

# CALIBRAÇÃO AUTOMÁTICA DO TANK MODEL VIA ALGORÍTMOS GENÉTICOS

Alcigeimes Batista Celeste<sup>1</sup>, Koichi Suzuki<sup>1</sup>, Masahiro Watanabe<sup>1</sup> e Clédson W. Souto Santana<sup>2</sup>

**Resumo** – Algoritmos genéticos são técnicas de busca baseadas nos mecanismos de seleção natural e genética que têm se mostrado úteis para encontrar o ótimo de funções multimodais como as tratadas durante a calibração de modelos precipitação-vazão. Este estudo lida com a aplicação de um algoritmo genético para calibração automática do modelo precipitação-vazão *Tank Model* para a bacia do rio Ishite, localizada na cidade de Matsuyama, província de Ehime, no Japão. Todos os catorze parâmetros do modelo foram otimizados. Os resultados indicam que o algoritmo genético é eficaz e robusto na calibração do *Tank Model*.

**Abstract** – Genetic algorithms are search procedures based on the mechanism of natural selection and genetics. They have shown to be a useful tool for finding the optimum of multimodal functions like those handled while calibrating rainfall-runoff models. This study deals with the application of a genetic algorithm for the automatic calibration of the rainfall-runoff *Tank Model* for Ishite River basin, located in Matsuyama City, Ehime Prefecture, Japan. All fourteen parameters of the model were optimized. The results indicate that the genetic algorithm is efficient and robust for calibrating the *Tank Model*.

**Palavras-Chave** – algoritmos genéticos, modelos precipitação-vazão, calibração automática, tank model.

---

<sup>1</sup> Ehime University, Department of Civil and Environmental Engineering, 3-Bunkyo-cho, Matsuyama, Ehime, 790-8577, Japão, Tel./Fax: (81)89-927-9831, e-mail: geimes@yahoo.com, ksuzuki@dpc.ehime-u.ac.jp, nabemasa@dpc.ehime-u.ac.jp

<sup>2</sup> Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Engenharia Civil, Av. Aprígio Veloso, 882, Campina Grande, Paraíba, 58109-970, Tel.: (083)310-1315, Fax: (083)310-1388, e-mail: cledsonsouto@yahoo.com.br

## INTRODUÇÃO

Uma das principais tarefas quando se utiliza um modelo matemático para simular um fenômeno natural é a calibração dos parâmetros deste modelo de forma que o mesmo simule eficientemente o comportamento do fenômeno. Modelos precipitação-vazão geralmente lidam com vários parâmetros que podem ser calibrados através da formulação de um problema de otimização do qual a função objetivo a ser minimizada é proporcional à diferença entre vazões observadas e calculadas. Vários estudos têm sido realizados sobre o uso de técnicas de otimização na calibração de modelos precipitação-vazão, e.g., Hendrickson et. al (1988), Sorooshian et. al (1993), etc. Em geral, esses estudos mostram que as técnicas convencionais de otimização frequentemente falham na busca do valor ótimo devido a alta dimensionalidade e irregularidades das funções objetivo tais como multimodalidade (vários picos), descontinuidade, etc.

As técnicas tradicionais de otimização são geralmente baseadas em cálculo e assim limitadas às funções convexas regulares. Além disso, seus algoritmos frequentemente necessitam de características do problema em questão (como gradientes, matriz hessiana, linearidade, continuidade, etc.) para determinar o próximo ponto de busca. Goldberg (1989) explica que existem duas razões principais para carência de robustez das técnicas baseadas em cálculos: uma é que elas podem encontrar apenas ótimos locais; a outra é que elas dependem da existência de derivadas. Contudo, quando lidamos com vários parâmetros a serem otimizados (caso de modelos precipitação-vazão) a função objetivo pode se tornar muito complexa, dificultando o cálculo das derivadas e perdendo as características de continuidade. Nesses casos, os métodos tradicionais se tornam ineficazes para a solução do problema de otimização.

Algoritmos genéticos (AGs) têm algumas características diferentes em relação às técnicas tradicionais. Eles têm sido amplamente usados para a otimização de funções multimodais, descontínuas e não-diferenciáveis. Uma razão é que AGs não necessitam de fortes condições com respeito à função objetivo, como nos algoritmos convencionais. Nos algoritmos genéticos, os próximos pontos de busca são determinados com base em regras estocásticas em vez de determinísticas. AGs têm sido aplicados com sucesso na calibração de modelos precipitação-vazão, e.g., Wang (1991) e Duan et. al (1992).

Dessa forma, um algoritmo genético foi desenvolvido e utilizado na calibração do modelo precipitação-vazão *Tank Model* para uma bacia hidrográfica situada na ilha de Shikoku, no Japão.

## ALGORÍTMOS GENÉTICOS

AGs aplicam regras heurísticas na busca da melhor solução. Eles imitam o processo evolutivo de Darwin implementando uma estratégia de “sobrevivência dos mais aptos”. Em princípio, a busca começa com um conjunto inicial de soluções aleatórias chamado *população*. Indivíduos denominados *cromossomos* compõem a população. Cada cromossomo representa uma solução potencial para o problema e é descrito por uma cadeia de símbolos (geralmente, mas não necessariamente, uma cadeia de números binários 0 e 1). Cada solução é avaliada fornecendo uma medida de *aptidão*. Em seguida, uma nova população é formada pela seleção dos indivíduos mais aptos. Alguns membros dessa nova população se submetem a transformações por meio de operadores genéticos (*crossover* e *mutação*) para formar novas soluções, chamadas *prole*. Depois de sucessivas iterações, ou *gerações*, o algoritmo converge para o melhor cromossomo, o qual é esperado representar a solução ótima ou sub-ótima para o problema. Em geral, os indivíduos mais aptos tendem a se reproduzir para a próxima geração, desse modo melhorando as gerações sucessivas. Contudo, indivíduos inferiores podem, por acaso, sobreviver e também se reproduzir. A estrutura geral de um algoritmo genético é mostrada na figura abaixo.

### *Algoritmo genético*

#### *começo*

$k \leftarrow 1$

*inicie* população  $P(k)$

*avalie*  $P(k)$

*enquanto* (*não* critério-parada) *faça*

$k \leftarrow k + 1$

*selecione*  $P(k)$  a partir de  $P(k - 1)$

*recombine*  $P(k)$

*avalie*  $P(k)$

*fim\_enquanto*

*fim*

Figura 1 – Estrutura geral de um algoritmo genético.

Tem-se mostrado que a codificação mais natural dos cromossomos é eficiente e produz soluções melhores do que a representação binária clássica. Michalewicz (1996) realizou extensivos

experimentos e mostrou que a representação em ponto flutuante é mais rápida e fornece precisão maior do que a binária.

O algoritmo genético desenvolvido neste trabalho utiliza a representação em ponto flutuante para os cromossomos e incorpora *amostragem estocástica universal* como procedimento de seleção. São usados também seis operadores genéticos como no sistema GENOCOP de Michalewicz (1996): Crossover simples, crossover aritmético, crossover heurístico, mutação uniforme, mutação não-uniforme e mutação limite.

## MATERIAL E MÉTODOS

A bacia do rio Ishite é uma sub-bacia do rio Shigenobu localizada na cidade de Matsuyama (Figura 2). Com seus mais de 460 mil habitantes, Matsuyama é a capital de Ehime, província que fica na parte norte da ilha de Shikoku, menor das quatro principais ilhas do arquipélago japonês. A área da bacia é de aproximadamente 72,6 km<sup>2</sup> e o rio principal tem 11 km de comprimento. Floresta de pinheiros é a vegetação predominante. A precipitação média anual é da ordem de 1300 a 1500 mm, e a estação chuvosa se estende de meados de junho a julho.

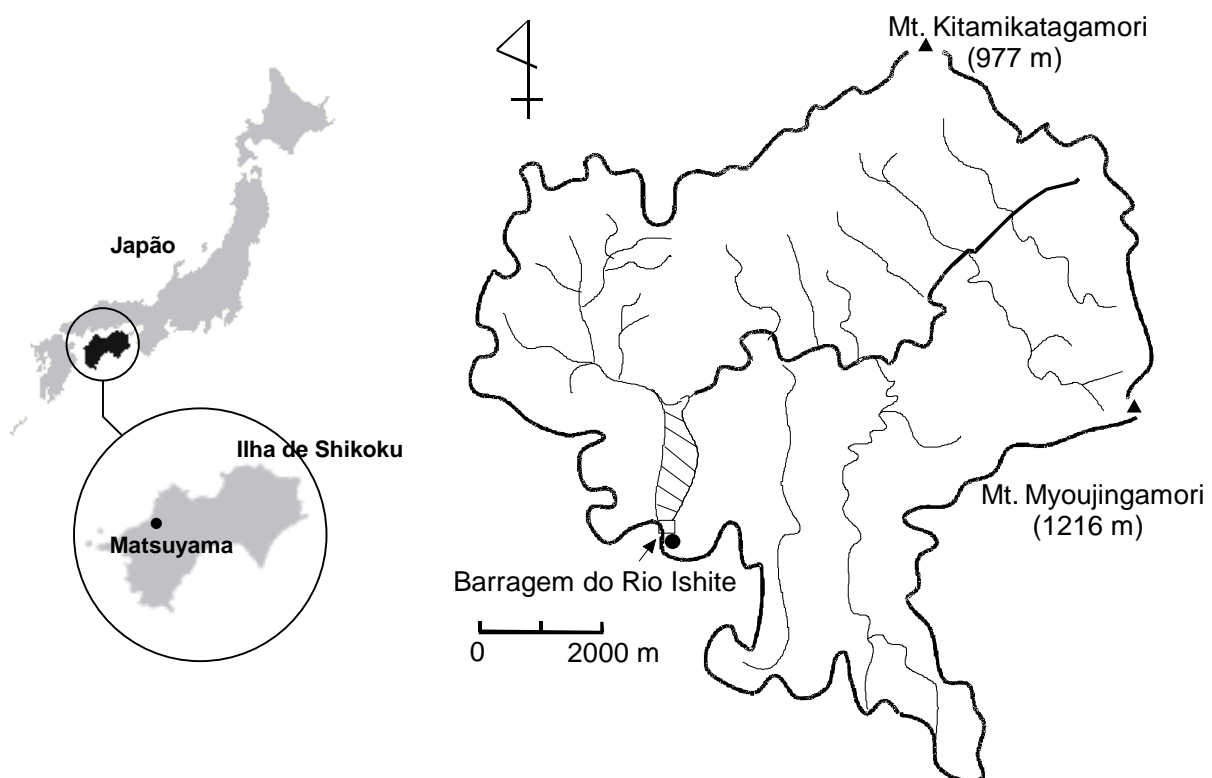


Figura 2 – Localização e mapa da bacia do rio Ishite.

O *Tank Model* é um modelo para estimativa da vazão do rio a partir dos dados de precipitação. O seu princípio (Sugawara, 1995) é substituir a bacia do rio por vários tanques onde a saída de cada tanque é assumida ser proporcional à altura d'água a partir da posição do orifício lateral (Figura 3). A precipitação ( $P$ ) é adicionada ao tanque superior e a evapotranspiração ( $ET$ ) é subtraída de todos os tanques. A água em cada tanque é parcialmente descarregada pelas saídas laterais e percola através do fundo do tanque para os tanques inferiores. A soma das vazões de todos os orifícios laterais dos tanques equivale-se a descarga do rio a ser calculada. Isso pode ser assumido como uma representação dos aquíferos de uma bacia, onde a água de chuva percola dos aquíferos superiores para os inferiores e a descarga de cada aquífero se torna a vazão do rio.

Um modelo com quatro tanques e catorze parâmetros foi utilizado, como mostrado na Figura 3. A calibração foi baseada na minimização da soma dos quadrados das diferenças entre vazões observadas e simuladas  $F^2 = (Q_{obs} - Q_{sim})^2$ . A eficiência do modelo foi medida pelo coeficiente  $R_{eff} = 1 - F^2 / F_0^2$ , em que  $F_0^2$  é a soma dos quadrados das diferenças entre vazões observadas e o seu valor médio. O coeficiente de correlação foi também analisado. Um ano (1995) de dados diários de chuva, vazão e evapotranspiração foi usado para a calibração. O modelo foi validado para os anos de 1993 e 1996.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os parâmetros calibrados pelo algoritmo genético são mostrados na Figura 3. As figuras 4, 5 e 6 mostram a comparação dos dados de vazões observadas e simuladas. Para o período de calibração (Figura 4) a correlação entre vazões observadas e calculadas foi de 98% e o coeficiente de eficiência atingiu 97%. Para a validação em 1993 (Figura 5), correlação e eficiência foram de 96% e 89%, respectivamente. No caso de 1996 (Figura 6), a correlação foi de 95% enquanto que a eficiência foi de 89%. Cada figura contém dois gráficos: o primeiro mostra a variação de precipitação e das lâminas observadas e simuladas para o ano em consideração; o segundo mostra o gráfico de dispersão das vazões. Em todos os gráficos, pode-se perceber a boa correlação entre os dados observados e calculados.

## CONCLUSÕES

Neste trabalho, um modelo de otimização baseado em algoritmos genéticos foi desenvolvido e aplicado na calibração do modelo de precipitação-vazão *Tank Model* para a bacia do rio Ishite, no

Japão. Todos os parâmetros do modelo foram calibrados e os resultados obtidos mostram que o algoritmo genético é uma técnica bastante eficaz e robusta para a calibração do *Tank Model*.

## REFERÊNCIAS

- Duan, Q., Sorooshian, S. and Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.*, 28(4): 1015-1031.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley.
- Hendrickson, J. D., Sorooshian, S., and Brazil, L. E. (1988). Comparison of Newton-type and direct search algorithms for calibration of conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.*, 24(5): 691-700.
- Michalewicz, Z. (1996). *Genetic algorithms + data structures = evolution programs*. 3rd revised and extended ed. Springer-Verlag, New York.
- Sorooshian, S., Duan, Q., and Gupta, V. K. (1993). Calibration of rainfall-runoff models: application of global optimization to the Sacramento soil moisture accounting model. *Water Resour. Res.*, 29(4): 1185-1194.
- Sugawara, M. (1995). The development of a hydrological model-tank. In *Time and the River*. Ed. by Geoff W. Kite. Water Resources Publications, 201-257.
- Wang, Q. J. (1991). The genetic algorithm and its application to calibrating conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.*, 27(9): 2467-2471.

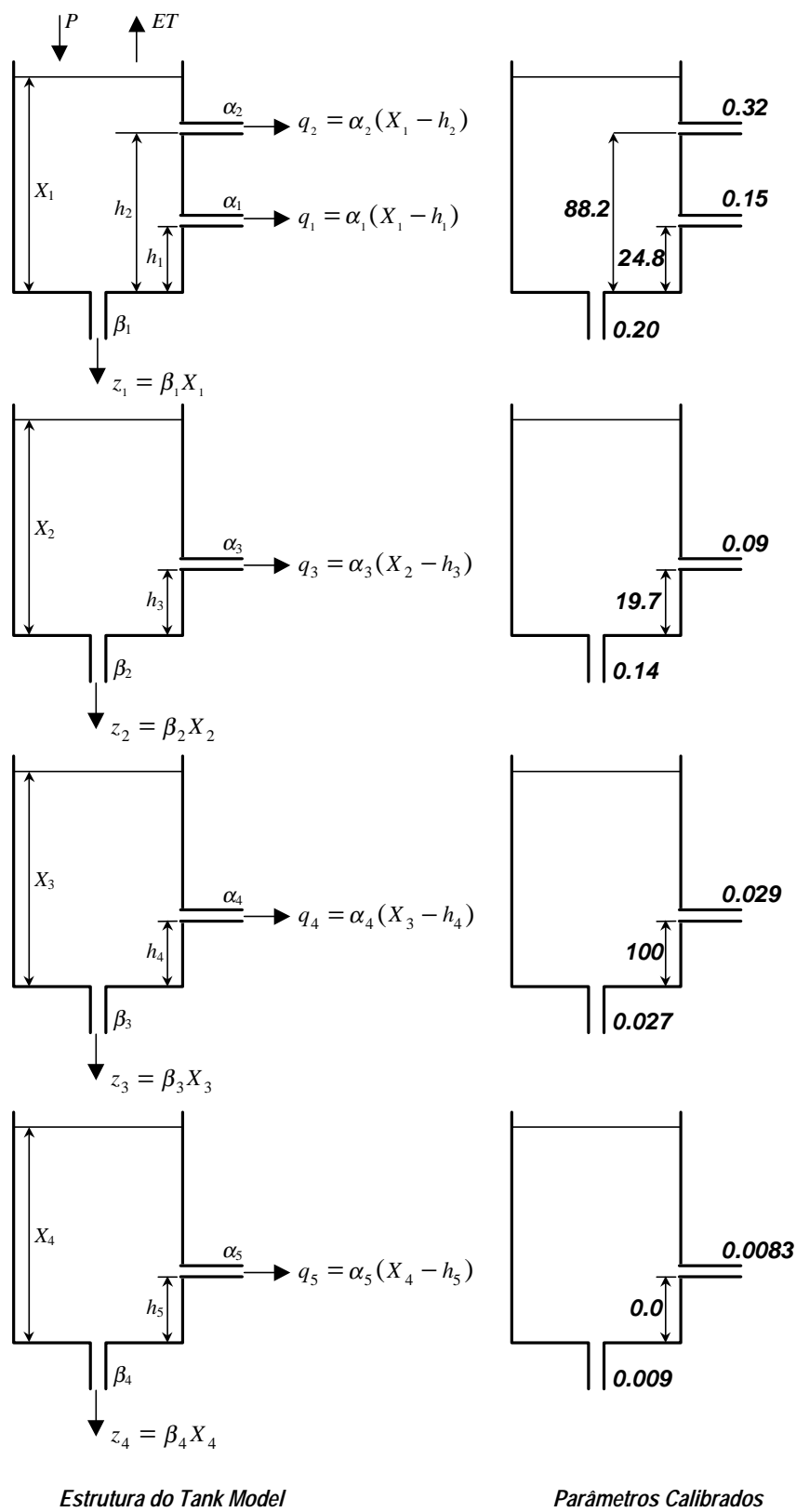


Figura 3 – Estrutura do *Tank Model* usado e valores calibrados para os parâmetros do modelo.

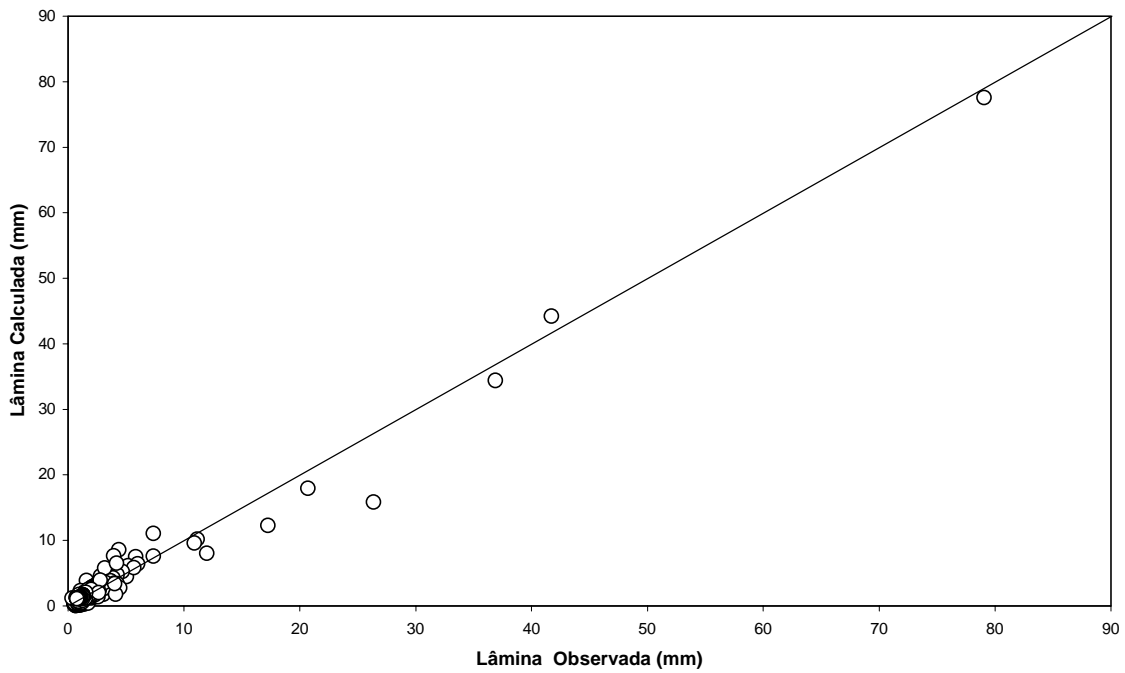
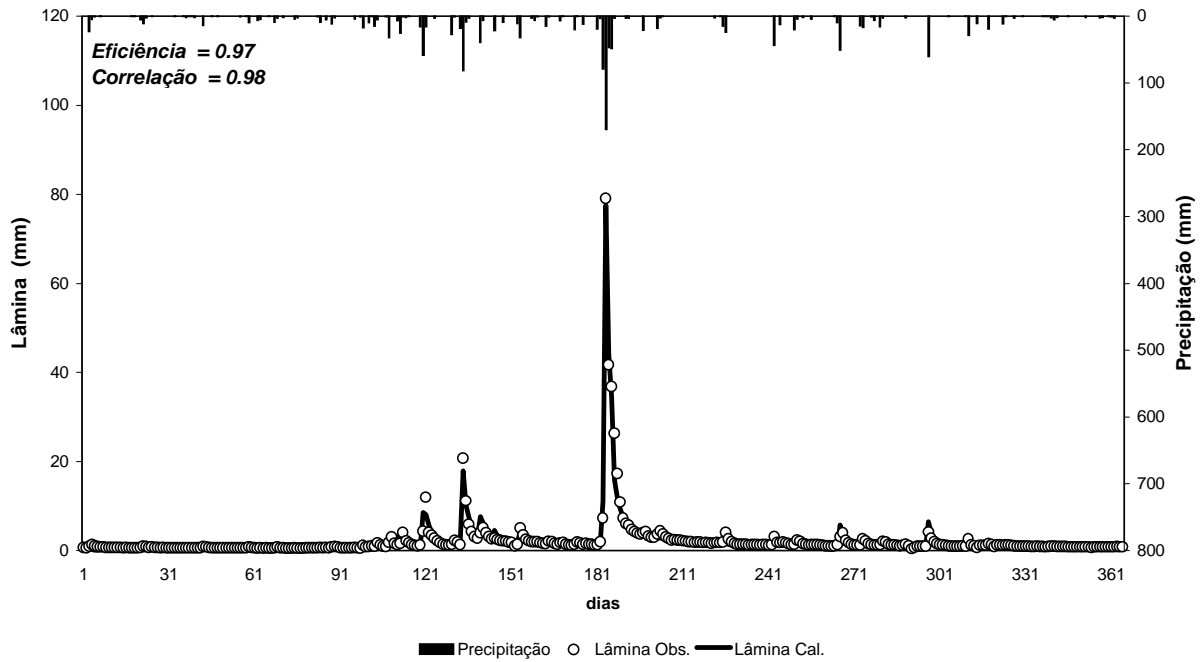


Figura 4 – Resultados para o período de calibração 1995.



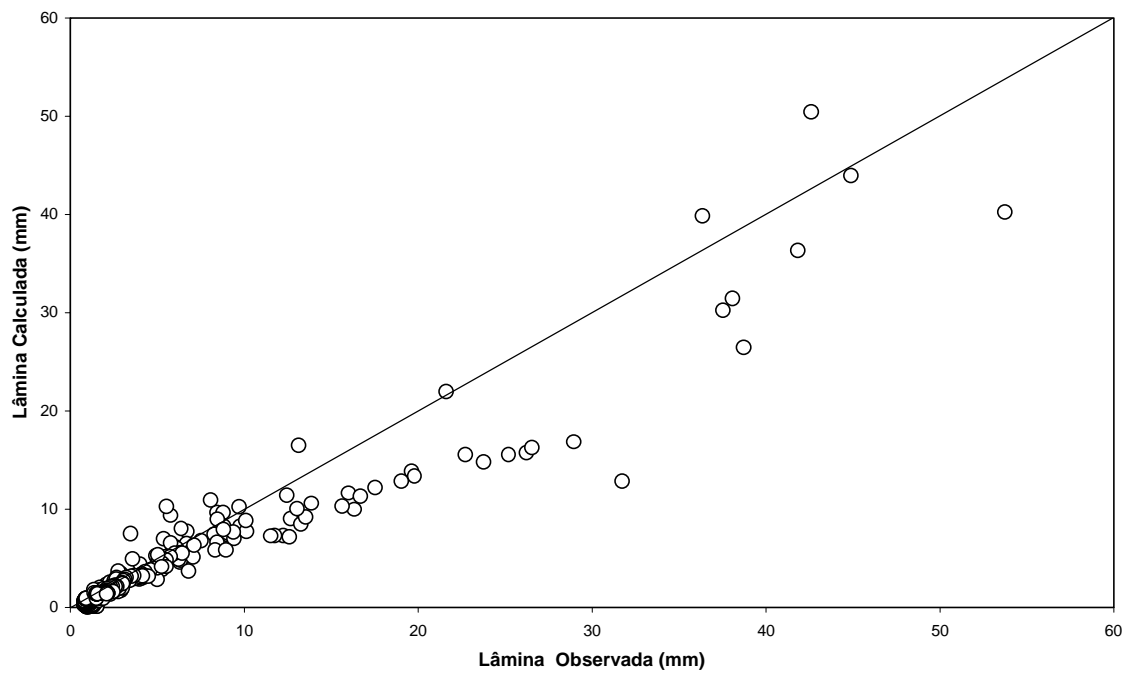
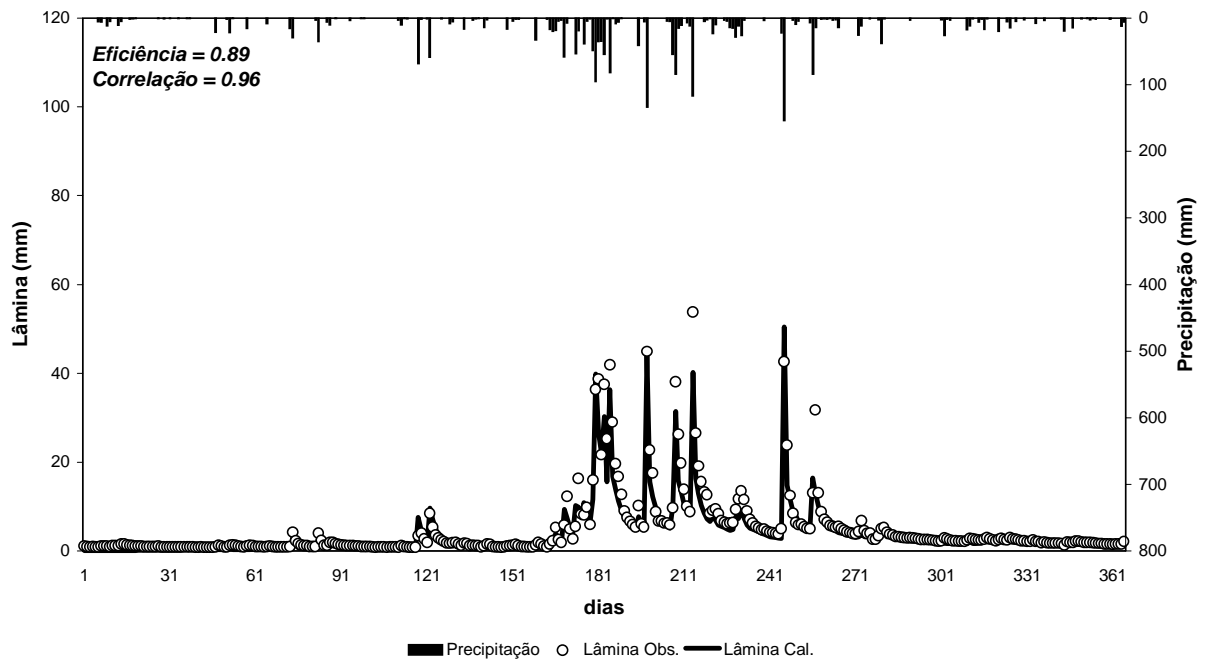


Figura 5 – Resultados para o período de validação 1993.

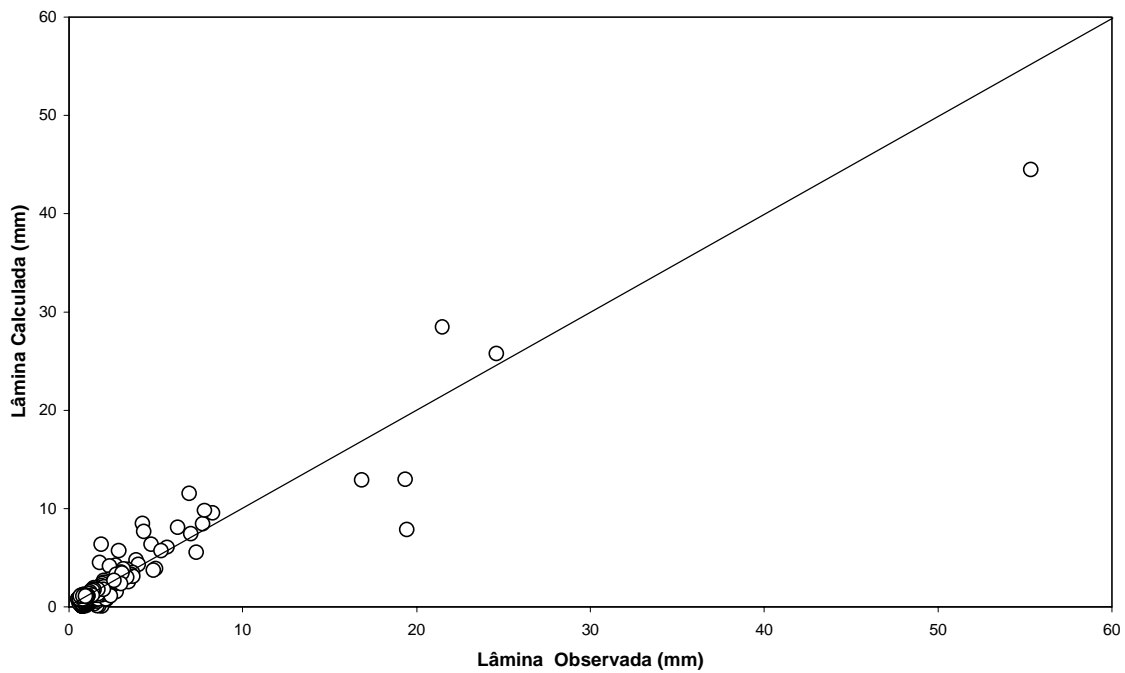
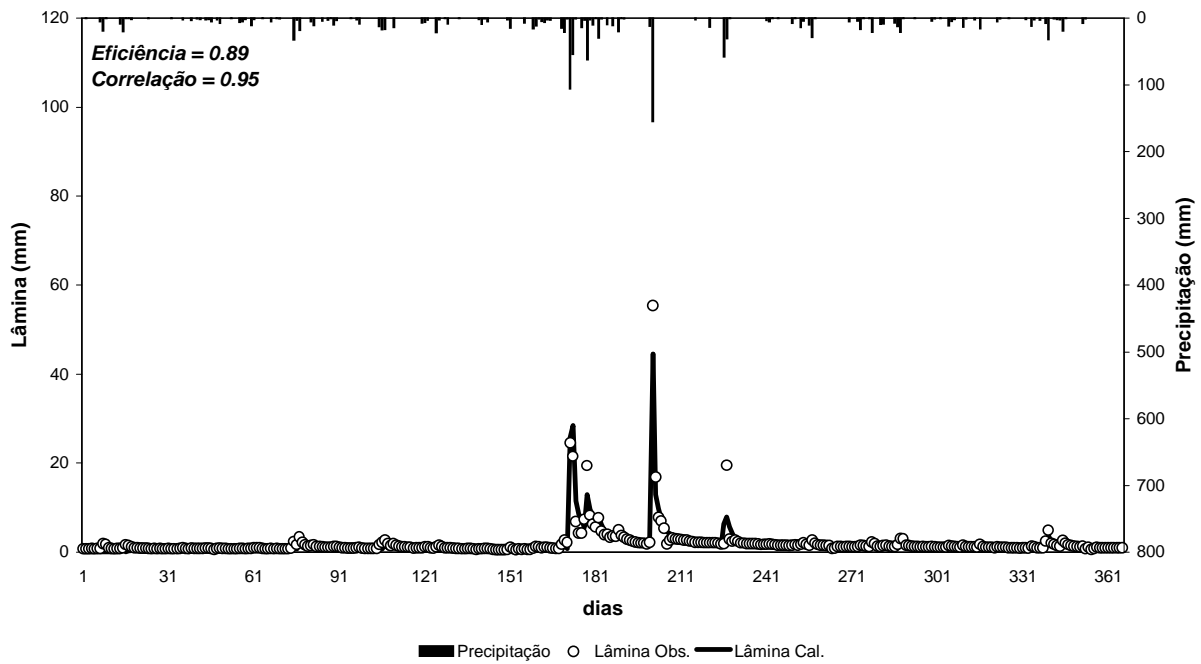


Figura 6 – Resultados para o período de validação 1996.