

DIMENSIONAMENTO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA MALHADAS VIA OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS

SAULO DE TARSO MARQUES BEZERRA¹ E JOSÉ ELOIM SILVA DE MACÊDO²

¹ Universidade Federal de Pernambuco, Campus Agreste, Núcleo de Tecnologia, Avenida Campina Grande, S/N, Bairro Nova Caruaru, CEP 55014-900, Caruaru, Pernambuco, Brasil. s.bezerra@yahoo.com.br.

² Centro Universitário Maurício de Nassau, Departamento de Engenharia Civil, BR 104, Km 68, S/N, Bairro Agamenon Magalhães, CEP 55000-000, Caruaru, Pernambuco, Brasil. eloim_sm@hotmail.com.

1 RESUMO

Apresenta-se, neste trabalho, um modelo de otimização para o dimensionamento de sistemas pressurizados de distribuição de água para projetos de irrigação. A metodologia empregada é fundamentada no algoritmo Otimização por Enxame de Partículas (PSO), que é inspirada na dinâmica e comportamento social observados em muitas espécies de pássaros, insetos e cardumes de peixes. O PSO proposto foi aplicado em dois *benchmark problems* reportados na literatura, que correspondem à *Hanoi network* e a um sistema de irrigação localizado na Espanha. O dimensionamento resultou, para as mesmas condições de contorno, na solução de ótimo global para a *Hanoi network*, enquanto a aplicação do PSO na *Balerma irrigation network* demonstrou que o método proposto foi capaz de encontrar soluções quase ótimas para um sistema de grande porte com um tempo computacional razoável.

Palavras-chave: água, irrigação, análise econômica.

BEZERRA, S. T. M.; MACÊDO, J. E. S.
LOOPED WATER DISTRIBUTION NETWORKS DESIGN VIA PARTICLE
SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM

2 ABSTRACT

This paper presents an optimization model for the design of pressurized water distribution systems for irrigation projects. The methodology is based on the Particle Swarm Optimization algorithm (PSO), which is inspired by the social foraging behavior of some animals such as flocking behavior of birds and the schooling behavior of fish. The proposed PSO has been tested on two benchmark problems reported in the literature, which correspond to the Hanoi network and an irrigation system located in Spain. The design resulted in the global optimum for the Hanoi network, while the application of PSO in Balerma irrigation network demonstrated that the proposed method was able to find almost optimal solutions for a large-scale network with reasonable computational time.

Keywords: water, irrigation, economic analysis.

3 INTRODUÇÃO

Tradicionalmente, as redes de distribuição de irrigação são ramificadas devido aos menores custos de investimento para implantação e aquisição dos materiais e equipamentos. No entanto, o uso de sistemas de irrigação que operam em alta frequência e o crescimento dos investimentos do setor agrícola nos últimos anos estão impulsionando a adoção de redes malhadas, que propiciam mais confiabilidade no fornecimento de água aos irrigantes. Apesar de notória a necessidade do dimensionamento ótimo destas redes, em geral, a maioria dos projetos implantados no mundo foram calculados pelo método de Hardy-Cross (CROSS, 1936). Esse tipo de metodologia faz tão somente o balanceamento hidráulico do sistema, sem levar em consideração a busca de uma solução que minimize os custos de implantação da rede (GOMES; BEZERRA, 2005).

O dimensionamento ótimo de redes malhadas é um problema complexo, pois as vazões nos trechos e as pressões nodais são variáveis de estado, ou seja, estas variáveis se alteram quando qualquer trecho tem um diâmetro modificado. Trata-se de um problema incluído na classe de problemas combinatórios complexos conhecidos como *NP-hard* (EUSUFF; LANSEY, 2003), pois é não linear com região viável não convexa, restrito, não suave e, portanto, multimodal.

Com a disseminação dos primitivos computadores nos centros de pesquisa, surgiram as primeiras pesquisas voltadas para o dimensionamento econômico de redes hidráulicas (GOMES et al., 2009), que foram fundamentadas nas técnicas de programação linear (PL) (KARMELI; GADISH; MEYERS, 1968; ALPEROVITS; SHAMIR, 1977; QUINDRY; LIEBMAN; BRILL, 1981; FUJIWARA; KHANG, 1990), programação não linear (NLP) (JACOBY, 1968; SHAMIR, 1974; EL-BAHRAWY;

SMITH, 1985) e programação dinâmica (DP) (LIANG, 1971). Estes métodos não garantem ótimos globais e, normalmente, adotam como variáveis de decisão valores não discretos para os diâmetros.

Nas últimas décadas, a rápida evolução tecnológica dos computadores tem impulsionando o desenvolvimento dos algoritmos de otimização metaheurísticos (MHOA), fundamentados na organização social e/ou evolução de seres vivos, para o dimensionamento ótimo de sistemas de distribuição de água. Os MHOA são capazes de avaliar problemas com espaços de busca formados por variáveis discretas e são menos propensos a ótimos locais. Seu amplo uso em aplicações práticas se deve principalmente ao fato de que estes fornecem uma estratégia de busca global que não precisa de gradientes ou hessianas (ZHENG et al., 2017). Este tipo de técnica é aplicado em problemas reais que, normalmente, têm alta complexidade, função de aptidão e restrições não lineares, descontinuidades, interdependências entre variáveis e grandes espaços de busca. Os MHOA podem ser divididos em dois grupos: algoritmos baseados em “populações” (por exemplo, Otimização de Enxames de Partículas, *Genetic Algorithm* e *Ant Colony Optimization*) e métodos baseados em pontos únicos (por exemplo, *Simulated Annealing* e *Tabu Search*) (MAIER et al., 2014).

Diversos MHOA estão sendo desenvolvidos e aplicados no projeto ótimo de redes de distribuição de água, citando-se como exemplos: *Genetic Algorithm* – GA (SIMPSON; DANDY; MURPHY, 1994; DONGRE; GUPTA, 2017); *Simulated Annealing* – SA (LOGANATHAN; GREENE; AHN, 1995; TOSPORNAMPAN et al., 2007); *Tabu Search* – TS (LIPPAI; HEANEY; LAGUNA, 1999; SUNG et al., 2007); *Harmony Search* – HS (GEEM; KIM; LOGANATHAN, 2002; CHOI et al., 2017); *Ant Colony Optimization* – ACO (MAIER et

al., 2003; ZHENG et al., 2017); *Shuffled Complex Evolution* – SCE (LIONG; ATIQUZZAMAN, 2004; CUTORE et al., 2008); *Differential Evolution* – DE (SURIBABU, 2010; ÖZDEMİR; BETTEMİR; FIRAT, 2017). Atualmente, a principal dificuldade ressaltada na literatura para o projeto ótimo de problemas reais é, geralmente, o tamanho muito grande do espaço de busca.

Nos últimos anos, o PSO tem sido amplamente utilizado para identificar soluções ótimas para uma série de problemas de recursos hídricos. O PSO, assim como a maioria dos MHOA, pode ser vinculado a modelos de simulação para identificar soluções ótimas. Os benefícios da tecnologia PSO foram previamente demonstrados em vários problemas de Engenharia, por exemplo, abastecimento de água (SPILIOTIS, 2014), drenagem urbana (LI et al., 2015), geração de energia renovável (KOAD; ZOBAA; EL-SHAHAT, 2017), operação de reservatórios com múltiplos usos (SHENAVA; SHOURIAN, 2018), hidrologia (HE et al., 2018), e operação de sistemas hidrelétricos (NIU et al., 2018).

Esta pesquisa descreve o desenvolvimento de um modelo de otimização para o dimensionamento de redes pressurizadas malhadas de distribuição de água para projetos de irrigação fundamentado na técnica de *Otimização por Enxame de Partículas* – PSO. A técnica PSO foi escolhida por apresentar bons resultados e uma boa eficiência computacional, sendo apropriada para aplicações em sistemas reais onde os espaços de busca são tipicamente grandes e os modelos de simulação são geralmente exigentes em computação.

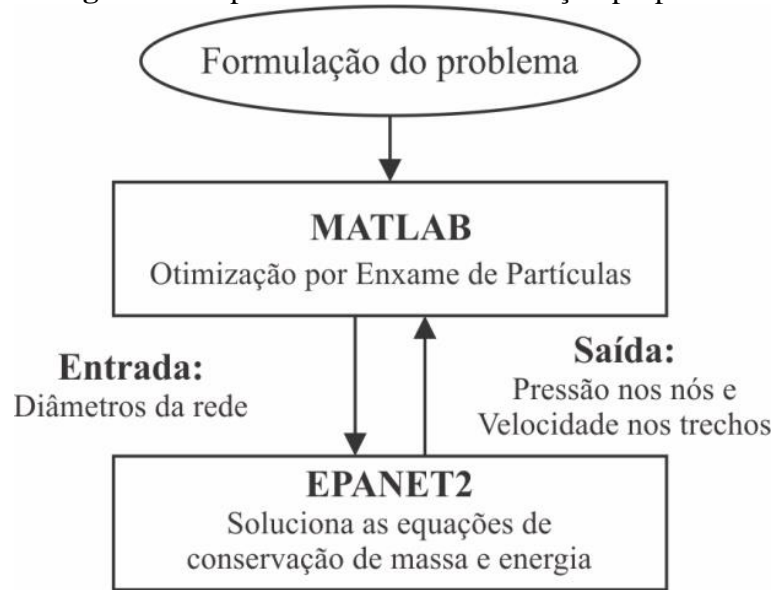
4 MATERIAL E MÉTODOS

O algoritmo Otimização por Enxame de Partículas (PSO) foi

desenvolvido e implementado no *software* Matlab, com o EPANET 2.00.12 sendo adotado para determinar os parâmetros hidráulicos dos sistemas de distribuição de água. A biblioteca executável do EPANET é do tipo DLL (Epanet2.dll) e é disponibilizada gratuitamente pela *Environment Protection Agency* dos Estados Unidos. A comunicação entre os *softwares* foi realizada por meio de arquivos do tipo “inp” (extensão do EPANET).

A metodologia do modelo de dimensionamento é demonstrada, simplificada, na Figura 1. Na primeira etapa, é necessário formular o problema pela inserção dos dados de entrada do sistema de distribuição de água (por exemplo, demandas dos nós e comprimentos dos trechos), definição dos diâmetros disponíveis; identificação dos dados econômicos (preço dos tubos); e especificação da variável de decisão (diâmetros), das restrições (pressão mínima) e da função objetivo. Em seguida, o método de otimização determina quais soluções (partículas) devem ser testadas e o simulador hidráulico determina as variáveis de estado (pressão nos nós e vazões nos trechos) para cada solução avaliada. Este *loop* iterativo, que inclui a definição de partículas (soluções) e avaliação de desempenho com base na função objetivo, é repetido até que um critério de parada especificado seja atendido.

Após a aplicação do método em *benchmark problems*, os resultados (dimensionamentos ótimos) dos estudos de casos foram comparados com os obtidos por outros trabalhos apresentados na literatura. O modelo foi avaliado e alguns dos seus parâmetros foram ajustados por meio de avaliações heurísticas, considerando além do custo mínimo, outros fatores, como a obtenção de boas soluções com um menor número de iterações e/ou tempo computacional, além da determinação de um índice de eficiência que considere critérios de qualidade para as soluções.

Figura 1. Etapas do modelo de otimização proposto.

4.1 Formulação do problema

As soluções do problema proposto representam um conjunto de diâmetros definidos no espaço de busca e avaliadas por meio de uma função objetivo. À medida que os diâmetros da rede de distribuição de água são modificados, as vazões nos trechos

e as pressões nos nós são alteradas. A fim de atender aos requisitos de pressão, a função objetivo (Eq. 1) possui uma penalização para os nós que não satisfaçam a pressão mínima preestabelecida, fazendo com que a solução (partícula) penalizada se torne inviável ou ineficaz.

$$\text{Minimizar } C = \sum_{i=1}^M C(D_i) \cdot L_i + (P_{\min} - P_j) \quad (1)$$

Em que: C – custo total da rede; $C(D)_i$ – custo por metro de comprimento do trecho i com diâmetro D_i ; L_i – comprimento do trecho i ; M – número total de trechos; P_{\min}

– pressão mínima no nó j ; e P_j – pressão no nó j . O problema de otimização está sujeito as leis de conservação de massa (Eq. 2) e de energia (Eq. 3).

$$\sum_{i=1}^{M'} q_i^j - \sum_{i=1}^{M'} q_i^j = Q^j \quad i \in \Omega \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{M''} Hf_i^k = 0 \quad i \in \Psi \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

Em que: q_i – vazão no trecho i ; Ω – conjunto de trechos interligados ao nó j ; $\sum_{in(j)}$ – somatório das vazões de entrada no nó j ; $\sum_{out(j)}$ – somatório das vazões de saída no

nó j ; Q_j – demanda requerida no nó j ; M' – número de trechos interligados ao nó j ; N – número de nós da rede; Hf_i – perda de carga no trecho i ; Ψ – conjunto de trechos pertencentes ao loop k ; M'' – número de

trechos pertencentes ao loop k ; L – número de anéis da rede. No EPANET, a equação de perda de carga pode ser dada pela equação de Darcy-Weisbach, Hazen-Williams ou Chezy-Manning. A escolha da equação depende do problema avaliado, mantendo assim as informações originais dos estudos de casos para a comparação de resultados.

4.2 Otimização por Enxame de Partículas

A Otimização por Enxame de Partículas (em inglês, *Particle Swarm Optimization* ou PSO) foi desenvolvido pelo psicólogo social James Kennedy e o engenheiro eletricitista Russel Eberhart em 1995 (EBERHART; KENNEDY, 1995). Este foi inspirado na dinâmica e comportamento “social” observados em muitas espécies de pássaros, insetos e cardumes de peixes. No PSO, os indivíduos da população são representados por partículas, que se deslocam em um espaço de busca. A ideia inspirada em sistemas cognitivos aponta que as partículas tendem a mover-se em direção umas das outras e se influenciarem. Isso permite uma compreensão melhor do sistema, permitindo que soluções melhores sejam identificadas mais rapidamente e a diminuição do esforço computacional gasto

na exploração de regiões ruins do espaço de busca. A maior parte dos algoritmos PSO empregam dois princípios sócio-métricos para o movimento das partículas: (a) *Global best position (Gbest)* – melhor posição das partículas do enxame no espaço de busca; (b) *Personal best position (Pbest)* – melhor posição individual que cada partícula percorreu no espaço de busca.

O *Gbest* conecta conceitualmente todos os membros da população. Como consequência, o comportamento de cada partícula é influenciado pelo comportamento de todas as outras partículas. A métrica *Pbest* estabelece uma vizinhança para cada indivíduo composta por si próprio e seus vizinhos mais próximos. Assim, uma partícula irá se mover em uma determinada direção que é função da posição atual (X), de sua velocidade (v), da posição da partícula que levou ao seu melhor desempenho até o momento e do melhor desempenho global do sistema até o momento (SERAPIÃO, 2009). A velocidade da partícula é ajustada pela Eq. 4. A influência exercida pelas métricas *Gbest* e *Pbest* no movimento das partículas é definida pelas constantes c_1 e c_2 . Kennedy e Eberhart (1995) denominaram as constantes como os componentes “social” e “cognitivo”, respectivamente.

$$v_i^{t+1} = w.v_i^t + c_1.r_1^t(Pbest_i^t - X_i^t) + c_2.r_2^t(Gbest_i^t - X_i^t) \quad (4)$$

Em que: v_i^{t+1} – vetor de velocidade da partícula i na iteração $t+1$; w – fator de inércia; v_i^{t+1} – vetor de velocidade da partícula i na iteração t ; c_1 e c_2 – constantes usadas para calcular a nova velocidade com base no *Pbest* e *Gbest*, respectivamente; r_1^t

e r_2^t – valores aleatórios entre 0 e 1 na iteração t ; X_i^t – localização da partícula i na iteração t . A posição da partícula i na próxima iteração (X_i^{t+1}) é estabelecida como a soma da posição atual mais a velocidade atual, sendo expressa pela Eq. 5.

$$X_i^{t+1} = X_i^t + v_i^{t+1} \quad (5)$$

Shi e Eberhart (1998a, 1998b) propuseram o fator de inércia (w) para melhorar a exploração global e local. O

parâmetro w está relacionado com a capacidade de exploração do espaço de busca pela partícula, e a determinação

adequada do seu valor proporcionará um equilíbrio entre a exploração global e local, resultando em uma quantidade menor de iterações para a determinação das soluções.

A exploração global tem sua atuação mais efetiva no início das buscas, pois as partículas são espalhadas em um campo de busca mais abrangente. De acordo com o proposto por Eberhart e Shi (2000), o fator

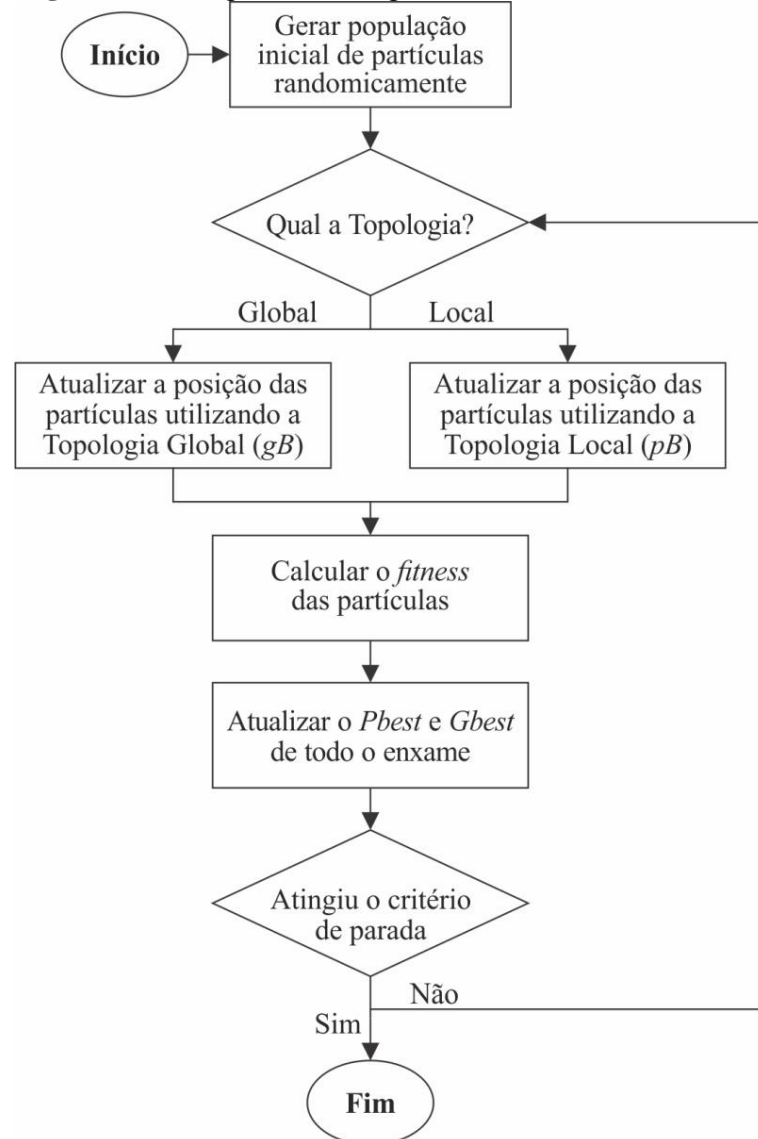
$$w^t = (w_{\text{inicial}} - w_{\text{final}}) \left(\frac{N - t}{N} \right) + w_{\text{final}} \quad (6)$$

Em que: w^t – valor de w na iteração t ; w_{inicial} e w_{final} – valores inicial e final de w , respectivamente; t é o número da iteração; N é o número total de iterações.

No PSO, cada partícula do enxame se comunica de forma específica com as demais partículas. Essa comunicação é denominada de topologia de vizinhança. Há

de inércia varia conforme a Eq. 6, com os valores inicial e final iguais a 0,9 e 0,4, respectivamente. Logo, o algoritmo com valores maiores para w resultará na aceleração da convergência; ao longo das iterações, w vai sendo reduzido gradativamente para favorecer a exploração local e melhorar a solução final.

diversos tipos de topologias citadas na literatura, que influenciam diretamente na convergência e no desempenho do algoritmo PSO. Este trabalho aplicou as topologias global e local, separadamente, que são as mais conhecidas e adotadas. A Figura 2 apresenta o fluxograma dos algoritmos PSO com as Topologias Global (PSO-TG) e Local (PSO-TL).

Figura 2. Fluxograma dos algoritmos PSO-TG e PSO-TL.

Na Topologia Global, a informação da melhor posição é disseminada rapidamente entre todas as partículas. Esta institui que cada partícula esteja conectada com todas as outras do enxame, com isto, a movimentação das partículas é influenciada por todo o enxame. Uma das vantagens dessa topologia é a sua utilização em problemas com funções unimodais, pois as partículas encontram rapidamente uma boa solução, no entanto, em problemas multimodais esta topologia pode induzir o método a convergir prematuramente para mínimos locais.

Na topologia local, as partículas se comunicam somente com suas vizinhanças mais próximas, substituindo o *Gbest* por *Pbest* da partícula vizinha de melhor resultado na Eq. 5. Embora a troca de informação entre as partículas seja mais lenta do que a Global, a grande vantagem dessa topologia é sua utilização em problemas com funções multimodais, pois as partículas aumentam seu campo de busca, provendo uma melhor qualidade de soluções, evitando mínimos locais.

O algoritmo PSO é executado repetidamente até que o critério de parada (Eq. 7) seja alcançado. Este foi proposto

com o objetivo de se obter, além do menor custo da rede de distribuição, um tempo computacional aceitável.

$$\text{Tolerância} = \frac{N^{\text{rep}}}{N^{\text{total}}} \quad (7)$$

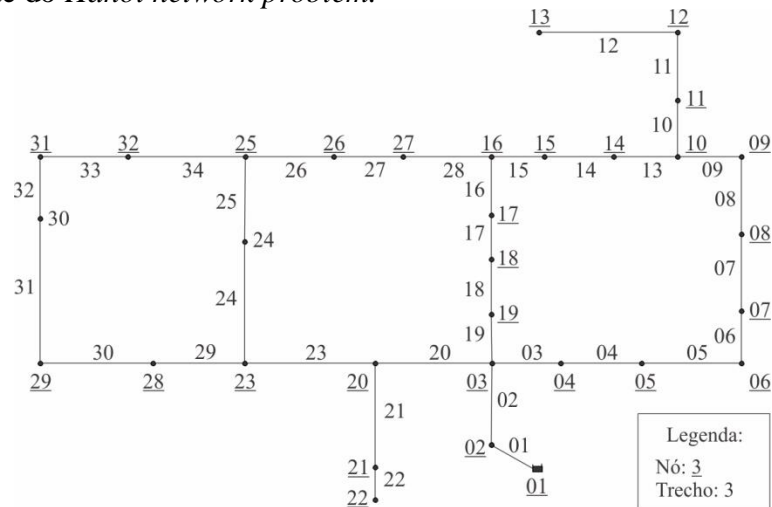
Em que: N^{rep} é o número de vezes que a solução ótima se repete; N^{total} é o número máximo de iterações.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O modelo de otimização foi aplicado em dois sistemas de distribuição de água referenciados na literatura: *Hanoi network problem* (FUJIWARA; KHANG, 1990) e um sistema de irrigação de grande porte localizado em Balerma, província de Almería (Andalucía, Espanha). Inicialmente, foi realizada uma análise de sensibilidade no *Hanoi network problem* para estimar o quantitativo da população de partículas e a melhor configuração do PSO. Apesar da adoção de parâmetros específicos para cada estudo de caso apontar para melhores resultados, optou-se pela definição de uma configuração padrão (*default*) para o algoritmo, a fim de estabelecer uma configuração típica para o dimensionamento de quaisquer redes de distribuição.

5.1 Estudo de Caso 1 – *Hanoi Network Problem*

O *Hanoi network problem* (Figura 3) foi descrito originalmente por Fujiwara e Khang (1990), sendo adotada por inúmeros pesquisadores nas últimas décadas (CUNHA; SOUSA, 1999; EUSUFF; LANSEY, 2003; LIONG; ATIQUZZAMAN, 2004; ZECCHIN et al., 2006; GOMES et al., 2009; BRAGALLI et al., 2015; SADOLLAH; YOO; KIM, 2015; SHEIKHOLESAMI et al., 2016; SURIBABU, 2017; PRANEETH et al., 2018). O sistema é composto por 3 anéis, 34 tubos, 32 nós e um reservatório (Figura 3). A pressão mínima necessária é de 30 m. Baseado nas informações originais do problema, adotou-se a cota topográfica igual a 0 m para todos os nós. A equação adotada para o cálculo da perda de carga foi a de Hazen-Williams, utilizando o coeficiente da fórmula igual a 10,674 (valor *default* do EPANET2) e o coeficiente de rugosidade C igual a 130 para todos os tubos.

Figura 3. Leiaute do *Hanoi network problem*.

Os diâmetros disponíveis e seus respectivos custos por metro de tubulação (FUJIWARA; KHANG, 1990) estão apresentados na Tabela 1, enquanto a Tabela 2 mostra os dados do sistema. Informações adicionais podem ser encontrados em trabalhos da literatura (por

exemplo, FUJIWARA; KHANG, 1990; SAVIC; WALTERS, 1997). O conjunto de diâmetros disponíveis para o dimensionamento resulta em um campo de busca com $2,87 \times 10^{26}$ soluções para o estudo de caso.

Tabela 1. Custo das tubulações para o *Hanoi network problem*.

Diâmetro (mm)	Custo (\$/m)
304,8	45,73
406,4	70,40
508,0	98,38
609,6	129,30
762,0	180,80
1016,0	278,30

Tabela 2. Dados referentes ao *Hanoi network problem*.

ID Nó	Demanda (L/s)	ID Trecho	Comprimento (m)
1	–	t1	100
2	247,22	t2	1350
3	236,11	t3	900
4	36,11	t4	1150
5	201,39	t5	1450
6	279,17	t6	450
7	375,00	t7	850
8	152,78	t8	850
9	145,83	t9	800
10	145,83	t10	950
11	138,89	t11	1200
12	155,56	t12	3500
13	261,11	t13	800
14	170,83	t14	500
15	77,78	t15	550
16	86,11	t16	2730
17	240,28	t17	1750
18	373,61	t18	800
19	16,67	t19	400
20	354,17	t20	2200
21	258,33	t21	1500
22	134,72	t22	500
23	290,28	t23	2650
24	227,78	t24	1230
25	47,22	t25	1300
26	250,00	t26	850
27	102,78	t27	300
28	80,56	t28	750
29	100,00	t29	1500
30	100,00	t30	2000
31	29,17	t31	1600
32	223,61	t32	150
		t33	860
		t34	950

O problema foi resolvido pelos algoritmos PSO-TG (topologia global) e PSO-PL (topologia local), separadamente. A seleção dos parâmetros do algoritmo foi realizada a partir da avaliação de trabalhos da literatura (por exemplo, JIN et al., 2007;

LIAO; TSENG; LUARN, 2007) e avaliações heurísticas. Diante das análises realizadas, os parâmetros e a configuração final do algoritmo com o qual o dimensionamento foi realizado foram:

$$C_1 = C_2 = 2;$$

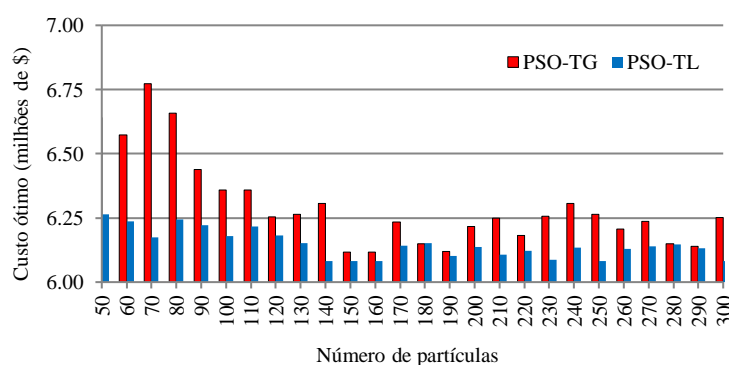
$$N^{\text{total}} = 200; \text{ e}$$

$$\text{Tolerância} = 1/3.$$

Após a definição dos parâmetros citados, foram realizadas simulações para definir o número total de partículas do enxame. Para definir esse número, simulações foram realizadas com incremento de 10 partículas para cada execução (Figura 4). Ao analisar os custos e o tempo de processamento em função da

quantidade de partículas, observou-se que o quantitativo de 150 partículas apresentou uma melhor estabilidade em torno da solução ótima. Portanto, o número de partículas para a avaliação de outros sistemas foi definido como 4,5 vezes o número de variáveis do problema.

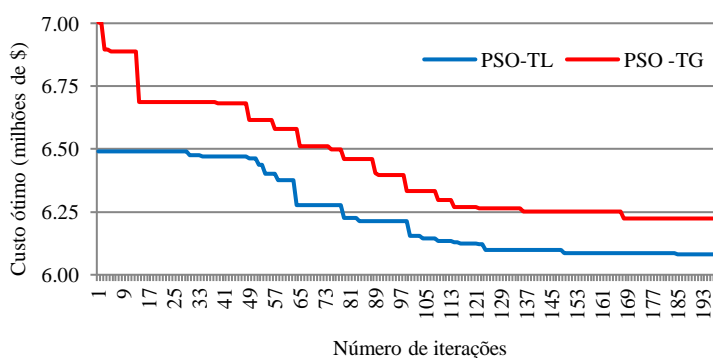
Figura 4. Análise da influência do número de partículas no custo ótimo.



A PSO-TL atingiu valores próximos ao ótimo global (\$ 6,081 milhões) em todas as simulações (ver Figura 4), enquanto o PSO-TG resultou em um custo mínimo de \$ 6,118 milhões, que corresponde a um acréscimo de 0,61% em relação à topologia local. A principal vantagem da topologia local é sua utilização em problemas com inúmeros mínimos locais, evitando convergências prematuras a ótimos locais, enquanto a maior desvantagem é o tempo computacional. O dimensionamento com

150 partículas resultou em um tempo de processamento de 0,5 e 2 minutos para os PSO-TL e PSO-TG, respectivamente. Como esperado, a topologia local proporcionou uma melhor varredura pelo espaço de busca, entretanto, como consequência, houve um aumento de 300% no tempo de execução em relação à topologia global. Na Figura 5, tem-se a representação gráfica da evolução do custo ao longo dos processos de otimização pelos algoritmos PSO-TG e PSO-TL.

Figura 5. Evolução do custo ao longo dos processos de otimização



A metodologia apresentada neste trabalho visa substituir o processo convencional de tentativa e erro de projetos de redes de distribuição de água por uma técnica que satisfaça as demandas e as pressões mínimas com um custo mínimo. Além disso, o método proposto pode oferecer ao projetista um conjunto de soluções “sub-ótimas”. De modo que o tomador de decisão pode escolher outra solução viável, entre as alternativas com similaridade de preço, com base em outros critérios, tais como possibilidades de ampliação, flexibilidade e facilidade de operação, e confiabilidade.

A solução de custo mínimo do *Hanoi network problem* relatada na literatura é de US\$ 6,056 milhões (CUNHA; SOUSA, 1999). No entanto, Cunha e Sousa (1999) não adotaram o simulador EPANET e o valor do coeficiente da fórmula de Hazen-Williams foi 10,5088. A Tabela 3 apresenta resultados da literatura para o estudo de caso. A melhor solução encontrada com as mesmas condições de contorno desta pesquisa foi US\$ 6,081 milhões (por exemplo, SURIBABU, 2010; SADOLLAH; YOO; KIM, 2015; SHEIKHOLESLAMI et al., 2016).

Tabela 3. Comparação do dimensionamento da *Hanoi network* com resultados da literatura.

Referência	Método	Custo (10 ⁶ \$)
Liong e Atiquzzaman (2004)	<i>Shuffled Complex Evolution</i>	6,220
Zecchin et al. (2006)	<i>Ant Colony Optimization</i>	6,134
Gomes et al. (2009)	Lenhsnet	6,962
Suribabu (2010)	<i>Differential Evolution</i>	6,081
Sadollah, Yoo e Kim (2015)	<i>Mine Blast Algorithm</i>	6,081
Sheikholeslami et al. (2016)	<i>Cuckoo Search</i>	6,081
Praneeth et al. (2018)	<i>Water Cycle Algorithm</i>	6,124
	PSO-TG	6,118
	PSO-TL	6,081

5.2 Estudo de Caso 2 – *Balerna irrigation network*

O segundo estudo de caso foi uma adaptação da rede de distribuição de água do sistema de irrigação do distrito de irrigação Sol-Poniente, localizado em Balerna, na província de Almería (Espanha). Este sistema possui 4 reservatórios, 443 nós (hidrantes), 454 trechos e 8 anéis. O modelo proposto foi aplicado a *Balerna irrigation network*, a fim de verificar o desempenho da técnica proposta em um sistema complexo e de grande porte.

O banco de dados para o dimensionamento da *Balerna network* é

composto por 10 tubos comerciais de PVC com diâmetros nominais variando de 125 a 600 mm. Diante disso, o espaço de busca possui 10⁴⁵⁴ soluções (viáveis e inviáveis) para o estudo de caso. A equação de Darcy-Weisbach foi adotada para calcular as perdas de carga, com um coeficiente de rugosidade de 0,025 mm. A pressão mínima requerida nos nós é de 20 m. Os dados de entrada da rede (por exemplo, as demandas e cotações topográficas dos nós) são fornecidos por Bi, Dandy e Maier (2015) por meio de um arquivo INP. Na Tabela 4, são apresentados os custos, em euros (€), das tubulações por metro de comprimento, em função dos diâmetros disponíveis.

Tabela 4. Custo das tubulações por metro para a *Balerma irrigation network*.

Diâmetro (mm)	Custo (€/m)
113,0	7,22
126,6	9,10
144,6	11,92
162,8	14,84
180,8	18,38
226,2	28,60
285,0	45,39
361,8	76,32
452,2	124,64
581,8	215,85

Buscando o projeto ótimo de sistemas com grande espaço de busca, a parametrização do PSO proposto foi realizada buscando, além da minimização dos custos, um tempo computacional razoável. Portanto, fundamentado nos

resultados da análise de sensibilidade realizada no *Hanoi network problem*, segue o resumo dos parâmetros adotados no dimensionamento da *Balerma irrigation network*:

$$C_1 = C_2 = 2;$$

$$N^{\text{total}} = 200;$$

$$\text{Tolerância} = 1/3; e,$$

$$\text{População de partículas} = 2043 \text{ (4,5 vezes o número de variáveis).}$$

As Figuras 6 e 7 representam graficamente os resultados do dimensionamento da *Balerma network*, enquanto a Tabela 5 apresenta o custo total dos métodos propostos (PSO-TG e PSO-TL) e de trabalhos da literatura. O algoritmo PSO determinou a solução ótima

com um tempo de processamento de 43 e 76 minutos para as topologias global e local, respectivamente. Todas as análises foram realizadas em um notebook com processador Intel i5 2,53 GHz e 4 GB de memória RAM.

Tabela 5. Comparação do dimensionamento da *Belarma network* com resultados da literatura.

Referência	Método	Custo (10^6 €)
Reca e Martinez (2006)	<i>Genetic Algorithm</i>	2,302
Tolson et al. (2009)	<i>Hybrid Discrete Dynamically Dimensioned Search</i>	1,941
Sadollah, Yoo e Kim (2015)	<i>Improved Mine Blast</i>	2,064
Sheikholeslami et al. (2016)	<i>Cuckoo Search</i>	2,036
Sheikholeslami et al. (2016)	<i>Hybrid Cuckoo–Harmony Search</i>	1,988
	PSO-TG	2,538
	PSO-TL	2,013

A principal desvantagem do PSO-TG na busca da melhor solução foi, provavelmente, a prematura convergência em um mínimo local. Em problemas multimodais não lineares, o enxame converge rapidamente e podem determinar soluções localizadas em regiões com mínimos locais. No que se refere ao PSO-TL, conforme se observa na Tabela 5, este apresentou resultados satisfatórios na busca do ótimo global, porém, a exploração mais eficiente desta topologia aumentou o tempo

computacional de 43 para 76 minutos. A movimentação das partículas com a topologia local disseminou informações melhores, guiando as partículas para uma região com melhor solução, em relação à topologia local, para o estudo de caso. A solução ótima determinada pelo PSO-TL foi de 2,013 milhões de euros, valor próximo ao ótimo relatado na literatura, 1,941 milhões de euros (TOLSON et al., 2009).

Figura 6. Diâmetros e pressões nodais da *Balerna network* determinados pelo PSO-TG.

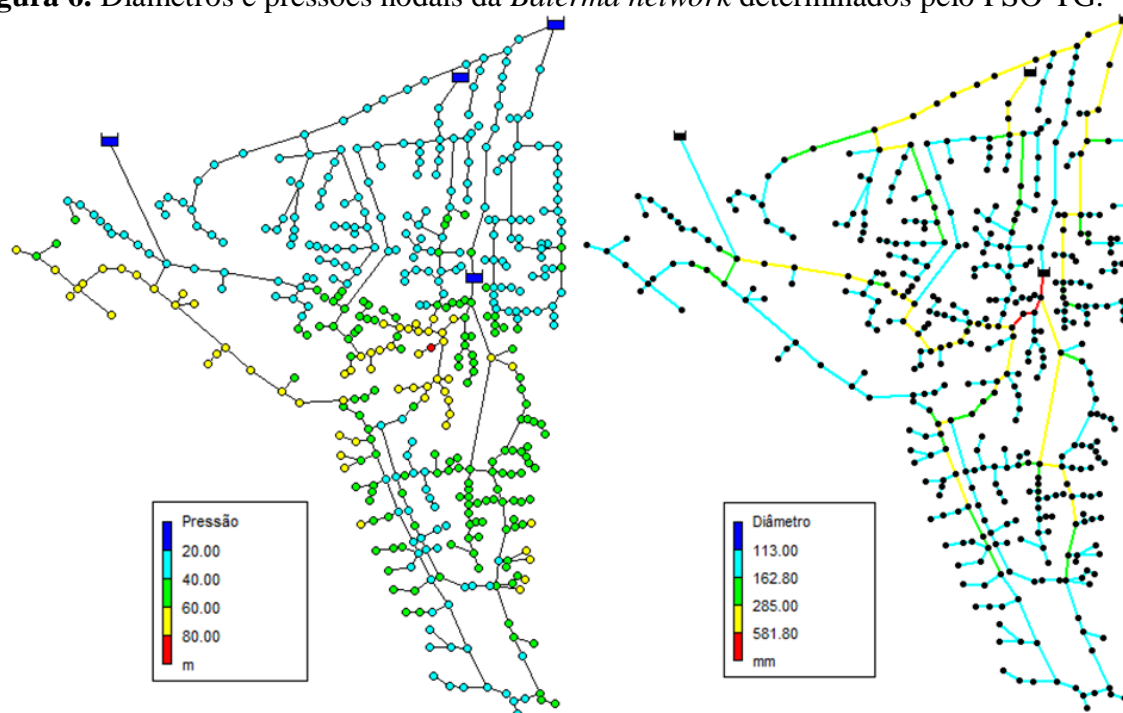
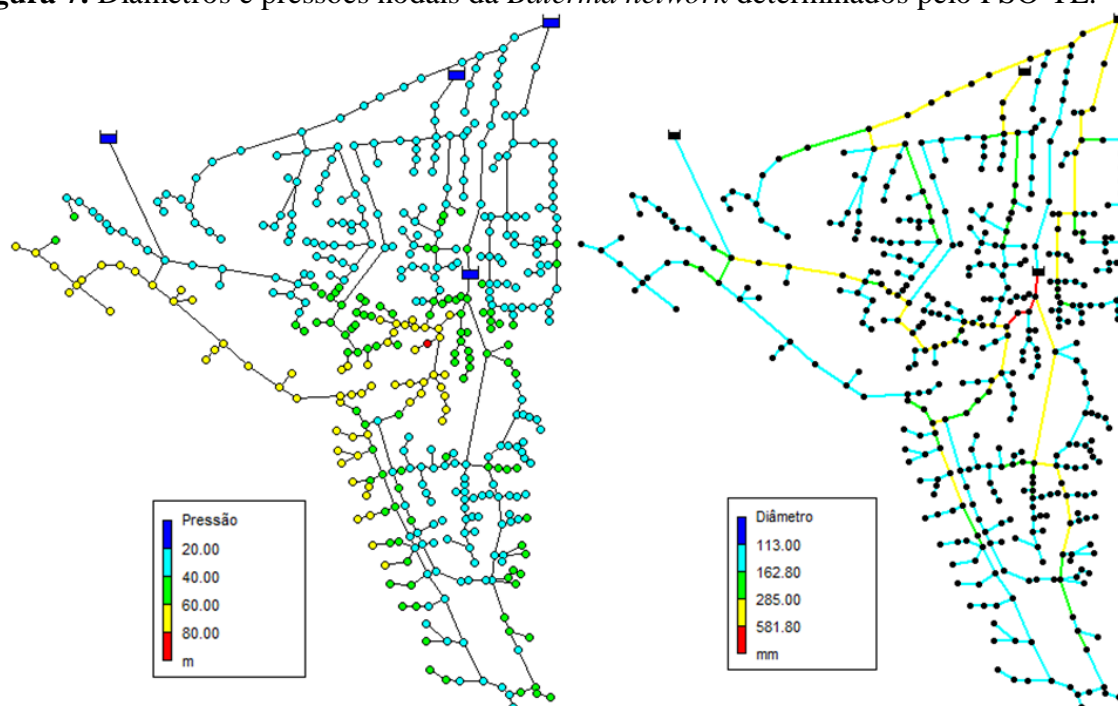


Figura 7. Diâmetros e pressões nodais da *Balerma network* determinados pelo PSO-TL.



6 CONCLUSÕES

O método de dimensionamento ótimo de redes malhadas apresentado, baseado na Otimização por Enxame de Partículas (PSO), adotou as topologias global (PSO-TG) e local (PSO-TL), separadamente, e foi aplicado em dois *benchmark problems* reportados na literatura. Os resultados foram comparados com trabalhos prévios, demonstrando convergência rápida e soluções de custo ótimo satisfatórias.

O dimensionamento pelo PSO-TL determinou, para as mesmas condições de contorno, a solução de ótimo global relatada na literatura para a *Hanoi network* (US\$ 6,081 milhões), enquanto o PSO-TG resultou em um custo mínimo de \$ 6,118 milhões. As inúmeras simulações e configurações realizadas nesse primeiro estudo de caso fundamentaram os critérios

para a parametrização do PSO. Apesar da adoção de parâmetros específicos para cada estudo de caso apontar para melhores resultados, optou-se pela definição de uma configuração padrão (*default*) para o modelo, a fim de estabelecer uma configuração típica para o dimensionamento de quaisquer redes de distribuição de água.

A aplicação do PSO no dimensionamento da *Balerma irrigation network* demonstrou que a formulação proposta foi capaz de encontrar soluções quase ótimas para um sistema de irrigação de grande porte com um tempo computacional razoável. Os resultados apresentados neste trabalho são encorajadores e promissores para a aplicação do modelo desenvolvido na otimização de projetos de sistemas complexos de distribuição de água.

7 REFERÊNCIAS

ALPEROVITS, E.; SHAMIR, U. Design of optimal water distribution systems. **Water Resources Research**, Washington, v. 13, n. 6, p. 885-900, 1977.

BI, W.; DANDY, G. C.; MAIER, H. R. Improved genetic algorithm optimization of water distribution system design by incorporating domain knowledge. **Environmental Modelling Software**, v. 69, p. 370-381, 2015.

BRAGALLI, C.; D'AMBROSIO, C.; LEE, J.; LODI, A.; TOTH, P. Optimizing the design of water distribution networks using mathematical optimization. *In*: MURTY, K. G. **Case Studies in Operations Research**. New York: Springer, 2015. p. 183-198.

CHOI, Y. H.; LEE, H. M.; YOO, D. G.; KIM, J. H. Self-adaptive multi-objective harmony search for optimal design of water distribution networks. **Engineering Optimization**, London, v. 49, n. 11, p. 1957-1977, 2017.

CROSS, H. Analysis of flow in networks of conduits or conductors. **Engineering Experimental Station**, Urbana, v. 286, n. 34, p. 3-29, 1936.

CUNHA, M. C.; SOUSA, J. Water distribution network design optimization: Simulated annealing approach. **Journal of Water Resources Planning and Management**, New York, v. 125, n. 4, p. 215-221, 1999.

CUTORE, P.; CAMPISANO, A.; KAPELAN, Z.; MODICA, C.; SAVIC, D. Probabilistic prediction of urban water consumption using the SCEM-UA algorithm. **Urban Water Journal**, London, v. 5, n. 2, p. 125-132, 2008.

DONGRE, S. R.; GUPTA, R. Optimal design of water distribution network under hydraulic uncertainties. **ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part A: Civil Engineering**, New York, v. 3, n. 3, p. G4017001, 2017.

EBERHART, R. C.; SHI, Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. *In*: CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2000, LaJolla. **Proceedings** [...]. La Jolla: IEEE, 2000. p. 84-88.

EBERHART, R.; KENNEDY, J. A new optimizer using particle swarm theory. *In*: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON MICRO MACHINE AND HUMAN SCIENCE, 6., 1995, Nagoya. **Proceedings** [...]. Nagoya: IEEE, 1995. p. 39-43.

EL-BAHRAWY, A.; SMITH, A. A. Application of MINOS to water collection and distribution networks. **Civil Engineering Systems**, London, v. 2, n. 1, p. 38-49, 1985.

EUSUFF, M. M.; LANSEY, K. E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm. **Journal of Water Resources Planning and Management**, New York, v. 129, n. 3, p. 210-225, 2003.

- FUJIWARA, O.; KHANG, D. B. A two-phase decomposition method for optimal design of looped water distribution networks. **Water Resources Research**, Washington, v. 26, n. 4, p. 539-549, 1990.
- GEEM, Z. W.; KIM, J. H.; LOGANATHAN, G. V. Harmony search optimization: Application to pipe network design. **International Journal of Modelling and Simulation**, London, v. 22, n. 2, p. 125-133, 2002.
- GOMES, H. P.; BEZERRA, S. T. M. Reabilitação de redes coletivas de sistemas pressurizados de irrigação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 9, n. 4, p. 457-463, 2005.
- GOMES, H. P.; BEZERRA, S. T. M.; CARVALHO, P. S. O.; SALVINO, M. M. Optimal dimensioning model of water distribution systems. **Water SA**, Pretoria, v. 35, n. 4, p. 421-432, 2009.
- HE, W.; LING, H.; ZHANG, Z.; GONG, C. Multi-objective spatially constrained clustering for regionalization with particle swarm optimization. **International Journal of Geographical Information Science**, London, v. 32, n. 4, p. 827-846, 2018.
- JACOBY, S. L. S. Design of optimal hydraulic networks. **Journal of the Hydraulics Division**, New York, v. 94, n. 3, p. 641-662, 1968.
- JIN, Y. X.; CHENG, H. Z.; YAN, J. Y.; ZHANG, L. New discrete method for particle swarm optimization and its application in transmission network expansion planning. **Electric Power Systems Research**, v. 77, n. 3/4, p. 227-233, 2007.
- KARMELI, D.; GADISH, Y.; MEYERS, S. Design of optimal water distribution networks. **Journal of the Pipeline Division**, New York, v. 94, n. 1, p. 1-10, 1968.
- KOAD, R. B.; ZOBAA, A. F.; EL-SHAHAT, A. A novel MPPT algorithm based on particle swarm optimization for photovoltaic systems. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, v. 8, n. 2, p. 468-476, 2017.
- LI, L.; CHEN, Y.; YU, X.; LIU, R.; HUANG, C. Sub-pixel flood inundation mapping from multispectral remotely sensed images based on discrete particle swarm optimization. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 101, p. 10-21, 2015.
- LIANG, T. Design conduit system by dynamic programming. **Journal of the Hydraulics Division**, New York, v. 97, n. 3, p. 383-393, 1971.
- LIAO, C.-J.; TSENG, C.-T.; LUARN, P. A discrete version of particle swarm optimization for flowshop scheduling problems. **Computers Operations Research**, v. 34, n. 10, p. 3099-3111, 2007.
- LIONG, S.-Y.; ATIQUZZAMAN, M. Optimal design of water distribution network using shuffled complex evolution. **Journal of The Institution of Engineers**, Singapore, v. 44, n. 1, p. 93-107, 2004.

LIPPAI, I.; HEANEY, J. P.; LAGUNA, M. Robust water system design with commercial intelligent search optimizers. **Journal of Computing in Civil Engineering**, New York, v. 13, n. 3, p. 135-143, 1999.

LOGANATHAN, G. V.; GREENE, J. J.; AHN, T. J. Design heuristic for globally minimum cost water-distribution systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**, New York, v. 121, n. 2, p. 182-192, 1995.

MAIER, H. R.; KAPELAN, Z.; KASPRZYK, J.; KOLLAT, J.; MATOTT, L. S.; CUNHA, M. C.; DANDY, G. C.; GIBBS, M. S.; KEEDWELL, E.; MARCHI, A.; OSTFELD, A.; SAVIC, D.; SOLOMATINE, D. P.; VRUGT, J. A.; ZECCHIN, A. C.; MINSKER, B. S.; BARBOUR, E. J.; KUCZERA, G.; PASHA, F.; CASTELLETTI, A.; GIULIANI, M.; REED, P. M. Evolutionary algorithms and other metaheuristics in water resources: Current status, research challenges and future directions. **Environmental Modelling Software**, v. 62, p. 271-299, 2014.

MAIER, H. R.; SIMPSON, A. R.; ZECCHIN, A. C.; FOONG, W. K.; PHANG, K. Y.; SEAH, H. Y.; TAN, C. L. Ant colony optimization for design of water distribution systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**, New York, v. 129, n. 3, p. 200-209, 2003.

NIU, W. J.; FENG, Z. K.; CHENG, C. T.; WU, X. Y. A parallel multi-objective particle swarm optimization for cascade hydropower reservoir operation in southwest China. **Applied Soft Computing**, v. 70, p. 562-575, 2018.

ÖZDEMİR, Ö.; BETTEMİR, Ö. H.; FIRAT, M. Minimum-cost design of water distribution line with differential evolution algorithm. **Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences**, Istanbul, v. 8, n. 3, p. 189-198, 2017.

PRANEETH, P.; VASAN, A.; RAJU, K. S. Pipe size design optimization of water distribution networks using water cycle algorithm. *In*: YADAV, N.; YADAV, A.; BANSAL, J. C.; DEEP, K.; KIM, J. H. **Harmony Search and Nature Inspired Optimization Algorithms**. Singapore: Springer, 2018. p. 1057-1067.

QUINDRY, G. E.; LIEBMAN, J. C.; BRILL, E. D. Optimization of looped water distribution systems. **Journal of the Environmental Engineering Division**, New York, v. 107, n. 4, p. 665-679, 1981.

RECA, J.; MARTÍNEZ, J. Genetic algorithms for the design of looped irrigation water distribution networks. **Water Resources Research**, Washington, v. 42, n. 5, p. 1-9, 2006.

SADOLLAH, A.; YOO, D. G.; KIM, J. H. Improved mine blast algorithm for optimal cost design of water distribution systems. **Engineering Optimization**, London, v. 47, n. 12, p. 1602-1618, 2015.

SAVIC, D. A.; WALTERS, G. A. Genetic algorithms for least-cost design of water distribution networks. **Journal of Water Resources Planning and Management**, New York, v. 123, n. 2, p. 67-77, 1997.

SERAPIÃO, A. B. de S. Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automática**, Campinas, v. 20, n. 3, p. 271-304, 2009.

SHAMIR, U. Optimal design and operation of water distribution systems. **Water Resources Research**, Washington, v. 10, n. 1, p. 27-36, 1974.

SHEIKHOLESAMI, R.; ZECCHIN, A. C.; ZHENG, F.; TALATAHARI, S. A hybrid cuckoo-harmony search algorithm for optimal design of water distribution systems. **Journal of Hydroinformatics**, London, v. 18, n. 3, p. 544-563, 2016.

SHENAVA, N.; SHOURIAN, M. Optimal reservoir operation with water supply enhancement and flood mitigation objectives using an optimization-simulation approach. **Water Resources Management**, v. 32, n. 13, p. 4393-4407, 2018.

SHI, Y.; EBERHART, R. C. A modified particle swarm optimizer. *In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON EVOLUTIONARY COMPUTATION*, 1998, Anchorage. **Proceedings** [...]. Anchorage: IEEE, 1998a. p. 69-73.

SHI, Y.; EBERHART, R. C. Parameter selection in particle swarm optimization. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EVOLUTIONARY PROGRAMMING*, 1998, Berlin. **Proceedings** [...]. Berlin: Springer, 1998b. p. 591-600.

SIMPSON, A. R.; DANDY, G. C.; MURPHY, L. J. Genetic algorithms compared to other techniques for pipe optimization. **Journal of Water Resources Planning and Management**, New York, v. 120, n. 4, p. 423-443, 1994.

SPILOTIS, M. A Particle swarm optimization (PSO) heuristic for water distribution system analysis. **Water Utility Journal**, Athens, v. 8, p. 47-56, 2014.

SUNG, Y. H.; LIN, M. D.; LIN, Y. H.; LIU, Y. L. Tabu search solution of water distribution network optimization. **Journal of Environmental Engineering and Management**, v. 17, n. 3, p. 177, 2007.

SURIBABU, C. R. Differential evolution algorithm for optimal design of water distribution networks. **Journal of Hydroinformatics**, London, v. 12, n. 1, p. 66-82, 2010.

SURIBABU, C. R. Resilience-based optimal design of water distribution network. **Applied Water Science**, v. 7, n. 7, p. 4055-4066, 2017.

TOLSON, B. A.; ASADZADEH, M.; MAIER, H. R.; ZECCHIN, A. Hybrid discrete dynamically dimensioned search (HD-DDS) algorithm for water distribution system design optimization. **Water Resources Research**, Washington, v. 45, n. 12, 2009.

TOSPORNAMPAN, J.; KITA, I.; ISHII, M.; KITAMURA, Y. Split-pipe design of water distribution network using simulated annealing. **International Journal of Computer, Information, and Systems Science, and Engineering**, v. 1, n. 3, p. 153-163, 2007.

ZECCHIN, A. C.; SIMPSON, A. R.; MAIER, H. R.; LEONARD, M.; ROBERTS, A. J.; BERRISFORD, M. J. Application of two ant colony optimisation algorithms to water distribution system optimisation. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 44, n. 5-6, p. 451-468, 2006.

ZHENG, F.; ZECCHIN, A. C.; NEWMAN, J. P.; MAIER, H. R.; DANDY, G. C. An adaptive convergence-trajectory controlled ant colony optimization algorithm with application to water distribution system design problems. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, Piscataway, v. 21, n. 5, p. 773-791, 2017.