

Otimização do traçado de redes de esgoto via método PSO

Optimization of the layout of sewage networks via pso method

• **Data de entrada:**
27/01/2023

• **Data de aprovação:**
24/02/2023


David Ermerson Farias Eugênio^{1*} | Guilherme Marques Farias¹ |
Marco Aurelio Holanda de Castro¹

DOI: <https://doi.org/10.36659/dae.2024.007>

ORCID ID

Eugênio DEF  <https://orcid.org/0000-0001-9474-8228>

Farias GM  <https://orcid.org/0000-0002-6726-9210>

Castro MAH  <https://orcid.org/0000-0001-5134-7213>

Resumo

O estudo em questão apresenta a implementação do algoritmo PSO (Particle Swarm Optimization) com a finalidade de otimizar o trabalho de redes coletoras de esgoto de modo a reduzir o custo de implantação da mesma, tendo como variáveis de decisão a topografia do terreno e a classificação dos trechos em ponta seca ou não. O modelo de otimização foi aplicado em uma malha hipotética contendo 12 trechos e 9 singularidades. O processo de otimização do PSO resultou em um custo ótimo de R\$ 30.076,92, resultando em um erro relativo de 4,42% em relação ao custo ótimo global para o problema, que é de R\$ 28.801,52, o que indica um desempenho satisfatório. Todavia, ao se comparar o referido resultado com a solução trazida pelo AG (Algoritmo Genético) implementado para a mesma malha por Rodrigues et al. (2020), percebe-se um desempenho inferior do PSO, uma vez que o AG conseguiu alcançar uma solução ótima de R\$ 28.894,35, sendo esta mais próxima do custo ótimo global.

Palavras-chave: Particle Swarm Optimization. Otimização. Redes Coletoras de Esgoto.

Abstract

The study in question presents the implementation of the PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm with the purpose of optimizing the work of sewage collection networks in order to reduce the cost of its implementation, having as decision variables the topography of the land and the classification of the stretches in dry point or not. The optimization model was applied to a hypothetical mesh containing 12 sections and 9 singularities. The PSO optimization process resulted in an optimal cost of BRL 30,076.92, resulting in a relative error of 4.42% in relation to the global optimal cost for the problem, which is BRL 28,801.52, which indicates a satisfactory performance. However, when comparing the aforementioned result with the solution brought by the GA (Genetic Algorithm) implemented for the same mesh by Rodrigues et al. (2020), an inferior performance of the PSO is noticed, since the AG managed to reach an optimal solution of BRL 28,894.35, which is closer to the global optimal cost.

Keywords: Particle Swarm Optimization. Optimization. Sewage collection networks.

¹ Universidade Federal do Ceará - Fortaleza - Ceará - Brasil.

* **Autor correspondente:** david_ermerson@hotmail.com.

1 INTRODUÇÃO

No Brasil, o investimento em saneamento básico tem sido tomado como um dos pilares necessários para a melhoria da qualidade de vida da população, uma vez que estabelece uma cultura de saúde pública preventiva. Um dos avanços significativos para a implementação dos sistemas de saneamento básico foi a criação da Lei do Saneamento (Lei nº 11.445/2007), a qual estabelece as diretrizes nacionais para o saneamento básico e para a política federal de saneamento básico.

Apesar de reconhecidos os benefícios trazidos pela infraestrutura de saneamento básico, no Brasil o cenário em busca da universalização, sobretudo em relação dos sistemas de esgotamento sanitário, ainda requer muita atenção. De acordo com a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNAD), dados de 2019 atestam que aproximadamente 10,5 milhões de domicílios brasileiros (14,5%) não contavam com acesso à rede de distribuição de água tratada como principal fonte de abastecimento. Além disso, também foi observado que o acesso ao esgotamento sanitário é insuficiente, sendo que quase um terço dos domicílios não está ligado à rede geral de esgotamento sanitário.

De acordo com Rodrigues et al. (2020), o custo com implantação dos sistemas de esgotamento sanitário ainda é um fator que impõe barreiras para a universalização dos mesmos. Nesse sentido, a definição do traçado tem impacto direto no custo, uma vez que a depender da configuração de declividades e profundidades obtidas no dimensionamento podem ser acrescidos valores significativos referentes a escavações, tubulações e estações elevatórias de esgoto (PANDOLFO, 2021). Rodrigues et al. (2019) argumentam que, sempre que possível, o arranjo da malha deve buscar minimizar o volume de escavação, portanto, deve procurar acompanhar a inclinação natural do terreno.

Como forma de mudar o panorama atual em relação aos sistemas de esgotamento sanitário, a modelagem computacional tem sido de grande importância no sentido de proporcionar meios para que se otimizem os processos envolvidos na implantação das redes. O estudo de Rodrigues et al. (2019) propõe a utilização de um algoritmo de busca em profundidade para a otimização do traçado de redes coletoras de esgoto com o objetivo de encontrar o arranjo que proporcione uma minimização de trechos desfavoráveis ao caimento natural do terreno. Na mesma linha de raciocínio, Rodrigues et al. (2020) propuseram a otimização do traçado de redes coletoras de esgoto com Algoritmos Genéticos, tendo como variáveis de decisão a topografia e a classificação de um trecho em ponta seca ou não.

1.1 Objetivo

Dada a importância da universalização dos sistemas de saneamento no Brasil, assim como a necessidade de busca por mecanismos de otimização de redes coletoras de esgoto, o presente trabalho tem como objetivo apresentar a aplicação do método PSO (Particle Swarm Optimization) no processo de otimização do traçado de redes coletoras de esgoto, tendo como variáveis de decisão a topografia e a classificação dos trechos em ponta seca ou não. O estudo foi aplicado em uma malha hipotética de uma rede coletora de esgoto, sendo os resultados comparados aos obtidos por Rodrigues et al. (2020), os quais também avaliaram a referida rede hipotética.

2 METODOLOGIA

2.1 A técnica de Particle Swarm Optimization (PSO)

Conforme citam Manzi et al. (2018), assim como o AG, o algoritmo PSO baseia-se em fenômenos da natureza, particularmente no comportamento social de alguns animais, como pássaros e pei-

xes, cuja particularidade empresta ao problema de otimização a propriedade de percorrer o espaço de busca influenciado pelas características das posições anteriores individuais ou em grupo, polarizando as melhores regiões do ambiente até definição de sua melhor área.

Conforme apresentado na Fig. 1, em uma analogia ao comportamento animal, a posição ocupada por cada partícula representa uma possível solução para o problema a ser otimizado, sendo o agrupamento das mesmas denominado de enxame. Inicialmente, a posição e a velocidade de cada partícula são determinadas de forma aleatória. A cada nova rodada (iteração) é atribuída uma nova posição para cada partícula, e esse valor da posição é calculado a partir da sua própria experiência anterior e na experiência de todas as outras partículas, ou seja, a cada nova iteração a partícula tem uma propensão a se deslocar na direção do melhor valor já obtido por ela, e também tende a se deslocar na direção da melhor posição dentre todas as posições já encontradas por todos os indivíduos do enxame. Destaca-se que a qualidade do deslocamento de cada partícula é avaliada por meio de uma função objetivo, sendo esta de maximização ou minimização. A premis-

sa básica do algoritmo PSO é direcionar a nuvem de partículas para o espaço que contém as melhores soluções para o problema a ser otimizado.

Seja a i -ésima partícula denotada por $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})$, onde x_{id} é a d -ésima coordenada da partícula x_i no espaço de D dimensões, e a melhor posição já encontrada pela partícula X_i é denotada por $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$, e melhor posição já encontrada entre todas as partículas do enxame é denotado por $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$, o processo iterativo se dá um função da formulação apresentada nas Eq. 1 e 2, onde k é o número de iterações, c_1 e c_2 são constantes, $\text{rand}()$ é uma função que retorna valores aleatórios distribuídos uniformemente entre $[0,1]$, V_{id} é a velocidade da partícula, que corresponde ao incremento adicionado na posição das partículas a cada iteração k . W é um coeficiente que é denotado comumente pela literatura de peso da inércia, que é responsável por controlar o tamanho do passo da velocidade V_{id} com respeito a anterior, isto é, se W assumir valores suficientemente grandes, este modelo irá facilitar a busca de mínimos globais, enquanto se W assumir valores pequenos irá facilitar a busca de mínimos locais (SILVA e MENEZES, 2018).

Cálculo da velocidade da partícula no método PSO.

$$V_{id}^{k+1} = W \cdot V_{id}^k + c_1 \cdot \text{rand}().(P_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \cdot \text{rand}().(P_{gd} - x_{id}^k) \quad (1)$$

Cálculo da posição da partícula no método PSO.

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (2)$$

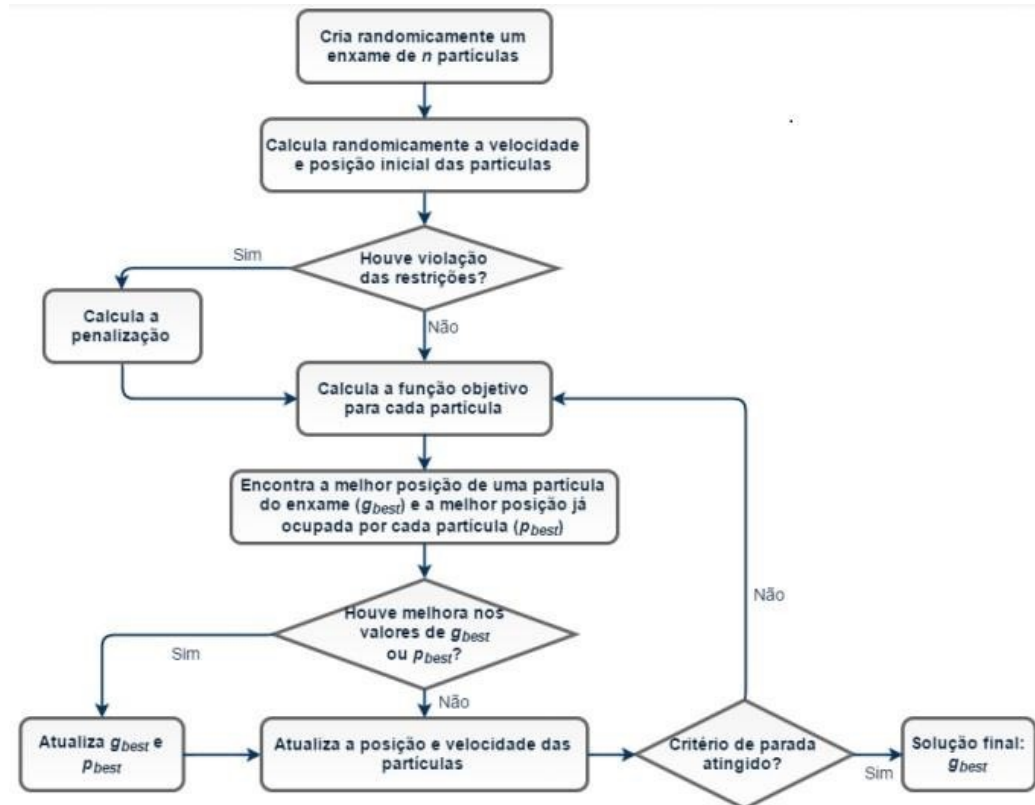


Figura 1 - Descrição das etapas de execução de um PSO convencional.

Fonte: Marchiori et al. (2017)

2.2 Otimização do traçado de redes coletoras de esgoto

A proposta de otimização desenvolvida com o método PSO neste estudo é baseada na metodologia implementada por Rodrigues et al. (2020). Nesse caso, a rotina computacional recebe uma malha composta pelas características das singularidades e trechos da rede coletora e aplica o método de Particle Swarm Optimization (PSO) com o objetivo de obter, ao final do processo iterativo, um custo ótimo. O arquivo de entrada para o modelo em questão deve conter características da rede, tais como: identificadores de trechos e singularidades, comprimento de trechos e cotas topográficas das singularidades. Além disso, deve-se identificar a singularidade final da rede, onde se concentrará todo o efluente proveniente da rede, o qual, posteriormente, será direcionado para uma estação de tratamento de esgoto.

Para o problema em questão, cada posição da partícula é associada a uma possível solução para o problema, ou seja, a representação de um traçado para a rede. Para cada trecho associa-se um par de valores binários, sendo o primeiro responsável por definir o sentido do escoamento e o segundo define se o trecho se trata de um ponta seca ou não, sendo estas as variáveis de decisão para o problema a ser otimizado. A Fig. 2 apresenta a ilustração do formato de uma posição de uma partícula dentro do método PSO. O binário que define o sentido do escoamento assume o valor 0 caso o trecho esteja obedecendo ao declive natural do terreno; na situação contrária, o binário receberá o valor de 1. Em relação ao binário que define os trechos pontas seca, o mesmo assumirá o valor de 0 para trechos caracterizados como ponta seca e 1 para trechos que não se tratam se uma ponta seca.



Figura 2 - Representação binária da posição de uma partícula dentro do método PSO.
Fonte: Rodrigues et al. (2020)

Dentro do algoritmo PSO, a posição inicial das partículas que compõem o enxame é gerada de forma aleatória. Todavia, como forma de tender o processo para que se obtenha um número considerável de trechos a favor do caimento natural do terreno, resolveu-se aplicar a mesma estratégia adotada por Rodrigues et al. (2020), aumentando a probabilidade de obtenção do valor 0 para 80% no bit que define o sentido do escoamento. Em relação ao bit que define a classificação do trecho em ponta seca, não houve alteração, mantendo-se a probabilidade em 50%.

A função objetivo para o problema em questão é a estimativa de custo de implantação (CI) da rede coletora de esgoto, sendo este calculado de acordo com a formulação expressa na Eq. 3, onde NT equivale ao número de trechos da rede coletora de esgoto; L é o comprimento do trecho; e V representa a estimativa do volume de material a ser escavado no processo de abertura da vala. A determinação custo com tubulação (C_{Tub}) e do custo com escavação (C_{Esc}) se deu de acordo com informações obtidas em SEINFRA (2017), onde se apresentam estimativas de custo unitário para diversos serviços em obras civis, inclusive na área saneamento.

Cálculo do custo de implantação.

$$C_I = \sum_{i=1}^{NT} [(C_{Tub(i)} \cdot L_{(i)}) + (C_{Esc(i)} \cdot V_{(i)})] \quad (3)$$

Para que seja possível o cálculo da função objetivo do problema, faz-se necessário que ocorra o dimensionamento hidráulico da rede. Nesse caso, durante o processo iterativo no algoritmo PSO, a posição de cada partícula resulta em um arranjo de trechos e singularidades que são utilizadas para efetuar tal dimensionamento, obtendo-se o conjunto de parâmetros necessários para se estimar o custo de implantação. Após o dimensionamento, o volume de escavação de cada trecho é obtido pelo produto entre a largura da vala e a área lateral (A_L), sendo esta, por sua vez, obtida de acordo com a Eq. 4, onde se considera a situação de um perfil longitudinal equivalente a um trapézio formado pelos lados h_m (profundidade do coletor de montante), h_j (profundidade do coletor de jusante), I_t (declividade do terrenos) e I_o (declividade de projeto), conforme apresenta-se na Fig. 3. Na referida equação, os parâmetros CT_m , CT_j , CC_m e CC_j dizem respeito a cota do terreno a montante, cota do terreno a jusante, cota do coletor de montante e cota do coletor de jusante, respectivamente. Para o cálculo da largura da vala baseou-se nas informações pre-

sentes em ABNT (1992), onde a mesma é calculada em função do diâmetro nominal do coletor, cota de corte e tipo de escoramento utilizado, neste caso, adotou-se um escoramento com pontaletes.

Cálculo da área lateral de um trecho da rede.

$$A_L = \frac{[(CT_j - CC_j) + (CT_m - CC_m)]}{2} L \quad (4)$$

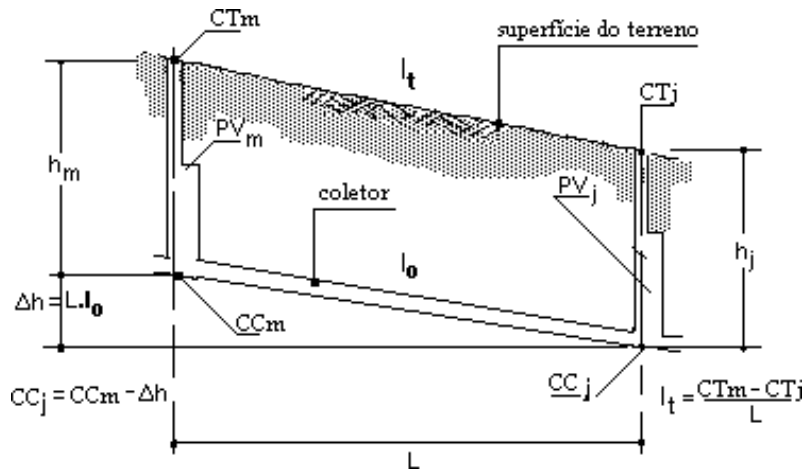


Figura 3 - Descrição do perfil longitudinal de um trecho coletor de esgoto.
Fonte: EMBASA (2008)

2.3 Restrições às posições das partículas geradas pelo PSO

Dentro do processo iterativo do método PSO, as posições que cada partícula assume, as quais carregam informações sobre possíveis soluções para o problema, estão sujeitas a restrições que estão inseridas dentro de um teste de viabilidade do traçado gerado. A premissa básica para a viabilidade da solução trazida pela posição de uma partícula é que o esgoto presente em todos os trechos da rede deve ser direcionado para a singularidade final, o qual é previamente definida do arquivo de entrada. Para isso, a primeira verificação analisa se existe algum trecho efluente à singularidade final que não seja ponta seca. Caso a situação em questão seja constatada, o traçado é considerado inviável, pois a singularidade final deve conter apenas trechos afluentes. Caso passe pela primeira verificação, o traçado estará sujeito à segunda, que diz respeito à verificação

da quantidade de trechos afluentes à singularidade final, pois esta deve, obrigatoriamente, ser maior do que zero, uma vez que o esgoto deve ser direcionado por pelo menos um trecho conectado à singularidade final.

Passada a verificação da validade do traçado em relação à singularidade final, dá-se início à verificação dos demais componentes do traçado. Neste sentido, inicia-se pela verificação da quantidade de trechos efluentes a cada singularidade, a qual deve ser obrigatoriamente maior do que zero. Ainda em relação a essa análise, verifica-se a classificação dos trechos efluentes à singularidade, pois dentre os mesmos deve haver apenas um que não seja ponta seca, uma vez que cada singularidade deve apresentar apenas uma saída. De forma ilustrativa, a Fig. 4a apresenta a situação em que o traçado seria considerado viável, assim como a Fig. 4b apresenta a situação de inviabilidade do mesmo.

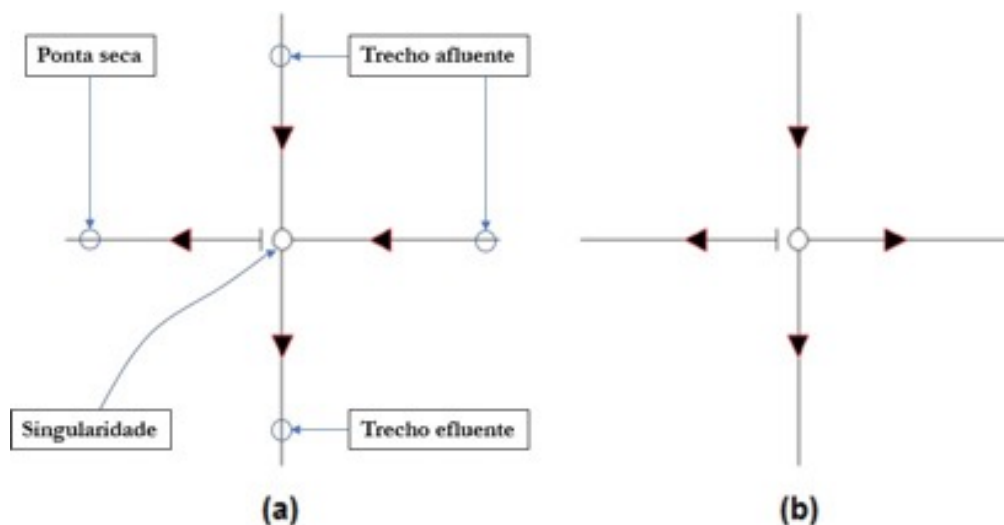


Figura 4 - Descrição das entradas e saídas de uma singularidade

Em relação às singularidades do traçado, uma outra restrição é verificada com o intuito de avaliar se todas as singularidades que possuem trechos afluentes também possuem um trecho efluente que não seja ponta seca, de modo que o fluxo de esgoto possa ser conduzido para os demais trechos. Por outro lado, a verificação inversa também é executada, onde se avalia se cada singularidade com trecho efluente que não seja ponta seca possui ao menos um trecho afluente. Passadas todas as verificações mencionadas, o traçado é considerado viável, sendo posteriormente feito o dimensionamento hidráulico da rede e o consequente cálculo da função objetivo para o problema. Todavia, caso o traçado seja considerado inviável, é uma penalização a posição da partícula, fixando-se um valor de R\$ 100.000,00 para o custo de implantação e acrescentando-se a este um valor de R\$ 1.000,00 para cada trecho que está no sentido contrário ao caimento natural do terreno. Desse modo, rotula-se a posição da partícula como inadequada para o processo, atribuindo a ela uma qualidade inferior às soluções viáveis para o problema, o que faz com que as mesmas sejam desfavorecidas durante o processo de busca da posição ótima para o enxame de partículas. Vale ressaltar que os valores monetários foram estabelecidos de acordo com a metodologia proposta

por Rodrigues et al. (2020) para a malha abordada neste trabalho.

2.4 Estudo de caso e comparação dos resultados

Para a mensuração da qualidade do processo de otimização proposto neste estudo com o método PSO se fez uso da mesma malha hipotética (Fig. 5) utilizada por Rodrigues et al. (2020), sendo a mesma composta por 12 trechos e 9 singularidades. Para a situação em questão, considerou-se a singularidade 2 como sendo a final. A Tabela 1 traz as características de trechos e singularidades, as quais foram inseridas no arquivo de entrada para o modelo computacional proposto. O dimensionamento hidráulico da rede obedeceu aos critérios estipulados por ABNT (1986). Como parâmetros de dimensionamento foram considerados: população de início de plano: 2.000 habitantes; população de fim de plano: 3.500 habitantes; consumo de água efetivo per capita: 160 L/hab x dia; coeficiente de retorno: 0,8; coeficiente de máxima vazão diária: 1,2; coeficiente de máxima vazão horária: 1,5; taxa de contribuição de infiltração: 0,1 L/s x km; recobrimento mínimo: 0,9 m; diâmetro mínimo: 150 mm.

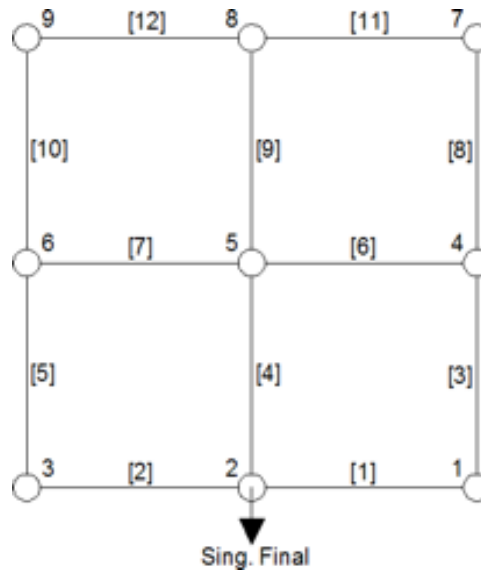


Figura 5 - Malha hipotética utilizada no estudo proposto
 Fonte: Rodrigues et al. (2020)

Tabela 1 - Descrição das características de trechos e singularidades da malha hipotética.

Trecho	Singularidade 1	Singularidade 2	Cota de terreno 1 (m)	Cota de terreno 2 (m)	Comprimento (m)
1	2	1	9.45	9.60	60
2	3	2	9.20	9.45	60
3	4	1	9.40	9.60	60
4	5	2	9.80	9.45	60
5	6	3	10.0	9.20	60
6	5	4	9.80	9.40	60
7	6	5	10.0	9.80	60
8	7	4	10.20	9.40	60
9	8	5	10.40	9.80	60
10	9	6	10.60	10.0	60
11	8	7	10.40	10.20	60
12	8	9	10.40	10.60	60

Fonte: Rodrigues et al. (2020)

Em relação aos parâmetros utilizados no método PSO, definiu-se para o problema um número de 5.000 iterações. Para o peso da inércia, definiu-se o valor de 0.87 e os parâmetros c_1 e c_2 assumiram os valores de 2 e 3, respectivamente.

A validação do estudo se deu por meio da comparação dos resultados obtidos com os encontrados por Rodrigues et al. (2020) para a mesma malha utilizando Algoritmos Genéticos. Todavia, também se baseou no custo ótimo global, que fora obtido pelos mesmos autores citados por meio de um processo de busca por força bruta,

o qual consiste em analisar todas as soluções formadas pelos valores convertidos para binário entre 0 e $(2^n - 1)$, em que n equivale ao número de trechos multiplicado por 2, e submetê-los à verificação de viabilidade com o posterior cálculo do custo de cada solução. Em termos numéricos, a comparação se deu pelo cálculo do erro relativo (E_r), o qual é expresso na Eq. 5, onde CPSO refere-se ao custo obtido com a solução ótima do PSO e C_r é o custo referência, o qual assume os valores de custo da solução ótima obtida por Rodrigues et al. (2020) e o custo ótimo global para a malha em questão.

Cálculo do erro relativo.

$$E_r = \left(\frac{C_{PSO} - C_r}{C_r} \right) \cdot 100 \quad (5)$$

3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O tempo computacional demandado para a realização do processo de otimização com o PSO foi de 2 minutos e 40 segundos, sendo os melhores resultados a cada iteração expressos na Fig. 6. Na figura em questão também é apresentado o resultado obtido por Rodrigues et al. (2020) para a mesma rede utilizando Algoritmos genéticos. Ao avaliar o comportamento da evolução das melhores soluções trazidas pelo PSO a cada iteração percebe-se que o método convergiu para uma solução viável a partir da iteração 521. Se comparada esta característica com o estudo de Rodrigues et al. (2020), percebe-se uma certa convergência tardia do PSO, uma vez que ao analisar-se o gráfico percebe-se que o AG convergiu para uma solução viável antes da décima iteração. Todavia, os dois métodos apresentados no

gráfico tenderam a um comportamento similar, onde constatou-se uma convergência prematura e uma certa estagnação em um ótimo local, fato que pode ter sido influenciado pela escolha dos valores dos parâmetros para o método PSO, o que sugere-se que poderia ser evitado aumentando, por exemplo, o peso de inércia de modo a aumentar a amplitude do espaço de deslocamento das partículas em busca da solução ótima.

A otimização feita com o PSO resultou em um custo ótimo de R\$ 30.076,92 ao final do processo de execução. O custo em questão foi obtido na iteração 1220. Ao se comparar o resultado de custo otimizado com o obtido por Rodrigues et al. (2020), percebe-se que o desempenho do AG foi superior ao PSO, uma vez que o processo resultou em um custo ótimo de R\$ 28.894,35, que é relativamente próximo ao custo ótimo global da rede, sendo este o valor de R\$ 28.801,52. Em termos percentuais, o erro relativo obtido entre a solução do PSO e a solução do AG trazida por Rodrigues et al. (2020) foi de 4,09%, enquanto o erro entre o custo obtido com o PSO e o custo ótimo global para a rede foi de 4,42%.

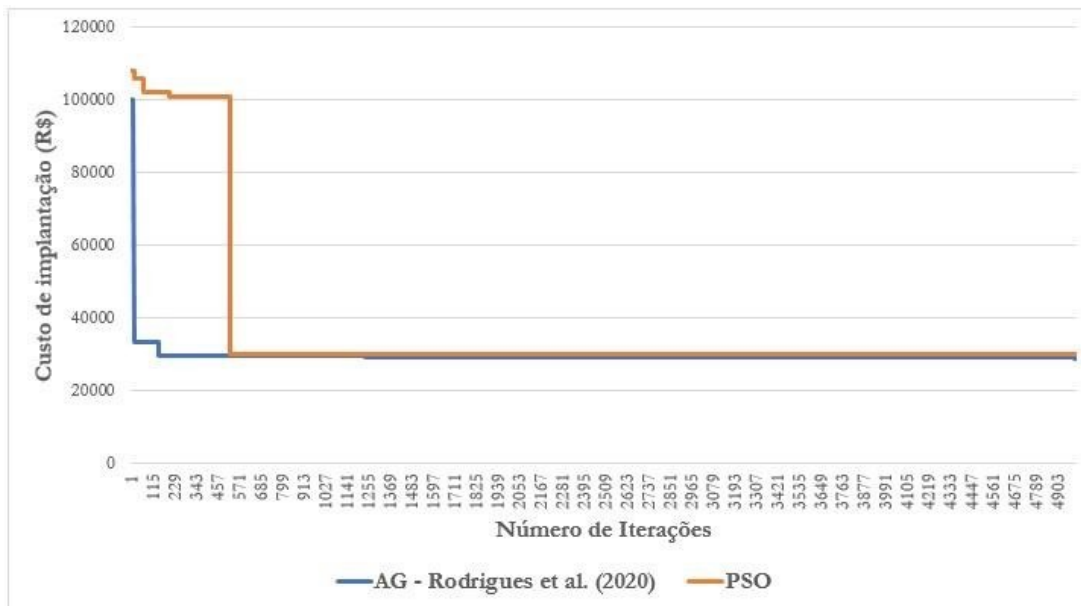


Figura 6 - Evolução da melhor solução a cada iteração do método PSO.

Tabela 2 - Descrição dos resultados obtidos na otimização com o PSO.

	Solução binária	Custo (R\$)
Custo Máximo	[010011101101011010011111]	R\$ 37.717,67
Custo Mínimo [PSO]	[101101100111110101000000]	R\$ 30.076,92
Custo Mínimo AG – [Rodrigues et al. (2020)]	[011111010100100100000100]	R\$ 28.894,35
Custo ótimo global	[011111000001010101000000]	R\$ 28.801,52

Ao avaliarem-se as soluções binárias apresentadas na Tabela 2, percebe-se que o arranjo de binários obtido com o método PSO resultou em cinco trechos com topografia desfavorável ao caimento natural do terreno, sendo constatado este fenômeno nos trechos 1, 2, 4, 5 e 7. Comparando-se as características em questão com a solução trazida pelo AG implementado por Rodrigues et al. (2020), reforça-se a tese de melhor desempenho do AG, uma vez que no referido estudo foram obtidos apenas três trechos desfavoráveis à topografia natural do terreno, sendo estes os trechos 2, 3 e 7. A solução ótima global para a rede hipotética apresentada neste estudo apresenta apenas dois trechos com topografia desfavorável, sendo estes os trechos 2 e 3. Tendo os diâmetros de todos os trechos da solução do PSO permanecidos com o seu valor mínimo (150 mm), justifica-se a magnitude de diferença trazida pela solução do PSO em função da quantidade de trechos contra a topografia natural do terreno, o que possivelmente acarretou em profundidades relativamente elevadas, aumento do custo com escavação e, conseqüentemente, o custo final de implantação.

4 CONCLUSÃO

A otimização do traçado de redes coletoras de esgoto surge como uma ferramenta indispensável no processo de universalização dos sistemas de saneamento no Brasil, uma vez que por meio da obtenção da melhor configuração de profundidades e declividades se pode reduzir substancialmente os custos envolvidos. Nesse sentido, a

adoção de técnicas heurísticas, como Algoritmos genéticos e PSO, tem fundamental importância, contribuindo para a obtenção de configurações de traçado que possibilitem a redução de custos.

No trabalho em questão pode-se afirmar que a implementação do método PSO para a otimização do traçado de redes coletoras apresentou um resultado satisfatório, uma vez que o custo ótimo obtido (R\$ 30.076,92) apresentou um erro relativo de 4,42% em relação ao custo ótimo global (R\$ 28.801,52), o que pode ser considerada uma aproximação relativamente boa. Todavia, ao se comparar o resultado trazido pelo PSO com o estudo de Rodrigues et al. (2020), percebe-se o melhor desempenho do AG, o qual se aproximou mais da solução ótima global.

Ao se avaliarem os resultados da solução binária trazidos pelo PSO, percebe-se que há cinco trechos contrários ao caimento natural do terreno, enquanto a solução trazida pelo AG de Rodrigues et al. (2020) possui apenas três e a solução ótima global apresenta apenas dois trechos. Tendo os diâmetros permanecido constantes e com seu valor mínimo (150 mm) em todos os trechos da solução do PSO, pode-se afirmar que o maior responsável por determinar o afastamento da solução do PSO em relação à solução ótima global foi um possível incremento no custo de escavação em função de uma maior quantidade de trechos contra o caimento natural do terreno.

5 CONTRIBUIÇÃO DOS AUTORES

Todos os autores contribuíram de forma igualitária.

6 REFERÊNCIAS

MARCHIORI, I.N.; LIMA, G.M.; BRENTAN, B.M.; JUNIOR, E.L.; IZQUIERDO, J. Avaliação de funções de penalização para o Dimensionamento otimizado de redes de distribuição de água.

Congreso de Métodos Numéricos en Ingeniería, Valência, 2017.

PANDOLFO, I. **Avaliação do custo de implantação de rede coletora de esgoto utilizando critério de diâmetros não progressivos em regiões com elevada vazão concentrada.**

Trabalho de Conclusão de Curso - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2021.

RODRIGUES, G. P. W.; COSTA, L. H. M.; FARIAS, G. M.; CASTRO, M. A. H. A Depth-First Search Algorithm for Optimizing the Gravity Pipe Networks Layout. **Water Resources Management**, [S. l.], Vol. 33, n. 13, p. 4583–4598, 2019. ISSN: 15731650. <https://doi.org/10.1007/s11269-019-02373-x>.

RODRIGUES, G.P.W.; FARIAS, G.M.; COSTA, L.H.M.; DE CASTRO, M.A.H. Otimização do traçado de redes coletoras de esgoto sanitário via algoritmo genético. **Revista DAE**, Vol. 68, p. 164–177, 2020. <https://doi.org/10.36659/dae.2020.024>

SILVA, V.V.F.; MENEZES, M.S. **Método híbrido do q-gradiente com PSO para otimização global.** Trabalho de conclusão de curso – Bacharelado em Ciência e Tecnologia – Universidade Federal do Semiárido, Mossoró-RN, 2018.

VAN LAARHOVEN, K.; VERTOMMEN, I.; VAN THIENEN, P. Technical note: Problem-specific variators in a genetic algorithm for the optimization of drinking water networks. **Drink. Water Eng. Sci.**, Vol. 11, p. 101–105, 2018. <https://doi.org/10.5194/dwes-11-101-2018>

WANG, Q.; LIU, R.; MEN, C.; GUO, L. Application of genetic algorithm to land use optimization for non-point source pollution control based on CLUE-S and SWAT. **Journal of Hydrology**, Vol. 560, p. 86–96, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.03.022>