

COMPARAÇÃO DE DOIS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO MULTI- OBJETIVO NA CALIBRAÇÃO DE UM MODELO HIDROLÓGICO

Juan Carlos Ticona Gutierrez^{1} & Daniela Santini Adamatti²*

Resumo – O presente trabalho tem o objetivo de comparar dois algoritmos evolucionários multi-objetivo (MOCOM-UA e NSGA-II) quando aplicados na calibração do modelo hidrológico IPH II. Para tal, são realizados testes analisando as frentes de pareto obtidas com cada um dos algoritmos, variando-se tamanhos de população e número de gerações. O algoritmo MOCOM-UA apresentou frentes de Pareto que mostravam melhor convergência e desempenho tanto com um aumento no tamanho da população quanto com o aumento do número de gerações. O algoritmo NSGA-II gerou frentes que não mostraram convergência, mas em alguns casos (população e gerações) apresentou desempenho melhor do que o MOCOM-UA. Em um teste com uma série sintética de vazões, o NSGA-II não conseguiu representar o conjunto de parâmetros conhecido, gerado com o MOCOM-UA, mesmo com um aumento no tamanho da população e nas gerações. No entanto, observa-se uma convergência entre as FP geradas e que para um mesmo tamanho e valores da população inicial, o NSGA-II consegue gerar soluções melhores que as obtidas com o MOCOM-UA, com menor número de gerações.

Palavras-Chave – MOCOM-UA, NSGA-II, IPH II.

COMPARISON OF TWO MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION METHODS IN A HYDROLOGICAL MODEL CALIBRATION

Abstract – The present study aims to compare two multiobjective evolutionary algorithms (MOCOM-UA and NSGA-II) when calibrating the hydrological model IPH II. We performed tests and analyzed pareto fronts obtained with each of the algorithms, varying population size and the number of generations. MOCOM-UA algorithm presented pareto fronts that showed better convergence and performance with both an increase in population size and an increase in the number of generations. NSGA-II algorithm generated fronts that did not demonstrate convergence, but in some cases (population and generations) presented better performance than MOCOM-UA. In a test using a synthetic runoff series, NSGA-II failed to represent the known parameter set generated with the MOCOM-UA, even when increasing population size and the number of generations. However, there is a convergence between the generated pareto fronts and to the same population size and initial population values, NSGA-II can generate better solutions than those obtained with the MOCOM-UA, in fewer generations.

Keywords – MOCOM-UA, NSGA-II, IPH II.

¹ Doutorando do Programa de Pós-graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental do IPH-UFRGS, juancarlos.ticonag@gmail.com*

² Doutoranda do Programa de Pós-graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental do IPH-UFRGS, dani.adamatti@gmail.com

INTRODUÇÃO

A calibração multi-objetivo de um modelo hidrológico pode ser descrita como um problema de otimização, Minimização $F(\theta) = \{f_1(\theta), \dots, f_m(\theta)\}$, no qual $f_1(\theta), \dots, f_m(\theta)$ são as m funções objetivo a serem simultaneamente minimizadas, em função dos parâmetros θ do modelo (Yapo et al., 1998). Com o objetivo de tornar este processo rápido e eficiente, tem sido utilizado diversos algoritmos de otimização e diferentes medidas de desempenho, utilizadas isoladas (otimização mono-objetivo) ou em conjunto (otimização multi-objetivo).

Ao contrário da otimização mono-objetivo, na qual é realizada a busca pelo melhor resultado, que geralmente corresponde ao máximo global ou ao mínimo global dependendo se o problema é de maximização ou minimização, em um problema de otimização considerando múltiplos objetivos é obtido um conjunto de soluções. Essas soluções são conhecidas como soluções ótimas de Pareto ou soluções não-dominadas. Tais soluções são consideradas superiores às soluções restantes existentes no espaço de busca, quando considerados todos os objetivos, mas podem ser inferiores às outras soluções do espaço para um ou mais objetivos (Srinivas & Deb, 1995). Todas as soluções integrantes da frente de Pareto são soluções aceitáveis e considerando todas as funções objetivo, não é possível definir se alguma delas é absolutamente melhor do que qualquer outra.

Geralmente os modelos hidrológicos são calibrados através da utilização de uma função objetivo e muita atenção é dispensada para a definição da função a ser utilizada e da estratégia de otimização a ser empregada (Liu *et al.*, 2016). No entanto, muitas vezes a otimização mono-objetivo, dependendo da medida de desempenho utilizada, não é capaz de fornecer um conjunto de parâmetros capaz de representar de forma suficientemente precisa os processos e conseqüentemente o comportamento hidrológico, fazendo necessária a utilização de algoritmos multi-objetivo.

Os algoritmos evolucionários são ferramentas adequadas para a otimização de problemas multi-objetivo. Tais algoritmos lidam com problemas multi-objetivos simulando os princípios básicos do processo evolutivo em um conjunto de indivíduos (soluções), por meio dos chamados operadores evolutivos, que incluem: atribuição de aptidão, seleção, cruzamento, mutação e elitismo (Coello et al., 2007). Segundo Coello *et al.* (2007), no geral, os algoritmos evolucionários multi-objetivo diferem no método de atribuição de aptidão, mas a maioria utiliza o conceito de Pareto para discriminar soluções e orientar a busca no espaço de busca.

Existem diversos algoritmos que tem sido utilizados em problemas complexos de otimização multi-objetivo tais como o NSGA, NSGA-II, MOPSO e MOSCEN-UA, no entanto, existem poucos estudos que comparam a performance dos algoritmos e exploram seus diferentes aspectos (Huang *et al.*, 2012). Dentro desse contexto, o presente trabalho tem o objetivo de comparar dois algoritmos evolucionários multi-objetivo (MOCOM-UA e NSGA-II) quando aplicados na calibração do modelo hidrológico IPH II. Para tal, são realizados testes analisando as frentes de Pareto obtidas com cada um dos algoritmos, variando-se tamanhos de população e número de gerações.

METODOLOGIA

Algoritmo MOCOM-UA (*Multiple Objective Complex Evolution, Universidade do Arizona*)

O algoritmo MOCOM-UA, desenvolvido por Yapo *et al.* (1998), é uma variação multi-objetivo, do algoritmo mono-objetivo SCE-UA (Duan *et al.*, 1992), que utiliza técnicas de algoritmos genéticos e não o algoritmo *simplex* de Nelder e Mead (1965).

Inicialmente os limites mínimos e máximos, dos n_p parâmetros a serem gerados, devem ser definidos. São gerados então os n_c conjuntos de parâmetros ou pontos na região válida, compreendida entre os limites estabelecidos, que definem uma população de soluções candidatas. Para cada ponto, são avaliadas as n_f funções objetivo, gerando uma matriz de resultados $f(n_p, n_f)$. Uma vez obtidos os

valores das funções objetivo, os conjuntos de parâmetros são hierarquizados por critérios de dominância e não dominância. A hierarquização é baseada na aptidão das soluções e realizada em duas etapas. Na primeira etapa, cada ponto recebe o valor de um índice com base no conceito de classificação de soluções em problemas multi-objetivos dado por Goldberg (1989), e na segunda etapa é calculado o *ranking* dos diferentes pontos da população, conforme apresentado por Vrugt *et al.* (2003). Ao final da etapa de hierarquização, cada um dos pontos tem um *ranking*, que indica, aproximadamente, a qualidade relativa das funções objetivo associadas. Quanto menor o valor do *ranking* de uma solução, melhor é sua aptidão. Quanto melhor o valor de aptidão, mais próximo o ponto está da frente de Pareto. A população ordenada pelo *ranking* multi-objetivo é separada em conjuntos (chamados de complexos), que incluem soluções com baixo valor do *ranking* (boas soluções) e altos valores do *ranking* (soluções ruins), que evoluem baseados em um processo de “reprodução”. O algoritmo de evolução de cada sequência do MOSCEM-UA, chamado *covariance-annealing*, foi descrito por Vrugt *et al.* (2003).

O algoritmo MOCOM-UA possui um único parâmetro que deve ser definido pelo usuário: o número de indivíduos da população. Quanto maior a população, maiores são as chances de encontrar uma boa aproximação da região de Pareto, porém maior é o tempo de processamento e o número de iterações necessárias para a convergência do algoritmo.

Muitas aplicações do algoritmo MOCOM já foram realizadas em hidrologia e hidrometeorologia (Gupta *et al.*, 1998, 1999; Yapo *et al.*, 1998; Bastidas *et al.*, 1999; Boyle *et al.*, 2001; Wagener *et al.*, 2001), demonstrando o potencial do algoritmo na otimização de problemas na área de recursos hídricos.

Algoritmo NSGA-II (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II)

O NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*), desenvolvido por Deb *et al.* (2002), é um algoritmo genético multi-objetivo cuja formulação incorpora os conceitos de elitismo, visando a conservação das melhores soluções, e de dominância, através da hierarquização baseada na não-dominância.

O algoritmo inicia através da geração de uma população P_0 , de tamanho N , inicializada aleatoriamente com base nas características do problema tais como restrições e faixas de valores dos parâmetros. A população é hierarquizada de acordo com o critério de não-dominância, sendo atribuído um valor de *fitness* (ou *ranking*) de acordo com o nível de dominância (1 é o melhor nível, 2 é o segundo melhor nível, e assim por diante). A população de descendentes Q_0 , de mesmo tamanho da população P_0 , é criada através de seleção binária por torneio, da recombinação e também utilizando operadores de mutação.

O elitismo é introduzido através da comparação da população da geração atual com a população da geração anterior, havendo, portanto, diferenciação no procedimento após a primeira geração. Primeiramente é gerada a população R_t , de tamanho $2N$, através da união das populações P_t e Q_t , cada uma de tamanho N . A população R_t é hierarquizada, utilizando o critério de não dominância, em frentes. As soluções pertencentes à primeira frente são as melhores e devem ser enfatizadas na constituição da população da geração seguinte. Se o conjunto de soluções pertencentes à primeira frente tem tamanho inferior a N , todos os membros passam a integrar a nova população (P_{t+1}). As posições remanescentes na população P_{t+1} , de tamanho N , são preenchidas com as soluções pertencentes aos conjuntos das demais frentes, em ordem de melhor *ranking*. Quando um conjunto pertencente a uma frente não puder ter todos os seus membros na população P_{t+1} , as soluções são organizadas em ordem decrescente utilizando um operador que consiste em uma medida do quão distante um indivíduo está de seus vizinhos. A utilização desse operador visa garantir a diversidade das soluções. As melhores soluções são selecionadas para completar as posições restantes na nova

população. Essa nova população é então utilizada para seleção, crossover e mutação para criar a nova população Q_{t+1} .

Modelo hidrológico IPH II

O modelo hidrológico chuva-vazão utilizado neste trabalho é o modelo IPH II, descrito por Tucci et al. (1981) na sua versão WIN_IPH2 (Bravo et al., 2007). O IPH II é um modelo de transformação de precipitação em vazão que foi desenvolvido para simular o escoamento em bacias rurais e urbanas, considerando a bacia concentrada. É tipicamente utilizado considerando intervalos de tempo diários ou inferiores. Assim como a maioria dos modelos concentrados, a maior virtude deste modelo está em sua simplicidade e no pequeno número de parâmetros, os quais permitem que estimativas de vazão de uma bacia hidrográfica possam ser realizadas rapidamente.

O modelo apresenta dois tipos de parâmetros no processo de simulação: fixos e calibráveis. Os “parâmetros fixos”, que caracterizam a bacia são a área da bacia (A), a porcentagem de área impermeável (AIMP), um coeficiente de forma da bacia (n) e o tempo de concentração (t_c). Os “parâmetros calibráveis” são em sua maioria, de natureza física, e estão descritos na Tabela 1.

Tabela 1 – Limites dos valores dos parâmetros calibráveis do modelo IPH II.

Parâmetro	Descrição	Rango
R_{max}	Capacidade máxima do reservatório de perdas por interceptação.	0.0 - 9.0
I_o	Capacidade de infiltração quando o solo se encontra em capacidade de campo.	10.0 - 300.0
I_b	A capacidade de infiltração quando o solo se encontra saturado.	0.1 - 10.0
h	O parâmetro de decaimento da infiltração do solo.	0.01 - 0.999
alfa	Parametro que afeta a separação dos escoamentos quando a precipitação é menor que a capacidade de infiltração.	0.01 - 20.0
k_{sup}	O parâmetro de propagação do escoamento superficial.	0.01 - 10.0
k_{sub}	O parâmetro de propagação do escoamento subterrâneo.	10.0 - 500.0

Funções Objetivo

As funções objetivo utilizadas na calibração multi-objetivo foram o desvio quadrático inverso (DQI) (Equação 1) das vazões observadas e o coeficiente do Nash-Sutcliffe (NS) (Equação 2), onde $Q_{Sim,i}$ é o valor simulado no intervalo de tempo i ; $Q_{Obs,i}$ é o valor observado no intervalo de tempo i ; N é o número de passos de tempo.

$$DQI = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{Q_{Obs,i}} - \frac{1}{Q_{Sim,i}} \right)^2 \right]^{0.5} \quad (1)$$

$$NS = \left[1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_{Obs,i} - Q_{Sim,i})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_{Obs,i} - \bar{Q}_{Sim,i})^2} \right] \quad (2)$$

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os algoritmos NSGA-II e MOCOM-UA foram aplicados para a otimização do modelo hidrológico IPH II. O algoritmo NSGA-II demanda a especificação do tamanho da população e do

número de gerações enquanto que o MOCOM-UA necessita que seja especificado o tamanho da população. Para fins de comparação, os conjuntos de Pareto gerados com o NSGA-II foram comparado com os conjuntos de Pareto obtidos com o MOCOM-UA, em três diferentes testes cujos resultados são apresentados a seguir.

Resultados do teste 1

Para estudar a sensibilidade ao tamanho da população, foi realizada uma série de simulações em que todas as condições eram idênticas, exceto o tamanho da população, que assumiu os valores de 100 e 200 indivíduos.

Os resultados, mostrando a comparação das frentes de Pareto (FP) no espaço objetivo, DQI versus 1-NS, nos eixos vertical e horizontal respectivamente, são apresentados nas Figura 1 e 2. Verifica-se que aplicando o algoritmo MOCOM-UA para um mesmo tamanho de população, a estimativa da FP tende a convergir para uma mesma FP quando os valores de gerações são próximos.

Como o algoritmo NSGA-II para o mesmo número de gerações e o tamanho da população, os FP podem variar significativamente.

O aumento do tamanho da população resulta em uma melhor qualidade na FP, e isto aconteceu tanto com o algoritmo NSGA-II e o MOCOM-UA.

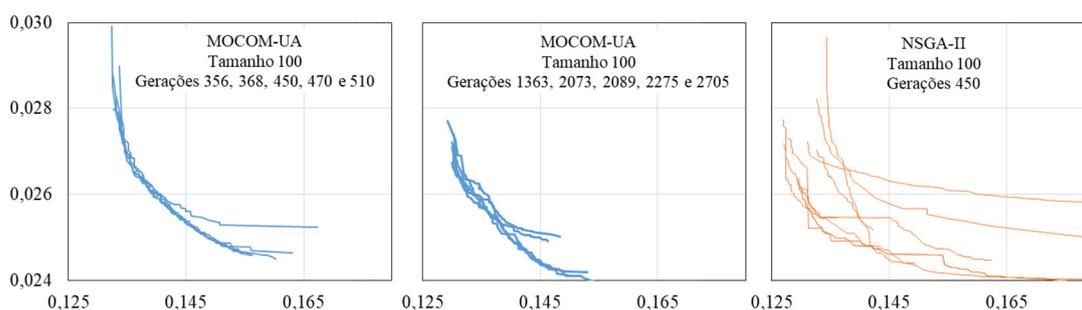


Figura 1 – Comparação de FP usando o algoritmo MOCOM-UA e NSGA-II, para população de 100 indivíduos.

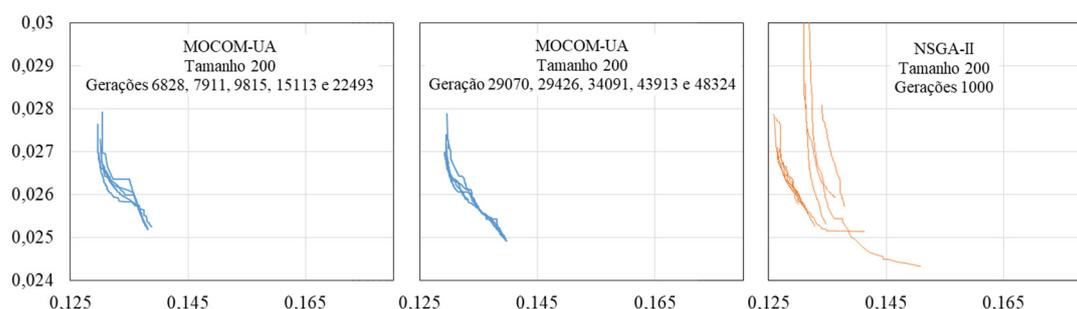


Figura 2 - Comparação de FP aplicando o algoritmo MOCOM-UA e NSGA-II, para população de 200 indivíduos.

Resultados do teste 2

Em um cenário em que é conhecido o conjunto de parâmetros do IPH 2, que gerou uma série sintética de vazões (Collischonn & Tucci, 2003), o algoritmo MOCOM-UA é capaz de otimizar as funções objetivo e determinar o conjunto de parâmetros que gerou a serie sintética, no entanto, tais resultados não foram aqui apresentados. Para verificar se o NSGA-II é capaz de determinar o conjunto de parâmetros com precisão, foi realizado o seguinte teste: testaram-se seis simulações com variação

no tamanho da população (50, 100 e 200 indivíduos) e uma ampla variação do número de gerações, para uma mesma população.

O resultado deste teste aplicando o algoritmo NSGA-II é mostrado na Figura 3 e na Figura 4. Observou-se que o NSGA-II não conseguiu determinar o conjunto de parâmetros desejado (representado pela linha tracejada). No entanto, os conjuntos de parâmetros gerados (linhas contínuas) ficaram muito próximas de quatro (I_o , I_b , K_s , K_{sub}) dos sete parâmetros do modelo, apresentando dificuldade para determinar os outros três parâmetros (H , R_{max} , alfa) (Figura 3).

Observa-se que para um mesmo tamanho de população a variação do número de gerações não melhora significativamente a otimização das funções objetivo (DQI vertical *versus* 1-NS horizontal) (Figura 4).

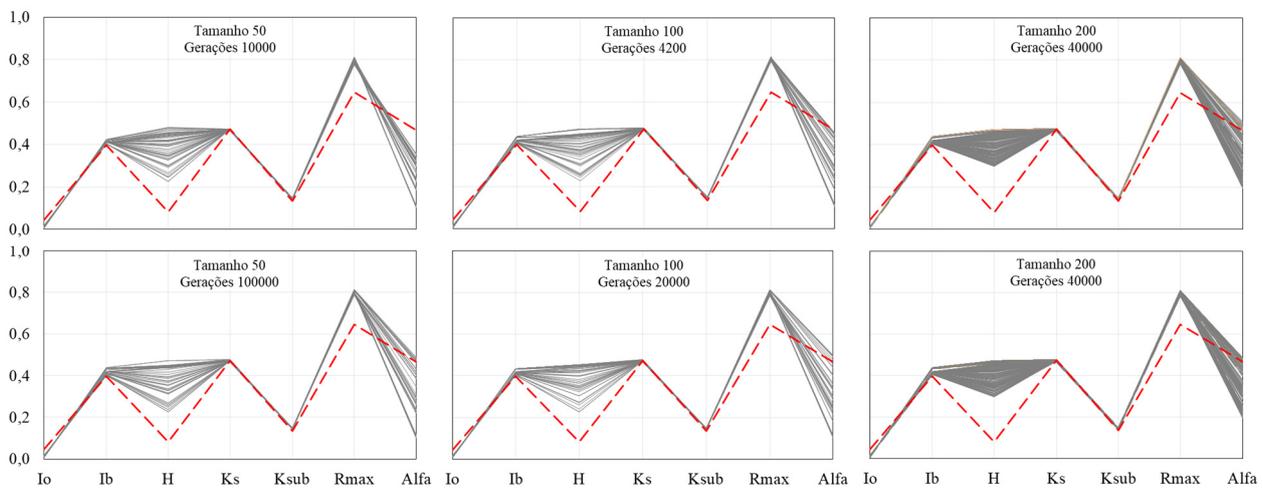


Figura 3 – Conjuntos de parâmetros normalizados associados ao NSGA-II (linha contínua) e a solução com MOCOM (linha descontínua)

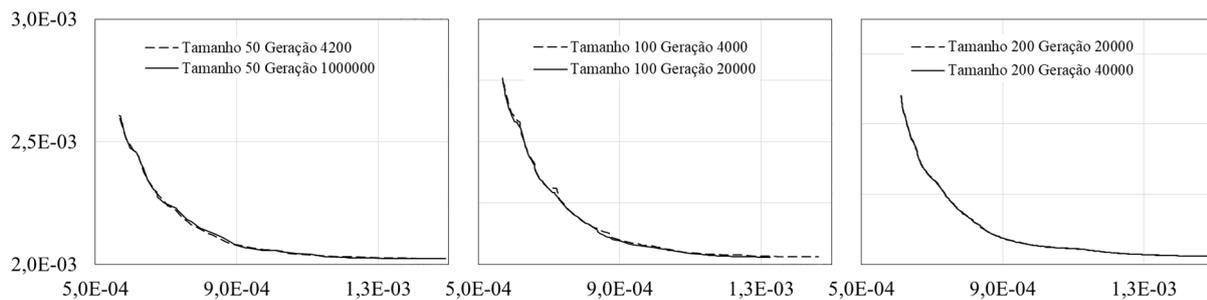


Figura 4 – Frentes de Pareto gerados com o NSGA-II

Resultados do teste 3

Realizou-se uma comparação dos algoritmos partindo de uma mesma população inicial e de uma série de vazões reais, gerando-se dez FP usando o NSGA-II e uma FP com o MOCOM-UA, considerando 1000 e 450 gerações, respectivamente.

Na Figura 5, é possível observar que para o mesmo tamanho e população inicial assim como o número de gerações, as FP ficaram diferentes entre si. Em outros testes verificou-se que o MOCOM-UA sempre convergia à mesma FP, para as mesmas condições. Também se observa que as soluções de FP geradas pelo MOCOM-UA (linha pontilhada) foram dominadas por todas as soluções obtidas com o NSGA-II (linhas contínuas).

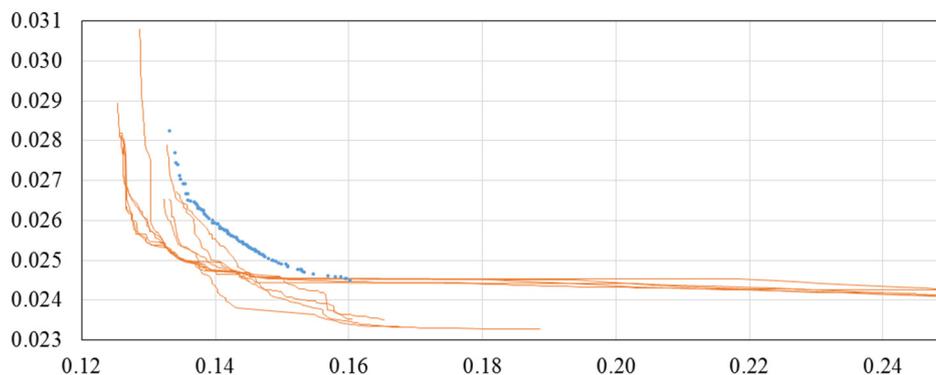


Figura 5 – Comparação de FP associados ao MOCOM-UA (pontos) e NSGA-II (linhas)

CONCLUSÕES

Este estudo apresenta uma comparação da performance de dois algoritmos multi-objetivo para calibrar o modelo hidrológico concentrado IPH 2, com sua aplicação numa bacia hidrográfica, utilizando duas funções objetivo (DQI e NS). O MOCOM-UA apresentou FP que mostravam melhor convergência e desempenho tanto com um aumento no tamanho da população quanto com o aumento do número de gerações. O algoritmo NSGA-II gerou FP que não mostraram convergência, mas em alguns casos (população e gerações) apresentou desempenho melhor do que o MOCOM-UA.

O NSGA-II não conseguiu representar o conjunto de parâmetros conhecido, mesmo com um aumento no tamanho da população e nas gerações. No entanto, observa-se uma convergência entre as FP geradas. Além disso, foi possível verificar que para um mesmo tamanho e valores da população inicial, o NSGA-II consegue gerar soluções melhores que as obtidas com o MOCOM-UA, com menor número de gerações.

REFERÊNCIAS

- BASTIDAS, L. A.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S.; SHUTTLEWORTH, W. J.; YANG, Z. L. (1999). Sensitivity analysis of a land surface scheme using multi-criteriamethods, *J. Geophys. Res.*, 104 (D16), 19,481 – 19, 490.
- BOYLE, D.P.; GUPTA, H. V.; SOROOSHIAN, S. (2001). Toward improved streamflowforecasts: Value of semidistributed modeling, *Water Resour. Res.*, 37(11), 2749 – 2759.
- BRAVO, J.M.; PICCILLI, D.G.A.; COLLISCHONN, W.; TASSI, R.; MELLER, A.; TUCCI, C.E.M. (2007). Avaliação Visual e Numérica da Calibração do Modelo Hidrológico IPH II com Fins Educacionais. In *Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, São Paulo, Nov 2007, p. 20.
- COELLO, C. A. C.; LAMONT, G. B.; VAN VELDHUIZEN, D. A. (2007). *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*, v. 5, New York: Springer.
- COHON, J. L. (1978). *Multiobjective Programming and Planning*, Academic Press, New York.
- COLLISCHONN, W.; TUCCI, C.E.M. (2003). Ajuste multiobjetivo dos parâmetros de um modelo hidrológico. *RBRH*, v 8, n 3, pp. 27-39.
- DEB, K.; PRATAP, A.; AGARWAL, S.; MEYARIVAN, T. (2002). "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*.

- DUAN, Q.; SOROOSHIAN, S.; GUPTA, V.K. (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 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 pp. 751-763.
- GUPTA, H. V.; BASTIDAS, L. A.; SOROOSHIAN, S.; SHUTTLEWORTH, W. J.; YANG, Z. L. (1999). Parameter Estimation of a Land Surface Scheme Using Multi-Criteria Methods. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, Vol. 104, No. D16, pp. 19491-19503.
- HOLLAND J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan PRESS.
- HUANG, X.; LEI, X.; JIANG, Y. (2012). Comparison of Three Multi-objective Optimization Algorithms for Hydrological Model. *Computational Intelligence and Intelligent Systems*, 209-216.
- LIU, Y.; GUO, J.; SUN, H.; ZHANG, W.; WANG, Y.; ZHOU, J. (2016). Multiobjective Optimal Algorithm for Automatic Calibration of Daily Streamflow Forecasting Model. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016.
- NELDER, J. A.; MEAD, R. (1965) A Simplex method for function minimization. *Computer Journal* 7, 308-313.
- RECHENBERG, I. (1973). *Evolutionsstrategie - Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution*. 170 S. mit 36 Abb. Frommann-Holzboog-Verlag. Stuttgart 1973.
- TUCCI, C.E.M.; ORDONEZ, J.S.; SIMÕES, L.M. (1981). Modelo Matemático precipitação Vazão IPH II alguns resultados. In *Anais do IV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*. Fortaleza, Nov. 1981, 2, pp. 83-103.
- VRUGT, J.A.; GUPTA, H.V.; BOUTEN, W.; SOROOSHIAN, S.A. (2003). Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resour. Res.*, v 39, n 8.
- WAGENER, T.; BOYLE, D.P.; LEES, M.J.; WHEATER, H.S.; GUPTA, H.V.; SOROOSHIAN, S. (2001). A framework for development and application of hydro-logical models, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 5(1), pp. 13– 26.
- YAPO, P.O.; GUPTA, H.V.; SOROOSHIAN, S. (1998). Multiobjective global optimization for hydrologic models. *Journal of Hydrology*, v 204, pp. 83-97.