

AVALIAÇÃO PRELIMINAR DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO MULTI- OBJETIVO MOSCEM-UA APLICADO NA CALIBRAÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO MGB-IPH

Mino Viana Sorribas^{1*}; *Juan Martin Bravo*²; *Walter Collischonn*³

RESUMO --- Os modelos hidrológicos conceituais são compostos por equações matemáticas que buscam descrever o comportamento hidrológico de um sistema real (i.e. transformação chuva-vazão numa bacia hidrográfica), e possuem parâmetros que devem ser definidos por meio de um processo de calibração. A calibração pode ser realizada de forma manual, por tentativa e erro, ou automática, por algoritmos de otimização baseadas no uso intensivo de computadores. Neste trabalho apresentamos a implementação e aplicação do algoritmo de otimização multi-objetivo MOSCEM-UA ao modelo hidrológico MGB-IPH. Os resultados obtidos durante a calibração demonstram que o algoritmo consegue identificar boas soluções para aplicação prática, além da definição de aproximações da região de Pareto com manutenção da diversidade entre as soluções candidatas.

Palavras-chave: Hidrologia, modelagem, otimização, calibração, multiobjetivo

PRELIMINARY ASSESSMENT OF MOSCEM-UA MULTIOBJECTIVE ALGORITHM APPLIED ON THE CALIBRATION OF MGB-IPH HYDROLOGICAL MODEL

ABSTRACT --- Conceptual hydrological models consist of mathematical equations that attempt to describe the hydrological behavior of a real system (i.e. rainfall-runoff transformation in a watershed), and have parameters that must be defined through a calibration process. Calibration is a process that can be performed manually by trial and error, or automatically using optimization algorithms based on intensive use of computers. Herein we present the implementation and application of the multiobjective optimization algorithm MOSCEM-UA in the hydrological model MGB-IPH. Results showed that it was possible to achieve good solutions for practical applications, and also the Pareto front was well represented with diversity maintenance within candidate solutions.

Keywords: Hydrology, modeling, optimization, calibration, multiobjective

INTRODUÇÃO

Os modelos hidrológicos conceituais de transformação chuva-vazão usualmente possuem parâmetros que não podem ser medidos diretamente, mas que podem ser estimados por métodos indiretos como a calibração. A calibração consiste num processo que ajusta os valores dos parâmetros de tal forma que a resposta do modelo se assemelhe da forma mais consistente ao comportamento do sistema real. Na aplicação

¹ Doutorando do Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH) – UFRGS (mino_vs@hotmail.com)

² Professor adjunto do Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH) – UFRGS (jumarbra@iph.ufrgs.br)

³ Professor adjunto do Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH) – UFRGS (collischonn@iph.ufrgs.br)

prática, esse processo é realizado pelo ajuste de hidrogramas obtidos por simulação em comparação com dados fluviométricos observados.

Na sua forma mais simples, a calibração é realizada ajustando os parâmetros manualmente enquanto se verifica o grau de acerto entre as observações e resultados do modelo, por meio visual ou avaliação de funções-objetivo (i.e. erro médio quadrático, Nash-Sutcliffe, etc.). Esse procedimento é vantajoso, em especial, quando se faz uso do conhecimento prévio por parte de um usuário experiente (Bravo et al. 2009). Por outro lado, a calibração manual pode se tornar um processo repetitivo e tedioso especialmente quando o modelo possui um grande número de parâmetros e o usuário é inexperiente (Collischonn e Tucci, 2003). Para reduzir a natureza subjetiva e de alto consumo de tempo da calibração manual (tentativa e erro), métodos automáticos baseados em algoritmos de otimização foram desenvolvidos para tornar o processo mais rápido e eficiente, aproveitando os recursos computacionais da atualidade.

A estratégia inicial dos métodos de calibração automática para aplicação em hidrologia foram desenvolvidos considerando a otimização de somente uma medida quantitativa (ou função-objetivo), sendo a calibração mono-objetivo. O algoritmo de otimização Shuffle Complex Evolution (SCE-UA) desenvolvido por Duan et al. 1992 é um exemplo dessa classe e provou ser consistente e eficiente em encontrar parâmetros apropriados em modelos hidrológicos. Por outro lado, a experiência prática demonstrou que a calibração mono-objetivo apresenta limitações na modelagem hidrológica, pois são incapazes de representar adequadamente todas as características dos dados observados (Vrugt et al. 2003). Dessa forma, uma das estratégias para tratar esse problema foi reconhecer a natureza multi-objetivo do mesmo e definir diferentes critérios de otimização que medem aspectos diferentes e complementares do comportamento de um sistema, bem como utilizar um método de otimização multicritério para identificar as soluções de Pareto (Gupta et al. 1998, Yapo et al., 1998). As soluções de Pareto, também conhecidas por soluções não-dominadas, representam regiões de trade-off entre critérios, tal que a melhoria da solução em uma função-objetivo reflete na degradação de uma ou mais das restantes funções-objetivo consideradas. Por exemplo, podemos ter uma solução que represente melhor as vazões máximas em detrimento da representação da recessão do hidrogramas.

Recentemente, uma grande quantidade de algoritmos evolucionários capazes de determinar múltiplas soluções não-dominadas foram desenvolvidos. No contexto de modelagem hidrológica, o algoritmo Multiobjective Complex Evolution – University of Arizona (MOCOM-UA) desenvolvido por Yapo et al. (1998) combina a estratégia evolucionária do algoritmo SCE-UA (Duan et al., 1992) com os conceitos de dominância e Pareto. A aplicação e avaliação do mesmo em diferentes modelos hidrológicos e hidrometeorológicos demonstrou que o MOCOM-UA aproxima a região de Pareto de maneira eficiente, no entanto, esse método apresenta duas fraquezas principais: (1) as soluções tendem a ficar concentradas em uma região central de compromisso, não representando os extremos; (2) a solução tende a convergir prematuramente para uma região de atração, devido à baixa diversidade, principalmente em problemas que possuem muitos parâmetros e critérios de performance altamente correlacionados (Vrugt et al. 2003). Em proposta mais recente, Vrugt et al. (2003) desenvolveu o algoritmo Multiobjective Shuffle Complex Evolution Metropolis (MOSCEM-UA) que combina as seguintes características principais: (1) mistura dos complexos do SCE-UA; (2) busca probabilística através do método covariance-

annealing; e (3) hierarquização por aptidão semelhante ao apresentado por Zitzler & Thiele (1999). Essas características do MOSCEM-UA permitem a preservação da diversidade das soluções candidatas, uma eficiente exploração do espaço de busca, a prevenção de colapso em uma região definida por um único conjunto e, portanto, melhor representação uniforme da região de Pareto.

Na última década, a avaliação e aplicação de otimização multiobjetivo foi realizada em modelos hidrológicos chuva-vazão desenvolvidos no Instituto de Pesquisas Hidráulicas (IPH), tais como o IPH-II (Collischonn et al. 2003; Bravo et al. 2009) e MGB-IPH (Collischonn, 2001). Nesses trabalhos o MOSCEM-UA apresentou bons resultados, sendo o mesmo adotado como o algoritmo automático para a maioria das aplicações recentes, no IPH-II e no MGB-IPH. Conforme descrito anteriormente, apesar de eficiente, esse algoritmo apresenta algumas limitações, sendo o MOSCEM-UA uma proposta mais recente e robusta.

Neste trabalho buscamos avaliar preliminarmente a aplicabilidade do algoritmo MOSCEM-UA no modelo MGB-IPH, motivado pelos bons resultados já obtidos na aplicação do mesmo no IPH-II (Bravo et al. 2009). O IPH-II é um modelo chuva-vazão de baixa complexidade, concentrado e com sete parâmetros. A aplicação do mesmo algoritmo no modelo hidrológico MGB-IPH é bastante desafiadora, pois a natureza distribuída (ou semi-distribuída) do mesmo permite um número de parâmetros variável, dependente das características físicas da região (i.e. tipo de solo e cobertura), de acordo com a aplicação. Além disso, o MGB-IPH permite a calibração de parâmetros considerando dados observados em múltiplos postos fluviométricos, sendo esperado que o MOSCEM-UA seja capaz de representar melhor a aproximação da região de Pareto em condições onde funções-objetivo podem estar correlacionadas, por exemplo, entre postos fluviométricos encadeados numa rede de canais. Sendo esse um trabalho em desenvolvimento, apresentamos um estudo de caso considerando a calibração de um posto fluviométrico.

ALGORITMO MOSCEM-UA

O algoritmo MOSCEM-UA constitui um conjunto de métodos aplicados em cada etapa que compõe modelos evolucionários de otimização desde a definição do espaço de busca, amostragem, definição da aptidão, hierarquização, separação em complexos, reprodução, mistura e critérios de parada cujos detalhes excedem o escopo desse trabalho. Em razão disso, apresentamos abaixo os principais passos, descritos por Bravo et al. (2009) quando na aplicação do algoritmo no modelo IPH-II. Uma descrição mais detalhada do algoritmo MOSCEM-UA (Vrugt et al. 2003) utilizado pode ser encontrado no trabalho original e demais referências.

1. Definição do espaço de busca: limites mínimos e máximos dos valores dos parâmetros;
2. Geração de soluções candidatas: a partir de uma distribuição de probabilidades definida, por exemplo, uniforme, dentro do espaço de busca;
3. Simulação e cálculo de funções-objetivo;
4. Hierarquização inicial de aptidões por critério de dominância (Goldberg, 1989);

5. Hierarquização final (ranking) com base no método de Zitzler e Thiele (1999);
6. Divisão da população em complexos (Duan et al. 1992);
7. Evolução dos complexos: etapa de reprodução, por covariance-annealing, geração de parâmetros do ponto candidato com base numa distribuição normal multivariada centrada na marca atual e aceitação por critério tipo Metropolis (Metropolis et al. (1953) apud Vrugt et al., 2003);
8. Mistura dos complexos;
9. Verificação do critério de parada, se não for atendido, retorna a 4.

BREVE DESCRIÇÃO DO MODELO HIDROLÓGICO MGB-IPH

O MGB-IPH (Modelo de Grandes Bacias) é um modelo hidrológico conceitual, distribuído, aplicado a grandes bacias hidrográficas (Collischonn, 2001). O modelo representa matematicamente os processos hidrológicos por meio de relações físicas e conceituais, em três etapas: balanço vertical de água no solo e geração de escoamento nas mini-bacias; amortecimento e retardo de escoamento nas mini-bacias e, propagação do escoamento em rios. Para aplicação do modelo a bacia hidrográfica é discretizada espacialmente em unidades menores, denominadas mini-bacias, utilizando ferramentas de geoprocessamento a partir de um modelo digital de elevação (MDE). Utiliza-se o conceito de Unidades Resposta Hidrológica (URHs) para representar a variabilidade das características físicas em cada mini-bacia. Cada URH é definida de forma a representar uma resposta particular do ponto de vista hidrológico, usualmente, por meio do cruzamento de mapas temáticos de tipo de solo, cobertura vegetal, uso e ocupação.

A estrutura do MGB-IPH apresenta dois conjuntos principais de parâmetros calibráveis. O primeiro está associado ao balanço vertical do solo em cada mini-bacia i , URH j , agregando os parâmetros $W_{m(i,j)}$, $b_{(i,j)}$, $K_{int(i,j)}$, $K_{bas(i,j)}$ e, em algumas aplicações, $D_{cap(i,j)}$ e $W_{c(i,j)}$. O segundo abrange os parâmetros que controlam os reservatórios lineares para propagação do escoamento superficial para a rede de drenagem $C_{s(i)}$, $C_{i(i)}$, $C_{b(i)}$. Dessa forma, é usual a calibração de pelo menos sete parâmetros no modelo.

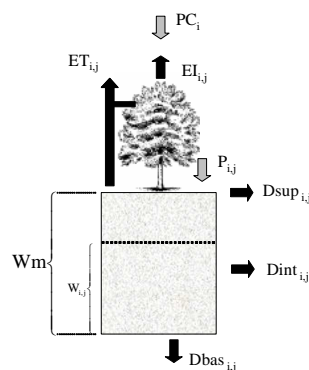


Figura 01. Estrutura do modelo de balanço vertical de água no solo e separação de escoamento.

ESTUDO DE CASO

Nesse estudo foram utilizados dados pluviométricos, climáticos e fluviométricos da bacia do rio Ijuí, sub-bacia 75, cadastrados e disponibilizados pela Agência Nacional de Águas (ANA) através do portal Hidroweb (<http://hidroweb.ana.gov.br/>). O modelo hidrológico MGB-IPH foi discretizado e calibrado para uma área de drenagem de 5414 km² até o posto fluviométrico 7523000-Santo Ângelo (Figura 02). A maior parte da região possui solos profundos (latossolos vermelho) com cobertura de agricultura ou campos. Dessa forma, nesse estudo foram considerados somente duas unidades de resposta hidrológica na modelagem: campos/agricultura/solo profundo (~90,6%) e florestas/mata/solo profundo (9,4%).

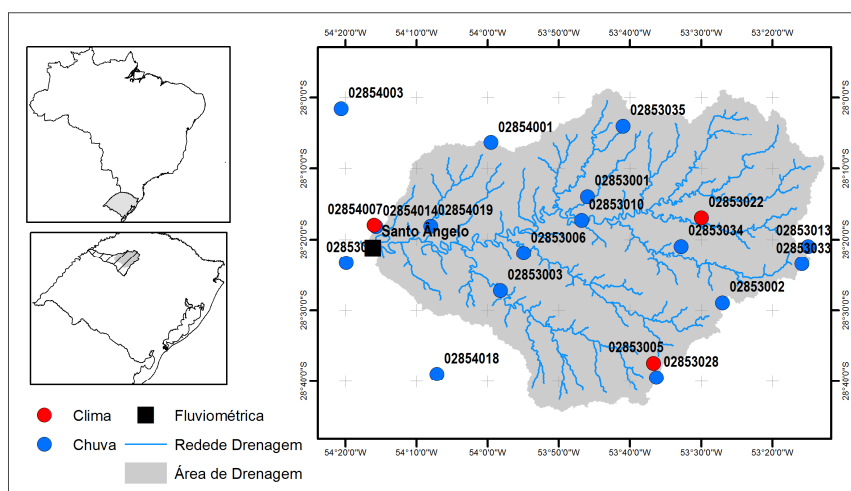


Figura 02. Bacia Hidrográfica do rio Ijuí até posto fluviométrico Santo Ângelo

Considerando o mapeamento de URHs adotado, o processo de calibração utilizando o MOSCEM-UA foi realizado utilizando 11 parâmetros, de acordo com a tabela 01. Nesse estudo a calibração foi realizada considerando os dados disponíveis no período de jan/2001-dez/2005, e a minimização de três funções-objetivo: FO1(1-coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe das vazões), FO2(1-coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe do logaritmo das vazões) e FO3(erro relativo no volume). Os parâmetros do MOSCEM-UA foram definidos de acordo com critérios indicados por Vrugt et al. (2003) e ensaios iniciais realizados com uma série sintética, sendo o número de filhotes gerados por cada complexo igual a 12 e o tamanho da população, 504. O processo de otimização foi encerrado manualmente após 650 passos de evolução, sendo a avaliação realizada sobre esses resultados parciais.

Tabela 01. Parametrização do MGB-IPH para calibração em ambos os usos

Parâmetros	Valor inicial	Limites para calibração	Número do Parâmetro*
Wm	300.	30-200 %	1,5
b	0.4	20-200 %	2,6
Kbas	2.0	20-300 %	3,7
Kins	15.	10-800%	4,8
Cs	10.	50-200%	9
Ci	60.	20-200%	10
Cb	500.	20-200%	11

* Referência para gráficos nos resultados. Os parâmetros com dupla numeração referem-se àqueles associados às URHs 1 e 2, sequencialmente. Por exemplo, o parâmetro 1 é $Wm_{(1,1)}$ e o parâmetro 5 é $Wm_{(1,2)}$.

RESULTADOS

Os resultados do processo de calibração do MGB-IPH utilizando o MOSCEM-UA foram analisados em termos da aproximação da região de Pareto obtida, dos valores dos parâmetros associados a soluções não dominadas e da comparação entre hidrogramas calculados e observados.

A figura 03 apresenta as duas primeiras gerações do algoritmo evolucionário. É possível verificar a identificação inicial de aproximações da região de Pareto através de suas projeções nos diferentes planos, mostrado em azul pelas soluções não-dominadas. Além disso, na segunda iteração percebe-se uma manutenção das boas soluções, uma boa amostragem e exploração de novas regiões no espaço de busca, bem como a redução da variabilidade de alguns parâmetros de soluções não-dominadas. No decorrer do processo, demonstrado na figura 04, é possível verificar uma atualização da amostragem dos resultados, tendendo para uma concentração mais uniforme em regiões limite nas diferentes projeções, bem como um estreitamento da faixa de alguns parâmetros.

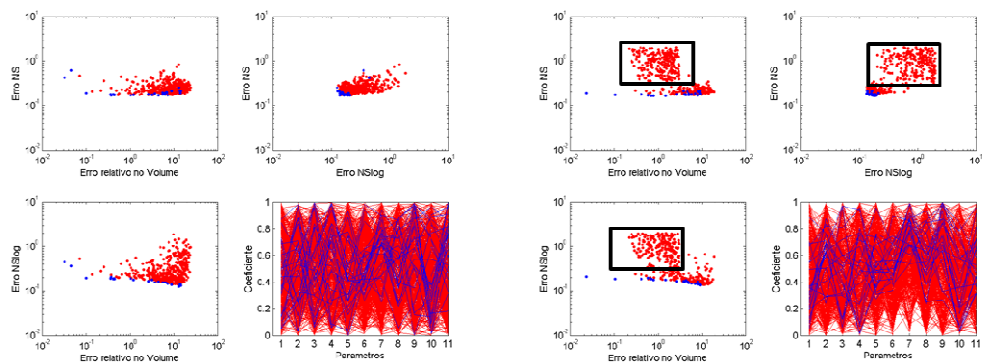


Figura 03. Soluções não-dominadas (azul) e dominadas (vermelho) nas projeções das três funções-objetivo e espaço de busca dos parâmetros: lado esquerdo, primeira iteração; à direita, segunda iteração

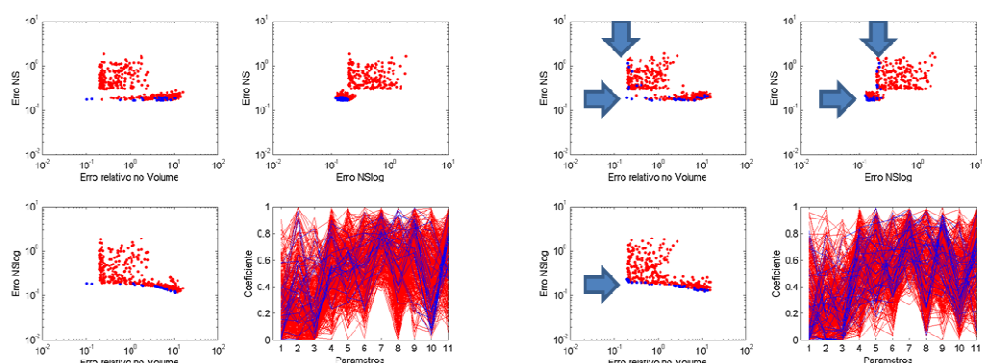


Figura 04. Soluções não-dominadas (azul) e dominadas (vermelho) nas projeções das três funções-objetivo e espaço de busca dos parâmetros: lado esquerdo, quinta iteração; à direita, iteração final (650).

A tabela 02 apresenta os valores para os parâmetros e funções-objetivo das soluções não-dominadas após o critério de parada ser atendido. Nos parâmetros é possível observar uma menor variação dos parâmetros 5 a 8, o que demonstra uma convergência na região de maior sensibilidade nesta aplicação, pois esses parâmetros estão associados à URH dominante. Os valores obtidos para as funções-objetivo

indicam boas soluções para aplicação prática. Por exemplo, sendo a FO1 (1-coeficiente de Nash-Sutcliffe das vazões), temos que o índice de NS apresentou entre as soluções não dominadas mediana em 0,73 ($FO1=1-0,17$) e um valor máximo de 0,83. Os erros de volume apresentaram uma mediana em 2,45%. Por outro lado, a manutenção da região de Pareto permite soluções ruins com NS negativo (i.e. $FO1 > 1$) e erros de volume mais acentuados. A figura 05 compara as vazões observadas com as vazões simuladas, essas representadas pela mediana e percentis 10 e 90 das simulações obtidas a partir do uso dos conjuntos de parâmetros que definiram as soluções não-dominadas. Em geral, os hidrogramas representaram bem o comportamento geral do sistema, em boa parte da faixa de vazões, mas não obstante de alguns desvios em picos e vazões baixas.

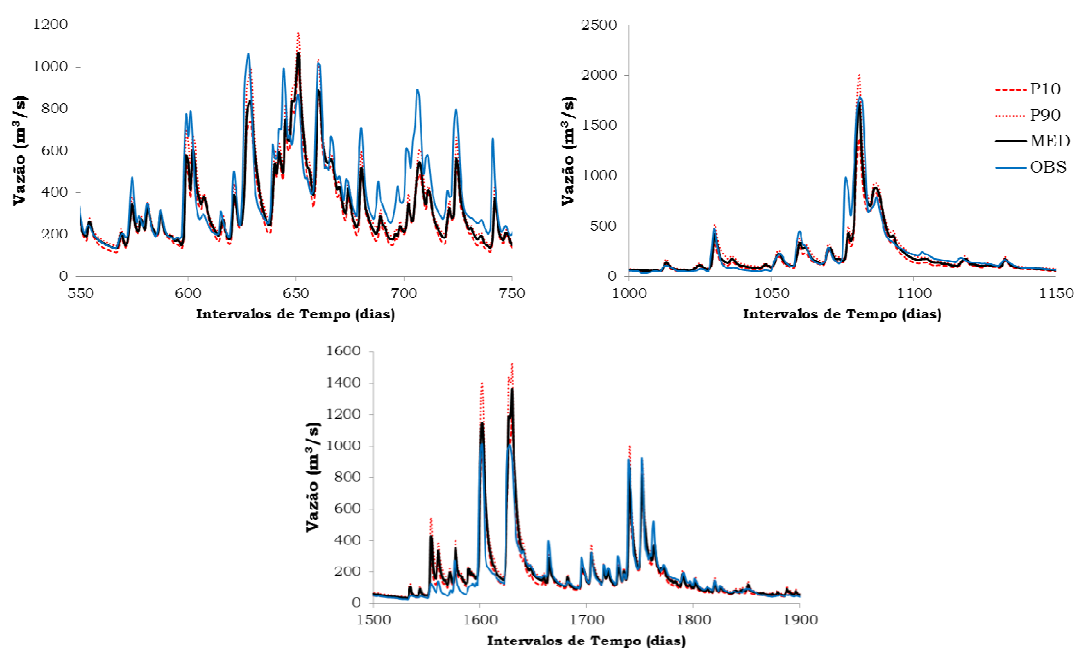


Figura 05. Hidrogramas Observados (em azul) e Simulados (preto e vermelho). As linhas obtidas pela simuladas obtidas pela calibração demonstram os percentis 50 (mediana), 10, 90 das soluções não-dominadas.

CONCLUSÕES

Neste trabalho foi apresentado a aplicação do algoritmo de otimização multi-objetivo MOSCEM-UA na calibração do modelo hidrológico MGB-IPH. Os resultados demonstraram que o método foi capaz de obter soluções boas com sucesso, bem como representar uma aproximação da região de Pareto. A manutenção da diversidade de soluções permite que se faça uma escolha da "melhor solução", em função dos critérios que melhor se encaixam ao objetivo de aplicação do modelo para o usuário. O estudo de caso representa um passo inicial para a aplicação e avaliação do método em situações mais complexas no MGB-IPH. Em especial, a estratégia evolucionária do MOSCEM-UA pode ser mais vantajosa em relação ao método atual implementado, MOCOM-UA, por exemplo, na calibração de múltiplos postos fluviométricos encadeados.

Tabela 02. Resumo de Parâmetros e Funções-Objetivos na aproximação da região de Pareto

PAR/FO	média	mínimo	máximo	mediana	Q1	Q3	DesvPad	CV
P1	197,58	90,60	507,90	131,79	108,99	247,47	125,03	0,63
P2	0,27	0,08	0,65	0,25	0,12	0,38	0,16	0,60
P3	1,65	0,40	4,69	1,23	0,64	2,23	1,18	0,72
P4	62,24	13,23	101,81	62,94	40,10	83,31	25,02	0,40
P5	368,32	178,62	597,00	344,58	265,89	448,59	117,44	0,32
P6	0,49	0,28	0,77	0,48	0,38	0,57	0,13	0,27
P7	4,48	2,53	5,89	4,53	3,96	5,17	0,83	0,19
P8	70,21	6,11	116,14	69,48	51,22	89,37	27,50	0,39
P9	14,99	9,82	19,15	14,92	12,02	17,74	3,03	0,20
P10	55,13	22,58	107,93	51,40	38,47	67,78	22,52	0,41
P11	634,62	156,10	945,45	660,65	538,65	718,80	151,91	0,24
FO1	0,261	0,165	1,144	0,188	0,173	0,205	0,209	0,80
FO2	0,171	0,127	0,234	0,170	0,138	0,201	0,032	0,18
FO3	4,175	0,188	13,496	2,455	0,322	7,396	4,330	1,04

BIBLIOGRAFIA

BRAVO, J.M.; COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M. (2009) Verificação da Eficiência e Eficácia de um Algoritmo Evolucionário Multi-objetivo na Calibração Automática do Modelo Hidrológico IPH II. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, v 14, n 3, p. 37-50.

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

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M. (2003) Ajuste multi-objetivo dos parâmetros de um modelo hidrológico. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, v 8, n 3, p. 27-39.

GOLDBERG, D.E. (1989) Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison Wesley Longman, Boston, 412 p.

GUPTA, H.V.; SOROOSHIAN, S.; YAPO, P.O. (1998) Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resources Res.*, v 34, n 4 p. 751-763.

VRUGT, J.A.; GUPTA, H.V.; BOUTEN, W.; SOROOSHIAN, S. (2003) A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resour. Res.*, v. 39, n 8.

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

ZITZLER, E.; THIELE, L. (1999) Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach. *IEEE Trans. on Evol. Comput.*, v. 3, n. 4, p. 257-271.