvido em interações com outros fatores, então $S_{Ti} = S_i$; do contrário, $S_{Ti} > S_i$.

A diferença $S_{Ti} - S_i$ indica em que medida o fator X_i está envolvido nas interações. Se for obtido $S_{Ti} = 0$, isso implica que o fator X_i não é influente e pode ser fixado em qualquer valor, sem afetar a variância da variável de saída do modelo. Além disso, a soma de todos os índices S_i deve ser igual à unidade no caso de modelos aditivos e menor do que a unidade, no caso de modelos não aditivos. A soma de todos os S_{Ti} é sempre maior do que 1, e somente igual à unidade, no caso de modelos aditivos (LÓPEZ-CRUZ et al., 2014; SALTELLI et al., 2008).

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Método de Morris

Os resultados da Análise de Sensibilidade Global (ASG) pelo método de Morris podem ser observados na Figura 4.

Com base na interpretação dos valores de média (μ^*) e desvio-padrão (σ) dos efeitos elementares (d_i) obtidos nas Seções de Monitoramento 56696000 (Mário de Carvalho) e 56610000 (Rio Piracicaba), identificaram-se pelo método de Morris cinco parâmetros, entre os 13 do modelo SAC-SMA, que proporcionaram maiores variações na variável de saída, no caso a vazão diária (Figura 4ab). Para essas duas seções, o parâmetro mais importante do SAC-SMA foi o LZTWM (Figura 4ab), que representa a lâmina máxima de água que fica retida no aquífero freático e, com isso, indisponível para o escoamento de base.

Observa-se ainda, nessa figura, que o parâmetro LZTWM, além de apresentar influência expressiva nas vazões estimadas pelo modelo SAC-SMA, devido ao alto valor de μ^* , possui valor de desvio-padrão (σ) elevado, demonstrando interação com outros parâmetros do modelo.

Os parâmetros LZPK, LZSK, UZTWM e UZFWM também são importantes, mas, de modo geral, possuem pouca influência isoladamente, devido aos menores valores de μ^* . No entanto, devem ser considerados devido às interações que fazem com outros fatores, explicitadas no valor do desvio-padrão (σ).

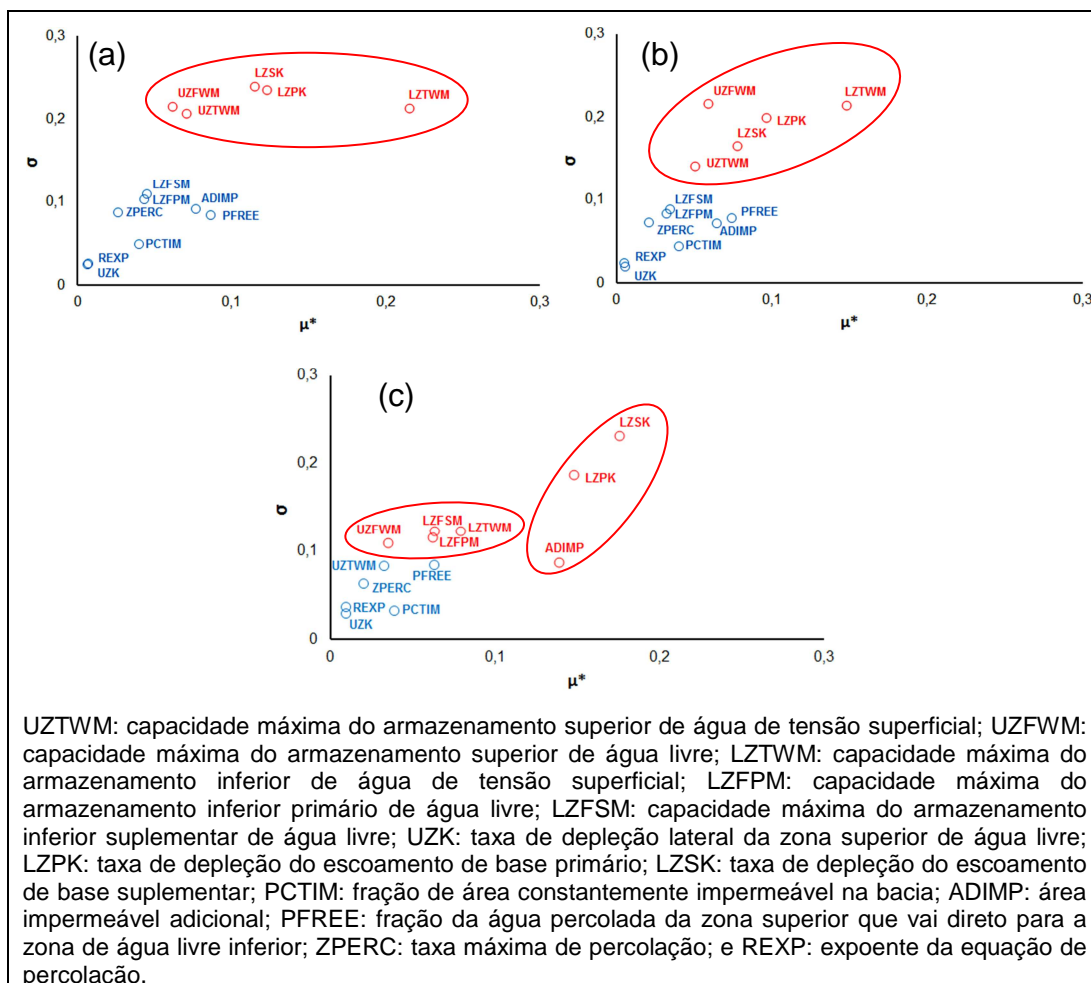


Figura 4 – Resultado do método de Morris para as três seções de monitoramento de vazão da Bacia do Rio Piracicaba: Mário de Carvalho (a), Rio Piracicaba (b) e Carrapato (c).

Os parâmetros LZPK e LZSK representam a depleção do escoamento de base. Já UZTWM e UZFWM são relacionados ao armazenamento de água na zona superior do solo e interferem na recarga do aquífero freático e nos escoamentos superficial e subsuperficial.

Observa-se na Figura 4ab que os parâmetros PFREE, ADIMP, PCTIM, LZFSM, LZFPM, ZPERC, REXP e UZK apresentaram baixa sensibilidade, com valores menores tanto para o efeito direto (μ^*) quanto para as interações (σ). Esse resultado sugere que 62% dos parâmetros do modelo SAC-SMA não causam alterações expressivas nas estimativas das vazões diárias nas Seções de Monitoramento Mário de Carvalho e Rio Piracicaba, portanto poderiam ser fixados, reduzindo o número de dados de entrada e o tempo

necessário para calibração. Já na Seção de Monitoramento 56640000 (Carrapato) foram identificados com o método de Morris sete parâmetros com influência expressiva nos valores de vazões estimados com o modelo SAC-SMA, como pode ser observado na Figura 4c.

Nessa seção de monitoramento, o parâmetro que apresentou maior sensibilidade foi o LZSK, que representa a depleção do escoamento de base. Verifica-se na Figura 4c que esse parâmetro também apresenta interação com outros parâmetros, devido ao alto valor de σ . Verifica-se ainda que os parâmetros LZPK e ADIMP também apresentaram alta sensibilidade, considerando o valor do efeito direto (μ^*). Porém, os valores de σ evidenciaram que LZPK possui expressiva interação com outros parâmetros, ao contrário de ADIMP.

O parâmetro LZPK está relacionado à depleção do escoamento subterrâneo. Já o parâmetro ADIMP representa a área impermeável da bacia e, quanto maior o seu valor, maior também a parcela da precipitação que escoará superficialmente.

Os parâmetros LZTWM, LZFSM, LZFPM e UZFWM possuem influência menor nas vazões estimadas com o modelo SAC-SMA para a Seção de Monitoramento Carrapato. No entanto, devem ser considerados devido à interação que possuem com outros fatores, explicitada no valor de σ (Figura 4c).

Os parâmetros LZTWM, LZFSM e LZFPM representam o armazenamento de água no aquífero freático e, com isso, possuem influência direta no escoamento de base. Já UZFWM representa a lâmina máxima de água na zona superior do solo que está disponível para o escoamento subsuperficial e recarga do aquífero freático.

Pode ser observada na Figura 4c que os parâmetros PFREE, UZTWM, ZPERC, REXP, PCTIM e UZK apresentaram baixa sensibilidade, com valores baixos tanto para efeito direto (μ^*) quanto para as interações (σ). Esse resultado indica que 46% dos parâmetros do modelo SAC-SMA não causam alterações expressivas nas estimativas das vazões diárias na Seção de Monitoramento Carrapato e, portanto, poderiam ser fixados, proporcionando redução no número de dados de entrada e do tempo necessário para calibração.

Os resultados da ASG indicam que os parâmetros LZTWM, LZPK, LZSK, UZTWM e UZFWM relacionados aos escoamentos superficial, subsuperficial e de base da bacia devem ser determinados com um cuidado maior devido à grande influência que possuem sobre as vazões das Seções de Monitoramento Mário de Carvalho e Rio Piracicaba. Já para a Seção de Monitoramento Carrapato esse conjunto de parâmetros é formado por LZSK, LZPK, ADIMP, LZTWM, LZFSM, LZFPM e UZFWM.

Resultados do método de Morris, obtidos por Gan et al. (2014) em uma bacia dos Estados Unidos, indicaram alta sensibilidade dos parâmetros PCTIM, ADIMP, LZTWM e PFREE, relacionados com os escoamentos superficiais e de base. Entre os parâmetros destacados por esses autores, LZTWM apresentou sensibilidade nas três Seções de Monitoramento de vazão da Bacia do Rio Piracicaba, e PCTIM apresentou alta sensibilidade apenas na Seção Carrapato.

Ao avaliar a sensibilidade do SAC-SMA com o método de Morris em uma bacia hidrográfica localizada no Estado de Oklahoma – Estados Unidos, Herman et al. (2013) concluíram que os parâmetros LZFPM, LZFSM, UZK, UZFWM e ADIMP possuem alta sensibilidade.

Entre os parâmetros destacados por Herman et al. (2013), apenas UZFWM apresentou sensibilidade para as três seções estudadas da Bacia do Rio Piracicaba. Os parâmetros ADIMP, LZFSM e LZFPM apresentaram sensibilidade apenas na Seção de Monitoramento Carrapato.

Alguns parâmetros do modelo SAC-SMA, identificados como sensíveis por Gan et al. (2014) e Herman et al. (2013), em bacias dos Estados Unidos, não apresentaram sensibilidade na Bacia do Rio Piracicaba, e esse resultado pode estar relacionado com as distintas características das áreas de drenagem. Segundo Lelis et al. (2012) e Schmalz e Fohrer (2009), a divergência de resultados na análise de sensibilidade é comum, visto que a sensibilidade do parâmetro é influenciada, especialmente, pelo uso e ocupação do solo, pela topografia e por outros fatores físicos e climáticos, os quais são variáveis nas áreas de drenagem.

O número de parâmetros sensíveis do modelo SAC-SMA, identificado com uso do método de Morris na Bacia do Rio Piracicaba e em outras bacias, sugere que o modelo não necessita de aproximadamente 50% dos dados de

entrada, pois esses parâmetros não resultam em variações expressivas nos dados de saída.

Segundo Silva (2010), um modelo é proeminente quando suas entradas causam variação no dado simulado. Do contrário, quando se constata que grande parte dos parâmetros de um modelo possui baixa sensibilidade, como ocorreu com o SAC-SMA aplicado na Bacia do Rio Piracicaba, tem-se um indicativo de que o modelo é desnecessariamente complexo.

3.2. Método de Sobol

Na Tabela 4 são apresentados os índices de Sobol de primeira ordem (S_i) e total (S_{Ti}), obtidos nas três Seções de Monitoramento da Bacia do Rio Piracicaba. Para melhor interpretação dos resultados, os dados da Tabela 4 também foram apresentados graficamente na Figura 5.

Tabela 4 – Índices de Sobol de primeira ordem (S_i) e total (S_{Ti}) obtidos nas três Seções de Monitoramento da Bacia do Rio Piracicaba

| Parâmetro | Estação fluviométrica | | | | | |
|-----------|-----------------------|----------|----------------|----------|-------------------|----------|
| | Carrapato | | Rio Piracicaba | | Mário de Carvalho | |
| | S_i | S_{Ti} | S_i | S_{Ti} | S_i | S_{Ti} |
| UZTWM | 0,001 | 0,004 | 0,065 | 0,081 | 0,043 | 0,057 |
| UZFWM | 0,152 | 0,232 | 0,040 | 0,048 | 0,027 | 0,015 |
| UZK | 0,001 | 0,007 | 0,016 | 0,012 | 0,001 | 0,002 |
| PCTIM | 0,008 | 0,028 | 0,043 | 0,052 | 0,011 | 0,030 |
| ADIMP | 0,118 | 0,172 | 0,002 | 0,012 | 0,024 | 0,040 |
| ZPERC | 0,004 | 0,008 | 0,031 | 0,022 | 0,001 | 0,001 |
| REXP | 0,001 | 0,024 | 0,040 | 0,030 | 0,001 | 0,004 |
| LZTWM | 0,030 | 0,077 | 0,002 | 0,027 | 0,007 | 0,010 |
| LZFSM | 0,026 | 0,222 | 0,013 | 0,044 | 0,014 | 0,067 |
| LZFPM | 0,026 | 0,191 | 0,017 | 0,058 | 0,016 | 0,080 |
| LZSK | 0,078 | 0,226 | 0,233 | 0,304 | 0,196 | 0,276 |
| LZPK | 0,131 | 0,272 | 0,367 | 0,447 | 0,441 | 0,595 |
| PFREE | 0,021 | 0,041 | 0,073 | 0,091 | 0,032 | 0,041 |
| Soma | 0,599 | 1,503 | 0,941 | 1,228 | 0,814 | 1,218 |

UZTWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água de tensão superficial; UZFWM: capacidade máxima do armazenamento superior de água livre; LZTWM: capacidade máxima do armazenamento inferior de água de tensão superficial; LZFPM: capacidade máxima do armazenamento inferior primário de água livre; LZFSM: capacidade máxima do armazenamento inferior suplementar de água livre; UZK: taxa de depleção lateral da zona superior de água livre; LZPK: taxa de depleção do escoamento de base primário; LZSK: taxa de depleção do escoamento de base suplementar; PCTIM: fração de área constantemente impermeável na bacia; ADIMP: área impermeável adicional; PFREE: fração da água percolada da zona superior que vai direto para a zona de água livre inferior; ZPERC: taxa máxima de percolação; e REXP: expoente da equação de percolação.

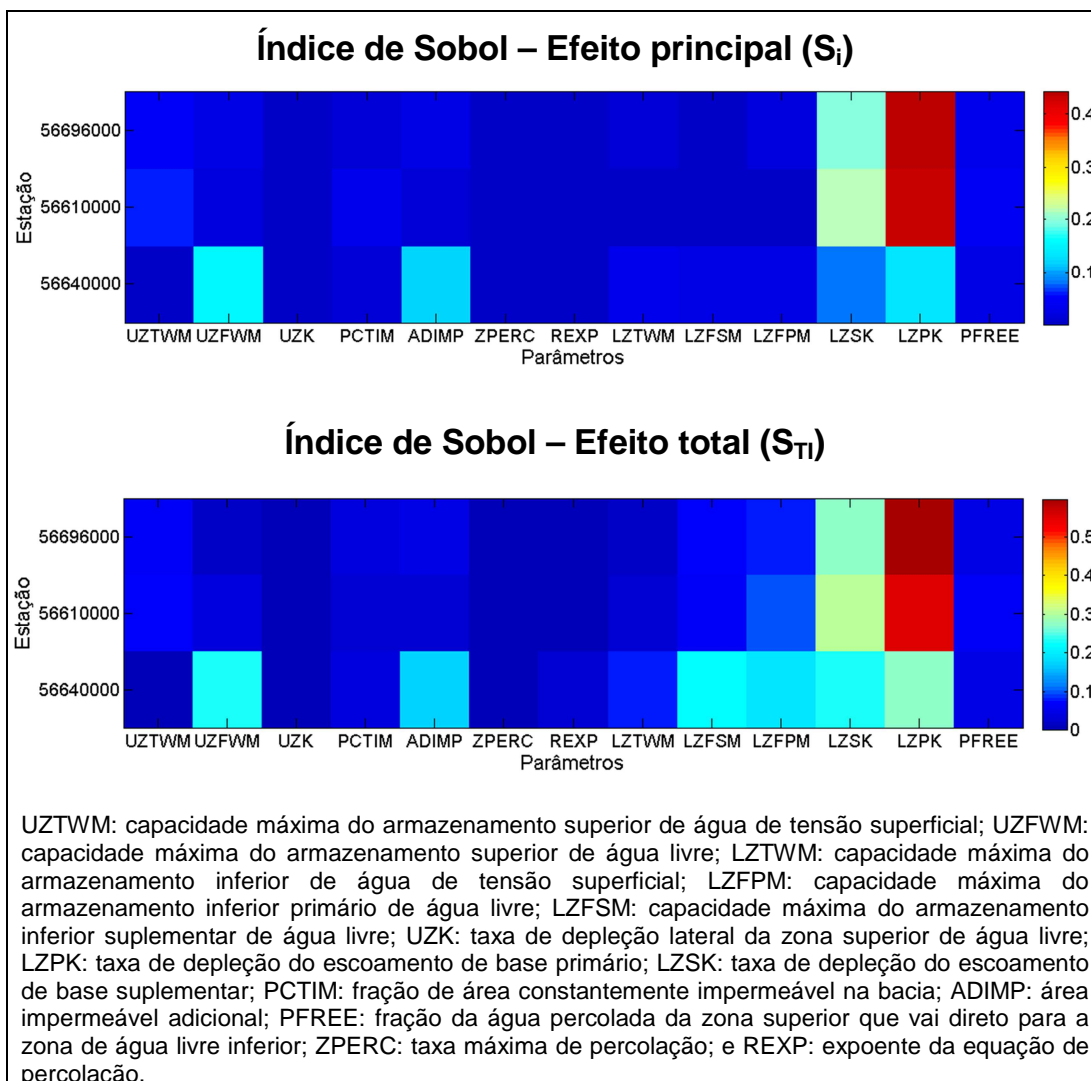


Figura 5 – Resultado do método Sobol das três Seções de Monitoramento de Vazão da Bacia do Rio Piracicaba.

Observa-se na Tabela 4 e na Figura 5 que os parâmetros LZPK e LZSK foram os que apresentaram maior sensibilidade nas áreas de drenagem das Seções de Monitoramento Mário de Carvalho (566960000) e Rio Piracicaba (56610000), visto que resultaram nos maiores valores dos índices de primeira ordem (S_i) e total (S_{Ti}).

Os parâmetros LZPK e LZSK correspondem às taxas de depleção do aquífero freático e da sua recarga suplementar, advinda da parcela de precipitação que percolou para a zona inferior do solo, respectivamente. Dessa forma, percebe-se grande influência dos parâmetros que regem o

escoamento de base nas vazões estimadas para as Seções de Monitoramento Mário de Carvalho e Rio Piracicaba. É possível observar na Tabela 4 que a condição $S_{TI} > S_i$ é verdadeira para os parâmetros LZPK e LZSK nas Seções Mário de Carvalho e Rio Piracicaba, confirmando a existência de interação desses parâmetros com outros.

Na Estação 56640000 (Carrapato), além de LZPK e LZSK, é possível verificar que os armazenamentos primário (LZFPM) e suplementar (LZFSM) do aquífero freático são importantes. Ademais, foi a única seção a apresentar parâmetros da zona superior do solo como sensíveis, que, nesse caso, foram a lâmina de água livre no solo (UZFWM) e a área impermeável adicional (ADIMP) interferentes nos escoamentos subsuperficial e superficial, respectivamente.

Na Seção de Monitoramento Carrapato, verifica-se pequena diferença nos valores do índice de Sobol dos parâmetros, principalmente naqueles referentes ao efeito total (Tabela 4 e Figura 5).

Todos os seis parâmetros do modelo SAC-SMA que apresentaram sensibilidade para a Seção Carrapato possuem valores de S_{TI} maiores que S_i , indicando que possuem interação com outros parâmetros (Tabela 4).

Com a identificação dos parâmetros de maior sensibilidade para cada Seção de Monitoramento, os valores dos demais podem permanecer constantes, visto que não resultam em modificações representativas na saída do modelo, como descrito por Song et al. (2015).

Os resultados da análise de sensibilidade com o método de Sobol indicam que 85% dos parâmetros do modelo SAC-SMA não causam alterações expressivas nas estimativas das vazões nas Seções Mário de Carvalho e Rio Piracicaba. Esses parâmetros poderiam ser fixados, reduzindo o número de dados de entrada e o tempo necessário para a calibração do modelo.

Já para a Estação 56640000 (Carrapato) o resultado da análise de sensibilidade sugere que 54% dos parâmetros do modelo SAC-SMA não causam alterações expressivas nas estimativas das vazões diárias, valor menor que o obtido nas Estações Mário de Carvalho e Rio Piracicaba.

A diferença $S_{TI}-S_i$ indica em que medida o parâmetro está envolvido nas interações. Portanto, percebe-se na Tabela 4 que essa diferença é

maior para os parâmetros LZFSM, LZFPM, LZPK e LZSK que correspondem ao armazenamento subterrâneo primário e suplementar e às respectivas taxas de depleção, respectivamente. Esse resultado indica que os parâmetros que regem o escoamento subterrâneo apresentam forte interação com outros fatores do modelo SAC-SMA.

Verifica-se ainda, na Tabela 4, que em todas as Seções de Monitoramento de Vazão da Bacia do Rio Piracicaba a soma de todos os índices S_i ficou menor que 1 e a soma de todos os índices S_{Ti} , maior que 1, indicando que o modelo é não aditivo.

Os resultados da análise de sensibilidade pelo método de Sobol, obtidos na Bacia do Rio Piracicaba, corroboram os de van Werkhoven et al. (2008), os quais verificaram que os parâmetros LZFSM, LZFPM, LZSK e LZPK relacionados ao escoamento subterrâneo possuem alta sensibilidade em bacias localizadas nos Estados Unidos.

Ao utilizar o método de Sobol para analisar a sensibilidade do modelo SAC-SMA na Bacia do Rio Oregon, localizada nos Estados Unidos e no Canadá, Hameed (2015) concluiu que os parâmetros LZPK, LZTWM e UZTWM apresentaram alta sensibilidade. Ao realizar a comparação dos resultados desse autor com os obtidos na Bacia do Rio Piracicaba, percebe-se que o parâmetro LZPK, que representa a depleção do escoamento de base, foi o único a apresentar sensibilidade na Bacia do Rio Piracicaba, fato que não aconteceu para os parâmetros UZTWM e LZTWM, que correspondem aos armazenamentos superior e inferior de água de tensão superficial, respectivamente.

Com base em resultados de análise de sensibilidade global dos parâmetros do modelo SAC-SMA obtidos por diferentes métodos, entre eles o de Sobol, Gan et al. (2014) concluíram que os parâmetros UZTWM, PCTIM, ADIMP, LZTWM e PFREE são altamente sensíveis. Nesse caso, o modelo foi utilizado pelos autores em uma Bacia do Oeste do Estado da Virgínia, Estados Unidos. Entre os parâmetros destacados por esses autores, apenas o parâmetro que representa a área impermeável adicional (ADIMP) apresentou sensibilidade para a Seção de Monitoramento Carrapato.

A diferença entre os resultados do método de Sobol obtidos na Bacia do Rio Piracicaba, comparativamente àqueles encontrados na literatura, se

deve ao fato de a sensibilidade do parâmetro ser influenciada pelo uso e ocupação do solo e por outros fatores físicos e climáticos, os quais são variáveis nas bacias hidrográficas, como demonstrado por Lelis et al. (2012).

3.3. Análise conjunta dos métodos de Morris e Sobol

De acordo com os resultados apresentados neste trabalho, percebe-se certa divergência entre os resultados dos métodos de Morris e Sobol. Segundo Shin et al. (2013), podem existir discrepâncias nos resultados obtidos com os métodos de Morris e Sobol, ou seja, parâmetros identificados como sensíveis por um método podem não ser identificados pelo outro e vice-versa. No entanto, o método de Sobol é considerado mais robusto que o de Morris (YANG, 2011; ZHANG et al., 2013) e, por consequência, os resultados desse método são os mais indicados.

O método de Morris é recomendado por Campolongo e Saltelli (1997) e Cariboni et al. (2007) como uma análise preliminar do uso dos métodos ASG baseados em variância, por requerer tempo de processamento computacional menor. Com isso, os parâmetros que não possuem sensibilidade seriam removidos da análise antes da utilização do método de Sobol.

Neste trabalho, para fins de comparação entre os métodos de Morris e Sobol, os parâmetros de baixa sensibilidade identificados pelo primeiro método não foram removidos da análise. Com isso, verificou-se que o método de Morris tende a considerar parâmetros de baixa sensibilidade como de alta sensibilidade, mas o contrário não foi observado.

O método de Morris considerou os parâmetros LZTWM, UZTWM e UZFWM como sensíveis para estimativa das vazões nas Seções de Monitoramento Mário de Carvalho e Rio Piracicaba. No entanto, o método de Sobol demonstrou que esses parâmetros não possuem nenhuma influência nos dados de saída do modelo. Para os demais parâmetros, os dois métodos de Análise de Sensibilidade Global (ASG) apresentaram resultados semelhantes.

Para a Estação de Monitoramento Carrapato, os dois métodos de ASG tiveram resultados semelhantes, à exceção do parâmetro LZTWM, considerado importante apenas pelo método de Morris.

Os resultados obtidos na Bacia do Rio Piracicaba corroboram o fato de que a utilização do método de Morris antes da aplicação do método de Sobol é válida, visto que permite reduzir consideravelmente o número de parâmetros do modelo SAC-SMA para a realização da análise de sensibilidade por Sobol. Destaca-se, ainda, que as divergências nos resultados dos dois métodos de ASG não comprometem esse procedimento, visto que o método de Morris não descartou os parâmetros de alta sensibilidade.

Os métodos de ASG utilizados neste estudo evidenciaram que o modelo SAC-SMA é desnecessariamente complexo para fins de aplicação na Bacia do Rio Piracicaba, visto que a maior parte dos dados de entrada não produz variações expressivas nas vazões estimadas para a referida bacia.

A análise de sensibilidade global indicou que é possível fixar valores para a maior parte dos parâmetros do modelo SAC-SMA, simplificando o modelo e reduzindo o tempo necessário para calibração, visto que os esforços serão concentrados na estimativa dos parâmetros que são realmente importantes.

4. CONCLUSÕES

Com base nos resultados, conclui-se que:

- A maior parte dos dados de entrada do modelo SAC-SMA não proporciona variações expressivas na variável de saída (vazão diária) quando aplicado na Bacia do Rio Piracicaba.
- Os métodos de Morris e Sobol permitem uma potencial simplificação do modelo hidrológico chuva-vazão SAC-SMA aplicado na Bacia do Rio Piracicaba, pois possibilitaram a identificação dos parâmetros que não possuem sensibilidade.
- A maior parte dos parâmetros do modelo SAC-SMA com alta sensibilidade são os intervenientes no escoamento de base.
- O método de Morris deve ser utilizado como uma análise preliminar do uso do método de Sobol, visto que permite reduzir consideravelmente o número de parâmetros do modelo SAC-SMA.

5. REFERÊNCIAS

- ANDRADE, M. A.; MELLO, C. R.; BESKOW, S. Simulação hidrológica em uma bacia hidrográfica representativa dos latossolos na região Alto Rio Grande, MG. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 17, n. 1, p. 69-76, 2013.
- ANDREWS, F. T.; CROKE, B. F. W.; JAKEMAN, A. J. An open software environment for hydrological model assessment and development. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 10, p. 1171-1185, 2011.
- BERTONI, J. C.; TUCCI, C. E. M. Precipitação. In: TUCCI, C. E. M. **Hidrologia: ciência e aplicação**. Porto Alegre: ABRH, 2001. p. 177-241.
- BOUGHTON, W. Catchment water balance modelling in Australia 1960-2004. **Agricultural Water Management**, v. 71, n. 2, p. 91-116, 2005.
- BURNASH, R. J. C. The NWS river forecast system: catchment modeling. In: SINGH, V. P. (Ed.). **Computer models of watershed hydrology**. Highlands Ranch, Colorado: Water Resources Publications, 1995. p. 311-366.
- BURNASH, R. J. C.; FERRAL, L. **Conceptualization of the sacramento soil moisture accounting model**. Jul. 1996. Disponível em: <http://www.nws.noaa.gov/oh/hrl/nwsrfs/users_manual/part2/_pdf/23sacsma.pdf>. Acesso em: Jan. 2015.
- CAMPOLONGO, F.; CARIBONI, J.; SALTELLI, A. An effective screening design for sensitivity analysis of large models. **Environmental Modelling & Software**, v. 22, n. 10, p. 1509-1518, 2007.
- CAMPOLONGO, F.; SALTELLI, A. Sensitivity analysis of an environmental model: an application of different analysis methods. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 57, n. 1, p. 49-69, 1997.

CARIBONI, J.; GATELLI, D.; LISKA, R.; SALTELLI, A. The role of sensitivity analysis in ecological modeling. **Ecological Modelling**, v. 203, n. 1, p. 167-182, 2007.

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

GAN, Y.; DUAN, Q.; GONG, W.; TONG, C.; SUN, Y.; CHU, W.; YE, A.; MIAO, C.; DI, Z. A comprehensive evaluation of various sensitivity analysis methods: A case study with a hydrological model. **Environmental Modelling & Software**, v. 51, n. 1, p. 269-285, 2014.

HAMEED, M. A. **Evaluating global sensitivity analysis methods for hydrologic modeling over the Columbia river basin**. 2015. 54 f. Dissertação (Mestrado em Master of Science in Civil and Environmental Engineering) – Portland State University, Portland, 2015.

HARGREAVES, G. H.; SAMANI, Z. A. Reference crop evapotranspiration from temperature. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 1, n. 2, p. 96-99, 1985.

HERMAN, J. D.; KOLLAT, J. B.; REED, P. M.; WAGENER, T. Technical note: method of Morris effectively reduces the computational demands of global sensitivity analysis for distributed watershed models. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 17, p. 2893-2903, 2013.

LELIS, T. A.; CALIJURI, M. L.; SANTIAGO, A. F.; LIMA, D. C.; ROCHA, E. O. Análise de sensibilidade e calibração do modelo SWAT aplicado em Bacia Hidrográfica da Região Sudeste do Brasil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 36, n. 2, p. 623-634, 2012.

LOPEZ-CRUZ, I. L.; ROJANO-AGUILAR, A.; SALAZAR-MORENO, R.; LOPEZ-LOPEZ, R. Análisis de sensibilidad global del modelo de cultivos sucros aplicado a tomate de cáscara. **Revista Fitotecnia Mexicana**, v. 37, n. 3, p. 279-288, 2014.

MAKLER-PICK, V.; GAL, G.; GORFINE, M.; HIPSEY, M. R.; CARMEL, Y. Sensitivity analysis for complex ecological models – A new approach. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 1, p. 124-134, 2011.

MASSMANN, C.; HOLZMANN, H. Analysis of the behavior of a rainfall-runoff model using three global sensitivity analysis methods evaluated at different temporal scales. **Journal of Hydrology**, v. 475, n. 1, p. 97-110, 2012.

MOREAU, P.; VIAUD, V.; PARNAUDEAU, V.; SALMON-MONVIOLA, J.; DURAND, P. An approach for global sensitivity analysis of a complex environmental model to spatial inputs and parameters: a case study of an agro-hydrological model. **Environmental Modelling & Software**, v. 47, n. 1, p. 74-87, 2013.

MORRIS, M. D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. **Technometrics**, v. 33, n. 2, p. 161-174, 1991.

NOSSENT, J.; ELSEEN, P.; BAUWENS, W. Sobol' sensitivity analysis of a complex environmental model. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 1, p. 1515-1525, 2011.

PECHLIVANIDIS, I. G.; JACKSON, B. M.; MCINTYRE, N. R.; WHEATER, H. S. Catchment scale hydrological modelling: a review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and applications. **Global NEST Journal**, v. 13, n. 3, p. 193-214, 2011.

PUJOL, G. Simplex-based screening designs for estimating metamodels. **Reliability Engineering and System Safety**, v. 94, n. 7, p. 1156-1160, 2009.

PUJOL, G.; IOOSS, B.; JANON, A. **Package 'Sensitivity'**: sensitivity analysis. 2015. Disponível em: <<https://cran.r-project.org/web/packages/sensitivity/sensitivity.pdf>>. Acesso em: 20 Jul. 2015.

RAKOVEC, O.; HILL, M. C.; CLARK, M. P.; WEERTS, A. H.; TEULING, A. J.; UIJLENHOET, R. Distributed evaluation of local sensitivity analysis (DELSA), with application to hydrologic models. **Water Resources Research**, v. 50, n. 1, p. 409-426, 2014.

SCHMALZ, B.; FOHRER, N. Comparing model sensitivities of different landscapes using the ecohydrological SWAT model. **Advances in Geosciences**, v. 21, n. 1, p. 91-98, 2009.

SALTELLI, A. Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices. **Computer Physics Communications**, v. 145, n. 2, p. 280-297, 2002.

SALTELLI, A.; ANNONI, P. How to avoid a perfunctory sensitivity analysis. **Environmental Modelling & Software**, v. 25, n. 12, p. 1508-1517, 2010.

SALTELLI, A.; CHAN, K.; SCOTT, E. M. **Sensitivity Analysis**. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2000. 475 p.

SALTELLI, A.; RATTO, M.; CAMPOLONGO, F.; CARIBONI, J.; GATELLI, D.; SAISANA, M.; TARANTOLA, S. **Global Sensitivity Analysis: the Primer**. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2008. 292 p.

SALTELLI, A.; TARANTOLA, S.; CAMPOLONGO, F.; RATTO, M. **Sensitivity Analysis in Practice: a guide to assessing scientific models**. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2004. 219 p.

SARRAZIN, F.; PIANOSI, F.; WAGENER, T. Global sensitivity of environmental models: convergence and validation. **Environmental Modelling & Software**, v. 79, n. 1, p. 135-152, 2016.

SHIN, M.; GUILLAUME, J. H. A.; CROKE, B. F. W.; JAKEMAN, A. J. Addressing ten questions about conceptual rainfall-runoff models with global sensitivity analyses in R. **Journal of Hydrology**, v. 503, p. 135-152, 2013.

SILVA, L. R. S. **Análise de incertezas e avaliação dos fatores influentes no desempenho de modelos de simulação de bacias hidrográficas**. 2010. 241 f. Tese (Doutorado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos) –Universidade de Brasília, Brasília, 2010.

SOBOL, I. M. Sensitivity analysis for non-linear mathematical models. **Mathematical Modeling and Computational Experiment**, New York, v. 1, p. 407-414, 1993.

SONG, X.; ZHANG, J.; ZHAN, C.; XUAN, Y.; YE, M.; XU, C. Global sensitivity analysis in hydrological modeling: review of concepts, methods, theoretical framework, and applications. **Journal of Hydrology**, v. 523, n. 1, p. 739-757, 2015.

SONG, X.; KONG, F.; ZHAN, C.; HAN, J.; ZHANG, X. Parameter identification and global sensitivity analysis of Xin'anjiang model using meta-modeling approach. **Water Science and Engineering**, v. 6, n. 1, p. 1-17, 2013.

TIAN, W. A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 20, n. 1, p. 411-419, 2013.

VAN WERKHOVEN, K.; WAGENER, T.; REED, P.; TANG, Y. Characterization of watershed model behavior across a hydroclimatic gradient. **Water Resources Research**, v. 44, n. 1, p. 1-16, 2008.

VAN WERKHOVEN, K.; WAGENER, T.; REED, P.; TANG, Y. Sensitivity-guided reduction of parametric dimensionality for multi-objective calibration of watershed models. **Advances in Water Resources**, v. 32, n. 8, p. 1154-1169, 2009.

YANG, J. Convergence and uncertainty analyses in Monte-Carlo based sensitivity analysis. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 4, p. 444-457, 2011.

ZHAN, C. S.; SONG, X. M.; XIA, J.; TONG, C. An efficient integrated approach for global sensitivity analysis of hydrological model parameters. **Environmental Modelling & Software**, v. 41, n. 1, p. 39-52, 2013.

ZHANG, C.; CHU, J.; FU, G. Sobol's sensitivity analysis for a distributed hydrological model of Yichun river basin, China. **Journal of Hydrology**, v. 480, p. 58-68, 2013.

ARTIGO III

DESENVOLVIMENTO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMATIVA DAS VAZÕES DIÁRIAS

RESUMO

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) apresentam-se como alternativa na modelagem hidrológica para que se possam estimar, com acurácia, as vazões dos cursos de água a partir de informações hidrometeorológicas. O objetivo do trabalho foi desenvolver Redes Neurais Artificiais para estimar vazões diárias na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba, Minas Gerais. Além disso, foi avaliada a utilização das RNAs associadas aos modelos hidrológicos conceituais IPH II e SAC-SMA, de forma a obter um modelo híbrido para a estimativa de vazões que representem ao mesmo tempo os processos conceituais e não lineares relacionados ao escoamento. O estudo foi realizado em três Seções de Monitoramento de Vazão da Bacia do Rio Piracicaba, com área de 5.304,0 km², localizada no Estado de Minas Gerais – Brasil. No projeto das redes neurais para estimativa das vazões diárias, foram adotados os seguintes passos: coleta e seleção de dados; definição da arquitetura da rede; e treinamento e validação dos resultados. Com base nos resultados, pode-se concluir que as RNAs são adequadas para a estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba; que as variáveis

de entrada das RNAs que proporcionam os melhores resultados para estimativa das vazões são precipitação, evapotranspiração de referência e vazões do próprio curso de água defasadas no tempo; que para o bom desempenho das RNAs para estimativa das vazões é preciso considerar como variável de entrada a vazão do curso de água defasada no tempo; e que a associação das RNAs com o modelo hidrológico IPH II, caracterizando uma conformação híbrida, permitiu melhorar as estimativas das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba. Já a associação com o modelo hidrológico SAC-SMA não proporcionou melhoria das estimativas, em comparação com os resultados advindos da aplicação isolada do referido modelo.

Palavras-chave: Modelo empírico; Inteligência artificial; Modelagem hidrológica.

ABSTRACT

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR DAILY FLOW ESTIMATES

Artificial neural networks (ANNs) have been used alternatively in hydrologic modeling to estimate accurately watercourse flows based on hydrometeorological data. This study developed artificial neural networks to estimate daily flows in the Piracicaba river basin, in Minas Gerais state (Brazil). In addition, ANNs and hydrological models (IPH II and SAC-SMA) were associated to generate a hybrid model for estimating the flows representing both conceptual and non-linear processes in the basin runoff. For this, we used three runoff-monitoring sections of the Piracicaba river basin, with an area of 5,304.0 km², and located in the State of Minas Gerais – Brazil. For designing the ANNs to estimate daily flows, we adopted the following steps: data collection and selection, network architecture definition, training and validation of results. The results showed that ANNs are adequate to estimate daily flows in the Piracicaba river basin. The input variables showing the best results were rainfall, reference evapotranspiration, and time-lagged streamflow. We should emphasize that time-lagged water flow plays an important role as an input variable. In addition, the hybrid model (ANNs and IPH II model) improved the daily flow estimates in the Piracicaba river basin. However, the other hybrid model, with SAC-SMA model, provided

no improvement if compared to the results coming from the model without association with ANN.

Keywords: Empirical model; Artificial intelligence; Hydrologic modeling.

1. INTRODUÇÃO

A maior parte dos processos hidrológicos apresenta alto grau de variabilidades espacial e temporal, aumentando a complexidade da modelagem computacional dos processos envolvidos. Na representação do ciclo hidrológico, o empirismo desempenha papel importante em estudos relacionados à modelagem hidrológica. Os modelos empíricos tratam o sistema hidrológico (por exemplo, a bacia hidrográfica) como uma “caixa preta” e tentam encontrar relação entre os dados de entrada e os de saída (GOVINDARAJU, 2000a).

Entre os modelos empíricos, as Redes Neurais Artificiais (RNAs) apresentam resultados promissores para a estimativa das vazões de cursos de água, como demonstrado por Aichouri et al. (2015), Elsafi (2014), Gomes et al. (2010), Meng et al. (2015), Oliveira et al. (2013), Sattari et al. (2012), Setiono (2015) e Sousa e Sousa et al. (2010).

As RNAs imitam o funcionamento do cérebro humano, por meio da aquisição de conhecimento em um processo de aprendizagem. A capacidade de extrair a relação entre as entradas e saídas de um processo, sem considerar os processos físicos que estão sendo explicitamente envolvidos, torna a RNA ferramenta capaz de resolver problemas complexos e não lineares, como é o caso da relação entre chuva e vazão em bacias hidrográficas, que depende de inúmeros fatores, como umidade inicial do solo, uso e manejo do solo, geomorfologia da bacia hidrográfica,

evaporação, infiltração, distribuição e duração da chuva, entre outros (ARAÚJO et al., 2015; GOVINDARAJU, 2000b).

As RNAs são consideradas um método substituto dos modelos conceituais chuva-vazão, mas esses modelos podem ser associados, caracterizando uma conformação híbrida, como exposto por Nilsson et al. (2006). Esses autores utilizaram as RNAs e o modelo Hydrologiska Byråns Vattenbalansavdelning (HBV) para estimar o escoamento de duas bacias hidrográficas norueguesas, concluindo que a acurácia das estimativas melhorou com a combinação dos dois métodos.

Noori e Kalin (2016) verificaram a associação do modelo conceitual SWAT com as RNAs para estimativa de vazões diárias em 29 bacias localizadas próximas à cidade de Atlanta, Estados Unidos. Esses autores utilizaram as vazões diárias preditas com o modelo SWAT como dado de entrada das RNAs, concluindo que o acoplamento dos modelos melhorou a estimativa das vazões.

Ainda segundo Noori e Kalin (2016), a associação das RNAs com modelos conceituais pode ajudar a superar as limitações de cada modelo, resultando em um modelo híbrido com maior acurácia para a previsão de vazões.

O desenvolvimento de uma RNA requer a definição de sua arquitetura, que consiste na determinação dos dados de entrada e saída, número de camadas intermediárias e número de neurônios artificiais e da função de transferência (MENG et al., 2015). Segundo Asadi et al. (2013), a arquitetura de uma RNA é variante e deve ser definida de forma que proporcione o menor erro de estimativa dos dados de saída.

Após a definição da arquitetura, a RNA deve passar pela etapa de treinamento, que consiste em ajustar pesos para as conexões da rede com auxílio de um algoritmo de aprendizagem. Por fim, a RNA deve ser validada com dados que não foram utilizados durante o treinamento, de forma a verificar seu desempenho para estimativa dos dados de saída (LUDWIG JÚNIOR; COSTA, 2007).

O objetivo do trabalho foi desenvolver Redes Neurais Artificiais para estimar vazões diárias na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba, Minas Gerais, e avaliar a utilização das RNAs combinadas com os modelos

hidrológicos conceituais IPH II (TUCCI, 2005) e Soil Moisture Accounting (SAC-SMA) (BURNASH, 1995), de forma a obter um modelo híbrido para estimativa de vazões que representem ao mesmo tempo os processos conceituais e não lineares relacionados ao escoamento.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo e base de dados

O estudo foi conduzido na Bacia do Rio Piracicaba, que possui 5.304,0 km² de área e localiza-se no Estado de Minas Gerais.

O rio Piracicaba é um afluente do rio Doce, e sua área de drenagem abrange 21 municípios mineiros, cuja economia é baseada, principalmente, em três atividades de grande porte: mineração, siderurgia e monocultura de eucalipto (PIRH-DOCE, 2010).

Para o treinamento e validação das Redes Neurais Artificiais (RNAs), foram utilizados dados de estações pluviométricas, fluviométricas e meteorológicas localizadas na bacia hidrográfica e em seu entorno (Tabela 1 e Figura 1).

Foram utilizados no estudo dados diários de vazões correspondentes aos períodos de 1º/09/1990 a 31/12/1993, 1º/07/2002 a 31/12/2006 e 1º/09/1990 a 31/12/1992, registrados, respectivamente, nas Estações Fluviométricas 56696000 (Mário de Carvalho), 56610000 (Rio Piracicaba) e 56640000 (Carrapato), assim como dados pluviométricos e climáticos (Tabela 1). Esses períodos foram selecionados por não apresentarem falhas nos dados hidrometeorológicos das estações listadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Informações sobre as estações pluviométricas, fluviométricas e meteorológicas utilizadas no estudo

| Código | Nome | Estação | Latitude (°) | Longitude (°) | Altitude (m) | AD (km ²) |
|----------|------------------------|---------|--------------|---------------|--------------|-----------------------|
| 01942029 | Mário de Carvalho | P | -19,525 | -42,644 | 232 | - |
| 01943008 | Santa Maria do Itabira | P | -19,442 | -43,118 | 538 | - |
| 01943027 | Usina Peti | P | -19,881 | -43,367 | 1.110 | - |
| 02042031 | Fazenda Cach. D'Antas | P | -20,011 | -42,674 | 280 | - |
| 02043059 | Colégio Caraça | P | -20,097 | -43,488 | 1.300 | - |
| 02043056 | Fazenda Água Limpa | P | -20,305 | -43,616 | 965 | - |
| 01943007 | Santa Bárbara | P | -19,945 | -43,401 | 748 | - |
| 01943001 | Rio Piracicaba | P | -19,923 | -43,178 | 623 | - |
| 56640000 | Carrapato | F | -19,972 | -43,459 | 755 | 427,5 |
| 56610000 | Rio Piracicaba | F | -19,932 | -43,173 | 748 | 1.164,2 |
| 56696000 | Mário de Carvalho | F | -19,524 | -42,640 | 232 | 5.304,0 |
| 2042024 | Viçosa | M | -20,766 | -42,866 | 712 | - |

AD: área de drenagem; P: estação pluviométrica; F: estação fluviométrica; e M: estação meteorológica.

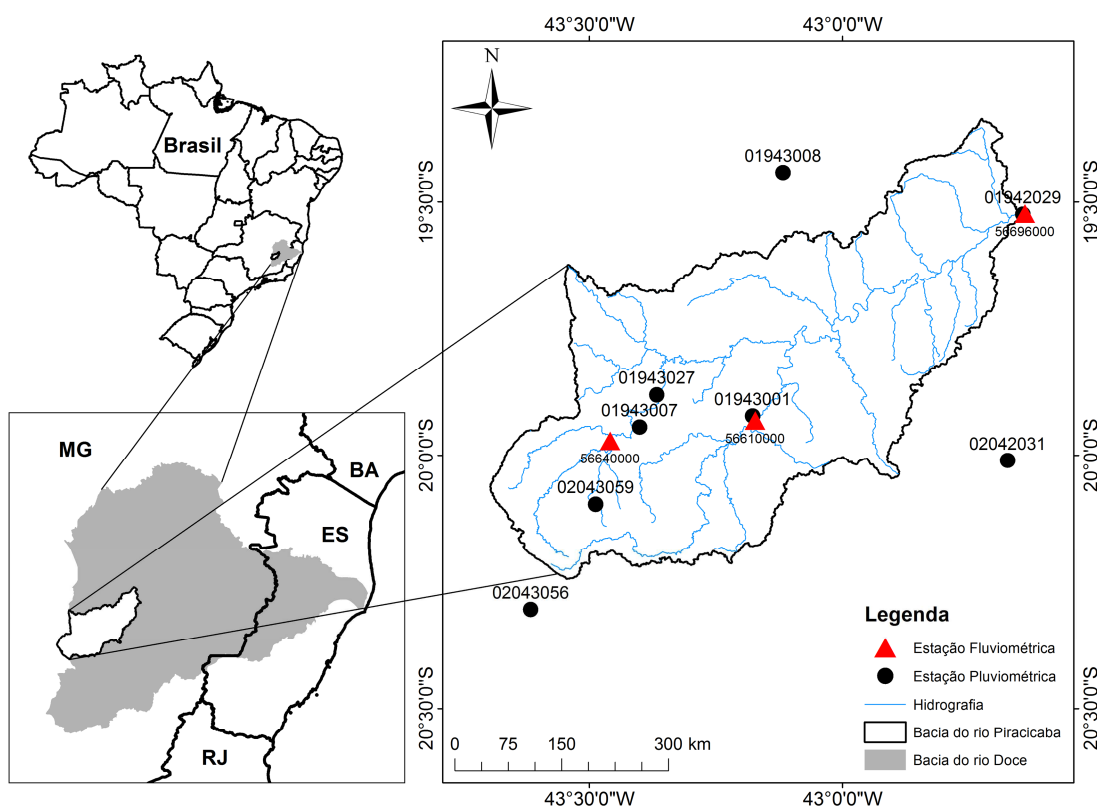


Figura 1 – Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba, com destaque para a localização das estações pluviométricas e fluviométricas utilizadas no estudo.

Para seleção das variáveis de entrada das RNAs desenvolvidas, foi utilizada a análise de componentes principais (ACP), que permitiu avaliar a importância de cada variável e promover a eliminação daquelas que contribuíram pouco, em termos de variação, no grupo analisado. Na ACP, foram analisadas as seguintes variáveis hidrometeorológicas: precipitação; evapotranspiração de referência; temperatura máxima; temperatura mínima; e vazões registradas nas estações fluviométricas. O resultado da ACP permitiu propor as entradas das RNAs para estimativa da vazão diária (Q_t), como apresentado na Tabela 2.

Na Tabela 2, a variável P_t representa a precipitação média (mm) na bacia, obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t , a evapotranspiração de referência (mm), obtida pelo método de Hargreaves e Samani (1985); Q_{t-n} , a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); e Q_{mt-n} , a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).

Tabela 2 – Variáveis de entrada utilizadas para o desenvolvimento das Redes Neurais Artificiais

| Entrada | Entrada |
|------------|--------------------------------|
| P_t | $Q_{t-1}; Q_{t-2}$ |
| E_t | $P_t; E_t$ |
| Q_{t-1} | $Q_{mt-2}; Q_{mt-3}$ |
| Q_{t-2} | $Q_{t-1}; P_t$ |
| Q_{t-3} | $Q_{mt-2}; P_t$ |
| Q_{t-4} | $Q_{mt-3}; P_t$ |
| Q_{mt-2} | $Q_{mt-4}; P_t$ |
| Q_{mt-3} | $Q_{t-1}; Q_{t-2}; Q_{t-3}$ |
| Q_{mt-4} | $Q_{mt-2}; Q_{mt-3}; Q_{mt-4}$ |
| Q_{mt-5} | $Q_{t-1}; Q_{t-2}; P_t$ |
| Q_{mt-6} | $Q_{mt-2}; Q_{mt-3}; P_t$ |
| Q_{mt-7} | $P_t; E_t; Q_{t-1}$ |

Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t , a precipitação da bacia no tempo t (mm), obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t , a evapotranspiração de referência no tempo t (mm), obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); e Q_{mt-n} , a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$)

2.2. RNAs associadas a modelos hidrológicos conceituais

Com a finalidade de obter um modelo híbrido oriundo da associação de modelos hidrológicos conceituais e Redes Neurais Artificiais (RNAs), foram utilizadas as vazões estimadas com os modelos IPH II e SAC-SMA, como dados de entrada das RNAs.

Os modelos IPH II e SAC-SMA requerem como variáveis de entrada dados de precipitação e Evapotranspiração de Referência (ET_0). Com vistas à calibração automática e validação desses modelos hidrológicos para a estimativa das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba, foram utilizados dados de estações pluviométricas, fluviométricas e meteorológicas apresentadas na Tabela 1. O período de dados utilizados foi o mesmo selecionado para desenvolvimento das RNAs.

A precipitação média na área de drenagem da sub-bacia foi obtida pelo método de Thiessen, descrito por Bertoni e Tucci (2001), e a evapotranspiração de referência (ET_0) diária foi calculada pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985).

A calibração automática dos modelos IPH II e SAC-SMA e as simulações foram realizadas por meio dos softwares WIN-IPH2 (BRAVO et al., 2006) e hydromad (ANDREWS et al., 2011), respectivamente.

Para calibração automática dos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA, foi utilizado o algoritmo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA), desenvolvido por Duan et al. (1992). A função objetivo escolhida para a calibração foi o coeficiente de Nash-Sutcliffe, conforme descrito por Pereira et al. (2014).

Com as vazões estimadas com os modelos IPH II (Q_{IPH}) e SAC-SMA (Q_{Sac}), foram propostas as entradas das RNAs (Tabela 3). Esses dados de entrada permitiram avaliar a associação entre os modelos hidrológicos e as RNAs para a estimativa da vazão diária (Q_t), como sugerido por Nilsson et al. (2006) e Noori e Kalin (2016).

Tabela 3 – Variáveis de entrada utilizadas para o desenvolvimento das Redes Neurais Artificiais, considerando as vazões estimadas com os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA

| Entrada | Entrada |
|---------------------|---------------------|
| Q_{Sac} | $Q_{mt,2}; Q_{Sac}$ |
| $Q_{Sac\ t-1}$ | $Q_{mt,3}; Q_{IPH}$ |
| $Q_{Sac\ t-2}$ | $Q_{mt,3}; Q_{Sac}$ |
| Q_{IPH} | $Q_{mt,4}; Q_{IPH}$ |
| $Q_{IPH\ t-1}$ | $Q_{mt,4}; Q_{Sac}$ |
| $Q_{IPH\ t-2}$ | $P_t; Q_{IPH}$ |
| $Q_{t-1}; Q_{IPH}$ | $P_t; Q_{Sac}$ |
| $Q_{t-1}; Q_{Sac}$ | $P_t; E_t; Q_{IPH}$ |
| $Q_{mt,2}; Q_{IPH}$ | $P_t; E_t; Q_{Sac}$ |

Q_{Sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3\ s^{-1}$); $Q_{Sac\ t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA defasada em n dias ($m^3\ s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3\ s^{-1}$); $Q_{IPH\ t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3\ s^{-1}$); Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3\ s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm), obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); e $Q_{mt,n}$, a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3\ s^{-1}$).

Na Tabela 3, a variável P_t representa a precipitação média (mm) na bacia obtida pelo método de Thiessen, descrito detalhadamente por Bertoni e Tucci (2001); E_t , a evapotranspiração de referência (mm), obtida pelo método de Hargreaves e Samani (1985); Q_{t-n} , a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3\ s^{-1}$); $Q_{mt,n}$, a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3\ s^{-1}$); Q_{Sac} , a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3\ s^{-1}$); $Q_{Sac\ t-n}$, a vazão diária estimada com o modelo SaC-SMA defasada em n dias ($m^3\ s^{-1}$); Q_{IPH} , a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3\ s^{-1}$); e $Q_{IPH\ t-n}$, a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3\ s^{-1}$).

2.3. Arquitetura e treinamento das Redes Neurais Artificiais (RNAs)

No desenvolvimento de Redes Neurais Artificiais para estimativa das vazões diárias, foram adotados os seguintes passos: coleta e seleção dos dados de entrada e saída, como descritos nos itens 2.1 e 2.2; definição da arquitetura da rede; e treinamento e validação dos resultados.

Os dados de entrada foram organizados aleatoriamente e normalizados, utilizando a equação 1. Segundo Moreira et al. (2006) e Silva et al. (2010), esse procedimento garante que cada dado de entrada receba a mesma atenção durante o treinamento da RNA, implicando melhor eficiência numérica diante das operações matemáticas realizadas pela rede.

$$pn = \frac{2(p-\min p)}{(\max p-\min p)} - 1 \quad (1)$$

em que pn é o valor normalizado (variando entre -1 e 1), p é o valor da variável e $\min p$ e $\max p$ são, respectivamente, o menor e o maior valor da variável na série em estudo.

Após a normalização, os dados foram separados em duas categorias: dados de treinamento, que foram utilizados para treinamento da rede; e dados de validação, que foram utilizados para verificar o desempenho da rede. Neste estudo, 85% dos dados da série foram utilizados para treinamento e 15%, para validação.

Segundo Bravo et al. (2008), a unidade de processamento das RNAs é o neurônio matemático (Figura 2), sendo seu funcionamento definido nas equações 2 e 3.

$$y_j = F \left(\sum_{i=1}^n W_{ij} X_i + b_j \right) \quad (2)$$

em que y_j é o valor da resposta do neurônio; F , a função de ativação ou transferência; W_{ij} , os pesos sinápticos; X_i , os valores das variáveis de entrada, que são processados no neurônio; e b_j (bias), o valor de compensação do neurônio matemático.

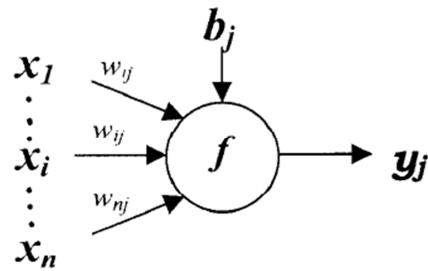


Figura 2 – Esquema de um neurônio artificial.
 Fonte: GOVINDARAJU, 2000a.

Como paradigma neural foi empregado o Perceptron de múltiplas camadas (Figura 3), muito utilizado para a modelagem de fenômenos em engenharia, segundo Araújo et al. (2015). As RNAs foram do tipo retroalimentadas, possuindo uma camada de entrada, duas camadas intermediárias e uma camada de saída.

Como funções de transferência, foram adotadas a tangente hiperbólica nas camadas intermediárias e a tangente linear na camada de saída das RNAs. Foi priorizada a função tangente hiperbólica nas camadas intermediárias, em decorrência de a sua característica de antissimetria melhorar o processo de convergência da rede durante o treinamento, como constatado por Silva et al. (2010).

O número de neurônios em cada camada intermediária foi definido empiricamente, de forma a obter o menor erro de estimativa das vazões diárias.

Para evitar memorização da RNA (*overfitting*), caracterizada pela redução de sua capacidade de generalização, o número máximo de neurônios artificiais em cada camada intermediária foi limitado a 10. Esse número foi definido com base nos valores estabelecidos por Noori e Kalin (2016) e Sousa e Sousa (2010), ao utilizarem o modelo para estimativa de vazões.

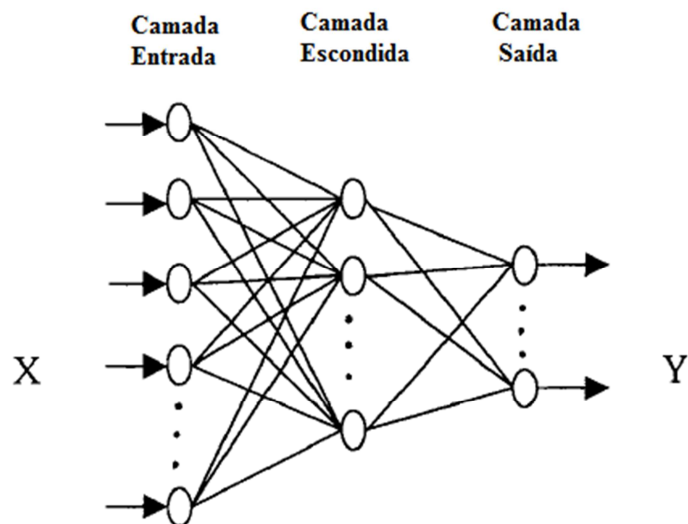


Figura 3 – Representação de arquitetura de uma RNA do tipo Perceptron de múltiplas camadas.
 Fonte: GOVINDARAJU, 2000a.

Para treinamento da rede, foi utilizado o algoritmo *backpropagation* (SILVA et al., 2010), conhecido também como algoritmo de retropropagação do erro, incorporado ao algoritmo de otimização de Levenberg-Marquardt, como proposto por Asadi et al. (2013), de forma a minimizar o esforço computacional e o problema de convergência muito lenta, decorrente da utilização de forma isolada do algoritmo *backpropagation*. Além disso, foi imposta quantidade máxima de épocas (*epochs*), como critério adicional de parada do algoritmo, quando a precisão especificada se tornou inalcançável.

A quantidade de épocas é definida como o número de tentativas de ajuste dos pesos (w_{ij}) e bias (b_j) (equação 2) da RNA, de forma a garantir acurácia nas estimativas da variável de saída (GOVINDARAJU, 2000a).

2.4. Avaliação do desempenho das RNAs e dos modelos hidrológicos

Para validação do resultado das RNAs e dos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA, foram utilizadas as seguintes medidas estatísticas (KRAUSE et al., 2005; PEREIRA et al., 2014; STONE, 1993; WILLMOTT, 1982): erro absoluto médio (MAE); raiz do erro quadrático médio (RMSE); viés; teste t pareado a 5% de significância; o índice de concordância de

Willmott; e o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), respectivamente obtidos por:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - P_i| \quad (3)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2 \right]^{0,5} \quad (4)$$

$$Viés = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - P_i) \quad (5)$$

$$t = \sqrt{\frac{(n-1) viés^2}{RMSE^2 - viés^2}} \quad (6)$$

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O| + |O_i - O|)^2} \right] \quad (7)$$

$$E_{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O)^2} \quad (8)$$

em que P_i é a vazão estimada ($m^3 s^{-1}$), O_i é a vazão observada ($m^3 s^{-1}$), O é a média das vazões observadas ($m^3 s^{-1}$) e n é o número de valores da amostra.

O erro absoluto médio (MAE) e a raiz do erro quadrático médio (RMSE) medem a magnitude dos erros em um conjunto de estimativas, nas unidades da variável de interesse. Valores de MAE e RMSE iguais a zero indicam ajuste perfeito do modelo à série de dados observados (MORIASI et al., 2007).

O MAE e o RMSE foram analisados ao mesmo tempo, com a finalidade de diagnosticar a variação dos erros nas séries de vazões estimadas. O valor de RMSE será sempre superior ou igual ao MAE. Quanto maior a diferença entre eles, maior também a variância dos erros individuais

na amostra. No entanto, se apresentarem valores iguais, isso significa que todos os erros possuem a mesma ordem de grandeza.

O viés foi utilizado para verificar a existência de subestimativa (valor positivo) ou superestimativa (valor negativo) pelo modelo.

O teste t pareado a α 5% de significância foi empregado com a finalidade de confirmar se a diferença (Δ) entre os dados observados e simulados foi estatisticamente nula, condição esperada.

As hipóteses do teste t foram: $H_0: \Delta = 0$; $H_1: \Delta \neq 0$. Quando o valor em módulo de t (equação 6) apresentou valor superior ao quantil da distribuição t, de Student, com $v = n-1$ grau de liberdade ($t_{\frac{\alpha}{2}, v}$), então se rejeitou a hipótese nula (H_0) bilateral, ou seja, existe diferença entre os valores de vazões observadas e simuladas pelo modelo, o que não é desejável.

O valor de “d” varia entre 0 e 1, e valores próximos da unidade indicam concordância, ou seja, melhor desempenho do modelo na predição.

Para avaliar o desempenho dos modelos com relação ao índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), foi adotada a classificação sugerida por Van Liew et al. (2007). De acordo com a classificação: $E_{NS} = 1$ significa ajuste perfeito dos dados preditos pelo modelo; $E_{NS} > 0,75$ indica que o modelo é adequado e bom; $0,36 < E_{NS} < 0,75$ indica que o modelo é considerado satisfatório; e $E_{NS} < 0,36$ indica que o modelo não é satisfatório.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Arquitetura e desempenho das RNAs

Nesta seção são apresentadas as Redes Neurais Artificiais que obtiveram os melhores resultados para a estimativa das vazões diárias nas Seções de Monitoramento Mário de Carvalho (56696000), Rio Piracicaba (56610000) e Carrapato (56640000). As demais RNAs são apresentadas no APÊNDICE.

3.1.1. Estação Mário de Carvalho (56696000)

Na Tabela 3 podem ser observadas informações referentes à arquitetura e ao treinamento das RNAs desenvolvidas para a estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Mário de Carvalho (56696000).

Percebe-se na Tabela 3 que as RNAs que apresentaram bons resultados para estimativa das vazões diárias possuem como variáveis de entrada as vazões do curso de água defasadas no tempo, a precipitação média da bacia hidrográfica e a evapotranspiração de referência.

Na Tabela 4 são apresentadas as medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) utilizadas para a estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Mário de Carvalho.

Tabela 3 – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs) e número de neurônios das camadas intermediárias das Redes Neurais Artificiais desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) na Seção de Monitoramento Mário de Carvalho

| Entrada | Épocas | n1 | n2 |
|---|--------|----|----|
| $Q_{\text{mt},2}$ | 400 | 6 | 4 |
| $Q_{\text{mt},2}; Q_{\text{mt},3}$ | 200 | 3 | 6 |
| $Q_{\text{mt},2}; Q_{\text{mt},3}; Q_{\text{mt},4}$ | 300 | 2 | 5 |
| $P_t; E_t; Q_{t,1}$ | 200 | 4 | 9 |
| $Q_{\text{mt},2}; P_t$ | 300 | 10 | 2 |
| $Q_{\text{mt},3}; P_t$ | 200 | 9 | 7 |

$Q_{t,n}$ é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3, ..., n) dias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; $Q_{\text{mt},n}$ é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); e n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente.

Tabela 4 – Medidas quantitativas do desempenho das melhores Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) na Seção de Monitoramento Mário de Carvalho

| Modelo | Entrada | \bar{O} | \bar{P} | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|--------|---|-----------|-----------|-------|-------|-------|------|-----------------|----------------------|
| RNAs | $Q_{\text{mt},2}$ | 107,05 | 106,71 | 17,67 | 42,84 | 0,34 | 0,94 | 0,81 | 0,27 ^(ns) |
| | $Q_{\text{mt},2}; Q_{\text{mt},3}$ | 107,05 | 105,76 | 16,12 | 39,15 | 1,29 | 0,96 | 0,84 | 1,10 ^(ns) |
| | $Q_{\text{mt},2}; Q_{\text{mt},3}; Q_{\text{mt},4}$ | 107,05 | 107,52 | 16,77 | 39,28 | -0,46 | 0,96 | 0,84 | 0,39 ^(ns) |
| | $P_t; E_t; Q_{t,1}$ | 107,05 | 105,59 | 12,92 | 31,57 | 1,46 | 0,97 | 0,90 | 1,54 ^(ns) |
| | $Q_{\text{mt},2}; P_t$ | 107,05 | 107,04 | 16,11 | 39,14 | 0,02 | 0,96 | 0,84 | 0,01 ^(ns) |
| | $Q_{\text{mt},3}; P_t$ | 107,05 | 107,33 | 15,82 | 39,04 | -0,28 | 0,96 | 0,84 | 0,24 ^(ns) |

O e \bar{P} são as vazões médias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; $Q_{t,n}$ é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3, ..., n) dias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; e $Q_{\text{mt},n}$ é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$).

Os dados apresentados na Tabela 4 confirmam que os modelos de RNAs apresentaram concordância e são bons para a estimativa das vazões diárias, visto que o índice de concordância de Willmott (d) apresentou valores próximos a 1 e o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), valores maiores que 0,75.

Os valores do viés indicaram subestimativa na maior parte das configurações das RNAs. Com relação ao teste t pareado a 5% de significância, percebe-se que as RNAs apresentaram valor de t não significativo, ou seja, pode-se afirmar com 95% de probabilidade que a diferença entre os valores observados e estimados com esses modelos é estatisticamente nula, indicando que as estimativas são confiáveis.

Os valores do erro absoluto médio (MAE) e da raiz do erro quadrático médio (RMSE) das RNAs variaram entre 12,92 e 17,67 m³ s⁻¹ e entre 31,57 e 42,84 m³ s⁻¹, respectivamente. Além disso, o distanciamento entre os valores de MAE e RMSE permite afirmar que a variância dos erros individuais é pequena (Tabela 4).

Verifica-se, ainda, que a RNA com as variáveis de entrada P_t ; E_t ; e Q_{t-1} alcançou desempenho superior para a estimativa das vazões diárias, em comparação com os outros modelos de RNAs. Esse resultado foi obtido com a utilização de 200 épocas de treinamento e com quatro e nove neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente (Tabela 3).

Todos os modelos de RNAs que apresentaram resultados adequados para a estimativa das vazões na Seção Mário de Carvalho requerem como dado de entrada as vazões de dias anteriores, como pode ser observado na Tabela 4.

Oliveira et al. (2013) enfatizaram que o bom desempenho de um modelo de RNA para a estimativa de vazões está condicionado à consideração das vazões de dias anteriores como dado de entrada, corroborando os resultados obtidos para a Seção Mário de Carvalho (Tabela 4). Segundo esses autores, esse resultado se deve ao fato de as vazões dos dias anteriores representarem o efeito do armazenamento.

O hidrograma das vazões observadas e estimadas com a RNA com as variáveis de entrada P_t ; E_t ; Q_{t-1} (Tabela 4), que apresentaram melhor desempenho, pode ser visualizado na Figura 4. Por meio de avaliação visual desse hidrograma, percebe-se, de maneira geral, uma boa concordância entre os valores estimados pelo modelo e aqueles observados, porém se verifica que a RNA apresentou dificuldade em simular alguns valores de pico

de vazão. Esse comportamento também foi verificado por Mehr et al. (2015), Tayyab et al. (2016) e Tongal (2013), ao utilizarem o método de RNAs para estimativa de vazões em cursos de água.

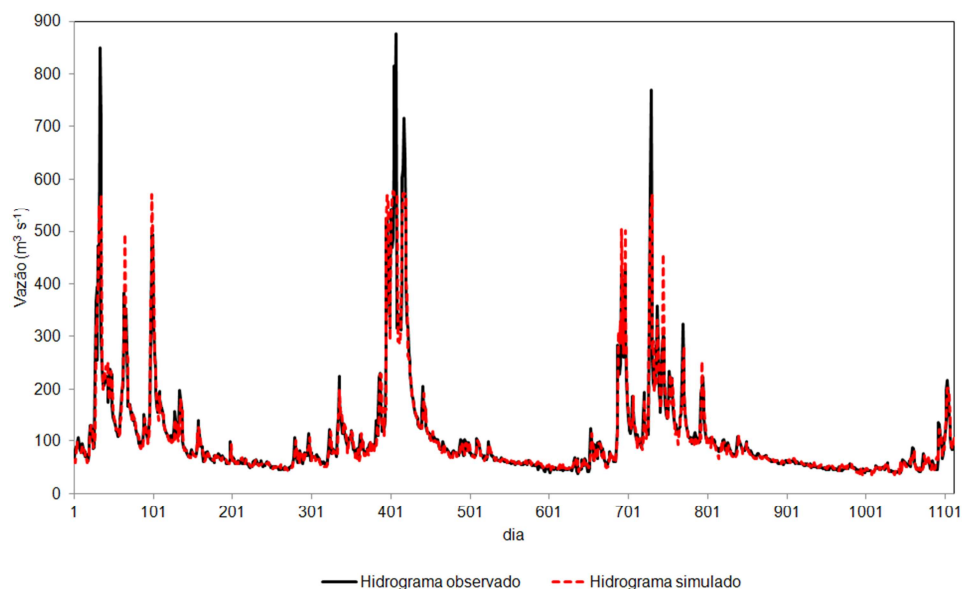


Figura 4 – Hidrograma das vazões diárias observadas na Seção de Controle Mário de Carvalho e estimadas com Rede Neural Artificial com as variáveis de entrada P_t ; E_t ; Q_{t-1} .

Segundo Mehr et al. (2015), a subestimativa das vazões de pico pelas RNAs pode estar relacionada à baixa quantidade desses eventos de pico utilizados no treinamento da RNA, ao método de normalização dos dados e, como sugere a pesquisa de Tayyab et al. (2016), ao tipo da RNA utilizada. Destaca-se que, apesar da subestimativa dessas vazões, as RNAs desenvolvidas neste trabalho apresentaram bom desempenho, como já foi discutido e apresentado na Tabela 4.

3.1.2. Estação Rio Piracicaba (56610000)

Na Tabela 5 estão descritas as informações referentes à arquitetura e ao treinamento das RNAs que apresentaram resultados adequados para a estimativa das vazões na Seção Rio Piracicaba, em que se pode verificar

que os melhores resultados foram obtidos com a utilização das vazões do curso de água defasadas no tempo e da precipitação média da bacia hidrográfica como dados de entrada.

Tabela 5 – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs) e número de neurônios das camadas intermediárias das Redes Neurais Artificiais desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba

| Entrada | Épocas | n1 | n2 |
|--------------------|---------------|-----------|-----------|
| $Q_{t-1}; Q_{t-2}$ | 250 | 6 | 8 |
| $Q_{t-1}; P_t$ | 500 | 10 | 6 |
| $Q_{mt-2}; P_t$ | 500 | 8 | 4 |

Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; Q_{mt-n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente.

Na Tabela 6 são apresentadas as medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) com resultados relevantes para a estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Rio Piracicaba (56610000).

Os dados apresentados na Tabela 6 confirmam que, na Seção de Controle Rio Piracicaba, os modelos de RNAs possuem concordância e são bons para a estimativa das vazões, visto que o índice de Willmott (d) apresentou valores próximos a 1 e o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), valores maiores que 0,75.

Os valores do viés indicaram subestimativa das vazões pelas RNAs (Tabela 6). Com relação ao teste t pareado a 5% de significância, percebe-se que as RNAs apresentaram valor de t não significativo, ou seja, pode-se afirmar com 95% de probabilidade que a diferença entre os valores observados e estimados com esses modelos é estatisticamente nula (Tabela 6).

Tabela 6 – Medidas quantitativas do desempenho das Melhores Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba

| Modelo | Entrada | \bar{O} | \bar{P} | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|--------|--------------------|-----------|-----------|------|-------|------|------|----------|----------------------|
| RNAs | $Q_{t,1}; Q_{t,2}$ | 26,01 | 25,85 | 5,66 | 12,90 | 0,16 | 0,94 | 0,78 | 0,49 ^(ns) |
| | $Q_{t,1}; P_t$ | 26,01 | 25,49 | 4,47 | 12,03 | 0,52 | 0,95 | 0,81 | 1,69 ^(ns) |
| | $Q_{mt,2}; P_t$ | 26,01 | 25,64 | 4,42 | 10,39 | 0,37 | 0,96 | 0,86 | 1,40 ^(ns) |

\bar{O} e \bar{P} são as vazões médias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; $Q_{t,n}$ é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3, ..., n) dias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; e $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$).

Os valores do erro absoluto médio (MAE) e da raiz do erro quadrático médio (RMSE) das RNAs variaram entre 4,42 e 5,66 $\text{m}^3 \text{s}^{-1}$ e entre 10,39 e 12,90 $\text{m}^3 \text{s}^{-1}$, respectivamente. Além disso, o distanciamento entre os valores de MAE e RMSE permite afirmar que a variância dos erros individuais é pequena (Tabela 6).

Nesta Seção de Monitoramento, a RNA com as variáveis de entrada $Q_{mt,2}; P_t$ foi a que alcançou desempenho superior para a estimativa das vazões diárias. Destaca-se novamente que, para o bom desempenho das RNAs, foi preciso considerar como dado de entrada as vazões registradas nos dias anteriores, semelhante ao que ocorreu na Seção Mário de Carvalho.

A RNA com melhor desempenho ($Q_{mt,2}; P_t$) foi obtida com 500 épocas de treinamento e com oito e quatro neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente (Tabela 5). Verifica-se nesta Seção de Monitoramento, comparativamente à de Mário de Carvalho (Tabelas 3 e 5), que o número de épocas necessário para o treinamento foi maior na Seção Rio Piracicaba e a primeira camada intermediária passou a possuir a maior quantidade de neurônios.

O hidrograma das vazões observadas e estimadas com a RNA com as variáveis de entrada $Q_{mt,2}; P_t$ pode ser observado na Figura 5.

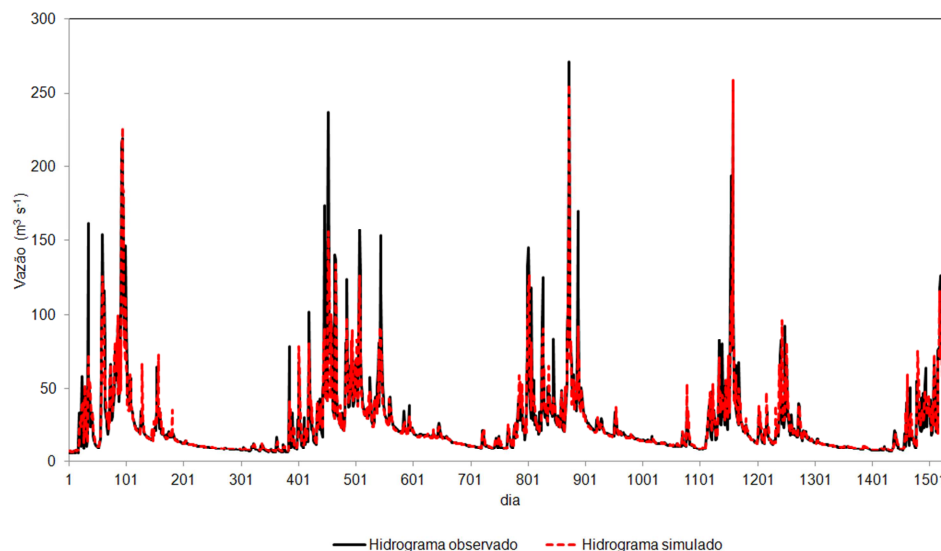


Figura 5 – Hidrograma das vazões diárias observadas na Seção de Controle Rio Piracicaba e estimadas com Rede Neural Artificial com as variáveis de entrada Q_{mt-2} ; P_t .

Por meio de uma avaliação visual do hidrograma da Figura 5, percebe-se, de maneira geral, uma boa concordância entre os valores estimados pelo modelo e aqueles observados, porém se verificou certa dificuldade em simular alguns valores do pico de vazão.

Na Seção Mário de Carvalho, o modelo também não conseguiu simular adequadamente todas as vazões de cheias, e a discussão apresentada anteriormente é também pertinente para a Seção Rio Piracicaba.

3.1.3. Estação Carrapato (56640000)

Na Tabela 7 são descritas as informações referentes à arquitetura e ao treinamento das RNAs, que apresentaram resultados adequados para a estimativa das vazões na Seção de Monitoramento Carrapato.

Percebe-se na Tabela 7 que as RNAs que apresentaram bons resultados para a estimativa das vazões diárias possuem como variáveis de entrada as vazões do curso de água defasadas no tempo e a precipitação média da bacia hidrográfica, assim como para a Seção Rio Piracicaba.

Tabela 7 – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs) e número de neurônios das camadas intermediárias das Redes Neurais Artificiais desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) na Seção de Monitoramento Carrapato

| Entrada | Épocas | n1 | n2 |
|--------------------------------|---------------|-----------|-----------|
| $Q_{mt,3}; P_t$ | 400 | 6 | 4 |
| $Q_{mt,4}; P_t$ | 150 | 4 | 9 |
| $Q_{t,1}; Q_{t,2}; Q_{t,3}$ | 250 | 4 | 5 |
| $Q_{mt,2}; Q_{mt,3}; Q_{mt,4}$ | 200 | 7 | 7 |

$Q_{t,n}$ é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); e n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente.

Na Tabela 8 são apresentadas as medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Carrapato (56640000).

Os modelos de RNAs desenvolvidos apresentam concordância e são satisfatórios para a estimativa das vazões, visto que o índice de Willmott (d) exibiu valores próximos a 0,9 e o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), valores variando entre 0,67 e 0,68 (Tabela 8).

Os valores do erro absoluto médio (MAE) e da raiz do erro quadrático médio (RMSE) das RNAs variaram entre 4,60 e 4,96 $\text{m}^3 \text{s}^{-1}$ e entre 13,30 e 13,56 $\text{m}^3 \text{s}^{-1}$, respectivamente (Tabela 8).

A RNA com melhor desempenho foi a que teve como variáveis de entrada a vazão média dos três dias anteriores e a precipitação ($Q_{mt,3}; P_t$) (Tabela 8). Observa-se na Tabela 7 que para o desenvolvimento dessa RNA foram necessárias 400 épocas de treinamento, além de seis e quatro neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente.

Tabela 8 – Medidas quantitativas do desempenho das melhores Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Carrapato

| Modelo | Entrada | \bar{O} | \bar{P} | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|--------|--------------------------------|-----------|-----------|------|-------|------|------|----------|----------------------|
| RNAs | $Q_{mt,3}; P_t$ | 18,43 | 17,71 | 4,60 | 13,30 | 0,73 | 0,89 | 0,68 | 1,49 ^(ns) |
| | $Q_{mt,4}; P_t$ | 18,43 | 17,62 | 4,80 | 13,50 | 0,81 | 0,88 | 0,67 | 1,65 ^(ns) |
| | $Q_{t,1}; Q_{t,2}; Q_{t,3}$ | 18,43 | 18,22 | 4,62 | 13,47 | 0,21 | 0,90 | 0,68 | 0,43 ^(ns) |
| | $Q_{mt,2}; Q_{mt,3}; Q_{mt,4}$ | 18,43 | 17,69 | 4,96 | 13,56 | 0,74 | 0,89 | 0,67 | 1,49 ^(ns) |

\bar{O} e \bar{P} são as vazões médias ($m^3 s^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) é não significativo a 5% de significância; $Q_{t,n}$ é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3, ..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; e $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).

Ao comparar a quantidade de épocas e neurônios artificiais nas camadas intermediárias da Seção de Monitoramento Carrapato com a obtida para as outras duas seções, verificou-se que a da Seção Carrapato apresentou valores próximos aos da Seção Rio Piracicaba. Essas duas seções possuem áreas de drenagem menores que a de Mário de Carvalho, permitindo sugerir que, quanto menor a área de drenagem, maior também a quantidade de épocas de treinamento e de neurônios artificiais na primeira camada intermediária.

O hidrograma das vazões observadas e estimadas com a RNA que apresentou o melhor desempenho para predição das vazões pode ser visualizado na Figura 6. Essa RNA requer como dados de entrada a vazão média dos três dias anteriores ($Q_{mt,3}$) e a precipitação média (P_t), como pode ser observado na Tabela 8.

A avaliação visual do hidrograma da Figura 6 permite constatar que o modelo apresentou maior dificuldade para simular vazões de cheias, porém se verificou, em geral, boa concordância entre os valores estimados pelo modelo e aqueles observados. As causas dessa maior dificuldade para a estimativa de alguns valores de pico são as mesmas que foram apresentadas para as Seções de Monitoramento Mário de Carvalho e Rio Piracicaba, mas percebe-se, nesse caso, uma dificuldade ainda maior, a qual provavelmente decorre da menor área de drenagem associada à Seção Carrapato.

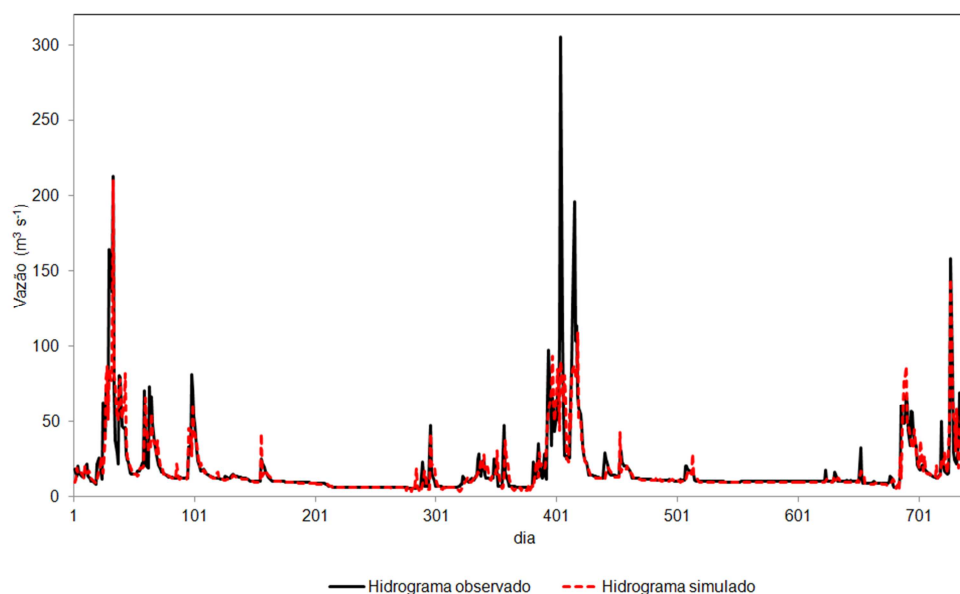


Figura 6 – Hidrograma das vazões diárias observadas na Seção de Controle Carrapato e estimadas com Rede Neural Artificial com as variáveis de entrada Q_{mt_3} ; P_t .

Ao analisar os valores apresentados nas Tabelas 4, 6 e 8, verifica-se que as RNAs tiveram melhor desempenho para estimar as vazões na Seção Mário de Carvalho, com área de drenagem de 5.304,0 km², seguida da Estação Rio Piracicaba, com área de 1.164,2 km²; e, por fim, o pior desempenho para determinação das vazões na Seção de Monitoramento Carrapato, com área de drenagem de 427,5 km². Desse modo, percebe-se que o desempenho do modelo foi melhor à medida que a área de drenagem aumentou.

A escala de tempo de simulação, a alta variabilidade espacial e temporal da chuva e o rápido deslocamento do escoamento superficial em bacias hidrográficas menores podem ter ocasionado o decréscimo do desempenho dos modelos de RNAs nas bacias com menor área de drenagem.

Segundo Benaman et al. (2005), Beskow et al. (2011) e Viola et al. (2009), quando a simulação de vazões é executada nas escalas de tempo diária ou mensal, principalmente em pequenas e médias bacias hidrográficas tropicais, torna-se mais difícil obter resultados com boa exatidão, devido à

alta variabilidade espacial e temporal da precipitação, bem como ao rápido deslocamento do escoamento superficial.

As RNAs desenvolvidas para as três Seções de Monitoramento de Vazão da Bacia do Rio Piracicaba apresentaram desempenho adequado e semelhante aos obtidos por Aichouri et al. (2015), Elsafi (2014), Mehr et al. (2015), Okkan et al. (2012), Setiono (2015), Shrestha et al. (2005), Tayyab et al. (2016) e Tongal et al. (2013), quando da utilização de RNAs com o mesmo objetivo, em bacias hidrográficas de diferentes países.

Os resultados apresentados para as três Seções de Monitoramento de Vazão da Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba indicaram que o uso da precipitação média como dado de entrada é importante, mas não suficiente para a estimativa das vazões diárias, sendo necessários os dados de vazões defasadas no tempo e de evapotranspiração de referência, em alguns casos. Esses resultados são corroborados pelos obtidos por Sattari et al. (2012), que concluíram que a precipitação média da bacia hidrográfica não é suficiente para a estimativa das vazões, sendo necessários dados de temperatura e vazões defasadas. Destaca-se, entretanto, que no caso das três Seções da Bacia do Rio Piracicaba a utilização dos dados de temperatura não proporcionou resultados satisfatórios para a estimativa das vazões diárias.

A partir da análise dos resultados deste estudo, percebe-se que as RNAs possuem potencial para serem utilizadas na previsão de vazão de curto prazo e no preenchimento de falhas de séries históricas.

3.2. Arquitetura e desempenho das RNAs associadas aos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA

Nesta seção são apresentadas as RNAs que foram desenvolvidas para utilização associada com os modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA. Foram evidenciadas apenas as RNAs que obtiveram desempenho adequado para a estimativa das vazões diárias nas Seções de Monitoramento Mário de Carvalho (56696000), Rio Piracicaba (56610000) e Carrapato (56640000). As demais RNAs são apresentadas no APÊNDICE.

3.2.1. Estação Mário de Carvalho (56696000)

A Tabela 9 contém as informações referentes à arquitetura e ao treinamento das RNAs que foram associadas aos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA. Nessa tabela são apresentadas apenas as RNAs que tiveram resultados adequados para a estimativa das vazões na Seção de Monitoramento Mário de Carvalho. Observa-se nessa tabela que as RNAs possuem como dados de entrada as vazões do curso de água defasadas no tempo, a precipitação média da bacia hidrográfica e as vazões estimadas com os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA.

Tabela 9 – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs) e número de neurônios das camadas intermediárias das Redes Neurais Artificiais desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Mário de Carvalho

| Entrada | Épocas | n 1 | n 2 |
|---------------------|--------|-----|-----|
| Q_{sac} | 100 | 7 | 8 |
| $Q_{t-1}; Q_{iph}$ | 150 | 7 | 3 |
| $Q_{mt-3}; Q_{iph}$ | 200 | 4 | 6 |
| $P_t; Q_{iph}$ | 50 | 9 | 3 |

Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; Q_{mt-n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); Q_{sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente.

Na Tabela 10 são apresentadas as medidas quantitativas do desempenho das RNAs desenvolvidas para a estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Mário de Carvalho, assim como as informações referentes aos modelos conceituais chuva-vazão IPH II e SAC-SMA, para fins de comparação.

Todos os modelos de RNAs desenvolvidos apresentaram valores do índice de Willmott iguais a 0,97 e índices de eficiência de Nash-Sutcliffe maiores que 0,89. Esses resultados indicam que os modelos de RNAs propostos foram bons para a estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Mário de Carvalho (Tabela 10).

Tabela 10 – Medidas quantitativas do desempenho das melhores Redes Neurais Artificiais (RNAs) e dos modelos conceituais IPH II e SAC-SMA para a estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Mário de Carvalho

| Modelo | Entrada | \bar{O} | \bar{P} | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|---------|----------------------|-----------|-----------|-------|-------|-------|------|----------|----------------------|
| SAC-SMA | $E_t ; P_t$ | 106,80 | 107,80 | 16,03 | 35,20 | -1,0 | 0,96 | 0,87 | 0,99 ^(ns) |
| IPH II | $E_t ; P_t$ | 102,20 | 101,80 | 17,1 | 33,51 | 0,48 | 0,97 | 0,88 | 0,50 ^(ns) |
| RNAs | Q_{sac} | 107,05 | 106,29 | 15,05 | 33,02 | 0,76 | 0,97 | 0,89 | 0,76 ^(ns) |
| | $Q_{t,1} ; Q_{iph}$ | 107,05 | 107,88 | 12,98 | 30,79 | -0,83 | 0,97 | 0,90 | 0,90 ^(ns) |
| | $Q_{mt,3} ; Q_{iph}$ | 107,05 | 105,42 | 14,82 | 32,75 | 1,63 | 0,97 | 0,89 | 1,66 ^(ns) |
| | $P_t ; Q_{iph}$ | 107,05 | 105,14 | 16,20 | 33,43 | 1,91 | 0,97 | 0,89 | 1,91 ^(ns) |

\bar{O} e \bar{P} são as vazões médias ($m^3 s^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); Q_{sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); e Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$).

O teste t pareado a 5% de significância apresentou valores de t não significativo, ou seja, pode-se afirmar com 95% de probabilidade que a diferença entre os valores observados e estimados com as RNAs é estatisticamente nula (Tabela 10). Em relação ao viés, verificou-se tendência de subestimativa na maior parte das configurações das RNAs.

Os valores do erro absoluto médio (MAE) e da raiz do erro quadrático médio (RMSE) das RNAs variaram entre 12,98 e 16,20 $m^3 s^{-1}$ e entre 30,79 e 33,43 $m^3 s^{-1}$, respectivamente (Tabela 10).

O uso das vazões estimadas com os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA como dados de entrada das RNAs, com a finalidade de aumentar a acurácia das estimativas, apresentou resultados positivos. A utilização da RNA com a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA (Q_{sac}) aumentou a exatidão das predições, visto que os valores de MAE e RMSE reduziram aproximadamente 6%, e os valores do índice de concordância (d) e de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}) aumentaram 1 e 2%, respectivamente, em comparação com os resultados obtidos com o modelo SAC-SMA sem RNAs (Tabela 10).

No que se refere à utilização das estimativas do IPH II como variável de entrada das RNAs, a Tabela 10 contém os melhores resultados obtidos com as entradas Q_{t-1} ; Q_{iph} , ou seja, com vazão diária estimada com o modelo IPH II (Q_{iph}) combinada com a vazão registrada no dia anterior. Nesse caso, os valores de MAE e RMSE tiveram reduções de 24 e 8%, respectivamente, e o valor do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}) aumentou 2%, comparativamente aos resultados obtidos com o modelo IPH II sem RNAs (Tabela 10).

A RNA que apresentou o melhor desempenho (Tabela 10) foi a que teve como dados de entrada a vazão do curso de água do dia anterior (Q_{t-1}) e a vazão estimada com o modelo IPH II (Q_{iph}). O hidrograma das vazões observadas e estimadas com essa RNA pode ser observado na Figura 7, que evidencia que o modelo de RNA (Q_{t-1} ; Q_{iph}) apresentou dificuldade para simular vazões de pico, mesmo com a associação com o modelo IPH II. Apesar desse comportamento, o modelo estimou adequadamente as demais vazões, como pode ser constatado nessa Figura 7 e pela análise de resíduos mostrada na Tabela 10).

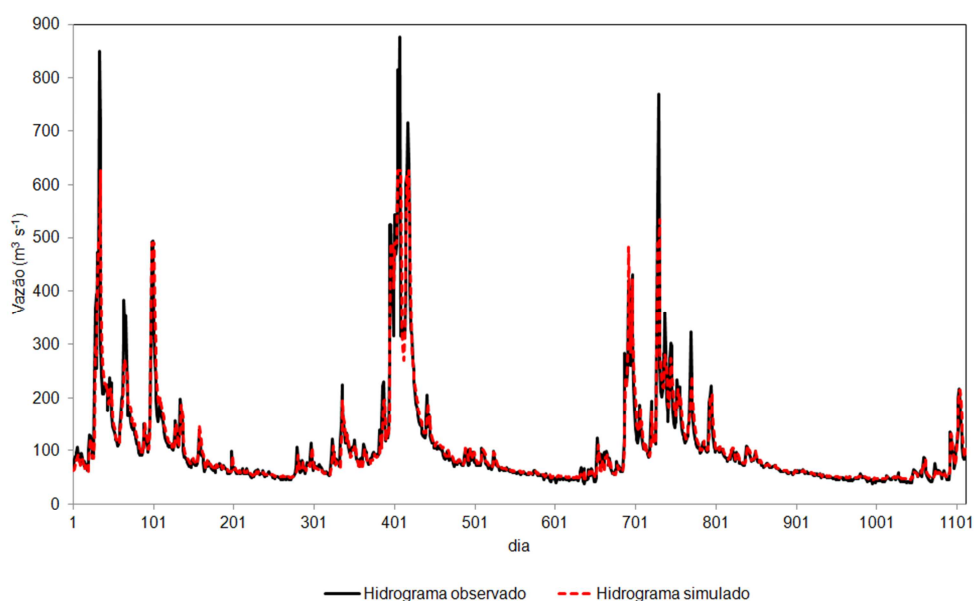


Figura 7 – Hidrograma das vazões diárias observadas na Seção de Controle Mário de Carvalho e estimadas com Rede Neural Artificial com as variáveis de entrada Q_{t-1} ; Q_{iph} .

3.2.2. Estação Rio Piracicaba (56610000)

Na Tabela 11 estão apresentadas as informações referentes à arquitetura e ao treinamento das RNAs que foram associadas aos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA. Essa tabela contém apenas as RNAs que tiveram resultados adequados para a estimativa das vazões na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba (56610000).

Observa-se na Tabela 11 que as RNAs possuem como dados de entrada as vazões do curso de água defasadas no tempo, a precipitação média da bacia hidrográfica, a evapotranspiração de referência e as vazões estimadas com os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA. Destaca-se que, no caso da Seção Mário de Carvalho, a evapotranspiração não foi utilizada como variável de entrada nas RNAs selecionadas.

Tabela 11 – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs) e número de neurônios das camadas intermediárias das Redes Neurais Artificiais desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba

| Entrada | Épocas | n1 | n2 |
|---------------------|--------|----|----|
| $Q_{mt,2}; Q_{sac}$ | 200 | 6 | 8 |
| $P_t; E_t; Q_{sac}$ | 300 | 5 | 7 |
| $Q_{mt,2}; Q_{iph}$ | 300 | 6 | 7 |
| $Q_{mt,4}; Q_{iph}$ | 400 | 4 | 5 |

P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); Q_{sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); $n1$ e $n2$ são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente.

Na Tabela 12 são apresentadas as medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para a estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Rio Piracicaba. Além disso, foram adicionadas informações referentes aos modelos conceituais chuva-vazão IPH II e SAC-SMA, para efeito de comparação.

Tabela 12 – Medidas quantitativas do desempenho das melhores Redes Neurais Artificiais (RNAs) e dos modelos conceituais IPH II e SAC-SMA para a estimativa da vazão diária ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba

| Modelo | Entrada | \bar{O} | \bar{P} | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|---------|-----------------------|-----------|-----------|------|-------|-------|------|----------|----------------------|
| SAC-SMA | $E_t ; P_t$ | 25,9 | 26,3 | 7,7 | 12,8 | -0,34 | 0,94 | 0,78 | 1,04 ^(ns) |
| IPH II | $E_t ; P_t$ | 24,9 | 25,0 | 6,0 | 12,0 | -0,08 | 0,95 | 0,80 | 0,29 ^(ns) |
| RNAs | $Q_{mt,2}; Q_{sac}$ | 26,01 | 26,12 | 5,43 | 12,03 | -0,11 | 0,95 | 0,81 | 0,35 ^(ns) |
| | $P_t ; E_t ; Q_{sac}$ | 26,01 | 25,83 | 6,37 | 11,95 | 0,18 | 0,95 | 0,81 | 0,61 ^(ns) |
| | $Q_{mt,2}; Q_{iph}$ | 26,01 | 25,68 | 5,27 | 11,81 | 0,33 | 0,95 | 0,82 | 1,09 ^(ns) |
| | $Q_{mt,4}; Q_{iph}$ | 26,01 | 25,61 | 4,99 | 11,55 | 0,40 | 0,95 | 0,83 | 1,37 ^(ns) |

\bar{O} e \bar{P} são as vazões médias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); Q_{sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); e Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$).

O teste t pareado a 5% de significância apresentou valores de t não significativos, ou seja, pode-se afirmar com 95% de probabilidade que a diferença entre os valores observados e estimados com as RNAs é estatisticamente nula (Tabela 12).

Todos os modelos de RNAs desenvolvidos possuem valores do índice de Willmott iguais a 0,95 e índices de eficiência de Nash-Sutcliffe maiores que 0,81. Esses resultados indicam que os modelos de RNAs propostos são bons para a estimativa das vazões diárias na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba.

Os valores do viés indicam subestimativa na maior parte das configurações das RNAs, como pode ser observado na Tabela 12. Além disso, os valores do erro absoluto médio (MAE) e da raiz do erro quadrático médio (RMSE) das RNAs variaram entre 4,99 e 6,37 $\text{m}^3 \text{s}^{-1}$ e entre 11,55 e 12,03 $\text{m}^3 \text{s}^{-1}$, respectivamente (Tabela 12).

O uso das vazões estimadas com os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA como variável de entrada das RNAs apresentou resultados satisfatórios na Seção de Controle Rio Piracicaba. Ao comparar a vazão média diária estimada com o modelo SAC-SMA (Q_{sac}) em relação àquelas

obtidas com RNA tendo como dados de entrada $Q_{mt_2}; Q_{sac}$ (Tabela 5), verificou-se que a exatidão das predições aumentou, visto que os valores de MAE e RMSE reduziram aproximadamente 30 e 6%, respectivamente, e os do índice de concordância (d) e de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}) aumentaram 1 e 3%, respectivamente (Tabela 12).

O mesmo ocorreu com relação ao modelo IPH II, pois, ao considerar $Q_{mt_4}; Q_{iph}$ como variáveis de entrada da RNA, observou-se aumento na exatidão da estimativa das vazões, dado que os valores de MAE e RMSE reduziram aproximadamente 17 e 3%, respectivamente, e o valor do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}) aumentou 3% (Tabela 12).

Na Figura 8 é apresentado o hidrograma das vazões observadas e estimadas com a RNA da Tabela 12, que teve o melhor desempenho na estimativa das vazões, nesse caso a que possui como dados de entrada Q_{mt_4} e Q_{iph} .

Observa-se nos hidrogramas da Figura 8 que esse modelo de RNA estimou adequadamente as vazões na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba, no entanto apresentou dificuldade para simular algumas vazões de pico, mesmo com a associação com o modelo IPH II.

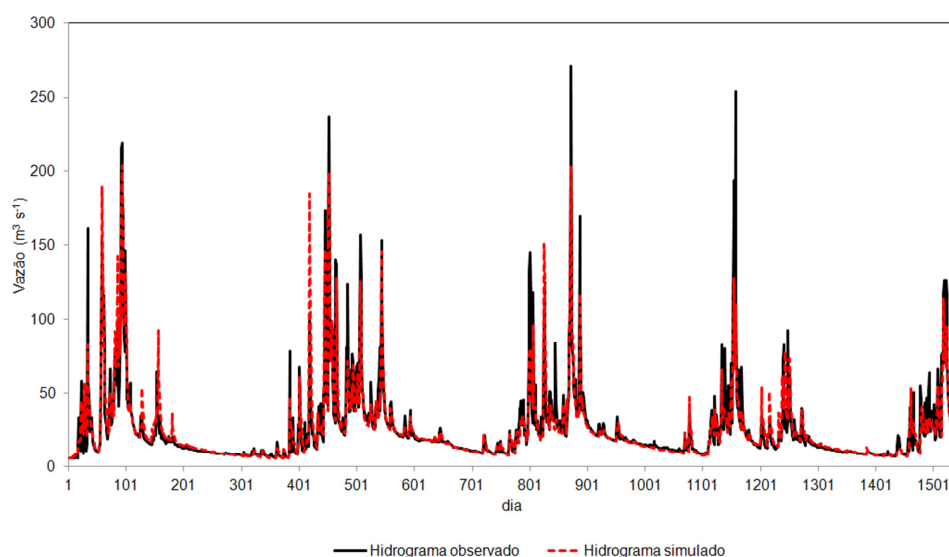


Figura 8 – Hidrograma das vazões diárias observadas na Seção de Controle Rio Piracicaba e estimadas com Rede Neural Artificial com as variáveis de entrada $Q_{mt_4}; Q_{iph}$.

3.2.3. Estação Carrapato (56640000)

Na Tabela 13 são apresentadas informações referentes à arquitetura e ao treinamento das RNAs que foram associadas aos modelos hidrológicos IPH II e SAC-SMA. Nessa tabela são mostradas apenas as RNAs que tiveram resultados adequados para a estimativa das vazões na Seção de Monitoramento Carrapato (56640000).

Observa-se nessa tabela que as RNAs selecionadas possuem como dados de entrada as vazões do curso de água defasadas no tempo e as vazões estimadas com os modelos conceituais IPH II e SAC-SMA.

Tabela 13 – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs) e número de neurônios das camadas intermediárias das Redes Neurais Artificiais desenvolvidas para a estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Carrapato

| Entrada | Épocas | n1 | n2 |
|---------------------|--------|----|----|
| $Q_{mt,3}; Q_{sac}$ | 400 | 10 | 2 |
| $Q_{mt,3}; Q_{iph}$ | 200 | 10 | 3 |

$Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); Q_{sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); Q_{iph} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente.

Na Tabela 14 são apresentadas as medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para a estimativa das vazões diárias na Seção de Controle Carrapato, assim como as informações referentes aos modelos conceituais chuva-vazão IPH II e SAC-SMA, para efeito de comparação dos resultados.

O modelo de RNA que teve como dados de entrada $Q_{mt,3}; Q_{sac}$ possui desempenho satisfatório para a estimativa das vazões, visto que os valores do índice de Willmott e do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe foram iguais a 0,89 e 0,66, respectivamente (Tabela 14).

Tabela 14 – Medidas quantitativas do desempenho das melhores Redes Neurais Artificiais (RNAs) e dos modelos conceituais IPH II e SAC-SMA para a estimativa da vazão diária ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$), na Seção de Monitoramento Carrapato

| Modelo | Entrada | \bar{O} | \bar{P} | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|---------|---------------------|-----------|-----------|------|-------|-------|------|----------|----------------------|
| SAC-SMA | $E_t; P_t$ | 18,35 | 18,03 | 6,00 | 12,6 | 0,32 | 0,90 | 0,71 | 0,69 ^(ns) |
| IPH II | $E_t; P_t$ | 17,40 | 18,0 | 5,80 | 11,6 | -0,58 | 0,92 | 0,73 | 1,48 |
| RNAs | $Q_{mt,3}; Q_{sac}$ | 18,43 | 18,22 | 4,85 | 13,89 | 0,21 | 0,89 | 0,66 | 0,42 ^(ns) |
| | $Q_{mt,3}; Q_{iph}$ | 18,43 | 17,97 | 4,20 | 10,76 | 0,46 | 0,94 | 0,80 | 1,16 ^(ns) |

\bar{O} e \bar{P} são as vazões médias ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$) observadas e estimadas, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); Q_{sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$); e Q_{iph} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$).

Para a Seção de Monitoramento Carrapato, a utilização do modelo conceitual SAC-SMA associado à RNA apresentou resultado contrário ao esperado, visto que reduziu os valores do coeficiente de Nash-Sutcliffe (E_{NS}), bem como do índice de concordância de Willmott (d).

Ao comparar a vazão média diária estimada com o modelo SAC-SMA (Q_{sac}) com a RNA que tem como dados de entrada $Q_{mt,3}; Q_{sac}$, verifica-se que não ocorreu aumento da exatidão nas predições como nas Seções Mário de Carvalho e Rio Piracicaba, visto que o efeito foi apenas a redução do valor do MAE em aproximadamente 19% (Tabela 14).

O modelo de RNA que teve como dados de entrada $Q_{mt,3}; Q_{iph}$ possui bom desempenho para a estimativa das vazões, visto que os valores do índice de Willmott e do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe foram iguais a 0,94 e 0,80, respectivamente (Tabela 14), sendo aquele que alcançou melhor desempenho para a estimativa das vazões médias diárias na Seção de Monitoramento Carrapato.

O teste t pareado a 5% de significância apresentou valor de t não significativo, ou seja, pode-se afirmar com 95% de probabilidade que a diferença entre os valores observados e estimados com a RNA que tem como dados de entrada $Q_{mt,3}; Q_{iph}$ é estatisticamente nula (Tabela 14). O

valor do viés indica a subestimativa do modelo de RNA, como pode ser observado na Tabela 14.

Os valores do erro absoluto médio (MAE) e da raiz do erro quadrático médio (RMSE) da RNA (Q_{mt_3} ; Q_{iph}) foram de 4,20 e 10,76 $m^3 s^{-1}$, respectivamente (Tabela 14).

Ao considerar Q_{mt_3} ; Q_{iph} como variáveis de entrada da RNA, observou-se aumento na exatidão da estimativa das vazões, dado que os valores de MAE e RMSE tiveram reduções de aproximadamente 27 e 7%, respectivamente, e os do índice de concordância (d) e de eficiência de Nash-Sutcliffe (E_{NS}) aumentaram 4 e 7%, respectivamente, comparativamente aos resultados obtidos com o modelo IPH II sem RNAs (Tabela 14). Nesse caso, a utilização do modelo IPH II combinado com a RNA resultou em estimativa com erros bem menores do que quando utilizado isoladamente.

A RNA que apresentou o melhor desempenho (Tabela 14) foi a que teve como dados de entrada a vazão média dos três dias anteriores (Q_{mt_3}) e a vazão estimada com o modelo IPH II (Q_{iph}). O hidrograma das vazões observadas e estimadas com essa RNA pode ser observado na Figura 9.

Observa-se na Figura 9 que o modelo de RNA (Q_{mt_3} ; Q_{iph}) apresentou dificuldade para simular algumas vazões de pico, mesmo com a associação com o modelo IPH II. Apesar desse comportamento, o modelo estimou com acurácia as demais vazões, como pode ser constatado na Figura 9 e na análise de resíduos (Tabela 14).

Os resultados da Bacia do Rio Piracicaba indicaram que o uso de informações obtidas com o modelo IPH II, como dado de entrada de RNAs, proporcionou melhorias nas estimativas das vazões diárias. Esse resultado é corroborado pelos obtidos por Nilsson et al. (2006) e Noori e Kalin (2016), que concluíram que a associação de redes neurais com os resultados de um modelo conceitual provou ser excelente alternativa para realizar simulações de escoamento.

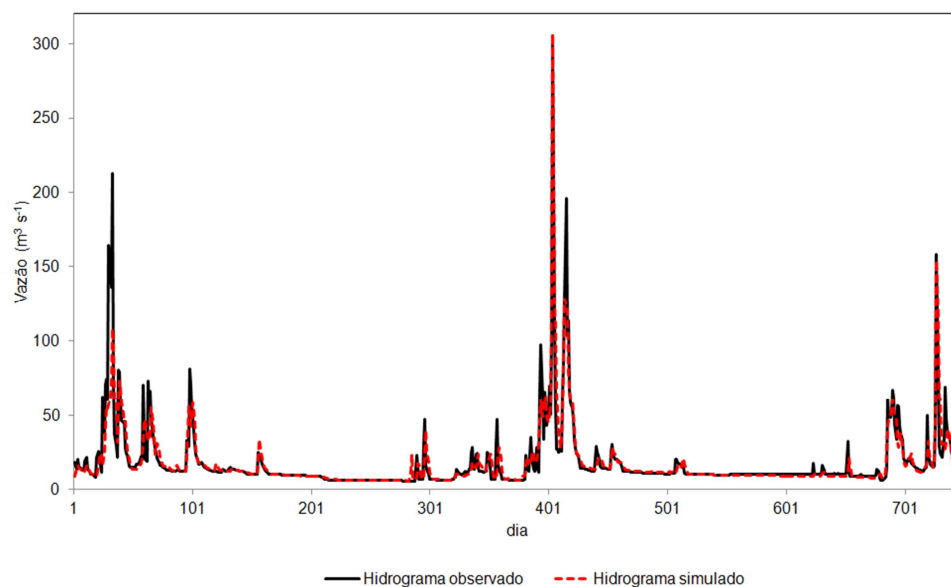


Figura 9 – Hidrograma das vazões médias diárias observadas na Seção de Controle Carrapato e estimadas com Rede Neural Artificial com as variáveis de entrada Q_{mt_3} ; Q_{iph} .

A associação do modelo conceitual SAC-SMA com as RNAs não resultou em melhorias expressivas na acurácia das estimativas das vazões diárias da Bacia do Rio Piracicaba. Na Seção de Monitoramento Carrapato, por exemplo, a utilização das vazões estimadas com o SAC-SMA como dado de entrada da RNA chegou a reduzir a exatidão das estimativas das vazões.

Ao associar os modelos IPH II e SAC-SMA com as RNAs, verificou-se que os resultados dos modelos conceituais não são suficientes como dados de entrada das redes, sendo necessária a utilização das vazões de dias anteriores registradas nas estações fluviométricas, precipitação média e, ou, evapotranspiração de referência.

Entre os dados de entrada utilizados, verificou-se que a vazão de dias anteriores é fundamental como dado de entrada das RNAs por representarem, segundo Oliveira et al. (2013), o efeito do armazenamento.

Os resultados deste trabalho indicaram que a qualidade das estimativas do modelo híbrido formado com a associação de um modelo hidrológico conceitual e RNAs depende do modelo conceitual utilizado. No caso da Bacia do Rio Piracicaba, a associação das RNAs com o modelo hidrológico IPH II foi a única que proporcionou melhoria expressiva na estimativa das vazões, nas três Seções de Monitoramento da bacia.

4. CONCLUSÕES

Com base nos resultados, pode-se concluir que:

- As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são adequadas para estimativa das vazões diárias.
- As variáveis de entrada das RNAs que proporcionam os melhores resultados para estimativa das vazões diárias foram precipitação, evapotranspiração de referência e vazões do próprio curso de água defasadas no tempo.
- O bom desempenho das RNAs para estimativa das vazões diárias está condicionado à consideração da vazão do curso de água defasada no tempo como variável de entrada.
- A associação das RNAs com o modelo hidrológico IPH II, caracterizando uma conformação híbrida, permitiu melhorar as estimativas das vazões diárias na Bacia do Rio Piracicaba. Já a associação com o modelo hidrológico SAC-SMA não proporcionou melhoria das estimativas, em comparação com os resultados advindos da aplicação isolada do referido modelo.

5. REFERÊNCIAS

AICHOURI, I.; HANI, A.; BOUGHERIRA, N.; DJABRI, L.; CHAFFAI, H.; LALLAHEM, S. River flow model using artificial neural networks. **Procedia Engineering**, v. 74, n. 1, p. 1007-1014, 2015.

ANDREWS, F. T.; CROKE, B. F. W.; JAKEMAN, A. J. An open software environment for hydrological model assessment and development. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, n. 10, p. 1171-1185, 2011.

ARAÚJO, C. B. C. D.; NETO, S. A. D.; FILHO, F. D. A. S. Streamflow forecasting for the dam Orós/CE from hydrometeorological data using perceptrons. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 30, p. 37-46, 2015.

ASADI, S.; SHAHRABI, J.; ABBASZADEH, P.; TABANMEHR, S. A new hybrid artificial neural networks for rainfall-runoff process modeling. **Neurocomputing**, v. 121, p. 470-480, 2013.

BENAMAN, J.; SHOEMAKER, C. A.; HAITH, D. A. Calibration and validation of soil and water assessment tool on an agricultural watershed in upstate New York. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 10, n. 5, p. 363-374, 2005.

BERTONI, J.C; TUCCI, C. E. M. Precipitação. In: TUCCI, C. E. M. **Hidrologia: ciência e aplicação**. Porto Alegre: ABRH, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2001. p. 177-241.

BESKOW, S.; MELLO, C. R.; NORTON, L. D.; SILVA, A. M. Performance of a distributed semi-conceptual hydrological model under tropical watershed conditions. **Catena**, v. 86, n. 3, p. 160-171, 2011.

BRAVO, J. M.; ALLASIA, D.; COLLISCHONN, W.; TASSI, R.; MELLER, A.; TUCCI, C. E. M. **WIN-IPH2**: manual de usuário. Porto Alegre: Instituto de Pesquisas Hidráulicas-UFRGS, 2006.

BRAVO, J. M.; PEDROLLO, O. C.; COLLISCHONN, W.; PAZ, A. R.; UVO, C. B. Previsões de curto prazo de vazão afluente ao reservatório de Furnas utilizando Redes Neurais Artificiais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 13, n. 2, p. 77-88, 2008.

BURNASH, R. J. C. The NWS river forecast system: catchment modeling. In: SINGH, V. P. (Ed.). **Computer models of watershed hydrology**. Highlands Ranch, Colorado: Water Resources Publications, 1995. p. 311-366.

DUAN, Q.; SOROOSHIAN, S.; GUPTA, V. K. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. **Water Resources Research**, v. 28, n. 4, p. 1015-1031, 1992.

ELSAFI, S. H. Artificial Neural Networks (ANNs) for flood forecasting at Dongola Station in the river Nile, Sudan. **Alexandria Engineering Journal**, v. 53, n. 3, p. 655-662, 2014.

GOMES, L. F. C.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; VALENÇA, M. J. S. Modelo baseado na técnica de Redes Neurais para previsão de vazões na Bacia do Rio São Francisco. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 15, n. 1, p. 5-15, 2010.

GOVINDARAJU, R. S. Artificial neural networks in hydrology I: preliminary concepts. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 5, n. 2, p. 115-123, 2000a.

GOVINDARAJU, R. S. Artificial neural networks in hydrology II: hydrologic applications. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 5, n. 2, p. 124-137, 2000b.

HARGREAVES, G. H.; SAMANI, Z. A. Reference crop evapotranspiration from temperature. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 1, n. 2, p. 96-99, 1985.

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

LUDWING JÚNIOR, O.; COSTA, E. M. M. **Redes neurais**: fundamentos e aplicações com programas em C. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna, 2007.

MEHR, A. D.; KAHYA, E.; SAHIN, A.; NAZEMOSADAT, M. J. Successive-station monthly streamflow prediction using different artificial neural network algorithms. **International Journal of Environmental Science and Technology**, v. 12, n. 7, p. 2191-2200, 2015.

MENG, X.; YIN, M.; NING, L.; LIU, D.; XUE, X. A threshold artificial neural network model for improving runoff prediction in a karst watershed. **Environmental Earth Sciences**, v. 74, n. 6, p. 5039-5048, 2015.

MOREIRA, M. C.; CECÍLIO, R. A.; PINTO, F. A. C.; PRUSKI, F. F. Desenvolvimento e análise de uma Rede Neural Artificial para estimativa da erosividade da chuva para o Estado de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 30, n. 6, p. 1069-1076, 2006.

MORIASI, D. N.; ARNOLD, J. G.; VAN LIEW, M. W.; BINGNER, R. L.; HARMEL, R. D.; VEITH, T. L. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. **Transactions of the ASABE**, v. 50, n. 3, p. 885-900, 2007.

NILSSON, P.; UVO, C. B.; BERNDTSSON, R. Monthly runoff simulation: Comparing and combining conceptual and neural network models. **Journal of Hydrology**, v. 321, n. 1-4, p. 344-363, 2006.

NOORI, N.; KALIN, L. Coupling SWAT and ANN models for enhanced daily streamflow prediction. **Journal of Hydrology**, v. 533, n. 1, p. 141-151, 2016.
OKKAN, U. Wavelet neural network model for reservoir inflow prediction. **Scientia Iranica**, v. 19, n. 6, p. 1445-1455, 2012.

OLIVEIRA, G. G.; PEDROLLO, O. C.; CASTRO, N. M. R.; BRAVO, J. M. Simulações hidrológicas com diferentes proporções de área controlada na bacia hidrográfica. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, v. 18, n. 3, p. 193-204, 2013.

PEREIRA, D. R.; MARTINEZ, M. A.; ALMEIDA, A. Q.; PRUSKI, F. F.; SILVA, D. D.; ZONTA, J. H. Hydrological simulation using SWAT model in headwater basin in southeast Brazil. **Engenharia Agrícola**, v. 34, n. 4, p. 789-799, 2014.

PIRH-DOCE. **Plano Integrado de Recursos Hídricos da Bacia Hidrográfica do Rio Doce e Planos de Ações para as Unidades de Planejamento e Gestão de Recursos Hídricos no Âmbito da Bacia do Rio Doce**. Belo Horizonte: Consórcio Ecoplan-Lume, 2010. 478 p. Disponível em: <http://www.cbhdoce.org.br/wpcontent/uploads/2014/10/PIRH_Doce_Volume_I.pdf>. Acesso em: 11 Ago. 2016.

SATTARI, M. T.; APAYDIN, H.; OZTURK, F. Flow estimations for the Sohu Stream using artificial neural networks. **Environmental Earth Sciences**, v. 66, n. 7, p. 2031-2045, 2012.

SETIONO, R. H. Analysis of rainfall-runoff neuron input model with artificial neural network for simulation for availability of discharge at Bah Bolon Watershed. **Procedia Engineering**, v. 125, n. 1, p. 150-157, 2015.

SHRESTHA, R. R.; THEOBALD, S.; NESTMANN, F. Simulation of flood flow in a river system using artificial neural network. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 9, n. 4, p. 313-321, 2005.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. **Redes Neurais Artificiais: para engenharia e ciências aplicadas**. São Paulo: Editora Artliber, 2010.

SOUSA, W. S.; SOUSA, F. A. S. Rede neural artificial aplicada à previsão de vazão da Bacia Hidrográfica do Rio Piancó. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 14, n. 2, p. 173-180, 2010.

STONE, R. J. Improved statistical procedure for the evaluation of solar radiation estimation models. **Solar Energy**, v. 51, n. 4, p. 289-291, 1993.

TAYYAB, M.; ZHOU, J.; ZENG, X.; ADNAN, R. Discharge forecasting by applying artificial neural networks at the Jinsha river Basin, China. **European Scientific Journal**, v. 12, n. 9, p. 108-127, 2016.

TONGAL, H. Nonlinear forecasting of stream flows using a chaotic approach and artificial neural networks. **Earth Sciences Research Journal**, v. 17, n. 2, p. 119-126, 2013.

TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. 2. ed. Porto Alegre: Editora da Universidade/UFRGS e ABRH, 2005.

VAN LIEW, M. W.; VEITH, T. L.; BOSCH, D. D.; ARNOLD, J. G. Suitability of SWAT for the conservation effects assessment project: a comparison on USDA-ARS watersheds. **Journal of Hydrologic Engineering**, v. 12, n. 2, p.173-189, 2007.

VIOLA, M. R.; MELLO, C. R.; ACERBI JUNIOR, F. W. Modelagem hidrológica na bacia hidrográfica do Rio Aiuruoca, MG. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 13, n. 5, p. 581-590, 2009.

WILLMOTT, C. J. Some comments on the evaluation of model performance. **Bulletin American Meteorological Society**, v. 63, n. 11, p. 1309-1313, 1982.

CONCLUSÃO GERAL

Com base nos resultados dos três artigos, conclui-se que:

- Os modelos conceituais chuva-vazão IPH II e SAC-SMA (Sacramento) são adequados para a simulação das vazões diárias na Bacia Hidrográfica do Rio Piracicaba, apresentando potencial para serem utilizados em simulação hidrológica e gestão de recursos hídricos em bacias hidrográficas brasileiras.
- Os métodos de Análise de Sensibilidade Global (ASG) de Morris e de Sobol permitem simplificar o modelo hidrológico SAC-SMA, pois demonstraram que a maior parte dos parâmetros do modelo não proporciona variações expressivas nas vazões diárias estimadas.
- As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são adequadas para estimativa de vazões diárias a partir de informações hidrometeorológicas. Além disso, a associação das RNAs com o modelo hidrológico IPH II, caracterizando uma conformação híbrida, permite melhorar as estimativas das vazões diárias.

APÉNDICE

APÊNDICE

DADOS DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS DESENVOLVIDAS PARA ESTIMATIVA DAS VAZÕES DIÁRIAS NA BACIA DO RIO PIRACICABA

Tabela 1A – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs), número de neurônios das camadas intermediárias e medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Mário de Carvalho

| Entrada | Épocas | n1 | n2 | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|--------------------------------|--------|----|----|-------|-------|-------|------|----------|----------------------|
| P_t | 100 | 1 | 3 | 45,39 | 81,56 | 0,60 | 0,67 | 0,32 | 0,24 ^(ns) |
| E_t | 300 | 5 | 8 | 55,33 | 95,96 | 0,71 | 0,27 | 0,06 | 0,25 ^(ns) |
| Q_{t-1} | 200 | 3 | 6 | 14,70 | 38,24 | 3,31 | 0,96 | 0,85 | 2,89* |
| Q_{t-2} | 50 | 4 | 8 | 22,89 | 51,49 | -0,48 | 0,91 | 0,73 | 0,31 ^(ns) |
| Q_{t-3} | 200 | 3 | 8 | 27,04 | 58,27 | -0,95 | 0,88 | 0,65 | 0,54 ^(ns) |
| Q_{t-4} | 400 | 2 | 4 | 31,53 | 67,26 | 0,38 | 0,82 | 0,54 | 0,19 ^(ns) |
| $Q_{mt,2}$ | 400 | 6 | 4 | 17,67 | 42,84 | 0,34 | 0,94 | 0,81 | 0,27 ^(ns) |
| $Q_{mt,3}$ | 100 | 4 | 6 | 20,96 | 48,10 | -1,36 | 0,93 | 0,76 | 0,94 ^(ns) |
| $Q_{mt,4}$ | 100 | 5 | 9 | 18,88 | 43,18 | 0,46 | 0,94 | 0,81 | 0,35 ^(ns) |
| $Q_{mt,5}$ | 100 | 6 | 9 | 23,93 | 53,66 | -0,37 | 0,90 | 0,71 | 0,23 ^(ns) |
| $Q_{mt,6}$ | 500 | 7 | 5 | 20,74 | 44,43 | 1,30 | 0,94 | 0,80 | 0,97 ^(ns) |
| $Q_{mt,7}$ | 100 | 6 | 9 | 23,93 | 53,66 | -0,37 | 0,90 | 0,71 | 0,23 ^(ns) |
| $Q_{t-1}; Q_{t-2}$ | 100 | 6 | 2 | 14,44 | 37,21 | 2,19 | 0,96 | 0,86 | 1,97* |
| $P_t; E_t$ | 300 | 2 | 6 | 42,70 | 79,55 | 1,80 | 0,69 | 0,35 | 0,75 ^(ns) |
| $Q_{mt,2}; Q_{mt,3}$ | 200 | 3 | 6 | 16,12 | 39,15 | 1,29 | 0,96 | 0,84 | 1,10 ^(ns) |
| $Q_{t-1}; P_t$ | 200 | 8 | 6 | 12,67 | 30,08 | 2,38 | 0,97 | 0,91 | 2,64* |
| $Q_{mt,2}; P_t$ | 300 | 10 | 2 | 16,11 | 39,14 | 0,02 | 0,96 | 0,84 | 0,01 ^(ns) |
| $Q_{mt,3}; P_t$ | 200 | 9 | 7 | 15,82 | 39,04 | -0,28 | 0,96 | 0,84 | 0,24 ^(ns) |
| $Q_{mt,4}; P_t$ | 200 | 7 | 7 | 18,39 | 40,75 | -5,37 | 0,95 | 0,83 | 4,43* |
| $Q_{t-1}; Q_{t-2}; Q_{t-3}$ | 300 | 5 | 2 | 15,31 | 39,90 | 4,15 | 0,95 | 0,84 | 3,49* |
| $Q_{mt,2}; Q_{mt,3}; Q_{mt,4}$ | 300 | 2 | 5 | 16,77 | 39,28 | -0,46 | 0,96 | 0,84 | 0,39 ^(ns) |
| $Q_{t-1}; Q_{t-2}; P_t$ | 300 | 6 | 8 | 12,82 | 30,81 | 2,58 | 0,97 | 0,90 | 2,80* |
| $Q_{mt,2}; Q_{mt,3}; P_t$ | 50 | 8 | 4 | 14,98 | 38,35 | 4,20 | 0,95 | 0,85 | 3,67* |
| $P_t; E_t; Q_{t-1}$ | 200 | 4 | 9 | 12,92 | 31,57 | 1,46 | 0,97 | 0,90 | 1,54 ^(ns) |

Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); Q_{SAC} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); $Q_{SAC,t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); $Q_{IPH,t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); e $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; * significativo a 5% de significância; Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; e $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).

Tabela 2A – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs), número de neurônios das camadas intermediárias e medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba

| Entrada | Épocas | n1 | n2 | MAE | RMSE | Viés | d | E _{NS} | t |
|---|--------|----|----|-------|-------|-------|------|-----------------|----------------------|
| P _t | 300 | 5 | 2 | 11,14 | 18,54 | 0,43 | 0,83 | 0,55 | 0,91 ^(ns) |
| E _t | 500 | 3 | 5 | 15,64 | 27,19 | 0,53 | 0,20 | 0,03 | 0,76 ^(ns) |
| Q _{t-1} | 100 | 5 | 8 | 5,94 | 15,08 | 1,09 | 0,91 | 0,70 | 2,83 [*] |
| Q _{t-2} | 200 | 1 | 7 | 9,01 | 19,18 | 0,09 | 0,82 | 0,52 | 0,17 ^(ns) |
| Q _{t-3} | 100 | 2 | 5 | 9,93 | 21,44 | 1,19 | 0,73 | 0,40 | 2,18 [*] |
| Q _{t-4} | 50 | 6 | 7 | 10,70 | 22,67 | 1,45 | 0,68 | 0,33 | 2,51 [*] |
| Q _{mt-2} | 200 | 3 | 5 | 7,50 | 17,23 | 0,42 | 0,86 | 0,61 | 0,95 ^(ns) |
| Q _{mt-3} | 50 | 3 | 6 | 7,66 | 17,44 | 0,85 | 0,86 | 0,60 | 1,90 ^(ns) |
| Q _{mt-4} | 200 | 5 | 7 | 8,30 | 18,50 | 0,38 | 0,83 | 0,55 | 0,80 ^(ns) |
| Q _{mt-5} | 200 | 1 | 7 | 8,53 | 18,29 | 0,07 | 0,84 | 0,56 | 0,15 ^(ns) |
| Q _{mt-6} | 300 | 2 | 4 | 8,97 | 19,85 | 0,49 | 0,79 | 0,48 | 0,97 ^(ns) |
| Q _{mt-7} | 400 | 4 | 5 | 8,89 | 20,03 | 1,10 | 0,79 | 0,47 | 2,16 [*] |
| Q _{t-1} ; Q _{t-2} | 250 | 6 | 8 | 5,66 | 12,90 | 0,16 | 0,94 | 0,78 | 0,49 ^(ns) |
| P _t ; E _t | 100 | 8 | 8 | 10,84 | 18,55 | 0,47 | 0,85 | 0,55 | 1,00 ^(ns) |
| Q _{mt-2} ; Q _{mt-3} | 150 | 9 | 2 | 6,66 | 16,38 | 0,89 | 0,89 | 0,65 | 2,14 [*] |
| Q _{t-1} ; P _t | 500 | 10 | 6 | 4,47 | 12,03 | 0,52 | 0,95 | 0,81 | 1,69 ^(ns) |
| Q _{mt-2} ; P _t | 500 | 8 | 4 | 4,42 | 10,39 | 0,37 | 0,96 | 0,86 | 1,40 ^(ns) |
| Q _{mt-3} ; P _t | 400 | 5 | 2 | 5,20 | 12,15 | -1,96 | 0,95 | 0,81 | 6,42 [*] |
| Q _{mt-4} ; P _t | 350 | 5 | 6 | 4,93 | 11,18 | 1,11 | 0,95 | 0,84 | 3,91 [*] |
| Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3} | 100 | 6 | 9 | 5,60 | 13,73 | 0,89 | 0,93 | 0,75 | 2,53 [*] |
| Q _{mt-2} ; Q _{mt-3} ; Q _{mt-4} | 50 | 7 | 8 | 6,41 | 14,52 | 0,71 | 0,91 | 0,72 | 1,91 ^(ns) |
| Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; P _t | 50 | 5 | 8 | 4,16 | 9,79 | -0,78 | 0,97 | 0,87 | 3,12 [*] |
| Q _{mt-2} ; Q _{mt-3} ; P _t | 50 | 6 | 4 | 4,98 | 11,37 | -0,70 | 0,95 | 0,83 | 2,42 [*] |
| P _t ; E _t ; Q _{t-1} | 300 | 5 | 2 | 4,49 | 11,15 | 0,75 | 0,95 | 0,84 | 2,63 [*] |

Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3, ..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI e TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); Q_{mt-n} é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); Q_{Sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); Q_{Sac t-n} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH t-n} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3, ..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); e Q_{mt-n} é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; * significativo a 5% de significância; Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3, ..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; e Q_{mt-n} é a vazão média de n (2, 3, ..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).

Tabela 3A – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs), número de neurônios das camadas intermediárias e medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) desenvolvidas para estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Carrapato

| Entrada | Épocas | n1 | n2 | MAE | RMSE | Viés | d | E _{NS} | t |
|---|--------|----|----|-------|-------|--------|------|-----------------|----------------------|
| P _t | 150 | 8 | 1 | 8,37 | 17,54 | 0,50 | 0,78 | 0,45 | 0,78 ^(ns) |
| E _t | 300 | 4 | 4 | 15,31 | 23,66 | -5,95 | 0,49 | 0,00 | 7,09 [*] |
| Q _{t-1} | 400 | 5 | 5 | 4,08 | 14,32 | 2,49 | 0,86 | 0,63 | 4,82 [*] |
| Q _{t-2} | 350 | 7 | 7 | 6,06 | 15,79 | 0,88 | 0,84 | 0,56 | 1,52 ^(ns) |
| Q _{t-3} | 400 | 5 | 7 | 6,65 | 16,19 | 1,62 | 0,82 | 0,53 | 2,74 [*] |
| Q _{t-4} | 250 | 6 | 8 | 7,44 | 17,29 | 1,38 | 0,78 | 0,47 | 2,18 [*] |
| Q _{mt,2} | 250 | 6 | 7 | 4,89 | 13,85 | 0,82 | 0,89 | 0,66 | 1,62 ^(ns) |
| Q _{mt,3} | 150 | 5 | 5 | 8,39 | 17,47 | -4,93 | 0,87 | 0,46 | 8,03 [*] |
| Q _{mt,4} | 100 | 7 | 7 | 5,68 | 15,39 | 0,89 | 0,84 | 0,58 | 1,59 ^(ns) |
| Q _{mt,5} | 250 | 7 | 6 | 6,55 | 17,04 | 0,14 | 0,79 | 0,48 | 0,22 ^(ns) |
| Q _{mt,6} | 250 | 6 | 3 | 6,21 | 16,34 | 0,71 | 0,85 | 0,52 | 1,19 ^(ns) |
| Q _{mt,7} | 150 | 5 | 4 | 6,13 | 14,67 | 0,35 | 0,87 | 0,62 | 0,65 ^(ns) |
| Q _{t-1} ; Q _{t-2} | 300 | 2 | 3 | 4,58 | 14,11 | 0,38 | 0,88 | 0,64 | 0,74 ^(ns) |
| P _t ; E _t | 300 | 7 | 5 | 7,42 | 15,53 | 0,53 | 0,84 | 0,57 | 0,94 ^(ns) |
| Q _{mt,2} ; Q _{mt,3} | 200 | 5 | 1 | 4,89 | 14,28 | 0,94 | 0,88 | 0,64 | 1,80 ^(ns) |
| Q _{t-1} ; P _t | 300 | 8 | 5 | 10,46 | 19,11 | -9,11 | 0,88 | 0,35 | 14,80 [*] |
| Q _{mt,2} ; P _t | 400 | 4 | 7 | 8,46 | 16,75 | -6,59 | 0,89 | 0,50 | 11,69 [*] |
| Q _{mt,3} ; P _t | 400 | 6 | 4 | 4,60 | 13,30 | 0,73 | 0,89 | 0,68 | 1,49 ^(ns) |
| Q _{mt,4} ; P _t | 150 | 4 | 9 | 4,80 | 13,50 | 0,81 | 0,88 | 0,67 | 1,65 ^(ns) |
| Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3} | 250 | 4 | 5 | 4,62 | 13,47 | 0,21 | 0,90 | 0,68 | 0,43 ^(ns) |
| Q _{mt,2} ; Q _{mt,3} ; Q _{mt,4} | 200 | 7 | 7 | 4,96 | 13,56 | 0,74 | 0,89 | 0,67 | 1,49 ^(ns) |
| Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; P _t | 250 | 7 | 7 | 6,70 | 13,76 | -4,65 | 0,92 | 0,66 | 9,79 [*] |
| Q _{mt,2} ; Q _{mt,3} ; P _t | 250 | 6 | 4 | 6,29 | 14,59 | -3,86 | 0,91 | 0,62 | 7,50 [*] |
| P _t ; E _t ; Q _{t-1} | 400 | 4 | 1 | 11,49 | 20,62 | -10,51 | 0,88 | 0,24 | 16,16 [*] |

Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); Q_{mt,n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); Q_{Sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); Q_{Sac,t-n} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH,t-n} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); e Q_{mt,n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; * significativo a 5% de significância; Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; e Q_{mt,n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).

Tabela 4A – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs), número de neurônios das camadas intermediárias e medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) associadas aos modelos IPH II e SAC-SMA para estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Mário de Carvalho

| Entrada | Épocas | n1 | n2 | MAE | RMSE | Viés | d | E _{NS} | t |
|--|--------|----|----|-------|-------|-------|------|-----------------|----------------------|
| Q _{Sac} | 100 | 7 | 8 | 15,05 | 33,02 | 0,76 | 0,97 | 0,89 | 0,76 ^(ns) |
| Q _{Sac t-1} | 250 | 7 | 7 | 17,35 | 38,54 | -1,16 | 0,96 | 0,85 | 1,00 ^(ns) |
| Q _{Sac t-2} | 100 | 6 | 4 | 20,20 | 43,59 | 0,04 | 0,94 | 0,81 | 0,03 ^(ns) |
| Q _{IPH} | 300 | 4 | 5 | 17,59 | 37,64 | 4,86 | 0,96 | 0,85 | 4,34 [*] |
| Q _{IPH t-1} | 250 | 5 | 8 | 20,45 | 41,87 | 5,77 | 0,95 | 0,82 | 4,64 [*] |
| Q _{IPH t-2} | 200 | 4 | 6 | 20,01 | 38,52 | 6,4 | 0,92 | 0,71 | 5,61 [*] |
| Q _{t-1} ; Q _{IPH} | 150 | 7 | 3 | 12,98 | 30,79 | -0,83 | 0,97 | 0,90 | 0,90 ^(ns) |
| Q _{t-1} ; Q _{Sac} | 150 | 5 | 7 | 12,23 | 33,97 | 4,40 | 0,97 | 0,88 | 4,35 [*] |
| Q _{mt,2} ; Q _{IPH} | 250 | 5 | 5 | 14,39 | 33,78 | 2,14 | 0,97 | 0,88 | 2,11 [*] |
| Q _{mt,2} ; Q _{Sac} | 400 | 6 | 6 | 13,64 | 33,39 | 3,19 | 0,97 | 0,89 | 3,20 [*] |
| Q _{mt,3} ; Q _{IPH} | 200 | 4 | 6 | 14,82 | 32,75 | 1,63 | 0,97 | 0,89 | 1,66 ^(ns) |
| Q _{mt,3} ; Q _{Sac} | 200 | 5 | 2 | 16,10 | 42,27 | 12,12 | 0,94 | 0,82 | 9,97 [*] |
| Q _{mt,4} ; Q _{IPH} | 200 | 7 | 9 | 13,11 | 26,95 | 3,08 | 0,98 | 0,93 | 3,84 [*] |
| Q _{mt,4} ; Q _{Sac} | 250 | 3 | 6 | 23,1 | 33,1 | 7,2 | 0,90 | 0,73 | 7,42 [*] |
| P _t ; Q _{IPH} | 50 | 9 | 3 | 16,20 | 33,43 | 1,91 | 0,97 | 0,89 | 1,91 ^(ns) |
| P _t ; Q _{Sac} | 150 | 2 | 5 | 20,7 | 42,4 | 6,1 | 0,91 | 0,69 | 4,84 [*] |
| P _t ; E _t ; Q _{IPH} | 350 | 1 | 5 | 16,56 | 34,58 | 0,77 | 0,97 | 0,88 | 0,74 ^(ns) |
| P _t ; E _t ; Q _{Sac} | 200 | 3 | 6 | 16,79 | 37,37 | 12,11 | 0,96 | 0,86 | 11,41 [*] |

Q_{Sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); Q_{Sac t-n} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH t-n} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); Q_{mt,n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; * significativo a 5% de significância; Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; e Q_{mt,n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).

Tabela 5A – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs), número de neurônios das camadas intermediárias e medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) associadas aos modelos IPH II e SAC-SMA para estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Rio Piracicaba

| Entrada | Épocas | n1 | n2 | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|---------------------|--------|----|----|-------|-------|-------|------|----------|----------------------|
| Q_{Sac} | 300 | 4 | 6 | 6,55 | 12,31 | 1,37 | 0,94 | 0,80 | 4,39* |
| $Q_{Sac\ t-1}$ | 300 | 3 | 6 | 8,19 | 16,83 | -0,07 | 0,87 | 0,63 | 0,16 ^(ns) |
| $Q_{Sac\ t-2}$ | 500 | 1 | 3 | 11,10 | 20,93 | -2,09 | 0,77 | 0,43 | 3,94* |
| Q_{IPH} | 400 | 7 | 3 | 6,03 | 12,18 | 2,02 | 0,94 | 0,81 | 6,60* |
| $Q_{IPH\ t-1}$ | 300 | 2 | 6 | 11,8 | 23,94 | -3,4 | 0,72 | 0,37 | 5,62* |
| $Q_{IPH\ t-2}$ | 350 | 3 | 4 | 13,2 | 27,12 | 4,1 | 0,69 | 0,28 | 5,99* |
| $Q_{t-1}; Q_{IPH}$ | 150 | 8 | 2 | 5,13 | 12,20 | 0,55 | 0,95 | 0,80 | 1,76 ^(ns) |
| $Q_{t-1}; Q_{Sac}$ | 200 | 8 | 7 | 5,26 | 11,99 | -1,59 | 0,95 | 0,81 | 5,24* |
| $Q_{mt,2}; Q_{IPH}$ | 300 | 6 | 7 | 5,27 | 11,81 | 0,33 | 0,95 | 0,82 | 1,09 ^(ns) |
| $Q_{mt,2}; Q_{Sac}$ | 200 | 6 | 8 | 5,43 | 12,03 | -0,11 | 0,95 | 0,81 | 0,35 ^(ns) |
| $Q_{mt,3}; Q_{IPH}$ | 50 | 5 | 9 | 4,76 | 10,76 | 0,69 | 0,96 | 0,85 | 2,52* |
| $Q_{mt,3}; Q_{Sac}$ | 50 | 9 | 10 | 5,41 | 11,60 | 0,81 | 0,95 | 0,82 | 2,75* |
| $Q_{mt,4}; Q_{IPH}$ | 400 | 4 | 5 | 4,99 | 11,55 | 0,40 | 0,95 | 0,83 | 1,37 ^(ns) |
| $Q_{mt,4}; Q_{Sac}$ | 200 | 7 | 5 | 6,64 | 14,13 | 5,31 | 0,91 | 0,74 | 15,90* |
| $P_t; Q_{IPH}$ | 150 | 7 | 3 | 5,88 | 11,79 | 1,63 | 0,95 | 0,82 | 5,45* |
| $P_t; Q_{Sac}$ | 300 | 4 | 2 | 7,17 | 13,72 | 4,74 | 0,91 | 0,75 | 14,45* |
| $P_t; E_t; Q_{IPH}$ | 200 | 3 | 8 | 6,22 | 12,07 | 2,17 | 0,94 | 0,81 | 7,18* |
| $P_t; E_t; Q_{Sac}$ | 300 | 5 | 7 | 6,37 | 11,95 | 0,18 | 0,95 | 0,81 | 0,61 ^(ns) |

Q_{Sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); $Q_{Sac\ t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); $Q_{IPH\ t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); e $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; * significativo a 5% de significância; Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; e $Q_{mt,n}$ é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).

Tabela 6A – Variáveis de entrada, quantidade de épocas (epochs), número de neurônios das camadas intermediárias e medidas quantitativas do desempenho das Redes Neurais Artificiais (RNAs) associadas aos modelos IPH II e SAC-SMA para estimativa da vazão diária ($m^3 s^{-1}$) na Seção de Monitoramento Carrapato

| Entrada | Épocas | n1 | n2 | MAE | RMSE | Viés | d | E_{NS} | t |
|---------------------|--------|----|----|-------|-------|-------|------|----------|----------------------|
| Q_{Sac} | 100 | 10 | 5 | 7,29 | 13,60 | -5,15 | 0,93 | 0,67 | 11,18* |
| $Q_{Sac\ t-1}$ | 450 | 3 | 10 | 6,15 | 14,20 | 0,80 | 0,88 | 0,64 | 1,53 ^(ns) |
| $Q_{Sac\ t-2}$ | 150 | 7 | 1 | 9,24 | 18,20 | -4,85 | 0,82 | 0,41 | 7,54* |
| Q_{IPH} | 150 | 5 | 6 | 5,86 | 12,86 | 3,48 | 0,90 | 0,70 | 7,68* |
| $Q_{IPH\ t-1}$ | 200 | 4 | 6 | 6,41 | 14,09 | 0,82 | 0,88 | 0,65 | 1,59 ^(ns) |
| $Q_{IPH\ t-2}$ | 250 | 5 | 7 | 7,22 | 16,25 | 0,02 | 0,82 | 0,53 | 0,04 ^(ns) |
| $Q_{t-1}; Q_{IPH}$ | 200 | 3 | 5 | 31,64 | 49,24 | 22,48 | 0,01 | -0,55 | 20,11* |
| $Q_{t-1}; Q_{Sac}$ | 150 | 3 | 6 | 7,19 | 26,91 | -5,38 | 0,83 | -0,29 | 5,57* |
| $Q_{mt-2}; Q_{IPH}$ | 300 | 6 | 7 | 5,56 | 12,93 | -1,15 | 0,90 | 0,70 | 2,45* |
| $Q_{mt-2}; Q_{Sac}$ | 150 | 6 | 6 | 4,26 | 13,00 | 1,05 | 0,90 | 0,70 | 2,21* |
| $Q_{mt-3}; Q_{IPH}$ | 200 | 10 | 3 | 4,20 | 10,76 | 0,46 | 0,94 | 0,80 | 1,16 ^(ns) |
| $Q_{mt-3}; Q_{Sac}$ | 400 | 10 | 2 | 4,85 | 13,89 | 0,21 | 0,89 | 0,66 | 0,42 ^(ns) |
| $Q_{mt-4}; Q_{IPH}$ | 350 | 9 | 7 | 5,97 | 12,13 | -2,46 | 0,93 | 0,74 | 5,66* |
| $Q_{mt-4}; Q_{Sac}$ | 350 | 10 | 9 | 5,00 | 11,90 | 3,93 | 0,91 | 0,75 | 9,55* |
| $P_t; Q_{IPH}$ | 300 | 4 | 4 | 5,66 | 13,48 | 1,52 | 0,87 | 0,68 | 3,10* |
| $P_t; Q_{Sac}$ | 100 | 7 | 3 | 5,72 | 13,75 | 1,83 | 0,89 | 0,66 | 3,67* |
| $P_t; E_t; Q_{IPH}$ | 200 | 7 | 9 | 5,54 | 10,83 | 0,93 | 0,94 | 0,79 | 2,35* |
| $P_t; E_t; Q_{Sac}$ | 200 | 2 | 5 | 5,60 | 12,47 | 2,17 | 0,92 | 0,72 | 4,83* |

Q_{Sac} é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA ($m^3 s^{-1}$); $Q_{Sac\ t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo SAC-SMA defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{IPH} é a vazão diária estimada com o modelo IPH II ($m^3 s^{-1}$); $Q_{IPH\ t-n}$ é a vazão diária estimada com o modelo IPH II defasada em n dias ($m^3 s^{-1}$); Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen (BERTONI; TUCCI, 2001); E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani (HARGREAVES; SAMANI, 1985); Q_{mt-n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$); n1 e n2 são o número de neurônios artificiais na primeira e na segunda camada intermediária, respectivamente; MAE é o erro absoluto médio ($m^3 s^{-1}$); RMSE é a raiz do erro quadrático médio ($m^3 s^{-1}$); d é o índice de concordância de Willmott; E_{NS} é o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe; t é o valor da estatística de teste do teste t pareado; (ns) não significativo a 5% de significância; * significativo a 5% de significância; Q_{t-n} é a vazão diária defasada em n (1, 2, 3,..., n) dias ($m^3 s^{-1}$); P_t é a precipitação média da bacia no tempo t (mm) obtida pelo método de Thiessen; E_t é a evapotranspiração de referência no tempo t (mm) obtida pelo método de Hargreaves e Samani; e Q_{mt-n} é a vazão média de n (2, 3,..., n) dias anteriores ($m^3 s^{-1}$).