



Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

Programa De Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

Doutorado

**CALIBRAÇÃO E AJUSTE DE MODELOS NUMÉRICOS DE
REDES DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA MEDIANTE
ALGORITMO HÍBRIDO MODIFICADO**

HUGO AUGUSTO MARINHO MOREIRA

João Pessoa – Paraíba

julho, 2025

HUGO AUGUSTO MARINHO MOREIRA

**CALIBRAÇÃO E AJUSTE DE MODELOS NUMÉRICOS DE
REDES DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA MEDIANTE
ALGORITMO HÍBRIDO MODIFICADO**

Tese apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal da Paraíba como requisito para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Mecânica.

Área de concentração: Dinâmica e Controle de Sistemas Mecânicos.

Orientador: Prof. Dr. Heber Pimentel Gomes.

Coorientador: Prof. Dr. Juan Moises Mauricio Villanueva.

João Pessoa – Paraíba

julho, 2025

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

M838c Moreira, Hugo Augusto Marinho.

Calibração e ajuste de modelos numéricos de redes de abastecimento de água mediante algoritmo híbrido modificado / Hugo Augusto Marinho Moreira. – João Pessoa, 2025.

142 f. : il.

Orientação: Heber Pimentel Gomes.

Coorientação: Juan Moisés Maurício Villanueva.

Tese (Doutorado) – UFPB/CT.

1. Abastecimento de água – Inteligência artificial.
2. Eficiência energética. 3. Parâmetros hidráulicos – Ajuste. 4. Otimização heurística. I. Gomes, Heber Pimentel. II. Villanueva, Juan Moisés Maurício. III. Título.

UFPB/BC

CDU 628.1(043)

Elaborado por ANNA REGINA DA SILVA RIBEIRO – CRB-15/24

CALIBRAÇÃO E AJUSTE DE MODELOS NUMÉRICOS DE REDES DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA MEDIANTE ALGORITMO HÍBRIDO MODIFICADO

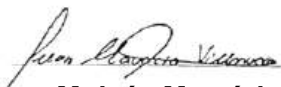
por

HUGO AUGUSTO MARINHO MOREIRA

Tese aprovada em 7 de julho de 2025



Prof. Dr. Héber Pimentel Gomes
Orientador – UFPB



Prof. Dr. Juan Moisés Maurício Villanueva
Coorientador – UFPB



Prof. Dr. Abel Cavalcante Lima Filho
Examinador Interno – UFPB



Prof. Dr. Cícero da Rocha Souto
Examinador Interno – UFPB



Prof. Dr. José Roberto Gonçalves de Azevedo
Examinador Externo – UFPE



Prof. Dr. Saulo de Tarso Marques Bezerra
Examinador Externo – UFPE

AGRADECIMENTOS

Aos meus orientadores professor Heber Pimentel Gomes, e professor Juan Moisés Maurício Villanueva.

Aos demais professores e aos servidores administrativos do curso de pós-graduação.

Aos professores Benedito Santana de Oliveira e Romualdo Campus da Fonseca.

Ao CNPq, pelo apoio financeiro durante a vigência deste curso.

À todos os demais que de algum modo contribuíram para este trabalho.

CALIBRAÇÃO E AJUSTE DE MODELOS NUMÉRICOS DE REDES DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA MEDIANTE ALGORITMO HÍBRIDO MODIFICADO

RESUMO

Modelos de simulação computacional são essenciais na engenharia para modelar e analisar redes de abastecimento, fornecendo dados cruciais para projetos e operação. A calibração é fundamental para garantir a precisão dos modelos hidráulicos, sendo realizada através do ajuste e da comparação dos parâmetros hidráulicos para que representem sistemas reais de forma confiável. Este trabalho apresenta a implementação do método de busca evolucionário *Particle Swarm Optimization* Modificado e Híbrido (PSO-HM) para propor soluções eficientes e robustas para grandes redes. O PSO-HM foi aplicado no ajuste multivariável para estimar os parâmetros hidráulicos com base na pressão dos nós e na vazão dos dutos, minimizando a função objetivo. A metodologia foi testada com a calibração do Sistema Piloto de Distribuição de Água (SPDA) no Laboratório de Eficiência Energética em Hidráulica (LENHS) e das redes de *Benchmark* da cidade de Balerma, na Espanha e C-Town. O algoritmo de calibração, focado na busca ótima local da rugosidade e demanda, alcançou resultados satisfatórios tanto na calibração dinâmica (0,016% para a pressão e 0,1% para a vazão) e estática. Os resultados demonstram a robustez do PSO-HM em comparação com o algoritmo genético, ajustando e calibrando parâmetros de forma eficiente e com baixo custo computacional, mesmo para grandes redes de abastecimento.

Palavras chaves: Ajuste de parâmetros hidráulicos; Eficiência energética; Inteligência artificial; Otimização heurística; PSO; Algoritmo genético.

CALIBRATION AND ADJUSTMENT OF NUMERICAL MODELS OF WATER SUPPLY NETWORKS USING A MODIFIED HYBRID ALGORITHM

ABSTRACT

Computer simulation models are essential in engineering to model and analyze water supply networks, providing crucial data for design and operation. Calibration is essential to ensure the accuracy of hydraulic models, and is performed by adjusting and comparing hydraulic parameters so that they reliably represent real systems. This work presents the implementation of the Particle Swarm Optimization Modified Hybrid (PSO-HM) evolutionary search method to propose efficient and robust solutions for large networks. PSO-HM was applied in multivariate adjustment to estimate hydraulic parameters based on node pressure and pipeline flow, minimizing the objective function. The methodology was tested with the calibration of the Pilot Water Distribution System (LPS) at the Laboratory of Energy Efficiency in Hydraulics (LENHS) and the Benchmark networks of the city of Balerna, Spain, and C-Town. The calibration algorithm, focused on the local optimal search for roughness and demand, achieved satisfactory results in both dynamic (0.016% for pressure and 0.1% for flow) and static calibration. The results demonstrate the robustness of PSO-HM compared to the genetic algorithm, adjusting and calibrating parameters efficiently and with low computational cost, even for large supply networks.

Keywords: *Adjustment of hydraulic parameters; Energy efficiency; Artificial intelligence; Heuristic optimization; PSO; Genetic Algorithm.*

SUMÁRIO

1. CONTEXTUALIZAÇÃO E RELEVÂNCIA	1
1.1 OBJETIVO GERAL	4
1.3 CONTRIBUIÇÕES.....	4
1.4 ESTRUTURA DA TESE	5
2. REVISÃO DA LITERATURA.....	7
3. SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA (SAA)	16
3.1 SIMULADORES HIDRÁULICOS E O GERENCIAMENTO DO SISTEMA ..	18
3.1.1 Simulação em regime permanente e transiente	21
3.1.2 Modelo de simulação hidráulica no EPANET	22
3.1.3 Fontes de erros nas simulações hidráulicas.....	23
3.2 CONCLUSÃO.....	23
4. CALIBRAÇÃO DE MODELOS HIDRÁULICOS	25
4.1 AVALIAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS SUJEITAS A CALIBRAÇÃO ..	28
4.2 TIPOS DE CALIBRAÇÃO	29
4.3 MODELOS DE CALIBRAÇÃO	29
4.3.1 Técnicas de calibração (Problemas direto e indiretos)	30
4.3.1.1 Métodos de resolução iterativos	31
4.3.1.2 Métodos de resolução explícitos	32
4.3.1.3 Métodos de resolução implícitos	33
4.4 FONTE DE ERROS E INCERTEZAS NA CALIBRAÇÃO	37
4.5 MÉTODOS COMPUTACIONAIS DE OTIMIZAÇÃO	37
4.6 OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS	40
4.7 CONCLUSÃO.....	47
5. METODOLOGIA	49
5.1 METODOLOGIA EXPERIMENTAL DE VALIDAÇÃO.....	50
5.2 BENCHMARKS.....	62
5.2.1 C-TOWN	62
5.2.2 BALERMA.....	63

5.3	CALIBRAÇÃO COMO UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO	64
5.3.1	PSO Híbrido com 'fmincon' (PSO-HM).....	67
5.3.2	Objetivo e Restrições para a solução do problema	67
5.4	CONCLUSÃO.....	67
6.	RESULTADOS E DISCUSSÕES	69
6.1	VALIDAÇÃO EXPERIMENTAL: SPDA	70
6.1.1	Rugosidade e Demanda.....	78
6.2	C-TOWN.....	83
6.3	BALERMA.....	86
6.3.2	Calibração dinâmica	89
6.4	DISCURSSÕES.....	91
6.5	CONCLUSÃO.....	92
7.	CONCLUSÕES.....	93
7.1	TRABALHOS FUTUROS	95
	REFERÊNCIAS	97
	APÊNDICE A: CÓDIGO DE CALIBRAÇÃO	110
	APÊNDICE B: RUGOSIDADE CALIBRADA PARA O SPDA	122

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 - Sistema de abastecimento de água de bombeamento direto. Disponível em: https://alfacomp.net/2019/04/18/abastecimento-de-agua/ . Acesso em 17 de outubro de 2024.....	17
Figura 3.2 – Esquema de construção do modelo de um SDA.....	21
Figura 4.1 – Representação esquemática de problemas diretos e inversos. Adaptado de Vilas-Boas (2008).....	30
Figura 4.2 – Algoritmo geral de calibração hidráulica.....	34
Figura 4.3 – Fluxograma básico para o algoritmo PSO com Topologia Global. Adaptado: Eberhart e Shi (2000).	43
Figura 4.4 – Fluxograma básico para o algoritmo PSO com Topologia Local. Adaptado: Eberhart e Shi (2000).	44
Figura 5.1 – Supervisório do SPDA.	52
Figura 5.2 – Perspectiva do SPDA no Blender®.....	53
Figura 5.3 – Foto panorâmica do laboratório.	54
Figura 5.4 – Sensores e elementos de atuação diversos do SPDA. Fonte: Salvino (2012).	54
Figura 5.5 – Conjuntos motor-bomba do LENHS/UFPB.....	55
Figura 5.6 - Controlador Lógico Programável (CLP).	56
Figura 5.7 – Manômetro instalado em um dos trechos do SPDA.	57
Figura 5.8 - Padrão de demanda utilizado para variação horária da vazão propostos por Gomes (2019).	58
Figura 5.9 – Análise hidráulica das pressões do SPDA com variação da demanda horária.....	59
Figura 5.10 - Análise hidráulica das vazões do SPDA com variação da demanda horária.	59
Figura 5.11 – Rede hidráulica SPDA/LENHS no Epanet.....	61
Figura 5.12 – Rede hidráulica C-Town.....	62

Figura 5.13 – Representação das cinco zonas de demanda de C-Town.....	63
Figura 5.14 – Rede hidráulica de Balerna na Espanha.	64
Figura 5.15 – Algoritmo de otimização PSO-HM.....	65
Figura 6.1 – Análise de sensibilidade para o fator de inércia adaptativo do PSO-HM.	70
Figura 6.2 – Análise de sensibilidade para o tamanho do enxame (S) (a) e a mínima vizinhança adaptável (b) do PSO-HM.....	71
Figura 6.3 – Pressão (mca) nos nós de referência (a) e Fluxo (L/s) nos tubos de referência (b) às 13 horas.	72
Figura 6.4 – Série temporal das pressões nos nós PT-01 e PT-04 (a) e nos trechos FT-04 e FT-08 (b).	72
Figura 6.5 – Mapas de calor dos valores de pressão (a) e vazão (b) com calibração AG e PSO-HM.....	73
Figura 6.6 – Convergência da função objetivo AG.	74
Figura 6.7 – Convergência da função objetivo PSO-HM.	75
Figura 6.8 – Pressão (mca) nos nós de referência às 23 horas.	78
Figura 6.9 – Vazão (L/s) nos trechos de referência às 23 horas.	79
Figura 6.10 – Séries temporais das pressões nos nós PT-01 e PT-04 (a) e de vazão nas tubulações FT-04 e FT-08 (b).	79
Figura 6.11 – Mapas de calor dos erros de pressão (a) e vazão (b) para AG e PSO-HM.	80
Figura 6.12 – Mapas de calor dos erros de pressão (a) e vazão (b) para AG e PSO-HM para um período de 96 horas dos nós e trechos de referência, utilizando como dados para calibração somente as 24 horas iniciais.	84
Figura 6.13 – Séries temporais das pressões nos seis nós que apresentaram maiores erros médios.	85
Figura 6.14 – Convergência da FO para PSO-HM e AG na calibração da rede C-Town.	86
Figura 6.15 – Comparação entre os valores de pressão obtidos na calibração (PSO-HM) e experimentalmente em função dos nós de referência.	87
Figura 6.16 – Correlação dos valores de pressão obtidos na calibração (PSO-HM) e experimentalmente.....	88
Figura 6.17 – Comparação entre valores de vazão obtidos no processo de calibração (PSO-HM) e experimentalmente em função dos trechos de referência.....	88
Figura 6.18 – Correlação dos valores de vazão obtidos na calibração (PSO-HM) e experimentalmente.....	89

Figura 6.19 – Convergência da função objetivo (PSO-HM).....	89
Figura 6.20 – Mapas de calor dos erros de pressão (a) e vazão (b) na calibração com AG e PSO-HM.....	90
Figura 6.21 – Convergência da função objetivo (PSO-HM).....	90

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Quadro resumo da revisão de literatura.....	12
Tabela 4.1 – Critérios mínimos para a estabilização da calibração, independentemente do tamanho da rede e dos valores das variáveis observadas (Water Research Center, 1989; <i>Engineering Computer Applications Commiitee</i> , 1999; Walski, 2017).	36
Tabela 5.1 – Valor do coeficiente C e rugosidade absoluta ϵ para diversos tubos. Adaptado: Netto <i>et al.</i> (1998) e Salvino (2012).	60
Tabela 6.1 – Erro médio e Desvio padrão e Variância do erro médio dos nós e trechos de referência para a calibração da rugosidade do SPDA.....	77
Tabela 6.2 – Erro médio e Desvio padrão e Variância do erro médio dos nós e trechos de referência para a calibração da Rugosidade e Demanda do SPDA.	82

LISTA DE ABREVIações E SIGLAS

AG	Algoritmos genéticos
BWCN	<i>BATTLE OF THE CALIBRATION NETWORKS SYSTEM</i>
CV	Cavalos de potência
CMB	Conjunto Motor-Bomba
CLPs	Controladores Lógicos Programáveis
FO	Função objetivo
LENHS	Laboratório de Eficiência Hidro-Energética em Saneamento
MMQ	Método dos mínimos quadrados
IHM	Interface Homem-Máquina
RNA	Redes Neurais Artificiais
SCADA	Sistemas de Supervisão e Aquisição de Dados
SAA	Sistema de abastecimento de água
SDA	Sistemas de distribuição de água

SPDA	Sistema Piloto de Distribuição de Água
SRS	<i>Stochastic Remainder Sampling</i>
PD	Problema Direto
PI	Problema Inverso ou indireto
PSO-HM	<i>Particle swarm optimization – Hybrid Modified</i>
VRP	Válvula Redutora de Pressão

LISTA DE SIMBOLOS

α e β	Pesos normalizadores
c_1 e c_2	Coeficientes cognitivos e social
C_1 e C_2	Números inteiros aleatórios
E_r	Variável medida
E_s	Variável simulada
FO	Função objetivo a ser minimizada
$gbest_p$	Melhor posição encontrada na vizinhança da partícula p
H	Matriz L x M, em que L representa o número de observações e M o número de parâmetros desconhecidos
L	Instante de tempo máximo considerado nos ensaios
it	Iteração atual
$pbest_p$	Melhor posição que a partícula p já obteve durante a busca
PS	Pressão simulada no nó i
PM	Pressão medida ou real no nó i

$(Q_i)_s$ e $(Q_i)_m$	Vazões simuladas e medidas
Q_S	Vazão simulada no trecho j
Q_M	Vazão medida no trecho j
OP_j e PP_j	Pressões observadas e previstas na junção j
OQ_p e PQ_p	Vazões observadas e previstas no tubo p
r	Rugosidade da tubulação
v_p	Velocidade da partícula p
x_p	Posição da partícula p
χ	Coeficiente de constrição
w	Momento de inércia
u_{modelo}^t	Dados modelados
u_{obs}^t	Dados observados

TRABALHOS PUBLICADOS

Artigos completos publicados em periódicos

Moreira, Hugo Augusto Marinho; Gomes, Heber Pimentel; Villanueva, Juan Moises Mauricio. *Modified hybrid particle swarm optimization: multivariate calibration of water supply networks*. RBRH, Porto Alegre, v. 30, e17, 2025. <https://doi.org/10.1590/2318-0331.302520240121>.

Moreira, Hugo Augusto Marinho; Gomes, Heber Pimentel; Villanueva, Juan Moises Mauricio; Bezerra, Saulo De Tarso Marques. *Real-time neuro-fuzzy controller for pressure adjustment in water distribution systems*. Water Science and Technology-Water Supply, v. 20, p. 1-11, 2020. <https://doi.org/10.2166/ws.2020.379>

Capítulo de livro publicado

Moreira, Hugo Augusto Marinho; Silva, Enrique Douglas Casado da; Silva, Higo Braga Da; Villanueva, Juan Moises Mauricio; Gomes, Heber Pimentel. *Controle inteligente aplicado a um sistema de bombeamento de água*. Engenharia no Século XXI - Volume 16. 16ed. Belo Horizonte - MG: Editora Poisson, 2020, v., p. 238-.

Trabalhos completos publicados em anais de congressos

Moreira, H. A. M.; Villanueva, M. M. J.; Gomes, H. P. PSO e AG - Comparação de Algoritmos na Calibração de Modelos Hidráulicos, 2025. Congresso Iberoamericano de Sistemas de Abastecimento de Água, Drenagem e Irrigação - SEREA 2025.

Moreira, H. A. M.; Villanueva, M. M. J.; Gomes, H. P. Ponto De Máxima Eficiência De Um Sistema De Bombeamento De Água Utilizando Modelo Neuro-Fuzzy. In:

CREEM - Congresso Nacional dos Estudantes de Engenharia Mecânica, 2024, Uberaba/MG. Proceedings CREEM2024, 2024.

Moreira, H. A. M.; Villanueva, M. M. J.; Gomes, H. P. Identificação De Sistema De Bombeamento De Água Para Simulação E Desenvolvimento De Controladores. In: CREEM - Congresso Nacional de Estudantes de Engenharia Mecânica, 2024, Uberaba/MG. Proceedings CREEM2024, 2024.

Moreira, Hugo Augusto Marinho; Villanueva, M. M. J.; Gomes, H. P. Neuro-Fuzzy: Multivariable Identification of a Pumping System with Variable Demand. In: Ibero-Latin American Congress on Computational Methods in Engineering, 2024, Maceió/AL. XLV Ibero-Latin American Congress on Computational Methods in Engineering, 2024.

Moreira, Hugo Augusto Marinho; Gomes, Heber Pimentel. Algoritmos Genéticos: Calibração De Modelos Computacionais Hidráulicos. In: 24º CONEMI, 2024, Manaus, 2024.

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

1. CONTEXTUALIZAÇÃO E RELEVÂNCIA

Sistemas hidráulicos são cruciais na sociedade moderna, especialmente em processos industriais para controle de processos, geração e transmissão de energia via fluidos pressurizados (Diniz *et al.*, 2015; Kumar e Yadav, 2022). No cotidiano, são vitais para o fornecimento de água para consumo doméstico, industrial e público através da integração de equipamentos, obras e serviços. A concepção e o dimensionamento dos sistemas de bombeamento e distribuição são integrados e exigem equipes de multiprofissionais especializados (Gao, 2017; Meirelles *et al.*, 2017; Gomes, 2019). Apesar de serem amplamente estudados, os Sistemas de Abastecimento de Água (SAA) apresentam não-linearidades que complicam seu projeto, análise e operação, principalmente devido às suas grandes dimensões, ao número elevado de componentes e às suas particularidades, como as não-linearidades (Leinæs *et al.*, 2024; Silva *et al.*, 2024).

Os SAA são responsáveis por 3% do consumo energético global, com 90% desse montante sendo utilizado pelos sistemas de bombeamento (Gomes, 2019; Groppo *et al.*, 2019; Zanfei *et al.*, 2020; Gonçalves *et al.*, 2021). No Brasil, dados da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2023) indicam um crescimento acelerado do consumo elétrico, superando a taxa de crescimento do Produto Interno Bruto. Além disso, a baixa qualidade na distribuição de água, devido aos vazamentos, resulta em perdas superiores a 40% entre a estação de tratamento e o consumidor final, gerando um prejuízo anual de \$5,1 bilhões de dólares (Instituto Trata Brasil, 2023). Esses desafios evidenciam a necessidade

de desenvolver tecnologias que reduzam o consumo energético e melhorem a eficiência operacional dos SAA. Além disso, um bom projeto de SAA é crucial, pois 70% do custo total está associado à rede de tubulações (Kepa, 2021; Zhao *et al.*, 2022).

As pressões ambientais, políticas e econômicas para o uso racional da água ganharam força nas últimas décadas, impulsionando o investimento na eficiência dos sistemas de abastecimento. A política de universalização da água, através da expansão das redes de abastecimento para regiões periféricas e áreas mais extensas, juntamente com o aumento da demanda e a urbanização vertical, trouxeram problemas na qualidade de abastecimento e maior dificuldade de operação do sistema, resultando em ineficiências graves. Para modernizar a gestão desses sistemas, o novo Marco do Saneamento (Lei nº 9.984, de 17 de julho de 2000) foi promulgado em 2020. Esta atualização busca atrair investimentos privados para o saneamento básico no Brasil e estabelece políticas para alcançar metas e indicadores específicos. Contudo, há desafios que precisam ser enfrentados, entre eles o problema do gerenciamento das redes hidráulicas existentes e o projeto otimizado de novas redes.

O aumento da demanda por água e as previsões sobre possíveis falta desse recurso tornaram o uso racional uma das maneiras mais interessantes de controle de água. Um dos aspectos que tem ganhado força é o controle de perdas em redes de distribuição. A possibilidade de cobrança pelo uso da água e as pressões ambientais têm tornado vantajoso o investimento no controle operacional da rede. A avaliação eletrônica do sistema ganha, então, maior notoriedade já que as irregularidades na operação podem ser previstas e ajustadas em menor tempo (Neves, 2007).

O alto consumo energético e o elevado desperdício de água durante a condução até o consumidor final são problemas ocasionados, principalmente, por pressões excessivas nas tubulações e pelo mau gerenciamento da rede de abastecimento. Além disso, o custo de construção delas é elevado, desta forma, o projeto quase ideal de uma rede de distribuição de água é fundamental. A complexidade e a importância prática da otimização têm atraído a atenção de muitos pesquisadores nos últimos 30 anos (Chandramouli e Sangamreddi, 2018). Assim, a necessidade de um gerenciamento de qualidade dos recursos

hídricos, centrado nas redes de distribuição, torna indispensáveis os modelos matemáticos e computacionais de previsão do comportamento hidráulico.

Modelos hidráulicos de redes de abastecimento têm sido considerados parte da solução, pois oferecem vantagens operacionais. Eles auxiliam no projeto e, além disso, através de simulações hidráulicas, é possível analisar cenários de operação, falhas e vazamentos para otimizar a rede física para uma maior eficiência energética. As simulações ocorrem para situações ainda desconhecidas pelos gestores, e fornecem informações cruciais para o projeto de novos trechos da rede. Contudo, é crucial a revisão e o aprimoramento contínuos dos parâmetros hidráulicos do modelo computacional, que deve considerar as mudanças físicas que ocorrem ao longo do tempo no sistema, por meio dos processos de ajustes dos parâmetros hidráulicos e da calibração. Só assim o modelo representará com a precisão adequada o sistema real.

Para operar um sistema de abastecimento, é essencial conhecer suas características físicas, como as propriedades das tubulações e dos nós. Essas características mudam ao longo dos anos, desviando-se do projeto original, com variações no coeficiente de atrito, resistência localizada ao escoamento, diâmetro das tubulações, demanda nodal, entre outros. O ajuste e a calibração dos parâmetros hidráulicos do modelo computacional da rede são fundamentais para obter dados confiáveis que ilustrem o funcionamento real do sistema, produzindo, nas simulações, dados que se aproximem dos valores observados no sistema existente. Covas e Ramos (2001) descrevem a calibração como um método de identificação de parâmetros desconhecidos, utilizando técnicas de otimização para minimizar as diferenças entre os valores observados experimentalmente e os calculados (Neves, 2007). O processo de ajuste e calibração, realizado por algoritmos de otimização, reduz sucessivamente a diferença entre os resultados do modelo de simulação e os valores medidos experimentalmente até chegar a uma margem de erro aceitável, proporcionando maior confiança do modelo implantado (Vilas-Boas, 2008).

A ampla utilização de técnicas de calibração baseadas em algoritmos genéticos se deve à sua implementação relativamente simples e à capacidade de gerar resultados satisfatórios. No entanto, desafios surgem quando se lida com grandes volumes de dados ou redes hidráulicas extensas, ocasionando um

aumento significativo no custo computacional e potencializando erros em problemas complexos – aspectos que serão explorados na revisão da literatura.

1.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral desta tese é desenvolver e validar um algoritmo computacional robusto para a calibração inteligente multivariada de modelos hidráulicos aplicados a grandes sistemas de distribuição de água, garantindo alta precisão e eficiência computacional.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Desenvolver e implementar um método baseado na técnica *Particle Swarm Optimization* Modificado e Híbrido (PSO-HM) para ajuste e calibração multivariável de parâmetros hidráulicos, aplicável nas linguagens de programação C/C++ com a biblioteca MATLAB - EPANET;
- Validar um método de calibração hidráulica de redes de abastecimento de água utilizando técnicas de otimização baseadas no PSO, utilizando o Sistema Piloto de Distribuição de Água (SPDA) e considerando as variáveis rugosidade absoluta das tubulações e demanda dos nós, utilizando dados observacionais de pressão e vazão; e
- Usar cenários de *benchmarks* para realizar a validação e a análise de desempenho do método proposto: realizar a calibração da rede hidráulica *Battle of the Water Calibration Networks* (C-Town) e a rede urbana de Balerna, Espanha, utilizando a variável rugosidade em conjunto com os dados de pressão e vazão.

1.3 CONTRIBUIÇÕES

Com base na revisão de literatura e nos resultados obtidos nesta tese, são apresentadas três contribuições científicas de grande relevância para a comunidade acadêmica e para as aplicações em engenharia:

- Redução do custo computacional – Desenvolvimento de um processo de otimização mais eficiente para o ajuste dos parâmetros hidráulicos em grandes redes de distribuição de água, garantindo menor tempo de processamento sem comprometer a precisão dos resultados;
- Maior robustez na calibração hidráulica – Implementação de um método capaz de realizar uma busca global eficiente, evitando a rápida convergência para soluções subótimas, e integrando uma busca local refinada para melhorar a precisão dos parâmetros calibrados de grandes redes de abastecimento; e
- Simplicidade e acessibilidade na implementação – Código de otimização estruturado para fácil aplicação, utilizando uma abordagem integrada à biblioteca aberta do EPANET para MATLAB, permitindo ampla utilização por pesquisadores e engenheiros.

1.4 ESTRUTURA DA TESE

No capítulo 2 é realizada a revisão da literatura sobre a calibração de modelos hidráulicos, reunindo os estudos mais relevantes e recentes. Além de destacar sua importância para a modelagem eficiente dos Sistemas de Abastecimento de Água (SAA) e a precisão nas simulações hidráulicas, também examina as principais técnicas utilizadas, incluindo métodos iterativos, analíticos e baseados em otimização, como os algoritmos genéticos.

No capítulo 3 é realizada uma breve revisão dos conceitos dos SAA e de seus componentes básicos para situar o leitor no objeto alvo da problemática – as redes de tubulações usadas na distribuição de água. Elas são analisadas quanto às suas características técnicas, desafios operacionais e fatores que influenciam na sua eficiência e gestão.

No capítulo 4 é realizada uma revisão dos conceitos relacionados aos ajustes hidráulicos e à calibração, às quais os modelos de redes de distribuição de água estão sujeitas. Esse processo é crucial para garantir a eficiência na distribuição do recurso hídrico, abordando técnicas e metodologias aplicadas para otimizar o funcionamento das redes por meio da análise do modelo

computacional. Ademais, são revisados os conceitos relativos aos algoritmos de otimização baseados em técnicas inteligentes, em específico o PSO.

No capítulo 5 é apresentada a metodologia utilizada no desenvolvimento do algoritmo de ajuste dos parâmetros hidráulicos e a metodologia experimental para realizar a validação experimental do algoritmo, através do ajuste e calibração dos parâmetros hidráulicos do SPDA. Ademais, são apresentadas duas redes de *benchmark* disponíveis na literatura e que também foram utilizadas para a validação e análise do algoritmo PSO-HM.

No capítulo 6, os resultados desta tese são apresentados, e estão organizados em duas partes principais: a calibração utilizando o Sistema de Distribuição de Água (SPDA) como sistema experimental, e a análise de dois *benchmarks* disponíveis na literatura, C-Town e Balerna. Em primeiro lugar, a calibração realizada com o SPDA é detalhada, destacando os dados coletados, os métodos aplicados e os resultados obtidos. Em seguida, compara-se o desempenho do PSO-HM e os seus resultados com os *benchmarks* C-Town e Balerna para verificar a eficácia e a precisão da técnica computacional proposta. Por fim, discute-se os resultados e as vantagens proporcionadas pelo algoritmo PSO-HM, enfatizando melhorias em eficiência, precisão e aplicabilidade prática.

No capítulo 7, as conclusões derivadas desta tese são apresentadas, sintetizando as principais descobertas ao longo desta pesquisa. Este capítulo destaca a relevância dos resultados no contexto dos sistemas de distribuição de água, evidenciando as contribuições do algoritmo PSO-HM para a eficiência e precisão dos ajustes dos parâmetros hidráulicos. Além disso, são discutidas as implicações práticas das descobertas para o setor, bem como sugestões para pesquisas futuras e possíveis melhorias nos métodos e abordagens utilizados.

CAPÍTULO II

REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo é realizada a revisão da literatura sobre a calibração de modelos hidráulicos, destacando sua relevância para a modelagem computacional dos Sistemas de Abastecimento de Água (SAA).

2. REVISÃO DA LITERATURA

A maioria das técnicas de calibração visa ajustar o coeficiente de perda de carga nas tubulações e as demandas nodais. Gomes *et al.* (2009) calibraram o Sistema Piloto de Distribuição de Água do LENHS/UFPB minimizando a discrepância dos dados de vazão e pressão entre o modelo e os observados em campo para seis cenários diferentes. A variável ajustada foi o coeficiente de perda de carga localizada (K) devido à grande quantidade de conexões e acessórios na rede. A modelagem por tentativa e erro mostrou-se satisfatória, mas distante do ideal.

Wu e Sage (2006) identificaram e localizaram perdas em redes de abastecimento de água, e desenvolveram um processo de calibração que simultaneamente quantifica e localiza perdas de água, formulado como um problema de otimização não-linear e resolvido com um algoritmo genético (AG).

Neves (2007) desenvolveu um algoritmo de calibração utilizando o problema inverso associado a um simulador hidráulico de escoamento de água em regime permanente, com algoritmos genéticos como técnica de otimização. Salvino *et al.* (2015) desenvolveram um software de calibração multivariada com

até sete variáveis utilizando AG. Para validar o código, realizou a calibração do SPDA do LENHS/UFPB e de uma rede de abastecimento de Maceió. Os resultados foram promissores, atendendo aos critérios de calibração de Walski *et al.* (2006) e Meirelles *et al.* (2017), mas o software LenhsCalibra não alcançou a escala comercial, limitando outras aplicações e testes.

Avanços significativos na calibração de redes hidráulicas foram estabelecidos em Ostfeld *et al.* (2012), onde 44 (quarenta e quatro) pesquisadores desenvolveram e compararam diversos métodos de calibração hidráulica utilizando uma rede de benchmark. Em paralelo, Wu e Walski (2012) utilizaram a mesma rede de benchmark (BWCN, C-Town) para propor uma abordagem eficaz para calibrar o modelo.

Diversos estudos exploraram as funcionalidades do software EPANET para projetar, calibrar e simular modelos computacionais de SAA (Georgescu *et al.*, 2014; Georgescu *et al.*, 2015; Dunca *et al.*, 2017; Kepa, 2021). No entanto, o EPANET apresenta limitações na calibração, pois não suporta calibração multivariável e multiobjetivo, além de não utilizar algoritmos de otimização. Assim, para superar essas limitações, pesquisadores desenvolveram calibradores hidráulicos, baseados em algoritmos genéticos, utilizando o EPANET como simulador hidráulico para avaliar o sucesso da calibração (Salvino *et al.*, 2015; Boczar *et al.*, 2017; Zhao *et al.*, 2022).

Com a modelagem de grandes redes hidráulicas, a quantidade de variáveis no processo de calibração começou a representar um desafio, elevando o grau de liberdade do problema, que é a diferença entre a quantidade de variáveis medidas e parâmetros calibrados (Do *et al.*, 2016). Do *et al.* (2016) apontaram um método de sensibilidade para a localização dos pontos de medição e os tipos de sensores. Além disso, estudos mostram que as pressões nodais são mais valiosas para estimativa da rugosidade, enquanto dados de fluxo são melhores para a estimativa da demanda (Kang e Lansey, 2011).

Boczar *et al.* (2017) realizaram a calibração *on-line* e *offline* de uma rede de abastecimento em Kedzierzyn-Kozle, Polônia, utilizando dois parâmetros dependentes (pressão e vazão nas seções nodais) e um independente (rugosidade). Eles usaram algoritmos genéticos para a calibração e

implementaram a solução nos softwares "EPANET *Calibrator*" e MatLab, buscando uma análise comparativa. Os resultados no EPANET *Calibrator* não foram satisfatórios, sugerindo que o alto erro pode ser devido a uma modelagem deficiente ou à baixa eficácia do software para o ajuste dos parâmetros hidráulicos. O EPANET *Calibration* está disponível no site da Resan da Universidade Federal de Santa Catarina.

Chandramouli e Sangamreddi (2018) desenvolveram um algoritmo de código aberto para projeto e reabilitação de redes hidráulicas visando auxiliar estudantes e jovens pesquisadores no estudo de SAA. O algoritmo utiliza algoritmos genéticos para otimizar variáveis de interesse e encontrar o mínimo local. No entanto, o código desenvolvido é extremamente deficiente e serve apenas para estudos introdutórios.

Goulart (2015) aprimorou um modelo de calibração de redes de distribuição de água proposto por Silva (2003). O autor utilizou algoritmos genéticos como técnica de otimização multivariável, abrangendo rugosidade e consumo nodal. Os resultados foram superiores aos resultados alcançados por Silva (2003), que otimizava apenas a rugosidade absoluta das tubulações. Na primeira etapa, a calibração foi alcançada com demandas geradas aleatoriamente, e na segunda etapa, a demanda nodal foi dirigida por pressão.

Os trabalhos de Walski (1983) e Bhave (1988) recebem destaque por serem dois dos primeiros a utilizar métodos iterativos na calibração de redes hidráulicas. Esses métodos apresentam os menores desvios quando comparados com outros métodos clássicos. Além disso, Ostfeld *et al.* (2012) classificam a metodologia proposta por Walski (1983) como uma das três mais bem avaliadas entre 14 métodos no encontro *Battle of the Water Calibration Networks* (Gameiro, 2014). Essa relevância se deve aos estudos apresentados por Cheung (2001) e aos resultados destacados em Ostfeld *et al.* (2012), evidenciando a eficiência e precisão dos métodos propostos, entre eles o iterativo.

Na evolução dos métodos propostos, há uma metodologia de ajuste e calibração em tempo real (*on-line*) disponível em Zhou *et al.* (2018). Ela é adaptativa e multivariável, e considera as variáveis aplicáveis aos nós e trechos

(demanda nodal e rugosidade). As medições da pressão são contínuas via sistema de aquisição de dados (SCADA) e utiliza o algoritmo Filtro de kalman. Em grandes redes, os erros médios observados para pressão e vazão foram de 25% e 10%, respectivamente, relativamente altos para os erros obtidos na calibração *offline*.

Zanfei *et al.* (2020) propuseram uma metodologia multiobjetivo para calibrar a rugosidade e a demanda de SAA utilizando algoritmos genéticos. A metodologia inclui quatro procedimentos de modelagem das variáveis mensuráveis e uma avaliação dos resultados baseada na repetição por 100 vezes do processo de otimização, calculando a média dos parâmetros hidráulicos obtidos. A comparação entre diferentes processos de otimização é relevante quando o algoritmo possui funções randômicas. Outra metodologia utiliza AG, mas com um simulador baseado em elementos finitos (Diaz-Ortiz *et al.*, 2023).

A busca por algoritmos de otimização mais robustos tornou o seu uso complexo, como a implementação da *Sequential Least Squares Programming* (SLSQP), que foi utilizado para calibrar uma rede urbana real em Victoria, Austrália, e simplificar o processo (Zhao *et al.*, 2022). Comparado com algoritmos genéticos (AG) e Evolução Diferencial (DE), o SLSQP é até 10 vezes mais eficiente em termos de custo computacional, mantendo resultados comparáveis. O estudo formulou variáveis de decisão em quatro cenários diferentes para caracterizar o espaço de busca do algoritmo.

Outros métodos, como o da perda de carga com o método dos mínimos quadrados, foram implementados para estimar a rugosidade das tubulações, devido à dificuldade de mensurar dados ruidosos das demandas nodais ou da pressão dos nós (Gao, 2017). Pesquisas também utilizaram fenomenologia física e formulações matemáticas para calibrar redes de abastecimento de água, focando o desenvolvimento do modelo para a identificação de vazamentos na rede de distribuição (Berardi e Giustolisi, 2021). Embora esses métodos tenham perdido espaço para os computacionais, ainda alcançam bons resultados e são escaláveis para redes urbanas reais. No entanto, exigem habilidade matemática do projetista e tempo disponível para aplicação.

Leinæs *et al.* (2024) propuseram uma metodologia para calibrar modelos hidráulicos de SAA intermitentes (que operam de forma intermitente) que incluem a modelagem de vazamentos dirigida pela pressão da rede. As variáveis calibradas são a rugosidade e a demanda nodal. A maioria das vazões simuladas tiveram erros dentro da faixa de 11%. Em um trabalho de revisão bibliográfica, Kumar e Yadav (2022) relatam que diversos métodos heurísticos e metaheurísticos foram aplicados ao gerenciamento de SAA, incluindo AG e PSO. Além disso, enfatizam que há uma busca constante por métodos que reduzam o custo computacional para a otimização de grandes redes hidráulicas.

Algoritmos metaheurísticos, como Algoritmos Evolutivos (EAs), têm sido amplamente aplicados na calibração de modelos de SAA desde a década de 1990 (Savic e Walters, 1995). EAs têm bom desempenho em problemas complexos com muitas variáveis e restrições (Maier *et al.*, 2014). No entanto, enfrentam limitações devido ao alto custo computacional, especialmente em problemas maiores, como na calibração de modelos de Sistemas de Distribuição de Água (SDA) complexos e de grandes dimensões (Zhang *et al.*, 2018; Kang e Lansey, 2009). Além disso, a complexidade de solução aumenta devido à resolução frequente de equações hidráulicas não lineares (Zecchin *et al.*, 2007; Rashid e Kumari, 2023) e porque o problema não apresenta uma única solução.

Na evolução dos métodos computacionais, Letting *et al.* (2017) apresentaram um modelo detalhado de simulação para estimativa de demanda de água usando PSO. Eles concluíram que as melhores localizações para instalar os sensores são aqueles que experimentam a maior variabilidade nas medições como resultado da mudança na demanda nodal (Letting *et al.*, 2017). Torkomany *et al.* (2021) e Macêdo *et al.* (2021) empregaram PSO para a otimização do diâmetro ótimo no projeto de sistemas de abastecimento. O PSO foi utilizado para otimizar o custo de operação de sistemas de bombeamento de água em um processo de otimização multiobjetivo (Balekelayi *et al.*, 2022). Os autores destacam o baixo custo computacional do método. Há aplicações do PSO para calibrar os parâmetros de qualidade da água modelos de SAA (Peirovi *et al.*, 2019; Wang *et al.*, 2023) e modelos de gerenciamento de água da chuva (Xue *et al.*, 2020) mostrando a versatilidade de aplicações do algoritmo.

Além disso, redes neurais artificiais foram utilizadas para prever a pressão dos nós da rede, reduzir o grau de liberdade e a complexidade do problema de ajuste e calibração hidráulica, enquanto o PSO ajusta a rugosidade das tubulações (Meirelles *et al.*, 2017). Os resultados ainda não são suficientes para considerar o sistema calibrado, com erros acima de 9%. Ademais, o PSO puro também foi usado para calibração hidráulica e da qualidade da água (Moghaddam *et al.*, 2020) utilizando a rugosidade como variável hidráulica, resultando em erros de 11%, alto para os critérios de calibração (Walski *et al.*, 2006; Salvino *et al.*, 2015). Além disso, a rede hidráulica tinha pequenas dimensões (100 nós e trechos somados), o que não representa as grandes redes hidráulicas urbanas ou *benchmarks* da literatura.

Valluru *et al.*, (2020) compararam o fmincon e um algoritmo genético multiobjetivo na sintonização de controladores e compararam os seus resultados. O algoritmo genético mostrou melhor desempenho. Sertsoz e Fidan (2021) realizaram uma comparação entre o PSO e o fmincon para realizar a otimização da velocidade de tráfego de trens em regiões específicas sujeitas a restrições.

Muitas pesquisas sobre o ajuste dos parâmetros hidráulicos e a calibração de redes de abastecimento de água resultaram em avanços na gestão dos SAA (**Tabela 2.1**), melhorando a eficiência energética e operacional. Este trabalho de doutorado aprofunda as pesquisas já realizadas sobre calibração hidráulica.

Tabela 2.1 – Quadro resumo da revisão de literatura.

Trabalho	Descrição	Técnica	Resultados (aproximados)
Wu e Sage (2006)	Modelo de calibração por perdas;	Algoritmos genéticos	≈11%
Neves (2007)	Calibração pela rugosidade;	AG	≈13%

Salvino <i>et al.</i> (2015) SPDA	Calibração multivariável de redes de abastecimento de água pela rugosidade*;	AG	≈5%
Boczar <i>et al.</i> (2017)	Calibração pela rugosidade de grandes redes;	AG	≈4%
Chandramouli (2018) C-Town	Calibração pela rugosidade e diâmetro. Pequenos SAA;	AG	≈4%
Ostfeld <i>et al.</i> (2012)	Modelo de calibração multivariável utilizando pressão e vazão como variáveis; C-Town;	Tentativa e erro, mínimos quadrados ponderados (MQP), AG, <i>metaheuristic harmony search</i> (HS)	≈5 - 11%
Zanfei <i>et al.</i> (2020)	Modelo multiobjetivo para calibrar rugosidade e demanda nodal utilizando a média de várias calibrações; Alto custo computacional;	AG	≈4,4

Zhao <i>et al.</i> (2022)	Modelo para calibração da rugosidade; Rede de médio porte;	<i>Sequential Least Squares Programming</i>	≈1,2%
Leinæs <i>et al.</i> (2024)	Modelo para calibração de SAA intermitentes; Rugosidade e demanda; Grandes redes;	AG	≈11% (Vazões)
Meirelles <i>et al.</i> (2017)	Modelo neural para previsão de pressão e PSO para calibração; Rugosidade; Rede de pequenas dimensões;	RNA e PSO	≈9%
Moghaddam <i>et al.</i> (2020)	Modelo de calibração hidráulica e química; Rede de pequenas dimensões.	PSO	≈11%

Tendo em vista a revisão de literatura realizada e as limitações encontradas nas metodologias e algoritmos de otimização utilizados nos problemas envolvendo o ajuste e a calibração hidráulica, o *Particle Swarm Optimization* híbrido modificado (PSO-HM) foi implementado visando reduzir o erro admissível na calibração, o custo computacional do processo e fornecer uma calibração mais robusta para grandes redes de abastecimento. A calibração

multivariável foi aprofundada, especialmente para os parâmetros monitorados da rede (pressão e vazão), aumentando o número de variáveis calibráveis e a robustez, independente do grau de liberdade do problema de otimização. A metodologia foi aplicada a um sistema experimental, e a dois *benchmarks*, como a rede urbana de Balerna e a C-Town, visando reduzir o erro observado e o custo computacional do processo, em contraste com Zhao *et al.* (2022), Meirelles *et al.* (2017) e Moghaddam *et al.* (2020).

A metodologia consiste na implementação de um algoritmo de calibração baseado na técnica PSO modificada e híbrida com ‘fmincon’ (PSO-HM) para refinar a busca local, testado através da calibração Sistema Piloto de Distribuição de Água (SPDA), localizada no Laboratório de Eficiência Energética em Hidrossanitária da Universidade Federal da Paraíba (LENHS/UFPB). Dados experimentais de pressão, vazão e consumo nodal da planta alimentam o algoritmo computacional de calibração (Salvino, 2012; Salvino *et al.*, 2015). Para verificar a capacidade e a viabilidade do algoritmo para calibrar grandes redes, ele é testado em *benchmarks* populares da literatura. Como a rede da *Battle of the Water Calibration Networks (C-Town)* (Ostfeld *et al.*, 2012; Wu e Walski, 2012) e na rede urbana de Balerna, Espanha (Bi *et al.*, 2015). A primeira é uma rede hidráulica padronizada (*benchmark*) utilizada para desenvolver e comparar quantitativamente algoritmos de calibração hidráulica.

CAPÍTULO III

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA I

Este capítulo apresenta os principais conceitos dos SAA e de seus componentes, com ênfase nas redes de tubulações. São abordadas suas características técnicas, desafios operacionais e fatores que afetam sua eficiência. Também são explorados os fundamentos dos modelos computacionais e simuladores hidráulicos aplicados na gestão dos SAA.

3. SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA (SAA)

Os SAA consistem em equipamentos, obras e serviços destinados ao suprimento de água para consumo doméstico, industrial e público (Gomes, 2019). Sua concepção e dimensionamento são integrados e requerem equipes especializadas (Gao, 2017; Meirelles *et al.*, 2017). Um SAA típico (**Figura 3.1**) inclui uma estação de bombeamento que fornece a energia hidráulica necessária para superar desafios geográficos e chegar com a pressão adequada ao consumidor final. A estação de bombeamento fornece energia hidráulica à água para superar desníveis geográficos e perda de carga e, ainda, garantir pressão suficiente aos consumidores. Ela é responsável pela maior parte do consumo energético dos SAA (Groppo *et al.*, 2019; Zanfei *et al.*, 2020; Gonçalves *et al.*, 2021), uma vez que as bombas precisam operar constantemente para mover grandes volumes de água. Além disso, o consumo está diretamente ligado à eficiência dos equipamentos utilizados, às características da rede hidráulica e às condições operacionais do sistema. Algumas estratégias para reduzir este consumo consiste no uso de bombas mais eficientes e de inversores de

frequência associado à automação, dimensionamento adequado da rede e o uso de reservatórios em locais estratégicos.

A ferramenta mais utilizada para projetar, simular, analisar e diagnosticar problemas em SAA é o EPANET®, desenvolvido pela Agência de águas dos Estados Unidos da América, com uma versão em português desenvolvida pelo LENHS/UFPB. Este software permite o projeto gráfico de SAA e sua simulação com diferentes cenários de operação. No Brasil, contudo, esse recurso não é amplamente utilizado por companhias de saneamento, refletindo na qualidade do serviço de fornecimento de água.



Figura 3.1 - Sistema de abastecimento de água de bombeamento direto.

Disponível em: <https://alfacomp.net/2019/04/18/abastecimento-de-agua/>.

Acesso em 17 de outubro de 2024.

Em sistemas de abastecimento de água, a automação emerge como uma solução eficiente, permitindo o monitoramento e controle das pressões da rede de distribuição, amenizando vazamentos e reduzindo o consumo de energia elétrica para bombeamento. O controle é exercido principalmente nos Conjuntos Moto Bombas (CMBs) e Válvulas Redutoras de Pressão (VRPs), e objetiva a

regulação da pressão da rede. O monitoramento e controle em tempo real são realizados por uma interface homem-máquina, utilizando sensores, atuadores e redes de dados para monitorar o sistema. As principais vantagens da automação incluem (Tsutiya, 2006):

1. Monitoramento contínuo da rede de abastecimento;
2. Diagnóstico preciso de falhas em equipamentos e vazamentos na rede;
3. Controle preciso das pressões e vazões do sistema;
4. Redução significativa do consumo energético;
5. Diminuição das perdas físicas de água;
6. Redução dos custos operacionais e de mão de obra; e
7. Aumento do ciclo de vida dos equipamentos eletromecânicos.

3.1 SIMULADORES HIDRÁULICOS E O GERENCIAMENTO DO SISTEMA

Simuladores hidráulicos são softwares computacionais que utilizam metodologias de cálculo para resolver equações e determinar o estado das variáveis de interesse de um determinado modelo computacional (ou numérico) (Rossman, 2008). Esses simuladores utilizam, principalmente, equações de continuidade e equações de energia ou momento. Além disso, são frequentemente usadas equações de transporte e equações de custos. Existem também as equações de transporte (advecção) que rastreiam o movimento de substâncias químicas específicas dentro do sistema de abastecimento de água (SAA). Além disso, as equações de custo são empregadas para selecionar a rede que ofereça menores custos de operação e implantação, atendendo às necessidades dos consumidores (Neves, 2007).

A modelagem de Sistemas de Distribuição de Água (SDA) envolve o uso de modelos computacionais para analisar o comportamento da rede e prever uma variedade de problemas hidráulicos, operacionais e de qualidade da água. Essas simulações são executadas em softwares computacionais gerais ou específicos, como o MATLAB e o EPANET, respectivamente (Eliades *et al*, 2016).

O modelo computacional serve para prever a pressão e o fluxo em um SDA, avaliando alterações no projetos e comparando o desempenho do sistema às restrições normativas e aos requisitos de projeto. Em estudos operacionais, o modelo resolve problemas, como avaliação da capacidade de armazenamento de reservatórios e investigação de esquemas de controle para distribuir água em cenários operacionais desafiadores. Além da simulação hidráulica, modelos específicos também são usados na análise química da água, descrevendo sua qualidade e executando tarefas como definição do tempo de residência da água, concentração e distribuição do cloro residual e redução da capacidade de desinfecção ao longo do SDA.

A simulação computacional com modeladores hidráulicos é amplamente utilizada por projetistas, pois automatiza cálculos, torna-os interativos e permite prever problemas na rede. Isso auxilia na tomada de decisões e reduz o risco de mudanças após a construção. No entanto, é crucial reconhecer que esses simuladores podem apresentar erros e falhas, exigindo que o projetista capacitado gerencie esses riscos. A aplicação de modelos varia conforme o enfoque do estudo, podendo ter os seguintes objetivos (Walski *et al.*, 2001):

1. Realizar planejamento operacional e geral do SDA;
2. Conduzir estudos preliminares;
3. Desenvolver estudos de operação; e
4. Desenvolver estudos de reabilitação da rede.

Os modelos de simulação hidráulica são classificados em três tipos distintos conforme Borges (2003):

- **Tipo 1:** Modelos com todos os recursos básicos para simulações em regime permanente, como EPANET-SARA, S-PERTS e EPANET-BOSS;
- **Tipo 2:** Modelos adequados à simulação de rede hidráulica em tempo estendido, com interface gráfica, controle lógico e boas condições de calibração. Exemplos: *WaterCAD*, *PIPE2000* e *Cybernet*; e
- **Tipo 3:** Modelos que, além dos recursos anteriores, integram o SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*) para supervisão e controle operacional de redes hidráulicas. Esses são os mais completos, exigindo

maior treinamento dos usuários, com várias opções de simulação de cenários e controle de elementos como válvulas e bombas. Exemplos: *Strumap*, *SynerGEE* (versão 3.0) e *H2ONET* (versão 3.0).

Alegre *et al.* (2006) sugerem etapas para o desenvolvimento de modelos computacionais (ou numéricos) de simulação hidráulica e química (**Figura 3.2**):

Fase A: Planejamento do modelo;

Fase B: Construção do modelo - Descrição física do sistema;

Fase C: Construção do modelo - Consumos;

Fase D: Construção do modelo - Controle Operacional;

Fase E: Implementação da solução-base;

Fase F: Calibração do modelo; e

Fase G: Exploração do modelo e planejamento da gestão futura.

A **fase A** é crucial, pois nela ocorre o levantamento de dados, especialmente os cadastrais, fornecendo subsídios essenciais para o início e a continuidade do projeto.

A construção do modelo é fragmentada em três fases (B, C e D). Na **fase B**, inserem-se os dados da rede física, incluindo as tubulações, válvulas, bombas e reservatórios. Na **fase C**, a partir dos dados da fase B, inserem-se os consumos nodais ou distribuídos e os padrões temporais e pontuais de consumo. Na **fase D**, implementam-se as regras e padrões de operação do sistema, como níveis de operação de reservatórios, condições de operação de válvulas e bombas, e modos de operação do sistema de telegestão, se existir. Neste estágio, o modelo hidráulico está pronto.

As próximas fases visam o melhoramento e otimização do modelo. A **fase E** envolve as primeiras simulações, buscando ganhar sensibilidade ao modelo e seu comportamento, ajustando opções de modelação como rugosidades e consumos. Contudo, a calibração dos parâmetros não é realizada nesta fase.

A fase de ajuste e calibração (**fase F**) envolve tanto a programação e otimização via software computacional quanto medições experimentais em campo. Identificam-se as necessidades de calibração, realizam-se medições de vazões e pressões na rede e efetuam-se ensaios de perda de carga entre os nós. Com esses dados, é possível calibrar o modelo comparando os resultados computacionais com os obtidos na rede e ajustando as estimativas iniciais. Na etapa final, os parâmetros de calibração devem apresentar pequenos erros dentro das margens aceitáveis e o modelo deve funcionar plenamente. A análise de sensibilidade, um passo entre a macro e a micro-calibração, examina os parâmetros mais sensíveis às mudanças e seu impacto no sistema, requerendo maior cuidado nas alterações.

Por fim, a **fase G** envolve a exploração das funcionalidades do modelo hidráulico e suas possíveis aplicações no mundo real. Nessa fase, são definidas estratégias operacionais a serem implementadas pela equipe gestora.



Figura 3.2 – Esquema de construção do modelo de um SDA.

3.1.1 Simulação em regime permanente e transiente

Na simulação de modelos hidráulicos, considera-se dois tipos de regimes: o permanente e o transiente (ou não-permanente). Na simulação em regime permanente, as condições em um ponto são consideradas invariáveis com relação ao tempo, incluindo as condições limites do sistema, demandas requeridas, características de operação das bombas, abertura das válvulas e nível dos reservatórios. O cálculo da rede para essa situação fornece respostas

referentes a um único cenário, permitindo prever, de forma geral, o comportamento da rede em situações extremas e pontuais, como demanda de pico, fluxo de incêndio ou falha de componentes da rede. Contudo, diversos cenários podem ser simulados para a formação e análise de um conjunto de dados sobre a operacionalização do SAA.

Na simulação transiente os parâmetros do modelo hidráulico variam continuamente no tempo, sem intervalos de tempo definidos entre estados. Modelos transientes analisam o escoamento através de equações diferenciais parciais do movimento e da continuidade para condutos fechados. Como geralmente não há uma solução analítica para essas equações, uma estratégia é transformá-las em um sistema de equações diferenciais ordinárias, especificando as condições de contorno e os valores iniciais das variáveis de estado (Soares *et al.*, 2005). A maioria dos estudos foca na capacidade da análise transiente para detectar e localizar vazamentos, com resultados promissores (Berardi e Giustolisi, 2021; Leinæs *et al.*, 2024). A análise de transientes é baseada nas equações da continuidade e de momento, resolvidas pelo método das características. Algumas restrições são aplicadas para resolver o problema inverso. Como condições limites, utilizam-se valores de pressão e vazão conhecidos em pontos específicos da rede. Em uma rede, são consideradas variáveis as pressões nos nós e as vazões na entrada e saída de cada tubulação. Utilizam-se as equações características de cada tubulação e a equação da conservação da massa, assumindo a igualdade de pressões em cada nó.

3.1.2 Modelo de simulação hidráulica no EPANET

O EPANET® é um software de simulação hidráulica desenvolvido especificamente para este propósito. Seus resultados são apresentados em gráficos ou tabelas, facilitando a visualização pelo projetista. Ele também permite a importação de dados para outros softwares para análises mais detalhadas. No EPANET são utilizadas duas simulações, ambas em regime permanente, empregando métodos de diferenças finitas (intervalo Δt de tempo) para resolver o conjunto de equações diferenciais e parciais do problema (Rossman, 2008).

Na simulação estática o EPANET analisa instantaneamente o comportamento do modelo com variações temporais (por exemplo, variação de demanda horária ou padrões de consumo). Na simulação dinâmica é necessário criar um ou mais padrões temporais. Cada padrão pode ser associado a diversos componentes da rede, caracterizando a evolução de grandezas como consumo, carga hidráulica, curva da bomba e parâmetros de qualidade ao longo do tempo de simulação (Gameiro, 2014). Outro ponto importante é o intervalo temporal para os cálculos, geralmente entre 1 e 15 minutos. Simulações químicas requerem intervalos menores devido à complexidade da dinâmica do decaimento do cloro. No entanto, para a maioria das simulações hidráulicas, valores de até 15 minutos são eficazes.

3.1.3 Fontes de erros nas simulações hidráulicas

Ademais, as simulações hidráulicas e químicas em plataformas computacionais enfrentam incertezas derivadas de fatores humanos, matemáticos ou estatísticos:

- **Incoerência nos dados:** Dividem-se em erros de entrada de dados, como erros tipográficos e erros de medição. Erros tipográficos são mais fáceis de corrigir, porém difíceis de localizar. Já os erros de medição são mais complexos para identificar e corrigir (Walski *et al.*, 2001). Programas de simulação podem ajudar na localização desses erros, mas não eliminam completamente o risco de erro humano;
- **Má formulação da modelagem ou dos modelos hidráulicos;** e
- **Equações excessivamente simplificadas:** Principalmente para aproximar dispositivos hidráulicos, como VRPs e registros.

3.2 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi realizada uma breve revisão dos conceitos dos SAA e de seus componentes básicos para situar o leitor no objeto alvo da problemática – as redes de tubulações usadas na distribuição de água. As redes são analisadas quanto às suas características técnicas, desafios operacionais e

fatores que influenciam na sua eficiência e gestão. Ademais, foram revisados os principais conceitos relacionados aos simuladores e ao desenvolvimento dos modelos computacionais hidráulicos e como são utilizados para o projeto e o gerenciamento eficiente dos SAA.

CAPÍTULO IV

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA II

Este capítulo apresenta a revisão dos conceitos relacionados ao ajuste e à calibração hidráulica aplicados aos sistemas de distribuição de água, destacando sua importância para a eficiência na operação. Além disso, são abordadas as principais técnicas e metodologias utilizadas na análise e otimização dos modelos de SDA. Ademais, o capítulo explora os algoritmos de otimização baseados em técnicas inteligentes, com ênfase no método *Particle Swarm Optimization* (PSO).

4. CALIBRAÇÃO DE MODELOS HIDRÁULICOS

A calibração é uma ferramenta crucial para obter dados confiáveis do sistema real através de simulações computacionais (Zhao *et al.*, 2022; Meirelles *et al.*, 2017 e Moghaddam *et al.*, 2020). Os modelos computacionais fornecem inúmeras vantagens operacionais para as companhias de abastecimento de água. As entidades gestoras que desenvolvem modelos de simulação de redes de distribuição de água são beneficiárias diretas da qualidade e calibração desses modelos. Contudo, existem outros beneficiários indiretos, como responsáveis pela faturação, estatísticas, fiscalização urbanística e planejamento urbano, destacando a importância do processo (Alegre *et al.*, 2006).

Para operar um SAA, é essencial conhecer suas características físicas, especialmente as propriedades das tubulações. Contudo, essas características mudam ao longo dos anos, desviando-se do projeto original, como coeficiente

de atrito (rugosidade), resistência ao escoamento de VRPs, diâmetro das tubulações, consumo nodal, entre outros parâmetros. Isso torna a calibração do modelo numérico fundamental para assegurar a precisão e a eficiência operacional do modelo do sistema. A calibração é um método computacional de identificação (ajuste) e comparação de parâmetros utilizando técnicas de otimização, de modo que o comportamento do sistema, modelado hidraulicamente, minimize as diferenças entre os valores observados e os calculados (Covas e Ramos, 2001).

O ajuste e a calibração dos parâmetros da rede hidráulica são processos que visam aprimorar o desempenho dos modelos computacionais. Esses modelos são utilizados em diversas aplicações, incluindo simulações. Os dados obtidos, após analisados, fornecem informações cruciais para o projeto de setores específicos da rede e para o gerenciamento completo do sistema. Esse processo faz parte das medidas para aumentar a eficiência do SAA, melhorando o desempenho operacional e energético da rede, atendendo as demandas dos consumidores e consumindo menos energia. As análises frente a diferentes cenários e parâmetros são facilitadas, resultam em significativa redução de recursos humanos, técnicos e econômicos. E permite obter resultados mais rápidos e fáceis de interpretar, eliminando a interferência no sistema ou o risco de operar sob condições desconhecidas. Dessa forma, os problemas podem ser antecipados e as soluções avaliadas antes dos investimentos serem realizados.

Walski (2017) destacam a importância da calibração para os SDA:

- **Confiança:** O gestor do sistema precisa de ferramentas confiáveis para tomar decisões no gerenciamento das redes de distribuição. O modelo deve ser capaz de reproduzir condições reais com a precisão adequada;
- **Entendimento:** A calibração permite ao operador da rede compreender as mudanças de variáveis no sistema, proporcionando ao modelador uma ideia dos possíveis impactos das mudanças operacionais; e
- **Identificação de erros:** A calibração ajuda a descobrir erros na descrição do sistema durante a criação do modelo. Erros de campo, como válvulas fechadas, são frequentemente identificados e corrigidos durante este processo.

O ajuste e a calibração são aplicadas em situações de regime permanente e transiente, quase sempre associada a técnicas de otimização. Em regime permanente ela pode ser estática ou dinâmica, esta última quando se avalia um período maior de operação, como 24 horas. O processo em regime permanente é usada para obter uma visão geral do comportamento do sistema.

Há três passos para descrever o processo de ajuste dos parâmetros hidráulicos nos sistemas de distribuição de água (Walski, 2017):

1. Comparação de pressões e fluxos preditos com pressões e fluxos observados para uma condição de operação conhecida, como operação de bombas, nível de tanques e válvulas redutoras de pressão;
2. Ajuste dos dados de entrada para o modelo, visando melhorar a eficiência do processo na obtenção dos valores calculados; e
3. Comparação e análise dos erros existentes entre o modelo ajustado e o sistema real.

Alguns autores propõem metodologias para o processo de ajuste e calibração dos parâmetros (Walski, 1986; Walski *et al.*, 2001; Salvino, 2012):

1. Identificar a finalidade de uso do modelo hidráulico;
2. Determinar os parâmetros a serem estimados no modelo;
3. Coletar dados para a calibração;
4. Aplicar o algoritmo com base nas estimativas iniciais de parâmetros do modelo;
5. Realizar uma análise de ajuste preliminar ou macro-calibração¹;
6. Efetuar a análise de sensibilidade dos parâmetros hidráulicos; e
7. Realizar uma análise de ajuste fino ou micro-calibração².

A macro-calibração¹ é uma calibração primária, provisória, menos detalhada e precisa, que ajusta e compara parâmetros hidráulicos que causam erros grotescos na simulação, como, por exemplo, sequência de abertura e fechamento de válvulas. A micro-calibração² é o passo final e definitivo que

ajusta e compara todos os parâmetros de calibração considerados na macro-calibração¹, utilizando medições experimentais. Dependendo do número de tubos ou nós candidatos à calibração, esta fase pode ser bastante demorada e trabalhosa.

4.1 AVALIAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS SUJEITAS A CALIBRAÇÃO

A calibração é uma metodologia essencial para identificar parâmetros hidráulicos e químicos, especialmente em redes antigas ou mal definidas durante a fase de projeto ou que sofreram alterações no decorrer do tempo. Na literatura, há preferências quanto à variável adotada para calibração. O coeficiente de rugosidade das tubulações é frequentemente a variável chave no processo de determinação dos parâmetros (Ostfeld *et al.*, 2012; Wu e Walski, 2012; Salvino *et al.*, 2015; Boczar *et al.*, 2017; Zhao *et al.*, 2022). Outros trabalhos também consideram a demanda dos nós ou diâmetro das tubulações (Zanfei *et al.*, 2020).

Basicamente, pode-se ajustar diversos parâmetros para se realizar a calibração. Existem as variáveis aplicáveis aos nós e tubos que estão sujeitas ao processo de otimização:

- Variáveis de calibração aplicadas aos nós da rede:
 - Demanda;
 - Topografia; e
 - Vazamentos.
- Variáveis de calibração aplicadas aos trechos da rede:
 - Rugosidade das paredes internas das tubulações (Darcy Weisbach. e Hazen-Williams): A escolha desta variável é justificada, principalmente, quando as tubulações são desconhecidas ou já possuem longo tempo de uso;
 - Perda de carga localizada ou singular;
 - Diâmetro interno; e
 - Válvulas de controle.

Quando se assume que os valores de demanda dos nós são precisos, basta refinar o coeficiente de rugosidade ou a resistência usando a fórmula geral da perda de carga para calibração. O ajuste simultâneo dos valores de demanda e rugosidade é indicado quando a demanda dos nós é estimada (Neves, 2007).

É importante ressaltar que, ao longo do tempo, o processo de incrustação dentro da tubulação reduz o diâmetro inicial e altera o coeficiente de rugosidade. Muitos trabalhos usam o diâmetro nominal da rede, ajustando apenas a rugosidade para compensar as mudanças no diâmetro, já que determinar o diâmetro real de uma rede antiga é complicado. Nesses casos, a rugosidade obtida não é a real da rede, contudo, o modelo calibrado ainda apresenta bons resultados nas simulações e outras aplicações para as quais foi projetado.

4.2 TIPOS DE CALIBRAÇÃO

Um SDA é ajustado e calibrado considerando parâmetros hidráulicos e/ou químicos, com duas vertentes principais: calibração hidráulica e calibração da qualidade da água. Segundo Rossman (2008), a calibração hidráulica foca nos parâmetros hidráulicos do sistema, como consumos, rugosidade das tubulações, pressão, níveis de reservatórios e vazões.

O modelo de qualidade da água adiciona ao modelo de calibração hidráulica equações que traduzem o transporte, mistura e transformação da concentração de substâncias dissolvidas na água (Alegre *et al.*, 2006). Um exemplo de aplicação é o estudo da idade da água, que segue a evolução da água na rede ao longo do tempo, servindo como indicador de qualidade. Outras funcionalidades incluem a simulação do transporte e decaimento do cloro na rede, reações no escoamento e na parede da tubulação, e rastreamento de origem de água, indicando a porcentagem de água proveniente de um nó específico que chega a outro ponto (nó) da rede de distribuição (Gameiro, 2014).

4.3 MODELOS DE CALIBRAÇÃO

Existem duas principais abordagens para a calibração de um modelo hidráulico: direta e indireta (ou inversa) (**Figura 4.1**). Todo processo de

calibração é baseado na otimização de uma função objetivo, entre outros critérios ou restrições. As técnicas de calibração são subdivididas em problemas diretos e inversos.



Figura 4.1 – Representação esquemática de problemas diretos e inversos.

Adaptado de Vilas-Boas (2008).

4.3.1 Técnicas de calibração (Problemas direto e indiretos)

O desenvolvimento matemático e as teorias da física permitem prever grandezas a partir da caracterização física de um sistema por seus parâmetros, processo conhecido como **Problema Direto (PD)** (Vilas-Boas, 2008). Já o **Problema Inverso (PI)** segue o princípio oposto: parte de valores observados para inferir parâmetros do sistema. A distinção entre esses métodos se baseia na relação causa e efeito (**Figura 4.1**). O PD exige conhecimento preciso das causas para determinar os efeitos, enquanto o PI utiliza medições dos efeitos para estimar suas causas (Vilas-Boas, 2008). O PD fornece soluções únicas, pois depende de dados bem definidos sobre as causas, enquanto o PI apresenta múltiplas possibilidades (Cezaro, 2010), tornando desafiadora a determinação dos parâmetros corretos. Sua principal dificuldade está em selecionar a melhor solução entre várias alternativas. No entanto, sua vantagem é contornar imprecisões na caracterização das causas, baseando-se nos efeitos observados (Tarantola, 2005).

O ajuste e calibração dos parâmetros de um SDA é classificado como um Problema Inverso. Ao longo dos anos têm sido desenvolvidos processos de

calibração dos modelos de distribuição de água que podem agora ser resumidos em três diferentes grupos de Métodos Inversos (Savic *et al.*, 2019):

1. Modelos de Procedimento Iterativo (tentativa e erro);
2. Modelos Explícitos, também denominados por Métodos Diretos; e
3. Modelos Implícitos, também titulados por Métodos Indiretos.

4.3.1.1 Métodos de resolução iterativos

Este método é desenvolvido por tentativa e erro com otimização, sendo considerado o método mais simples de resolução de problemas inversos. O método iterativo começa com uma aproximação inicial, seguida por atribuições sucessivas de valores aos parâmetros desconhecidos e comparações entre valores observados e simulados. A solução é obtida quando os valores ficam dentro da faixa de erro pré-estabelecida, conforme a precisão necessária, ou após um determinado número de iterações.

Os métodos iterativos possuem quatro características (Neves, 2007 e Gameiro, 2014):

- **Definição do ponto de partida** ou “chute inicial”: O ponto de partida é a determinação inicial das variáveis de otimização. Se o valor for muito distante da solução, a convergência pode ser demorada e resultar em soluções inadequadas. Funções com muitos vales podem ter vários ótimos locais, e o ponto de partida pode levar a um ótimo local, não ao ótimo global desejado;
- **Direção de pesquisa**: Identifica o vetor no qual as variáveis serão alteradas. Os métodos variam na definição da direção de pesquisa, buscando o mínimo de tentativas com o máximo ganho em cada tentativa;
- **Espaçamento de cada alternativa**: Indica a variação adotada na direção de pesquisa a cada tentativa. Cada alternativa envolve o cálculo da função objetivo com um conjunto específico de variáveis. O espaçamento é escolhido para minimizar o número máximo de tentativas; e

- **Critério de parada:** Define os critérios para aceitar uma solução como ótimo da função. Se o critério for muito folgado, a solução pode estar distante da ideal; se for muito restritivo, pode resultar em um número excessivo de tentativas.

O fato de o procedimento ser iterativo e não automático resulta em tempos de resolução mais longos e baixa taxa de convergência. Outra desvantagem é a limitação das dimensões do problema ou das variáveis calibradas, sendo viável apenas para problemas com poucos parâmetros.

4.3.1.2 Métodos de resolução explícitos

Também conhecidos como diretos ou analíticos, os métodos explícitos de calibração tratam os parâmetros de rugosidade dos tubos como variáveis desconhecidas, determinadas diretamente pela resolução de equações hidráulicas não lineares que descrevem o comportamento da rede (Gao, 2017). Para garantir que o problema seja bem definido e solucionável, é necessário que o número de variáveis corresponda ao número de medições (Eq. 4.1). Embora amplamente utilizados em pesquisas acadêmicas, esses métodos vêm sendo gradualmente substituídos por abordagens numéricas e computacionais, mais comuns em soluções comerciais. Sua fundamentação parte das equações de conservação de massa e energia, que descrevem o comportamento físico da rede.

Ormsbee e Lingireddy (1997) desenvolveram um algoritmo de calibração explícito baseado na formulação do coeficiente de perda de carga, permitindo a reformulação das equações hidráulicas para ajuste preciso das perdas de carga. Esse método possibilita soluções exatas, salvo erros de arredondamento, garantindo calibração eficiente conforme medições de pressão e fluxo, respeitando condições operacionais e demandas específicas.

$$H \times p - r = 0 \quad \text{Eq. (4.1)}$$

H é uma matriz $L \times M$, onde L representa o número de observações e M, o número de parâmetros desconhecidos. O vetor linha r depende dos valores observados das variáveis de estado, e busca-se determinar p de forma que todas as equações sejam satisfeitas, minimizando a diferença entre os valores simulados e observados. No entanto, esse método apresenta limitações, como a necessidade de que o número de parâmetros desconhecidos seja igual ao número de medições, a ausência de considerações sobre erros de medição e a falta de mecanismos para quantificar incertezas dos parâmetros estimados. Além disso, a aplicação exige ferramentas matematicamente sofisticadas, o que restringe seu uso prático na calibração de modelos (Gameiro, 2014).

Por ser economicamente inviável obter todas as medições necessárias, esse modelo tem pouca aplicabilidade na prática. A interpolação de dados para compensar lacunas pode introduzir erros e imprecisões, comprometendo os resultados. O método implícito, abordado na próxima seção, apresenta uma alternativa mais viável e confiável, pois requer apenas medições pontuais na rede de abastecimento, reduzindo custos e aumentando a precisão dos ajustes.

4.3.1.3 Métodos de resolução implícitos

Os métodos de resolução implícitos, também chamados de otimização, estimam parâmetros desconhecidos por meio de algoritmos de otimização, minimizando as diferenças entre pressões e fluxos medidos e seus valores simulados (Gao, 2017). Embora possam operar com um número de medições inferior ao de variáveis, esses métodos são demorados e sujeitos a resultados irrealistas por falta de dados suficientes. A calibração é conduzida pela minimização da função objetivo (FO), expressa pelo quadrado das diferenças entre valores simulados e observados, ponderados por pesos atribuídos a cada parâmetro. A definição desses pesos varia conforme a literatura e a abordagem do projetista, refletindo a influência da pressão e vazão na calibração da rede, tornando esse método mais ajustável às condições específicas do sistema.

Baseado na junção da otimização técnica com uma solução hidráulica, o presente método transforma o PI em um algoritmo automático e inequívoco de otimização (Gameiro, 2014), ou seja, realiza a minimização de uma função

fitness por meio de um método de otimização, sendo utilizado como critério de minimização. A função objetivo mais utilizada é descrita pela Equação (4.2).

$$E(p) = \sum_{t=1}^L [u_t^{modelo}(p) - u_t^{obs}(p)]^2 \quad \text{Eq. (4.2)}$$

p corresponde ao parâmetro considerado (pressão, vazão ou outro), u_t^{modelo} e u_t^{obs} correspondem, respectivamente, aos dados modelados e observados, e L identifica o instante de tempo máximo considerado nos ensaios. O cálculo é realizado para diferentes instantes de tempo e para diferentes nós ou trechos da rede, desde que existam dados de medição para comparação. Os parâmetros introduzidos são atualizados através do modelo de simulação (EPANET), que retorna as variáveis de estado obtidas, como pressões, fluxos e níveis de tanques, aplicando-se, em seguida, a função objetivo (**Figura 4.2**) (Gameiro, 2014).

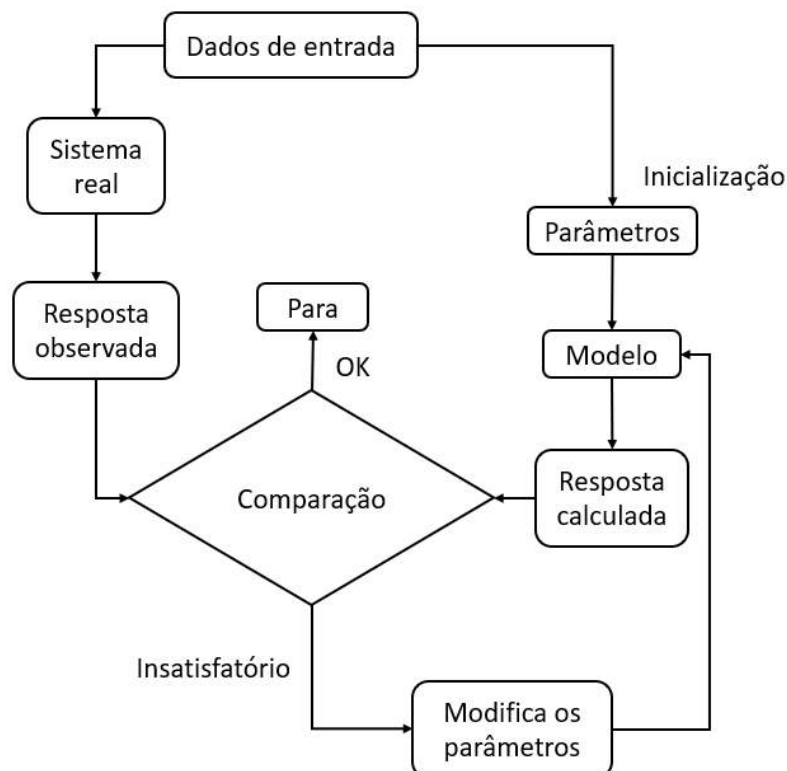


Figura 4.2 – Algoritmo geral de calibração hidráulica.

Este método oferece diversas vantagens, entre elas a simplicidade conceitual e a fácil implementação, que ampliam sua aplicabilidade; a robustez em relação às condições iniciais arbitrárias dos parâmetros; a capacidade de trabalhar com valores que variam em várias ordens de magnitude; a obtenção de informações sobre incertezas nos parâmetros estimados sem cálculos extras; e a possibilidade de calcular o coeficiente de sensibilidade sem operações matriciais adicionais, por meio do método de Newton-Raphson, otimizando a eficiência computacional.

Uma desvantagem significativa é a dificuldade em identificar o mínimo global devido à presença de múltiplos mínimos locais. Isso pode levar o software computacional a selecionar um mínimo local ou mesmo um mínimo global de desempenho inferior, em vez da solução ótima. Contudo, a análise dinâmica apresenta vantagem em relação às técnicas tradicionais de calibração estática, pois fornece um volume maior de dados para uma avaliação mais robusta.

Outro aspecto crucial na calibração é o grau de liberdade, definido como a diferença entre o número de parâmetros a serem ajustados e a quantidade de variáveis aferidas. Frequentemente, os problemas de calibração apresentam um grau de liberdade elevado (Moghaddam et al., 2020; Chen et al., 2022), o que impulsiona a busca por modelos robustos capazes de calibrar redes hidráulicas complexas mesmo com poucos pontos de medição. Nesse contexto, a experiência do projetista é determinante na seleção dos pontos de medição mais adequados (Zanfei et al., 2020; Zhao et al., 2022), e estudos apontam que as pressões nodais e os fluxos são os indicadores mais sensíveis para a calibração, influenciando respectivamente os ajustes da rugosidade e da demanda (Kang e Lansey, 2011).

Entretanto, independentemente do tipo de simulação e do procedimento de calibração adotado para a análise da rede, os dados obtidos devem ser submetidos a uma análise de sensibilidade. Essa análise avalia o efeito das variações de uma variável no resultado do problema e desempenha papel central no processo de otimização, assegurando a confiabilidade do modelo numérico. No caso do problema inverso, ela é indispensável por duas razões: permite a seleção de pontos de medição que podem ser reposicionados para locais onde

as medidas sejam mais sensíveis às variações dos parâmetros e indica o grau de confiança atribuído a cada medição.

Após a calibração de um modelo hidráulico, é altamente recomendável verificar sua precisão por meio de validação cruzada, comparando os resultados modelados com dados observados em campo em períodos distintos (Walski, 2017). Além disso, recomenda-se coletar dados de calibração e validação durante períodos de alta demanda (Zhang et al., 2018; Walski, 2017), momento em que a perda de carga se torna mais sensível às variações na rugosidade dos tubos, para aprimorar a precisão do modelo.

Um modelo numérico é considerado calibrado se conseguir prever, com precisão razoável, os valores de pressão e fluxo de um SDA (**Tabela 4.1**). No entanto, não há consenso sobre o nível de precisão necessário para considerar um sistema calibrado; essa precisão depende do uso específico do modelo.

Tabela 4.1 – Critérios mínimos para a estabilização da calibração, independentemente do tamanho da rede e dos valores das variáveis observadas (Water Research Center, 1989; *Engineering Computer Applications Commiitee*, 1999; Walski, 2017).

CRITÉRIOS PARA VAZÃO
(1) Quando o fluxo é maior que 10% da demanda total, o fluxo modelado ao longo de toda tubulação principal deve apresentar valores com precisão mínima de 5%
(2) Quando o fluxo é menor que 10% da demanda total, o fluxo modelado ao longo de toda tubulação principal deve apresentar valores com precisão mínima de 10%
CRITÉRIOS PARA PRESSÃO
(1) 85% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo $\pm 0,5\text{m}$ ou $\pm 5\%$ da perda máxima obtida em todo o sistema
(2) 95% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo $\pm 0,75\text{m}$ ou $\pm 7,5\%$ da perda máxima obtida em todo o sistema
(3) 100% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo $\pm 2,0\text{m}$ ou $\pm 15\%$ da perda máxima obtida em todo o sistema

4.4 FONTE DE ERROS E INCERTEZAS NA CALIBRAÇÃO

Uma das maiores fontes de erro e incerteza na calibração é a aquisição dos dados experimentais, cuja confiabilidade e volume são determinantes para a comparação entre os resultados do modelo e as medições reais. Esses dados são classificados em três categorias:

- **Dados físicos:** Referem-se às características estruturais do sistema, como rugosidade, carga da bomba, demanda, diâmetro do tanque, elevações e controle de válvulas. Esses dados são essenciais para representar com precisão o desenho real do sistema e prever seu comportamento sob diferentes condições; erros nessa categoria costumam estar mais relacionados à modelagem do que à calibração propriamente dita;
- **Dados operacionais:** Incluem dados de vazão, pressão, níveis de reservatório, entre outros, coletados pelo monitoramento contínuo do sistema, semanalmente ou quinzenalmente. Pontos importantes de observação são os pontos de entrada, controle do sistema e demandas de grandes clientes; e
- **Dados reativos:** Obtidos forçando o sistema a simular situações extremas, como fluxos de incêndio ou grandes rupturas. Esses dados são importantes para observar o comportamento do sistema sob condições de estresse, como horários de pico.

4.5 MÉTODOS COMPUTACIONAIS DE OTIMIZAÇÃO

Técnicas de otimização são aplicadas em diversas áreas para encontrar a melhor solução para uma função matemática, com ou sem restrições, e são empregadas para identificar parâmetros desconhecidos em modelos de calibração, ajustando-os com precisão. A otimização consiste em determinar o valor de uma ou mais variáveis que proporciona o melhor ajuste para uma função dependente, dentro de um objetivo específico e respeitando restrições estabelecidas. Métodos inteligentes – como redes neurais artificiais, algoritmos evolutivos (AG) e métodos coletivos (PSO) – são amplamente utilizados em engenharia para problemas de modelagem e otimização complexa, tendo como

grande vantagem a não exigência de um modelo analítico convencional, já que seu papel é assumido por um modelo matemático solucionado por técnicas numéricas. Contudo, apesar do crescente uso dessas metodologias em projetos de engenharia, elas dificilmente substituirão o bom julgamento dos engenheiros (Walski, 2017).

Esse problema é significativamente mais desafiador do que calcular fluxos e pressões isoladamente. Em sistemas de distribuição de água, ao contrário da resolução de um sistema de n equações com n variáveis, a otimização envolve inequações, equações, variáveis discretas e contínuas, gerando inúmeras soluções possíveis e, conseqüentemente, uma complexidade maior (Walski, 2017). Em muitos problemas de engenharia, a complexidade matemática e o alto número de variáveis tornam inviável testar todas as possibilidades devido à elevada carga computacional. Os métodos de otimização "facilitam" a resolução desses desafios ao fornecer um resultado ótimo, que nem sempre é o melhor possível. Assim, muitas dessas técnicas se inspiram ou utilizam mecanismos naturais ou biológicos para o processamento de informações. Na computação natural, destacam-se três grandes ramos:

- **Computação inspirada na natureza:** Ocorre quando se observam algum fenômeno natural e tenta-se replicá-lo por processos computacionais:
 - Computação evolucionária (ou evolutiva):
 - Algoritmos genéticos;
 - Programação genética;
 - Evolução gramatical;
 - Estratégias evolucionárias; e
 - Programação evolucionária.
 - Inteligência coletiva:
 - Colônia de formigas (ACO); e
 - Enxame de partículas (PSO).
 - Redes neurais artificiais:
 - MPL – Multi-Layer Perceptron's;
 - RBF – Radio Basis Function Net;
 - SOM – Self Organizing Maps; e
 - ARTMap.

- Sistemas imunológicos artificiais:
 - Algoritmos de seleção negativa; e
 - Algoritmos de redes.

- **Simulação e emulação de fenômenos naturais:** Essa técnica visa simular a natureza, fenômenos biológicos ou químicos. É amplamente utilizada no desenvolvimento de vacinas para simular ambientes ou o corpo humano. Também é aplicada para prever fenômenos econômicos na sociedade:
 - Vida artificial: Envolve a simulação de sistemas vivos; e
 - Geometrias fractais: Utiliza padrões geométricos repetitivos que ocorrem na natureza.

- **Computação utilizando meios naturais:**
 - Computação quântica: Utiliza princípios da mecânica quântica para processar informações de maneira extremamente eficiente; e
 - Computação baseada em DNA: Explora o uso de moléculas de DNA para realizar cálculos complexos, inspirada nos processos biológicos naturais.

Este trabalho foca na computação inspirada na natureza, com ênfase na computação evolucionária e na inteligência coletiva. Para a resolução de problemas complexos, são utilizados algoritmos de otimização metaheurísticos que aplicam técnicas de evolução e seleção populacional. Essa abordagem engloba métodos diversos – desde os determinísticos, probabilísticos e evolucionários até os baseados em lógica fuzzy, estocásticos, neurais e de inteligência de enxame – possibilitando a identificação de soluções eficazes sem a necessidade de um modelo analítico pré-estabelecido.

As aplicações práticas desses algoritmos incluem algoritmos genéticos, *Particle Swarm Optimization*, programação linear, dinâmica, inteira e mista, além de técnicas heurísticas e métodos de busca por gradiente e enumeração.

Embora os algoritmos genéticos se destaquem por sua flexibilidade e capacidade de lidar com variáveis contínuas sem adaptar o problema ao algoritmo, eles enfrentam desafios como alta complexidade e longos tempos de processamento, o que dificulta a calibração de grandes redes e a simulação de cenários complexos. Por isso, a proposta desta tese é implementar o PSO, que oferece uma busca global robusta, convergência mais rápida e maior eficiência computacional, tornando todo o processo de ajuste e calibração mais eficiente.

4.6 OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS

O algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO) foi desenvolvido em 1995 pelo psicólogo James Kennedy e pelo engenheiro Russel Eberhart. Inspirados pelo comportamento social de grupos animais, nos quais líderes influenciam os demais membros, eles conceberam a Teoria Sociocognitiva, segundo a qual as decisões são moldadas tanto pela experiência individual quanto pela influência dos vizinhos. Diferentemente dos métodos evolutivos, onde uma população inicial gera descendentes por meio da recombinação, os métodos coletivos fazem com que os indivíduos evoluam conjuntamente até atingirem um critério de satisfação, baseando-se na inteligência coletiva.

No PSO, as partículas representam indivíduos que se movem em um espaço de busca, gerando novas posições a partir das variações em sua localização. Essa dinâmica permite que as partículas, por sua vez, influenciem umas às outras, movendo-se em direção a regiões promissoras. Esse comportamento, refletindo os mecanismos cognitivos naturais, possibilita a convergência do enxame para soluções ótimas sem a necessidade de processos combinatórios complexos, unindo exploração e exploração de forma colaborativa.

A maioria dos algoritmos de PSO emprega dois princípios sociométricos para orientar o movimento das partículas: a melhor posição global (Gbest), que representa o ponto mais vantajoso encontrado pelo enxame, e a melhor posição individual (Pbest), indicada pela melhor experiência de cada partícula, ambas avaliadas por uma função de aptidão $f(p)$ – também conhecida como função

objetivo ou de fitness. Assim, o movimento das partículas é influenciado tanto por sua própria experiência quanto pelo conhecimento coletivo do enxame, promovendo a convergência para as regiões de solução mais promissoras, o que reduz o custo computacional e se mostra especialmente útil na simulação de cenários complexos, como os encontrados em redes de abastecimento urbano (Moghaddam et al., 2020).

Funcionamento do PSO:

- **Inicialização do enxame:** Definir a população inicial de partículas;
- **Cálculo da função Fitness:** Para cada partícula, calcula-se a função fitness ou de aptidão com base na pressão de referência e na pressão simulada. Esta função avalia a eficácia das soluções propostas pelas partículas;
- **Determinação do pBest:** Identifica-se o pBest, que é a melhor rugosidade e demanda alcançada por cada partícula até o momento. Isso envolve comparar as soluções passadas e selecionar a mais eficiente;
- **Encontrar o gBest:** O gBest representa o melhor indivíduo do bando, atuando como líder. Este é determinado pela comparação das melhores soluções encontradas por todas as partículas, selecionando a mais vantajosa globalmente;
- **Atualização dos valores das partículas:** Os valores de cada partícula são atualizados com base nos seguintes cálculos:

$$\alpha_1 = \text{randon}(0,1) * C_1$$

$$\alpha_2 = \text{randon}(0,1) * C_2$$

$$r_{i+1}(\text{nova}) = (pBest - pAtual) * \alpha_1 + (gBest - gAtual) * \alpha_2$$

$$fitnessNovo = rAntiga + rNova$$

Tomando como paralelo a aplicação nesta pesquisa: r é a rugosidade da tubulação; C_1 e C_2 são números inteiros aleatórios. Ao aumentar o valor dessas constantes, há um maior impacto na alteração dos valores da rugosidade, mas isso não resulta necessariamente em melhor eficiência. Este processo é

iterativo, onde as partículas continuamente ajustam suas posições baseadas tanto em suas próprias experiências quanto nas experiências do enxame, promovendo a convergência para soluções ótimas, como no Algoritmo 1.

Algoritmo 1 – Pseudocódigo do algoritmo PSO. Adaptado Macêdo *et al.* (2021).

```
1 inicializa_Enxame();
2 para cada_iteracao faça
3     |     para cada_Partícula faça
4         |         |     para cada_Dimensao faça
5             |         |         |     atualiza_Velocidade&Posicao();
6         |         |     fim
7         |         |     calcula_Fitness;
8         |     fim
9     |     Atualiza_Líder;
10    |     se fitness_Atual < melhor_Fitness_Individual então
11        |         melhor_fitness_Individual = fitness_Atual;
12    |     fim
13    |     se fitness_Atual < melhor_fitness_Vizinhança então
14        |         melhor_fitness_Vizinhaca = fitness_Atual;
15    |     fim
16    |     iteração ++ ;
17 fim
```

Parâmetros

Apesar do PSO padrão possuir um número pequeno de parâmetros para serem determinados pelo usuário, a definição desses pode alterar

consideravelmente o comportamento do algoritmo e provocar instabilidade no processo de busca. Os fatores sociais (C_1) e cognitivo (C_2) são comumente definidos com o valor 2 (Eberhart e Shi, 2000), proporcionando um balanço entre a influência coletiva e individual durante a otimização. Ao ajustar esses parâmetros cuidadosamente, pode-se melhorar a estabilidade e eficiência do PSO. Contudo, mais parâmetros podem ser adicionados ao PSO para melhorar sua eficiência.

Topologias

No PSO, a topologia define como as partículas interagem e compartilham informações dentro do enxame. Na topologia global, todas as partículas se comunicam, permitindo que a melhor solução encontrada por qualquer uma seja disseminada para todo o grupo. Isso acelera a convergência, direcionando rapidamente o movimento do enxame para a posição mais vantajosa conhecida (Figura 4.3).

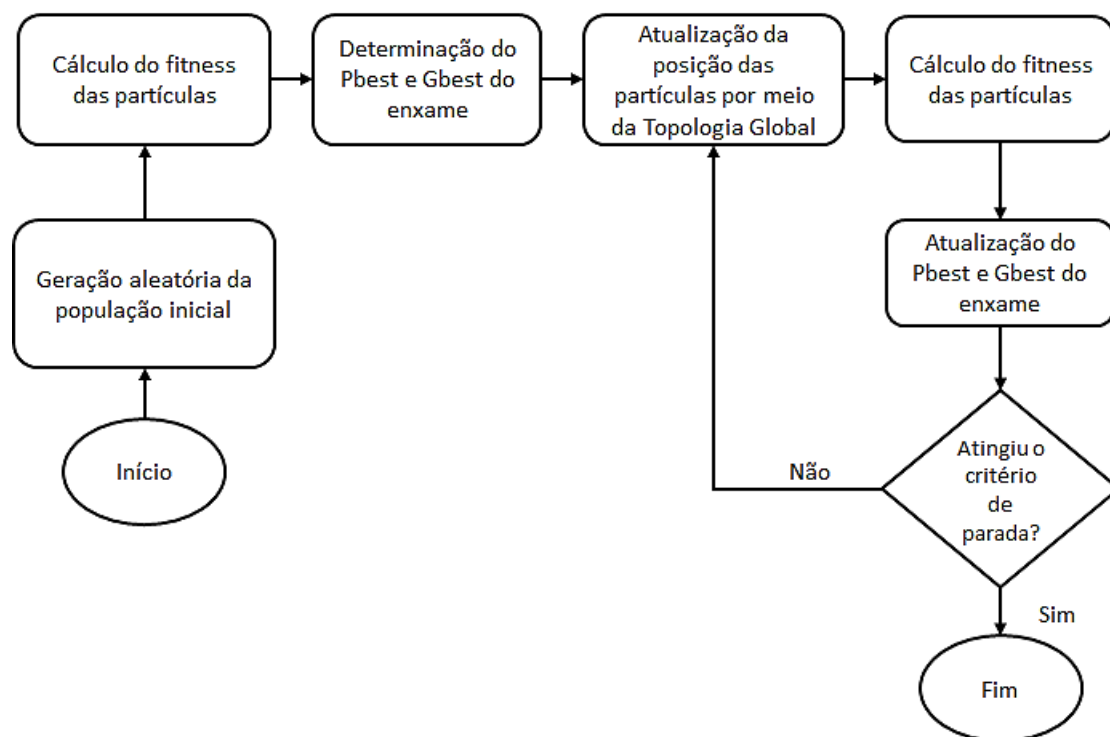


Figura 4.3 – Fluxograma básico para o algoritmo PSO com Topologia Global.

Adaptado: Eberhart e Shi (2000).

Na topologia local, as partículas se comunicam apenas com um subconjunto de partículas vizinhas (**Figura 4.4**), de modo que cada uma é influenciada exclusivamente pela melhor solução encontrada em seu entorno, e não por todo o enxame. Essa abordagem promove uma exploração independente de diferentes regiões do espaço de busca, prevenindo a convergência prematura e possibilitando a identificação de diversos mínimos locais. Embora a topologia global do PSO permita uma rápida convergência e a identificação de soluções ótimas, ela corre o risco de se aprisionar em mínimos locais. Por outro lado, a topologia local, na qual as partículas interagem apenas com seus vizinhos, demonstra maior robustez contra mínimos locais, embora possa convergir mais lentamente. O ideal é que o PSO encontre um equilíbrio entre a exploração global e a local, combinando velocidade e robustez para otimizar de forma eficaz.

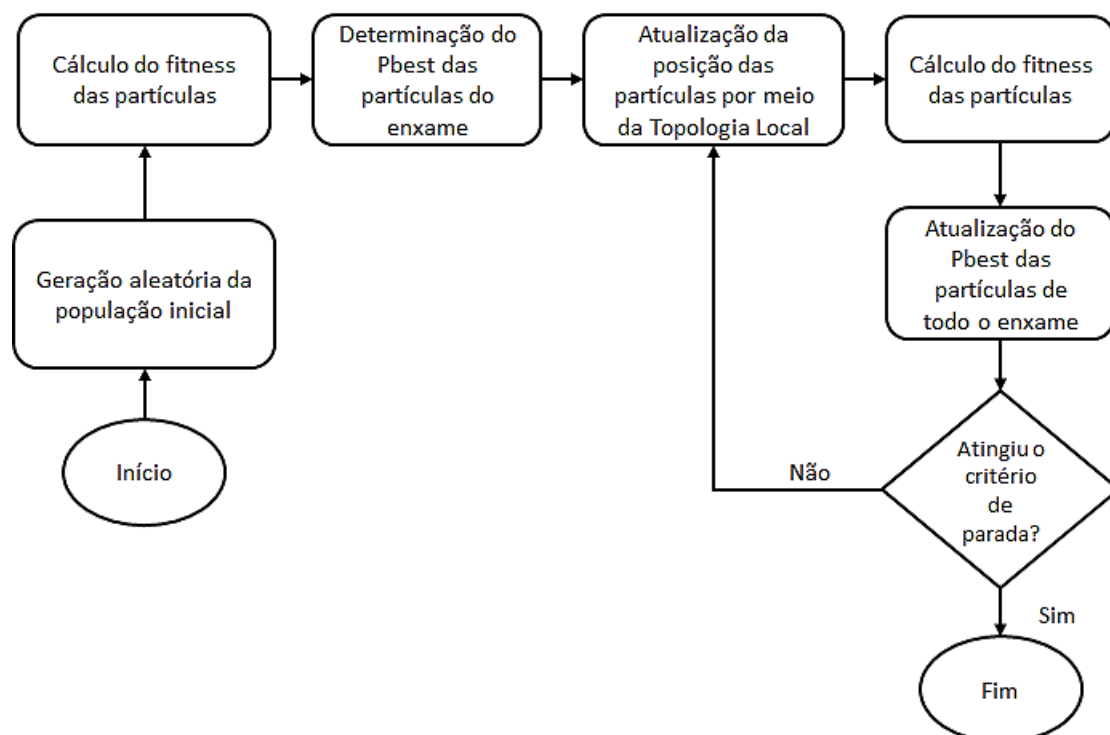


Figura 4.4 – Fluxograma básico para o algoritmo PSO com Topologia Local.

Adaptado: Eberhart e Shi (2000).

Na literatura estão disponíveis duas abordagens para a atualização da velocidade das partículas a cada iteração: momento de inércia e fator de constrição. De acordo com Shi e Eberhart (1998), na abordagem com momento de inércia (PSOw) a equação da velocidade é dada por:

$$v_p^{(it+1)} = w \cdot v_p^{(it)} + c_1 \cdot rand_1^{(it)} \cdot (pbest_p^{(it)} - x_p^{(it)}) + c_2 \cdot rand_2^{(it)} \cdot (gbest_p^{(it)} - x_p^{(it)})$$

Eq. (4.3)

em que: v_p = velocidade da partícula p ; c_1 e c_2 = coeficientes cognitivos e social; $rand$ = função aleatória de distribuição uniforme entre 0 e 1; $pbest_p$ = melhor posição que a partícula p já obteve durante a busca; $gbest_p$ = melhor posição encontrada na vizinhança da partícula p ; it = iteração atual; e w = momento de inércia. As partículas usam outras como referência, facilitando a convergência e o ajuste final da solução. O peso de inércia (w) deve diminuir ao longo das iterações, favorecendo a exploração local e o refinamento da solução final (Macêdo *et al.*, 2021). O balanço entre busca global e local depende dos valores de (w).

Segundo Clerc e Kennedy (2002), na abordagem com fator de constrição (PSOx) a equação de velocidade é escrita como a Equação (4.4):

$$v_p^{(it+1)} = \chi \cdot \left[v_p^{it} + c_1 \cdot rand_1^{(it)} \cdot (pbest_p^{(it)} - x_p^{(it)}) + c_2 \cdot rand_2^{(it)} \cdot (gbest_p^{(it)} - x_p^{(it)}) \right]$$

Eq. (4.4)

em que χ é o coeficiente de constrição.

A atualização da posição de cada partícula em cada iteração é feita da mesma forma para ambas as abordagens, utilizando a Equação (4.5), em que x_p é posição da partícula p :

$$x_p^{(it+1)} = x_p^{(it)} + v_p^{(it+1)}$$

Eq. (4.5)

Modificações e Híbridização do PSO

O PSO modificado introduz melhorias para aumentar a eficiência e a velocidade de convergência e a precisão para encontrar soluções ótimas (especialmente em problemas complexos multidimensionais) (Moghaddam *et al.*, 2020). As modificações mais comuns incluem:

1. **Momento de Inércia (PSOw):** Adiciona um fator de inércia (w) para controlar a influência das velocidades anteriores das partículas, ajudando a equilibrar a exploração e a exploração do espaço de busca (Eq. 4.3), é também chamado de fator social;
2. **Fator de Construção (χ):** É um fator de amortecimento baseado nos parâmetros cognitivo e social que ajusta a equação da velocidade para garantir a convergência do algoritmo, restringindo a velocidade das partículas e evitando movimentos descontrolados;
3. **Auto adaptação:** Ajuste automático ou pré-definidos dos parâmetros do PSO durante a execução, como a mínima vizinhança adaptável (f), permitindo uma adaptação dinâmica às características do problema;
4. **PSO com Cruzamento:** Combinação do PSO com operadores de cruzamento de algoritmos genéticos para aumentar a diversidade da população e evitar a convergência prematura; e

Para melhorar a busca local ou refinar deficiências do PSO puro, pode-se utilizar outras ferramentas em conjunto, processo conhecido como híbridização.

5. **Híbridização** com outros algoritmos de otimização para selecionar as melhores características de cada um, atribuindo robustez, flexibilidade e melhor convergência.

Nesta pesquisa de doutorado foram utilizadas as seguintes modificações no PSO puro:

- Variação Adaptativa do Fator de Inércia (w) e da Mínima vizinhança adaptável (f);

- Variação entre o enxame (S) inicial e o final; e
- PSO Híbrido com 'fmincon' (*Find Minimum of Constrained Nonlinear Multivariable Function*) para exploração global e exploração local: função híbrida executada com o PSO para refinar a busca local. O PSO tem uma busca global eficiente, evitando mínimos locais, a função 'fmincon' faz o refinamento local para encontrar a melhor solução. Essa hibridização tem o objetivo de obter uma solução global precisa em problemas que possuem vários mínimos locais. As principais características da função híbrida incluem:
 - Busca o mínimo de uma função multivariável não-linear com restrições;
 - O 'fmincon' utiliza métodos de gradiente para refinar a solução, aproveitando sua capacidade de lidar com restrições e encontrar mínimos locais de forma eficiente; e
 - Algoritmo gradiente lagrangiano iterativo para subdivisões do problema para a resolução aplicando a Programação Quadrática Sequencial (SQP). A SQP funciona resolvendo uma série de subproblemas de programação quadrática (QP), que aproximam o problema original. Em cada iteração, o subproblema QP é resolvido para encontrar uma direção de busca, e a solução é atualizada iterativamente até que a convergência seja alcançada.

Para determinar os valores dos fatores de inércia inicial e final (w), a mínima vizinhança adaptável (f) e o tamanho do enxame inicial (S_i) e intermediário (S), foram realizadas análises de sensibilidade na rede SPDA. Isso ajudou a encontrar os parâmetros ótimos, equilibrando eficiência e custo computacional no processo de otimização.

4.7 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi realizada uma revisão dos conceitos relacionados ao processo de ajuste e à calibração hidráulica, o qual as redes de distribuição de água estão sujeitas. Esse processo é crucial para garantir a eficiência e a precisão para a distribuição deste recurso hídrico, abordando técnicas e metodologias aplicadas para otimizar o funcionamento das redes por meio da análise do modelo computacional. Ademais, são revisados os conceitos relativos aos algoritmos de otimização baseados em técnicas inteligentes e utilizados no processo de ajuste e calibração dos parâmetros, em específico o PSO.

CAPÍTULO V

MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo descreve a metodologia adotada para o desenvolvimento e implementação da técnica computacional para ajuste e calibração dos parâmetros hidráulicos. São apresentados o aparato e os procedimentos experimentais utilizados para a calibração do SPDA. Além disso, são apresentadas duas redes de *benchmark* utilizadas na validação do algoritmo PSO-HM, com a finalidade de analisar a sua capacidade de otimizar parâmetros de sistemas de distribuição de água de grande porte. Ademais, o problema é retratado como um problema de otimização numérica e seu fluxograma é apresentado.

5. METODOLOGIA

Este trabalho de doutorado foi desenvolvido no LENHS/UFPB, utilizando um computador portátil e dados experimentais do SPDA, previamente validados por estudos anteriores (Salvino, 2012; Salvino et al., 2015). Com a alta instrumentalização do sistema, foi possível obter um conjunto extenso de dados para validar o código computacional de calibração.

O algoritmo de ajuste dos parâmetros foi modelado matematicamente e implementado no MATLAB, utilizando a biblioteca EPANET como simulador hidráulico (Eliades et al., 2016), devido à sua flexibilidade para desenvolvimento e integração de códigos. Além do SPDA, foram testadas duas redes de

benchmarks amplamente utilizadas na literatura (Eliades et al., 2016; Ostfeld, 2012; Bi et al., 2015), como C-Town e Balerna, para avaliar a robustez do PSO-HM na calibração de sistemas de distribuição de água de grande porte.

A calibração estática foi realizada considerando valores de pressão e vazão medidos em um instante específico, enquanto a calibração dinâmica incorporou a variação da demanda horária do sistema. Apesar do maior custo computacional associado à calibração dinâmica, essa abordagem permite uma representação mais precisa do funcionamento global da rede hidráulica, refletindo variações operacionais ao longo do tempo. Embora o algoritmo genético tenha demonstrado eficiência em diversos estudos, ele apresenta limitações quando aplicado a redes hidráulicas de grande porte devido ao elevado custo computacional e ao risco de convergência prematura para soluções subótimas (Ostfeld, 2012; Salvino *et al.*, 2015). O PSO-HM foi proposto como alternativa para melhorar o desempenho na calibração de sistemas complexos, permitindo maior precisão no ajuste multivariável e integrando um refinamento da busca local para evitar soluções instáveis. Combinando mecanismos de otimização global e refinamento local, o PSO-HM se apresenta como uma abordagem promissora para calibração eficiente, reduzindo erros e garantindo maior confiabilidade nos modelos hidráulicos simulados.

5.1 METODOLOGIA EXPERIMENTAL DE VALIDAÇÃO

A validação do método consistiu em calibrar o modelo numérico de uma rede de abastecimento experimental (**Figura 5.2**) e comparar os resultados com dados experimentais para verificar a compatibilidade com os objetivos do estudo. O modelo utilizado na validação é o Sistema Piloto de Distribuição de Água do Laboratório de Eficiência Energética e Hidráulica em Saneamento da Universidade Federal da Paraíba (SPDA/LENHS/UFPB).

O SPDA é uma rede pressurizada de distribuição de água, alimentada por bombeamento direto ou indireto, totalmente instrumentalizada e automatizada por um Controlador Lógico Programável (CLP), supervisionado por um programa SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*). Por ser uma rede altamente instrumentalizada, permite rotinas de automação e simulação, produzindo uma

grande quantidade de dados úteis para o desenvolvimento de técnicas de otimização energética e operacional. É um sistema automatizado que realiza tarefas de controle, monitoração e simulação simultaneamente, além de gerar relatórios das grandezas monitoradas. O supervisor do SPDA (**Figura 5.1**) foi fundamental na aquisição dos dados experimentais necessários para a validação do algoritmo e do código de calibração (PSO-HM).

A rede de abastecimento tem 155 metros de comprimento, composta por tubulações de PVC (DN 50 - 140 m e DN 100 - 5 m) e ferro dúctil (DN 100 - 10 m). O sistema possui seis saídas de água, que podem ser fechadas remotamente, controladas por registros manuais e/ou válvulas solenoides. A rede é alimentada pelo reservatório inferior (15 m³) do Laboratório, através de um sistema de bombeamento, ou pelo reservatório superior (15 m³). A **Figura 5.2** mostra uma perspectiva do sistema e a **Figura 5.3** uma foto panorâmica do laboratório.

O SPDA está equipado com sensores e atuadores em vários trechos e pontos (**Figura 5.1**). Nestes pontos, estão instalados diversos medidores de vazão eletromagnéticos e ultrassônicos, transdutores de pressão, válvulas solenoides, válvulas proporcionais, válvulas multifuncionais e medidores de nível ultrassônicos (**Figura 5.4**).

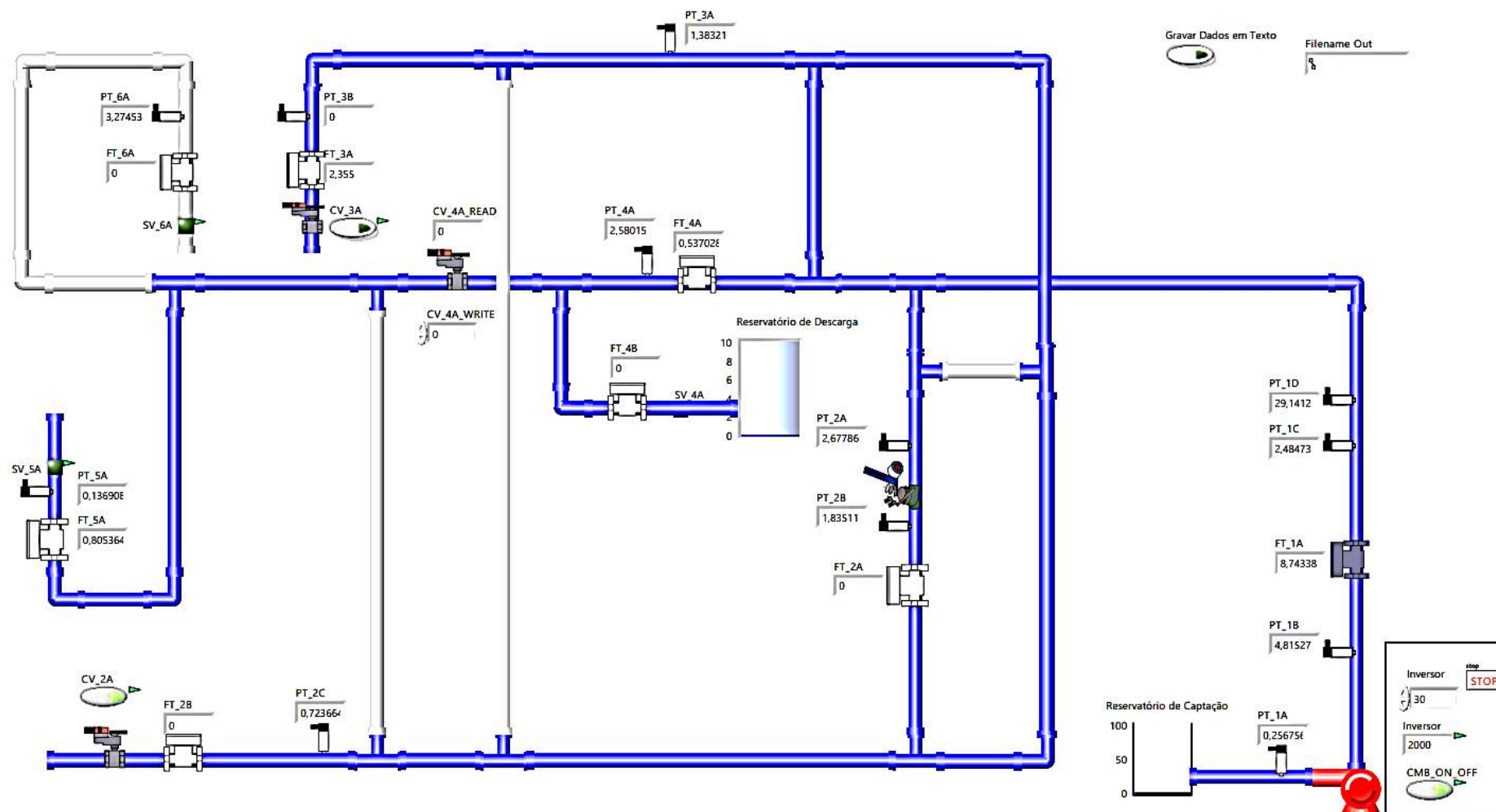


Figura 5.1 – Supervisão do SPDA.



Figura 5.2 – Perspectiva do SPDA no Blender®.

O sistema de bombeamento do SPDA possui três conjuntos moto bombas (CMBs) em paralelo: um de 5 CV e dois de 15 CV. O CMB de 5 CV é utilizado na maioria dos estudos, enquanto os de 15 CV são empregados em casos específicos. O motor de 5 CV impulsiona água do reservatório superior diretamente para a rede de abastecimento, e os motores de 15 CV impulsionam água do reservatório inferior para o reservatório elevado de 15 m³. Através da configuração dos registros, as três bombas podem operar simultaneamente, alimentando a rede hidráulica do SPDA de forma direta e indireta. As vazões e pressões nominais do CMB de 5 CV são 50 m³/h e 17 mca, respectivamente, e dos CMBs de 15 CV são 162 m³/h e 17 mca (**Figura 5.5**).



Figura 5.3 – Foto panorâmica do laboratório.



Figura 5.4 – Sensores e elementos de atuação diversos do SPDA. Fonte: Salvino (2012).



Figura 5.5 – Conjuntos motor-bomba do LENHS/UFPB.

O CLP (**Figura 5.6**) é considerado “inteligente” por utilizar um microprocessador de última geração, compatível com os instrumentos de medição e controle monitorados e/ou controlados. Ele é composto por módulos de fonte de alimentação, CPU, entradas e saídas analógicas e digitais. Toda a fiação que chega ao CLP é interligada por conectores extraíveis, permitindo a troca dos módulos sem necessidade de ferramentas. Além disso, os módulos de entrada e saída (E/S) analógicos são monitorados e geram alarmes para falhas previamente configuradas. O painel de comando do CLP possui disjuntores internos para alimentação. Na parte frontal, o painel tem uma interface homem-máquina (IHM), permitindo aos usuários acompanharem as grandezas hidráulicas do SPDA. Além disso, o software de programação da CPU do CLP permite que alterações no programa possam ser feitas on-line via software computacional.



Figura 5.6 - Controlador Lógico Programável (CLP).

O sistema supervisório (**Figura 5.1**) permite que informações do SPDA sejam monitoradas e rastreadas. Tais dados são coletados através de sensores e/ou equipamentos e, em seguida, tratados, analisados e armazenados para uso

futuro. O supervisor fornece ao sistema informações essenciais para o gerenciamento remoto de processos hidráulicos e elétricos. No programa, concentram-se todas as informações sobre reservatórios e componentes, como válvulas, conversores de frequência e transdutores, para monitorar variáveis de pressão, vazão, amperagem dos motores, voltagens, níveis de água nos reservatórios e consumo dos nós.

Os transdutores e medidores de vazão possibilitam a medição de grandezas através de sinais analógicos de 4 a 20 mA e de uma rede RS485 remotamente. O sistema de supervisão permite o acionamento das bombas e das VRPs por comandos a distância, proporcionando um controle preciso e eficiente do sistema hidráulico.

Nas extremidades da rede (nós), há manômetros analógicos (**Figura 5.7**) para auxiliar à regular a vazão e realizar a leitura das pressões, trabalhando em conjunto com os transdutores de pressão já instalados na rede.



Figura 5.7 – Manômetro instalado em um dos trechos do SPDA.

O SPDA foi modelado no EPANET (**Figura 5.11**) e analisado hidraulicamente utilizando a rotina de programação desenvolvida no MATLAB com a biblioteca do EPANET para simulação. A vantagem do código desenvolvido é a facilidade em criar bancos de dados ou rotinas mais complexas de simulação. Além das pressões e vazões do sistema, é possível verificar todos os parâmetros fornecidos nativamente no EPANET.

Para variar a demanda horária e simular o modelo dinamicamente, utilizou-se o padrão de demanda proposto por Gomes (2019). As variações nos valores de pressão (**Figura 5.9**) e vazão (**Figura 5.10**) em função da demanda horária. A análise mostra sinais de normalidade, exceto entre 12 e 17 horas para o sensor PT-22, quando ocorre uma inversão na direção da vazão do trecho.

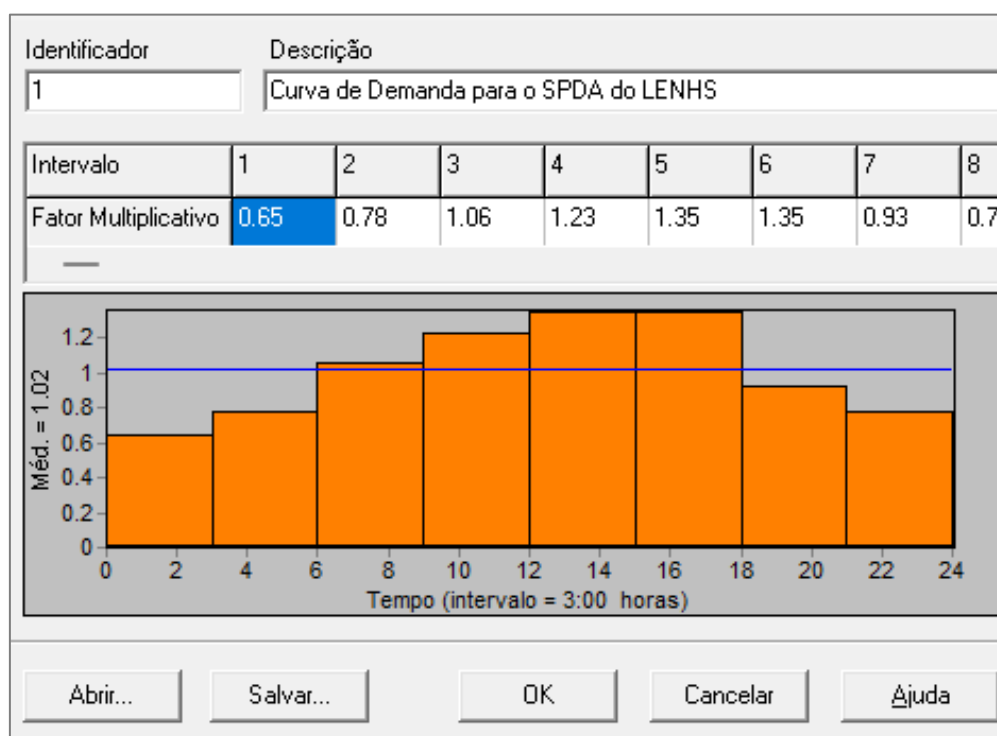


Figura 5.8 - Padrão de demanda utilizado para variação horária da vazão propostos por Gomes (2019).

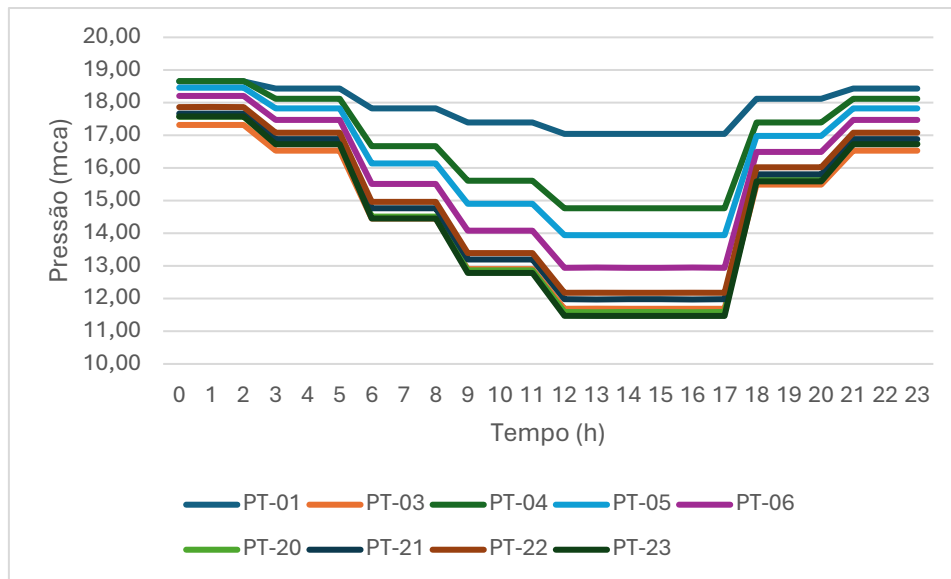


Figura 5.9 – Análise hidráulica das pressões do SPDA com variação da demanda horária.

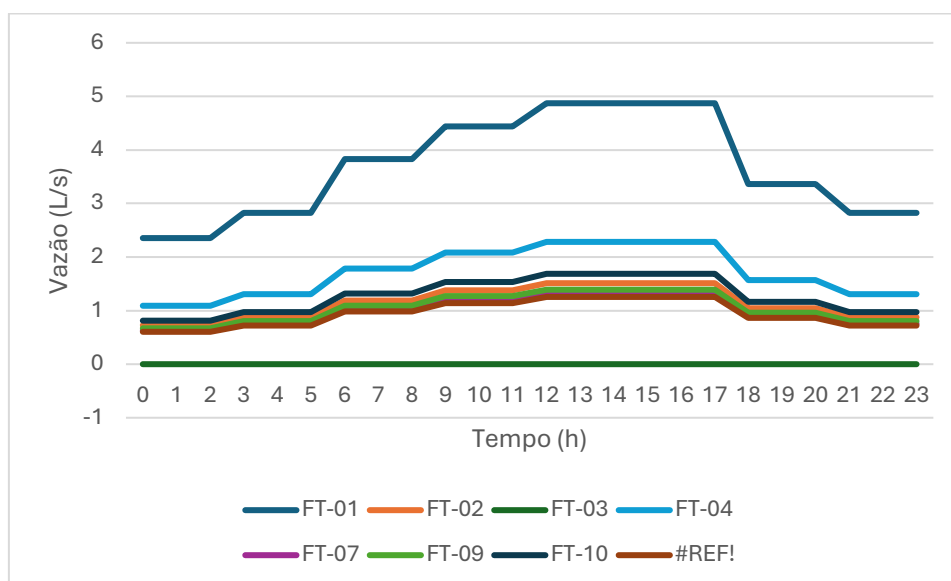


Figura 5.10 - Análise hidráulica das vazões do SPDA com variação da demanda horária.

A escolha da rugosidade como variável no processo de calibração é justificável quando as tubulações da rede são desconhecidas ou antigas. Este trabalho utilizou como variáveis de calibração a rugosidade, a demanda e a combinação de ambas, por serem as de maior interesse na calibração hidráulica. Para definir o intervalo de busca do algoritmo para a variável rugosidade, foi

realizado um estudo sobre a variação temporal dos valores de rugosidade para diversos tubos (**Tabela 5.1**). Já para a variável de demanda nodal, foram adotados os valores definidos por Salvino *et al.* (2015) na validação de seu algoritmo de calibração para o SPDA.

Tabela 5.1 – Valor do coeficiente C e rugosidade absoluta ε para diversos tubos. Adaptado: Netto *et al.* (1998) e Salvino (2012).

Tubos	Valores de C			ε (mm)	
	Novos	Usados (anos)		Tubos Novos	Tubos Velhos
		± 10	± 20		
Aço corrugado (chapa ondulada)	60	-	-	-	-
Aço gavalnizado roscado	125	100	-	0,15 a 0,20	0,46
Aço rebitado, novos	110	90	80	1,00 a 3,00	6,00
Aço soldado comum revestimento betuminoso	125	110	90	0,40	0,50 a 1,20
Aço soldado com revestimento epóxico	140	130	115	0,04 a 0,06	2,40
Chumbo	130	120	120	0,01	0,01
Cimento-amianto	140	130	120	0,03	
Cobre	140	135	130	0,01	0,01
Concreto, bom acabamento	130	-	-	0,30 a 1,00	-
Concreto, acabamento comum	130	120	110	1,00 a 2,00	-
Ferro fundido, revestimento interno epóxico	140	130	120	0,25 a 0,50	3,00 a 5,00
Ferro fundido revestimento de argamassa	130	120	105	0,12	2,10
Grés cerâmico, vidrado (manilhas)	110	110	110	1,50	-
Latão	130	130	130	0,02	-
Tijolos, condutos bem executados	100	95	90	-	-
Plástico (PVC)	140	135	130	0,01	0,01

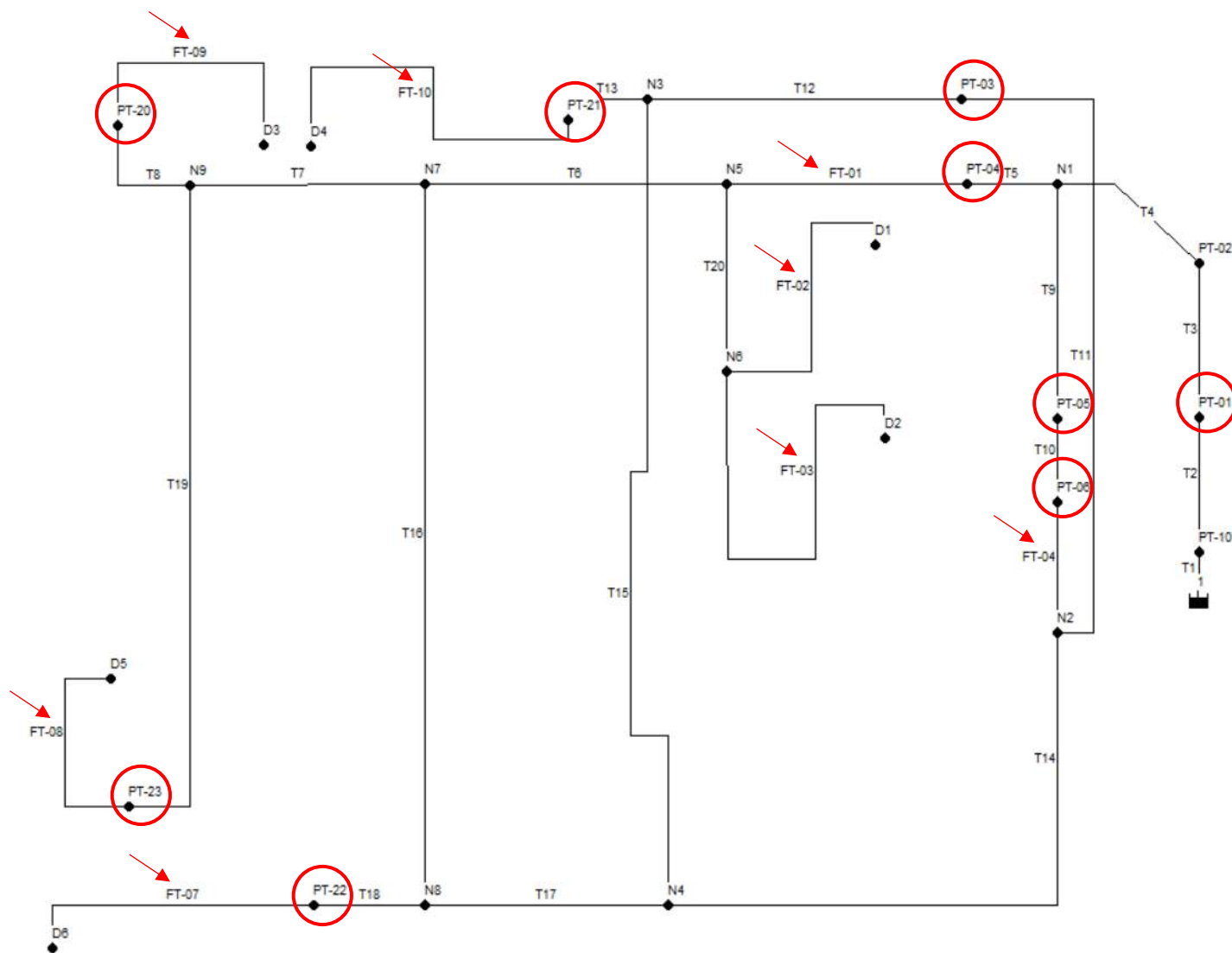


Figura 5.11 – Rede hidráulica SPDA/LENHS no Epanet

5.2 BENCHMARKS

5.2.1 C-TOWN

C-Town é uma rede de *benchmark* para estudos hidráulicos. Ostfeld *et al.* (2012) mostraram sua relevância no estudo de algoritmos de calibração. C-Town é uma rede hipotética que possui 429 tubulações, 388 nós, 1 reservatório, 7 tanques, 4 válvulas e 5 estações de bombeamento com um total de 11 bombas (**Figura 5.12**). A rede é dividida em 5 zonas de abastecimento (**Figura 5.13**). As tubulações são feitas de ferro fundido, seu diâmetro varia de 51 a 610 mm e seu comprimento varia de 4,3 a 1280,3 m. A demanda base dos 334 nós varia de 0,0004 a 4,2 L/s. Cada DMA tem um padrão de demanda específico e as perdas de água não são consideradas. Este estudo de caso, utilizando um *benchmark*, visa avaliar o PSO-HM e compará-lo com os resultados da literatura (Ostfeld *et al.*, 2012).

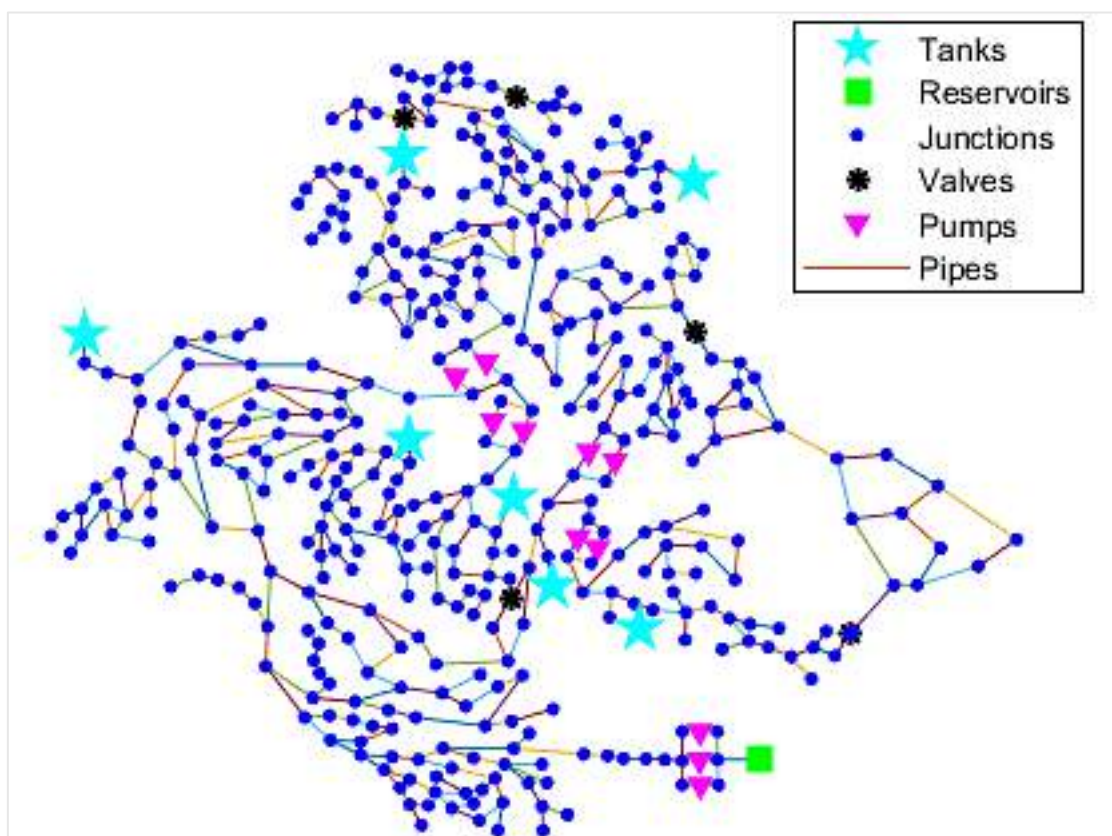


Figura 5.12 – Rede hidráulica C-Town.

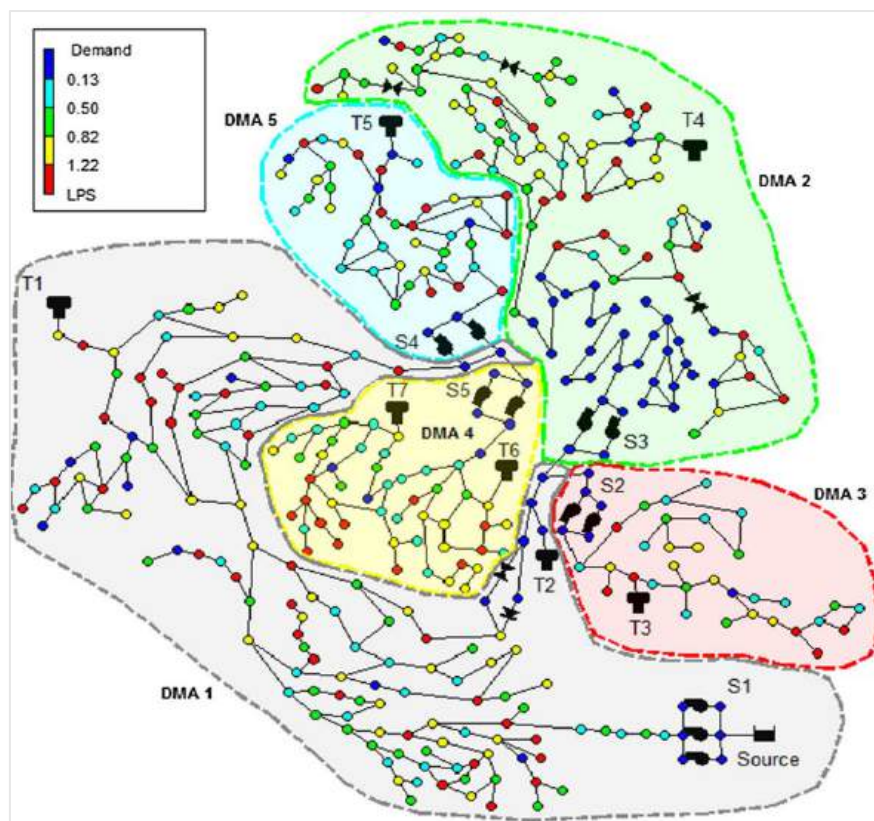


Figura 5.13 – Representação das cinco zonas de demanda de C-Town.

5.2.2 BALERMA

Balerna é uma adaptação de uma rede de irrigação existente no distrito de Sol-Poniente, em Balerna, na província de Almería, Espanha. A rede é abastecida por quatro reservatórios e tem uma demanda média anual de 25,2 MGD (milhões de galões por dia). Atualmente, há um modelo hidráulico EPANET não calibrado disponível para o sistema, que será calibrado com PSO-HM utilizando dados experimentais de Bi *et al.* (2015). O modelo EPANET possui 447 nós, 454 tubulações e 4 reservatórios, totalizando 100,262 km de redes hidráulicas (**Figura 5.14**). A calibração dos parâmetros hidráulicos foi realizada utilizando a rugosidade como variável. Além disso, não se trata de um processo de validação rigoroso, pois a rede é urbana e não voltada exclusivamente para estudos científicos como o SPDA. A rede é considerada calibrada quando os valores atendem aos critérios de calibração para o objeto de estudo (Walski, 2006; Salvino *et al.*, 2015).

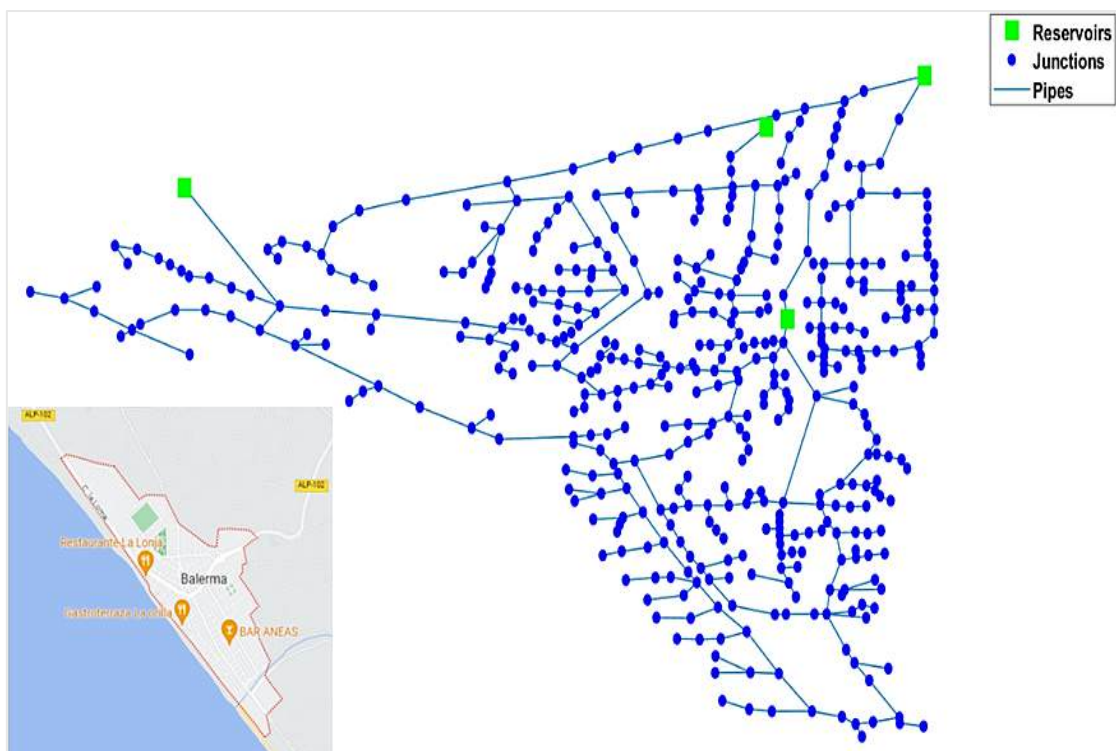


Figura 5.14 – Rede hidráulica de Balerna na Espanha.

5.3 CALIBRAÇÃO COMO UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

O problema de otimização busca encontrar a melhor solução dentro de um espaço de busca definido, considerando uma diversidade de possíveis variáveis e restrições. A **Figura 5.15** ilustra o processo desenvolvido para o ajuste e a calibração dos modelos de SAA. Nesse processo, compara-se, por meio da FO, as respostas experimentais do sistema real com as calculadas pelo modelo computacional. Se a diferença entre os valores não atender ao critério estabelecido, os parâmetros são ajustados e uma nova análise é realizada. Este ciclo é repetido até que os critérios sejam alcançados. Assim, o modelo é considerado ajustado. O fluxograma da metodologia desenvolvida está consolidada na literatura (Zhao *et al.*, 2022; Moghaddam *et al.*, 2020). Os parâmetros hidráulicos são atualizados pelo modelo de simulação e pelo algoritmo de otimização, que retorna as variáveis de estado ajustadas. Posteriormente, as curvas de pressão e vazão e os erros são levantados e analisados para avaliar o sucesso da calibração.

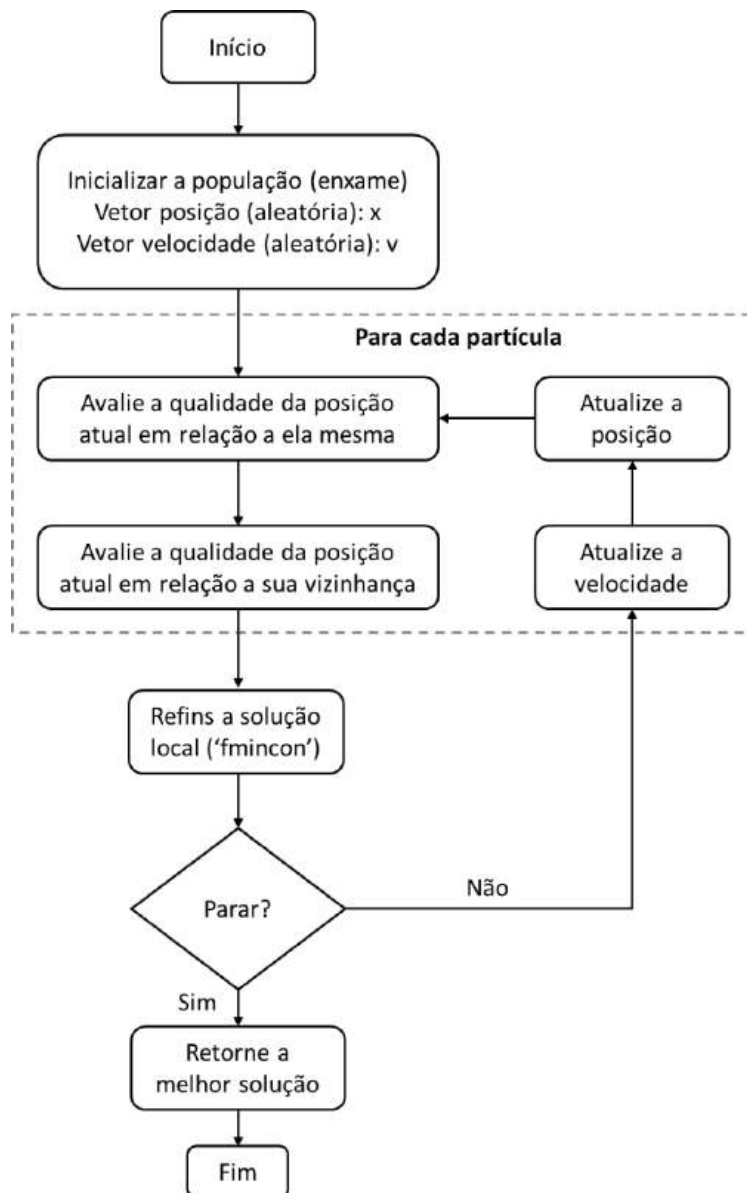


Figura 5.15 – Algoritmo de otimização PSO-HM.

A FO, que avalia o sucesso da calibração, geralmente é o quadrado das diferenças entre os valores de pressão e vazão simulados e coletados, podendo ser ajustada por pesos conforme a literatura ou a preferência do projetista. A minimização da FO é realizada por métodos de otimização. Diversas funções objetivas podem ser usadas no mesmo processo de calibração para representar fielmente o funcionamento do sistema, já que, em muitas situações, os objetivos se complementam ou são conflitantes. O uso de múltiplas FO's resulta em múltiplos objetivos que precisam ser atendidos pelo algoritmo de otimização.

Dentre as FO descritas na literatura, neste trabalho se considerou três opções. As duas primeiras opções utilizam a minimização do somatório das diferenças de pressões nos nós e das vazões nos trechos da rede onde há dados de medição. A terceira opção foca na maior diferença encontrada entre as leituras experimentais e os resultados simulados.

- Somatório da diferença absoluta dos pontos de pressão e vazão Eq. (5.1):

$$FO = \sum_{i=1}^n |P_s - P_M|_i + \sum_{j=1}^m |Q_s - Q_M|_j \quad \text{Eq. (5.1)}$$

- Somatório da diferença ao quadrado dos pontos de pressão e vazão Eq. (5.2):

$$FO = \sum_{i=1}^n (P_s - P_M)_i^2 + \sum_{j=1}^m (Q_s - Q_M)_j^2 \quad \text{Eq. (5.2)}$$

onde, P_s é a pressão simulada no nó i , P_M é a pressão medida ou real no nó i , Q_s é a vazão simulada no trecho j , Q_M é a vazão medida no trecho j e FO é a função objetivo a ser minimizada.

Neste trabalho a Eq. (5.3) foi utilizada para calcular o desvio entre o modelo computacional e o sistema real. A FO atribui pesos a cada variável, permitindo privilegiar um objetivo sobre outro ou equalizar ambos quando os pesos são iguais. Adotou-se $\alpha = 0,6$ para a pressão e $\beta = 0,4$ para a vazão.

$$\min f(x) = \alpha \sum_{j=1}^J (OP_j - PP_j)^2 + \beta \sum_{p=1}^P (OQ_p - PQ_p)^2 \quad \text{Eq. (5.3)}$$

onde, OP_j e PP_j são as pressões observadas e simuladas na junção j ; OQ_p e PQ_p são as vazões observadas e simuladas no tubo p ; α e β são pesos normalizadores. O cálculo é realizado para diferentes instantes de tempo e para

diversos nós ou trechos da rede, desde que haja dados de medição disponíveis para comparação.

5.3.1 PSO Híbrido com 'fmincon' (PSO-HM)

O algoritmo de calibração desenvolvido utiliza técnicas de PSO modificado com hibridização com 'fmincon' que resulta em PSO-HM (**Figura 5.15**), como discutido na seção 4.6. A função 'fmincon' realiza o refinamento da busca local ao final de cada iteração do PSO, que apesar de ter uma boa busca global é fraco na busca local.

5.3.2 Objetivo e Restrições para a solução do problema

Objetivo: Minimize a Função Objetivo.

Sujeito a:

1. **Conservação de massa:** As entradas e saídas devem se equilibrar em cada nó;
2. **Conservação de energia:** A perda de carga em um circuito fechado deve ser igual a zero, e a perda de carga ao longo de um caminho entre dois reservatórios deve ser igual à diferença de elevação dos reservatórios;
3. **Requisitos mínimos de pressão:** A pressão mínima deve ser fornecida nos locais da rede para um determinado conjunto de demandas; e
4. Espaço de busca é composto pela variação admissível da rugosidade e demanda (Salvino *et al.*, 2015; Meirelles *et al.*, 2017).

5.4 CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentada a metodologia utilizada no desenvolvimento do algoritmo de ajuste dos parâmetros hidráulicos e a

metodologia experimental para realizar a coleta dos dados e sua utilização no algoritmo para ajustar e calibrar os parâmetros hidráulicos do SPDA. Ademais, são apresentadas duas redes de *benchmark* disponíveis na literatura e que foram utilizadas para a validação do algoritmo PSO-HM, analisando-o, principalmente, do ponto de vista da sua capacidade para otimizar os parâmetros de grandes SDA.

CAPÍTULO VI

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta os resultados obtidos nesta tese, organizados em duas partes principais: a calibração realizada no Sistema de Distribuição de Água (SPDA), utilizado como sistema experimental, e a análise comparativa com dois *benchmarks* da literatura, C-Town e Balerma. São detalhados os dados coletados, os métodos aplicados e os resultados obtidos com o SPDA. Em seguida, é avaliado o desempenho do algoritmo PSO-HM frente aos *benchmarks*, destacando sua eficácia, precisão e as melhorias alcançadas em termos de eficiência e aplicabilidade.

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Após desenvolver o algoritmo e implementar o código de calibração, conforme discutido na Metodologia, a validação do algoritmo de otimização foi realizada utilizando o Sistema Piloto de Distribuição de Água (SPDA) do LENHS. Para avaliar o desempenho do PSO-HM, foi implementado um código de calibração baseado em AG multivariável para comparação. Além disso, um estudo comparativo foi realizado com o algoritmo de Salvino *et al.* (2015).

Para comprovar a funcionalidade dos dois modelos propostos de calibração, as duas redes de *benchmarks* foram calibradas, considerando Rugosidade e Rugosidade e Demanda. Os resultados mostram a aplicabilidade prática do algoritmo PSO-HM, destacando as vantagens e robustez do PSO.

6.1 VALIDAÇÃO EXPERIMENTAL: SPDA

Apesar de versátil e robusto, o PSO-HM tem diversos parâmetros que precisam ser sintonizados para retornar soluções eficientes. Foram realizadas simulações e análises de sensibilidade dos parâmetros do algoritmo. O momento de inércia é representado por um intervalo que varia de forma adaptativa do início ao fim do processo de otimização, a cada iteração. Assim, foram analisados seis intervalos para verificar o retorno da minimização do fitness (**Figura 6.1**).

O tamanho do enxame é um múltiplo do total das variáveis calibradas (**Figura 6.2a**) e a mínima vizinha adaptável representa a fração das partículas passíveis de modificação em cada iteração (**Figura 6.2b**). Para os parâmetros do momento de inércia e a mínima vizinhança adaptável não há linearidade na alteração dos valores. Contudo, para o tamanho do enxame percebe-se que quanto maior ele for, maior será o fitness. Para um mesmo custo computacional, isto é, tempo de execução do algoritmo, enxames maiores demoram mais para completar uma iteração, evoluindo pouco durante o processo, mesmo explorando mais regiões do espaço de busca. Contudo, é obvio que para uma mesma quantidade de iterações, enxames maiores terão melhores fitness, mas terão custos computacionais diferentes.

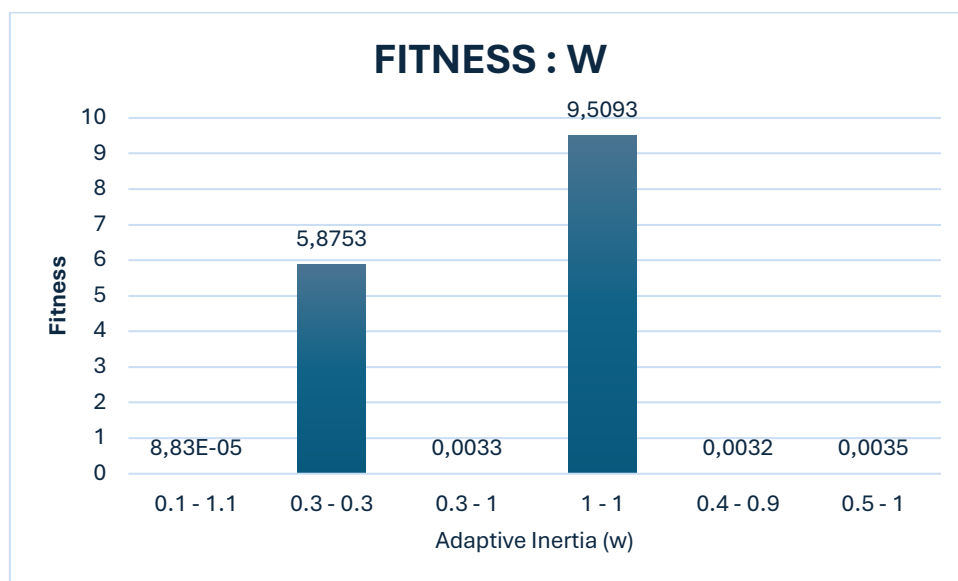


Figura 6.1 – Análise de sensibilidade para o fator de inércia adaptativo do PSO-HM.

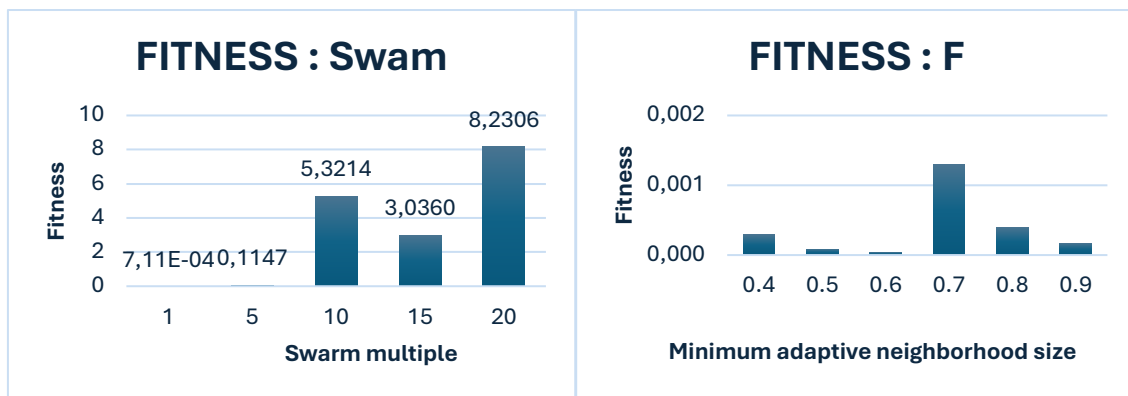


Figura 6.2 – Análise de sensibilidade para o tamanho do enxame (S) (a) e a mínima vizinhança adaptável (b) do PSO-HM.

Os parâmetros do AG multivariável foram também sintonizados para retornar a melhor minimização do fitness ($C=0,7$; $E=0,05$; $M=0,06$; $P \approx 5 \times \text{Quantidade de variáveis calibráveis}$). A análise dos parâmetros permitiu verificar a velocidade de convergência, o custo computacional, o erro relativo final e o erro máximo do AG e PSO-HM.

Para uma comparação justa entre os métodos de otimização, utilizou-se o mesmo critério de parada (convergência), definido pela FO (Equação 5.4), ocorrendo quando $FO(x) \approx 0$ ou o custo computacional fosse alcançado, o qual é representado pelo tempo de execução do código.

A implementação do PSO-HM teve resultados significativos, com erros relativos médios de 0,016% para a pressão, contra 2,4% para o AG, e 0,1% para a vazão, contra 2,2% do AG (**Figura 6.3**). As séries temporais de pressão e vazão apresentaram bons ajustes e ausência de distúrbios pontuais para o PSO-HM (**Figura 6.4**), destacando a homogeneidade dos resultados para todos os pontos de pressão e vazão assistidos.

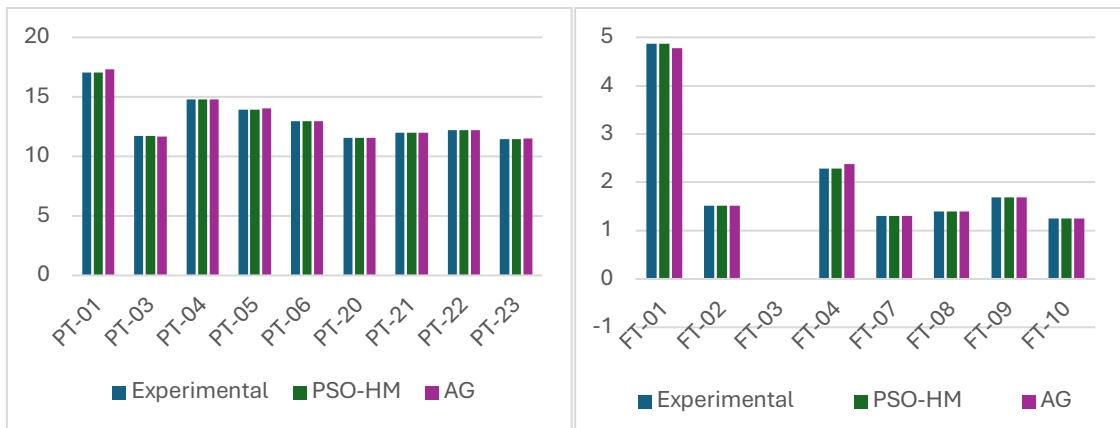


Figura 6.3 – Pressão (mca) nos nós de referência (a) e Fluxo (L/s) nos tubos de referência (b) às 13 horas.

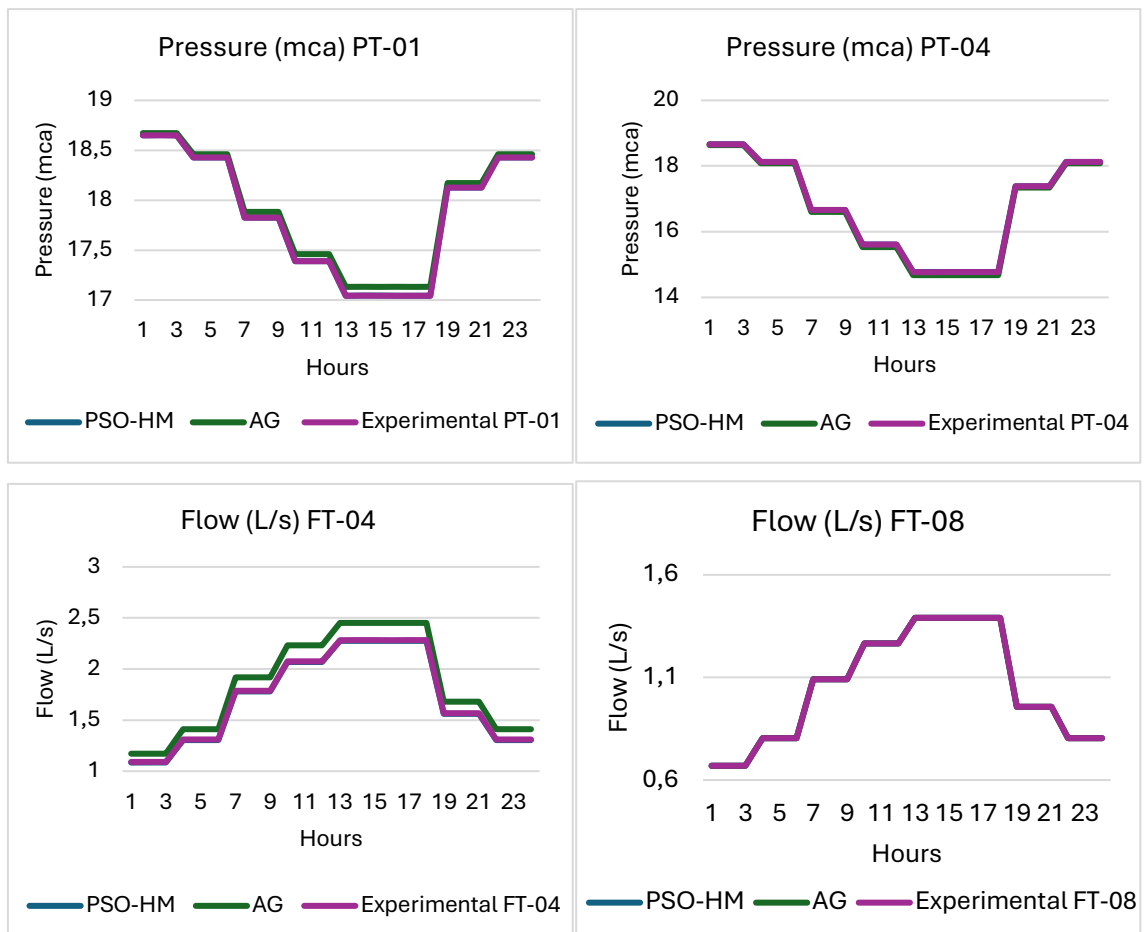


Figura 6.4 – Série temporal das pressões nos nós PT-01 e PT-04 (a) e nos trechos FT-04 e FT-08 (b).

Os mapas de calor para os nós e os trechos de referência foram obtidos para o AG e o PSO-HM (**Figura 6.5**). É possível observar que para nós ou trechos específicos o erro permanece aproximadamente constante e relativamente elevado durante todo o período (24 horas) simulado com o padrão de demanda de Gomes (2019). Contudo, é possível notar a superioridade do PSO-HM frente ao AG.

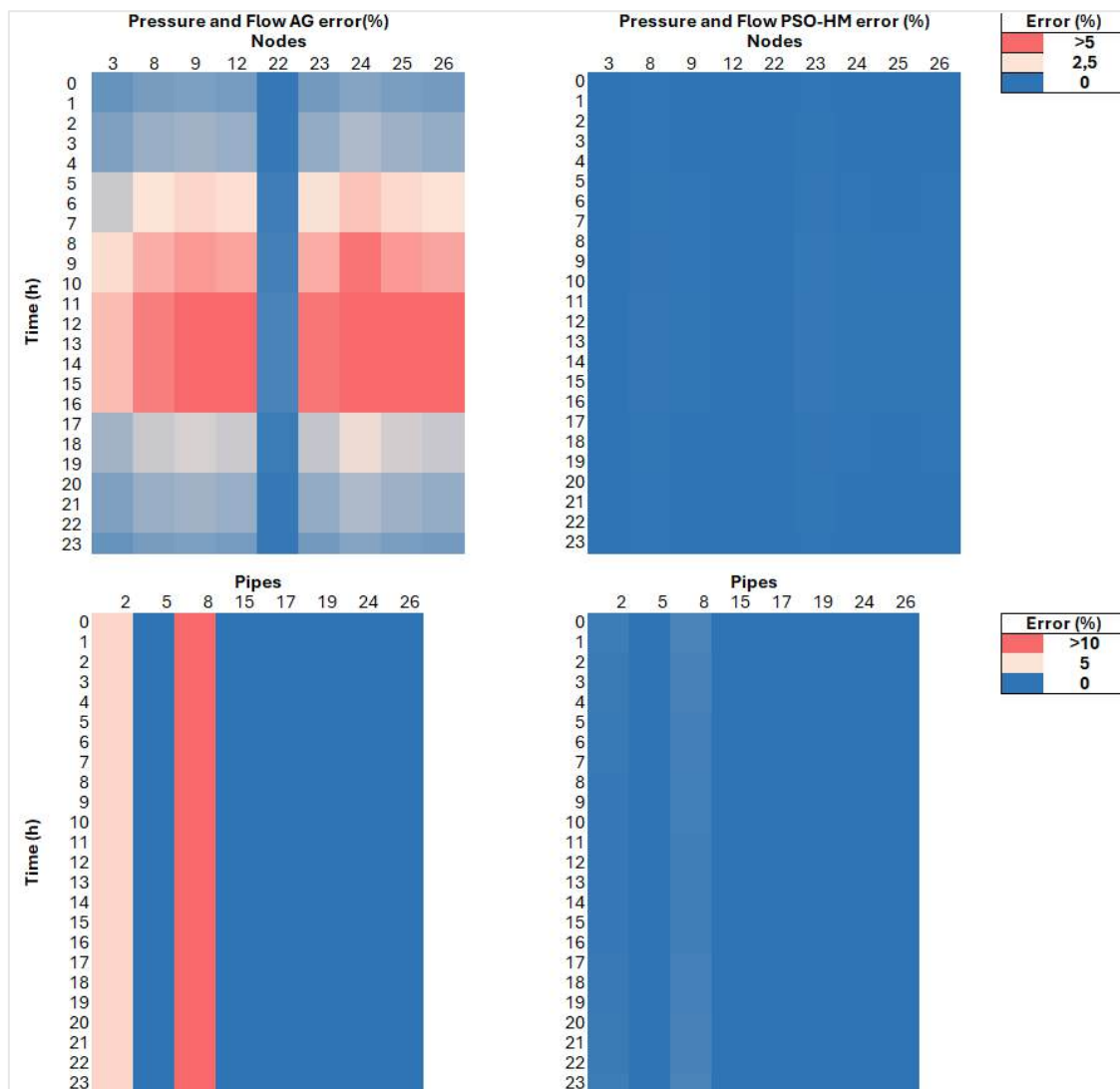


Figura 6.5 – Mapas de calor dos valores de pressão (a) e vazão (b) com calibração AG e PSO-HM.

A convergência da otimização foi gradual e rápida para o PSO-HM (**Figura 6.7**), o refinamento das soluções locais pelo 'fmincon' garante que as soluções

finais encontradas pelo PSO serão refinadas. Os resultados foram alcançados com um custo computacional reduzido (1,0h), aproximadamente quatro vezes menor que o custo utilizando AG (**Figura 6.6**).

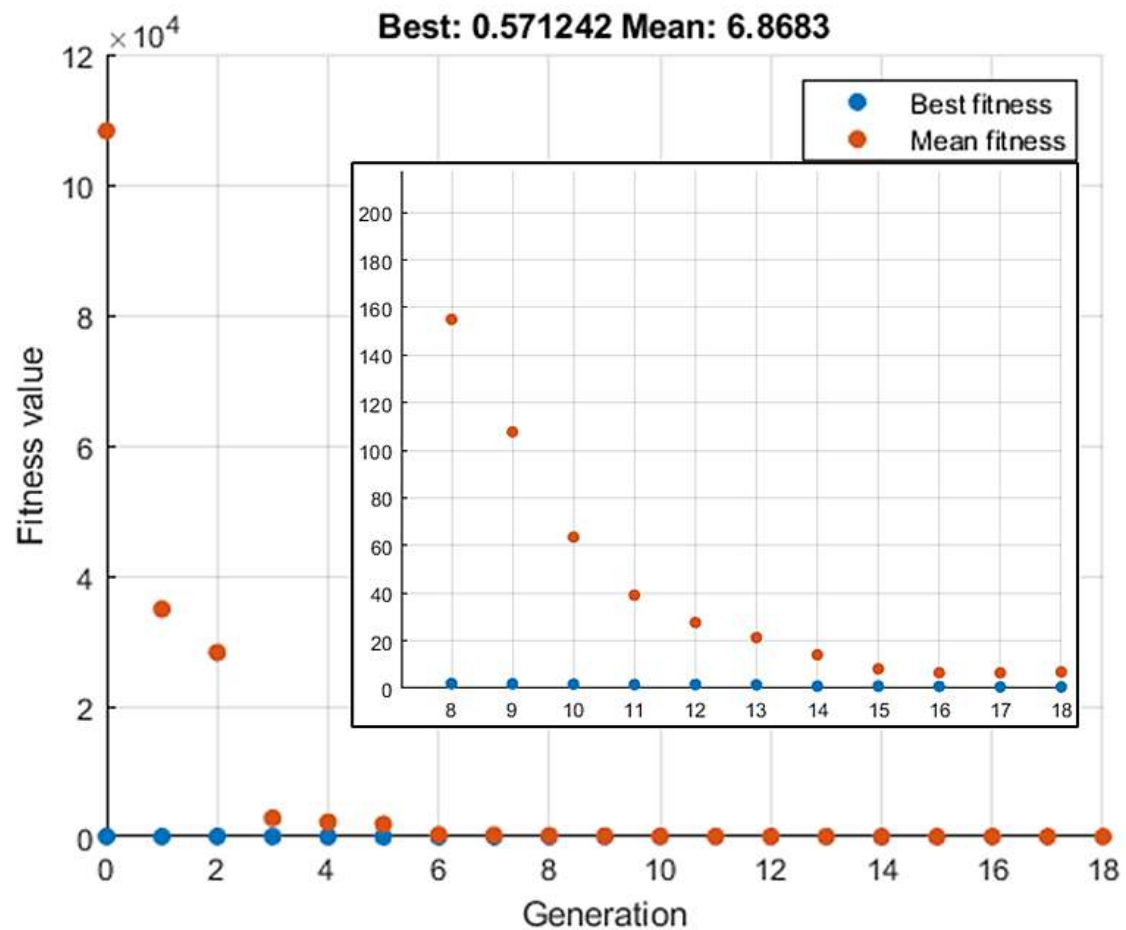


Figura 6.6 – Convergência da função objetivo com AG.

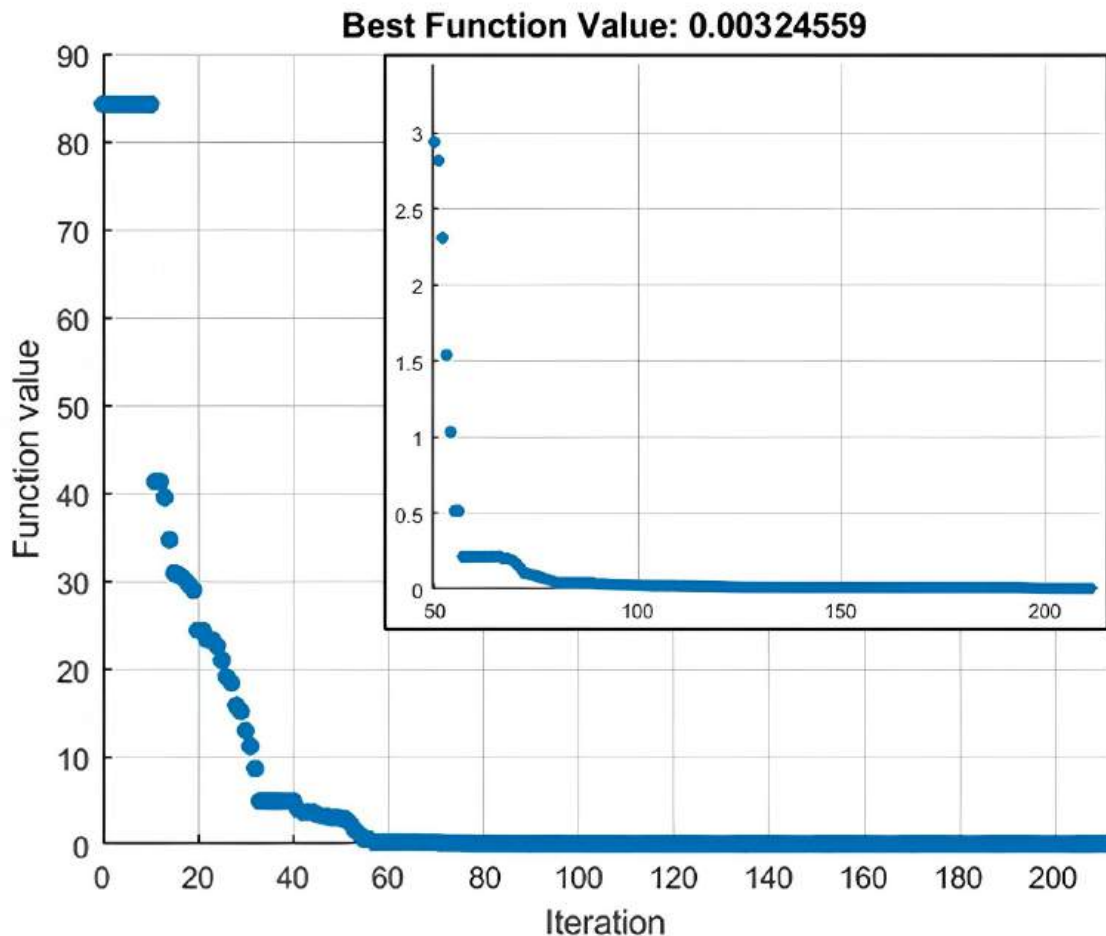


Figura 6.7 – Convergência da função objetivo com PSO-HM.

Os avanços com o PSO-HM foram significativos, pois pequenos erros nos parâmetros hidráulicos podem resultar em grandes diferenças nas simulações, como em um processo cumulativo. Isso é especialmente crítico na gestão energética e operacional, onde os modelos podem divergir dos valores desejados. A função objetivo é um parâmetro de grande relevância neste estudo, pois, para considerar um sistema calibrado, os valores de pressão e vazão devem atender aos critérios da **Tabela 4.1**. Alcançar esses valores é bastante difícil com métodos convencionais de calibração hidráulica, como o método dos mínimos quadráticos ou a regressão linear/não-linear.

A validação dos algoritmos de calibração inicialmente considerou a Rugosidade como variável manipulável. Em comparação com o trabalho de Salvino (2015), que utilizou AG multiobjetivo e multivariável para calibrar os parâmetros, os valores relativos dos erros observados por ele foram 10,5% para

a pressão e 6,5% para a vazão. Esses resultados não são satisfatórios e, de acordo com a **Tabela 4.1**, não são suficientes para considerar o sistema calibrado.

Em contrapartida, os erros obtidos aqui com o uso de AG foram de 0.016% para a pressão e 0,01% para a vazão (**Figura 6.3** e **Figura 6.4**). Esses índices percentuais estão bem abaixo do necessário para considerar um sistema calibrado (**Tabela 4.1**). Forçando o processo de calibração e utilizando um maior custo computacional é possível encontrar melhores soluções, calibrando o modelo de forma eficaz para uso comercial.

A análise estatística é uma ferramenta crucial na engenharia para interpretar e tomar decisões com base em dados coletados. Ela ajuda a identificar tendências, padrões e variabilidade nos dados, o que é essencial para otimizar processos, melhorar a qualidade e prever comportamentos futuros. Foram realizadas análises estatísticas do erro médio, do desvio padrão e da variância de cada ponto de medição utilizado na calibração. Os resultados mostram que o PSO-HM teve resultados superiores ao AG (**Tabela 6.1**). O erro médio tende a inferiorizar os valores de erros, assim, colocou-se o erro máximo por ponto de medição para o período de 24 horas.

Tabela 6.1 – Erro médio e Desvio padrão e Variância do erro médio dos nós e trechos de referência para a calibração da rugosidade do SPDA.

	AG									PSO-HM								
Nós	3	8	9	12	22	23	24	25	26	3	8	9	12	22	23	24	25	26
Erro Máximo (%)	3,30	4,58	5,26	5,04	0,32	4,75	6,33	5,28	5,03	0,00	0,05	0,03	0,01	0,01	0,09	0,03	0,03	0,03
Erro Médio (%)	1,85	2,51	2,82	2,66	0,19	2,52	3,30	2,79	2,63	0,00	0,03	0,01	0,00	0,00	0,05	0,02	0,01	0,02
Desvio padrão	0,99	1,40	1,64	1,59	0,09	1,50	2,02	1,66	1,60	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,03	0,01	0,01	0,01
Variância	0,99	1,97	2,69	2,52	0,01	2,24	4,07	2,77	2,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Trechos	2	5	8	15	17	19	24	26		2	5	8	15	17	19	24	26	
Erro Máximo (%)	5,61	0,00	12,10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,32	0,00	0,69	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
Erro Médio (%)	5,59	0,00	12,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,25	0,00	0,54	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
Desvio padrão	0,01	0,00	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,04	0,00	0,09	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
Variância	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

6.1.1 Rugosidade e Demanda

A calibração foi realizada considerando conjuntamente a rugosidade dos trechos e a demanda dos nós. Os parâmetros do PSO-HM foram testados por meio de estudos e análises de parametrização semelhantes à calibração anterior. Para forçar o algoritmo a encontrar melhores mínimos locais, foi necessário reduzir o valor da FO utilizando mecanismo de busca ('fmincon'). Mínimos locais sem refinamento beneficiam a minimização do erro da pressão ou da vazão, resultando em erros relativos elevados para uma das duas.

A calibração mostrou que o PSO-HM é eficaz na calibração multivariável, convergindo rapidamente. Os erros relativos médios foram de 0,11% para a pressão, contra 0,59% do AG (**Figura 6.8**), e 0,55% para a vazão, contra 4,81% do AG (**Figura 6.9**), ambos compatíveis com um modelo hidráulico computacional calibrado (**Tabela 4.1**).

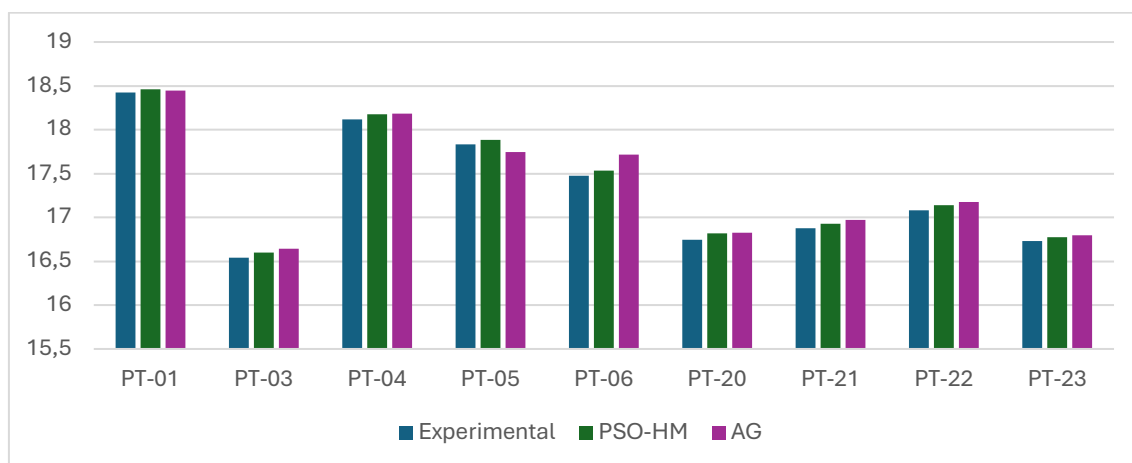


Figura 6.8 – Pressão (mca) nos nós de referência às 23 horas.

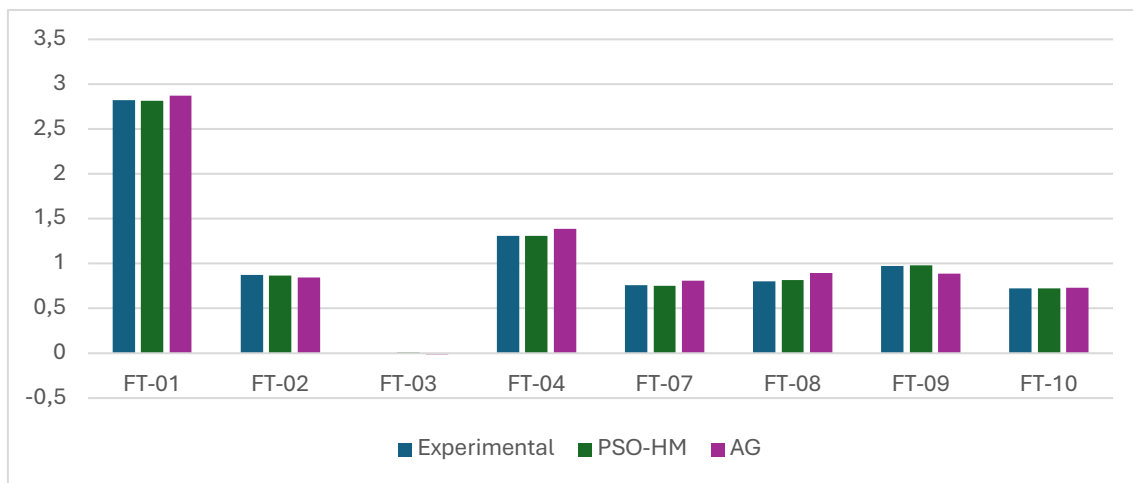


Figura 6.9 – Vazão (L/s) nos trechos de referência às 23 horas.

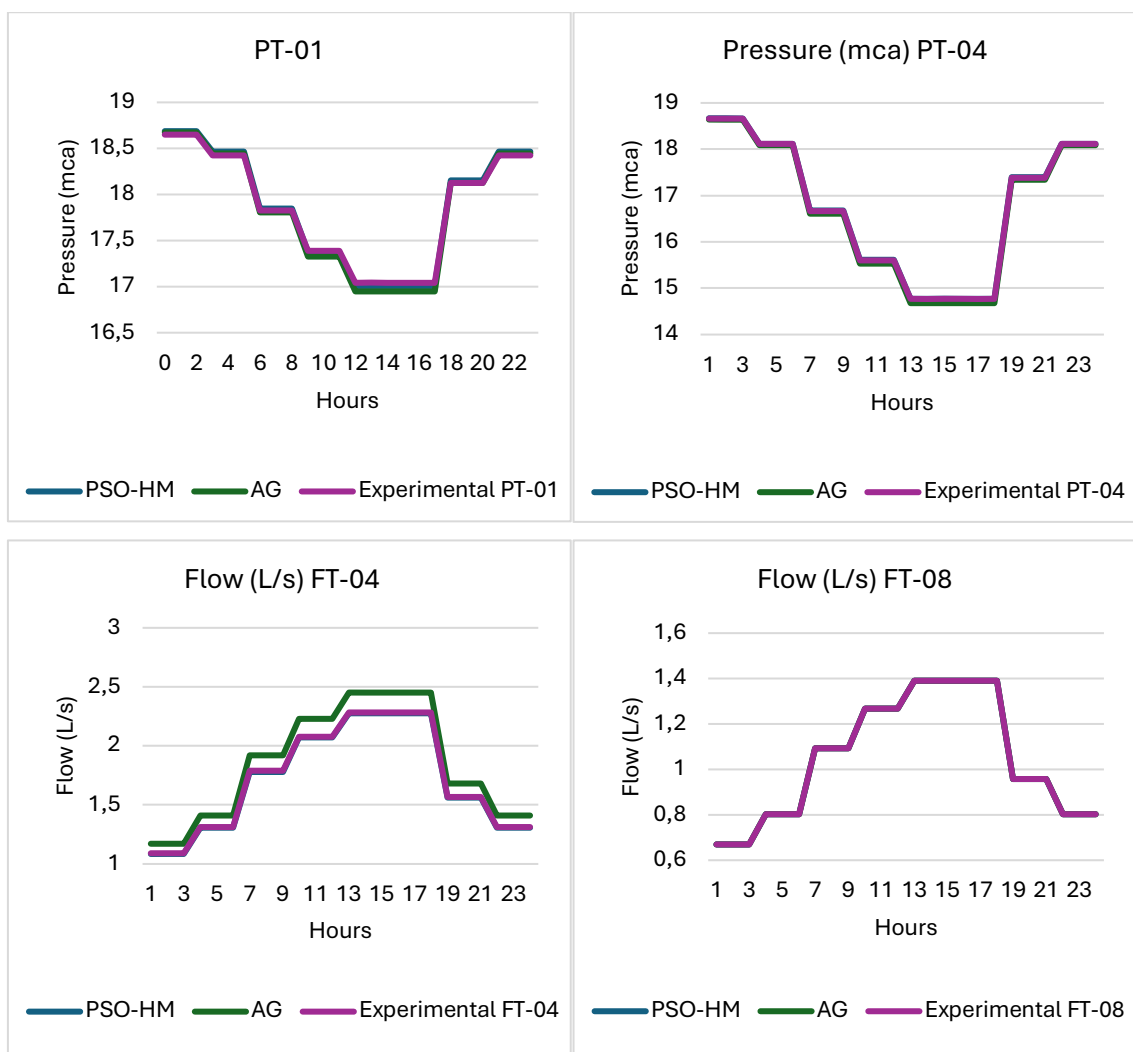


Figura 6.10 – Séries temporais das pressões nos nós PT-01 e PT-04 (a) e de vazão nas tubulações FT-04 e FT-08 (b).

Os mapas de calor ilustram o erro percentual para a pressão e a vazão considerando um padrão de demanda horária de simulação de 24 horas. O PSO-HM mínima o erro pontual e dos pontos de referência (sensores) utilizados na calibração para todo o período simulado (**Figura 6.11**). O custo computacional foi de 6h de processamento.

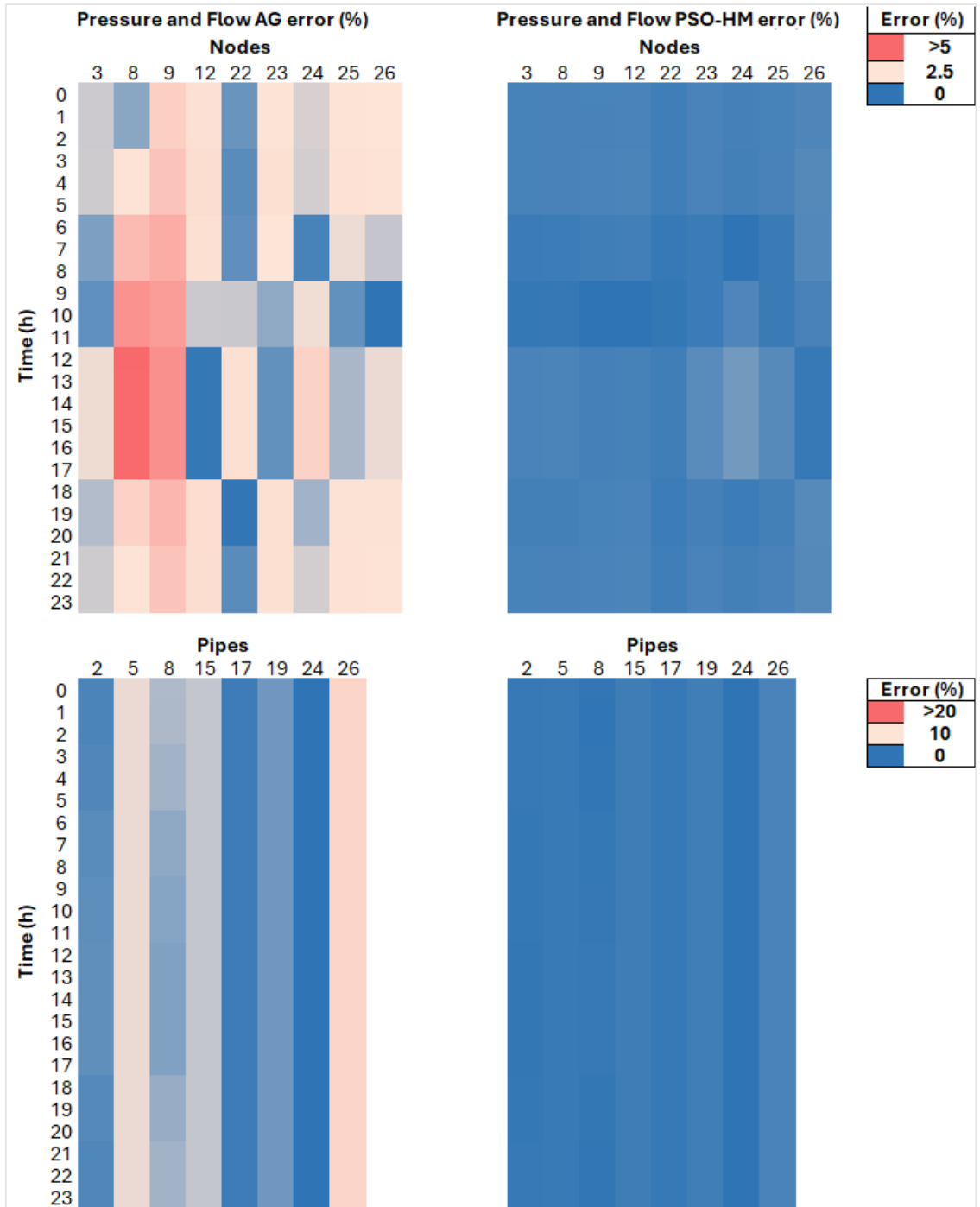


Figura 6.11 – Mapas de calor dos erros de pressão (a) e vazão (b) para AG e PSO-HM.

Análises estatísticas do erro médio, do desvio padrão e da variância do erro médio de cada ponto de medição de referência e utilizado na calibração mostram que o PSO-HM teve resultados superiores ao AG (**Tabela 6.2**). A calibração é consistente para todos os pontos de medição monitorados, apresentando baixo erro e variância, o que mostra a estabilidade do ajuste dos parâmetros hidráulicos para um cenário de variação de demanda horária.

Tabela 6.2 – Erro médio e Desvio padrão e Variância do erro médio dos nós e trechos de referência para a calibração da Rugosidade e Demanda do SPDA.

	AG									PSO-HM								
Nós	3	8	9	12	22	23	24	25	26	3	8	9	12	22	23	24	25	26
Erro Máximo (%)	0,43	3,96	2,85	0,66	0,56	0,56	1,00	0,55	0,49	0,34	0,35	0,33	0,35	0,21	0,51	0,83	0,48	0,47
Erro Médio (%)	0,08	1,75	1,95	0,44	0,15	0,34	0,11	0,28	0,18	0,08	0,08	0,12	0,13	0,05	0,04	0,12	0,04	0,35
Desvio padrão	0,11	1,46	0,65	0,26	0,21	0,19	0,32	0,15	0,15	0,09	0,09	0,10	0,11	0,06	0,13	0,28	0,12	0,14
Variância	0,01	2,12	0,43	0,07	0,04	0,04	0,10	0,02	0,02	0,01	0,01	0,01	0,01	0,00	0,02	0,08	0,01	0,02
Trechos	2	5	8	15	17	19	24	26		2	5	8	15	17	19	24	26	
Erro Máximo (%)	2,40	9,16	6,20	7,31	0,70	3,12	0,00	11,25		0,41	0,48	0,39	0,80	0,42	0,83	0,00	1,32	
Erro Médio (%)	1,93	9,16	4,99	7,31	0,70	3,12	0,00	11,25		0,33	0,48	0,25	0,80	0,42	0,83	0,00	1,32	
Desvio padrão	0,36	0,00	0,79	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,05	0,00	0,11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	
Variância	0,13	0,00	0,62	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	

6.2 C-TOWN

Nesta pesquisa, foi realizada a calibração multivariável da rede C-Town considerando a variável rugosidade relativa das tubulações. Os valores dos parâmetros do PSO-HM foram testados por estudos e análises preliminares de parametrização e sensibilidade.

Os erros médio relativos foram de 0,41% para a pressão, contra 1,19% do AG (**Figura 6.12a**) e 11,73% para a vazão, contra 12,54% do AG (**Figura 6.12b**) utilizando um novo padrão de demanda, no que se chama de validação cruzada. Isto é, a rede C-Town possui um padrão de demanda horária de 96 horas, para o ajuste e calibração foram utilizados os dados relativos às 24 horas iniciais, e as 72 horas restantes foram utilizadas para realizar a validação. Os resultados enquadram a rede nos requisitos de calibração. Determinados nós e trechos apresentam erro acima da média que ocorre por não-linearidades da rede que limitam o processo de ajuste pelos algoritmos de otimização em nós ou trechos específicos (**Figura 6.13** – Séries temporais das pressões nos seis nós que apresentaram maiores erros médios.). As séries temporais (**Figura 6.13** – Séries temporais das pressões nos seis nós que apresentaram maiores erros médios.) foram realizadas para os nós que apresentaram os maiores erros médios, como pode ser visualizado nos mapas de calor (**Figura 6.12**).

O custo computacional (**Figura 6.14**) para calibrar um modelo hidráulico de grandes dimensões como C-Town foi de 24h, um dos motivos é devido a extensão da rede e pelo número elevado de nós e trechos. Foram utilizados para calibração um total de 20 pontos de pressão e 21 pontos de vazão.

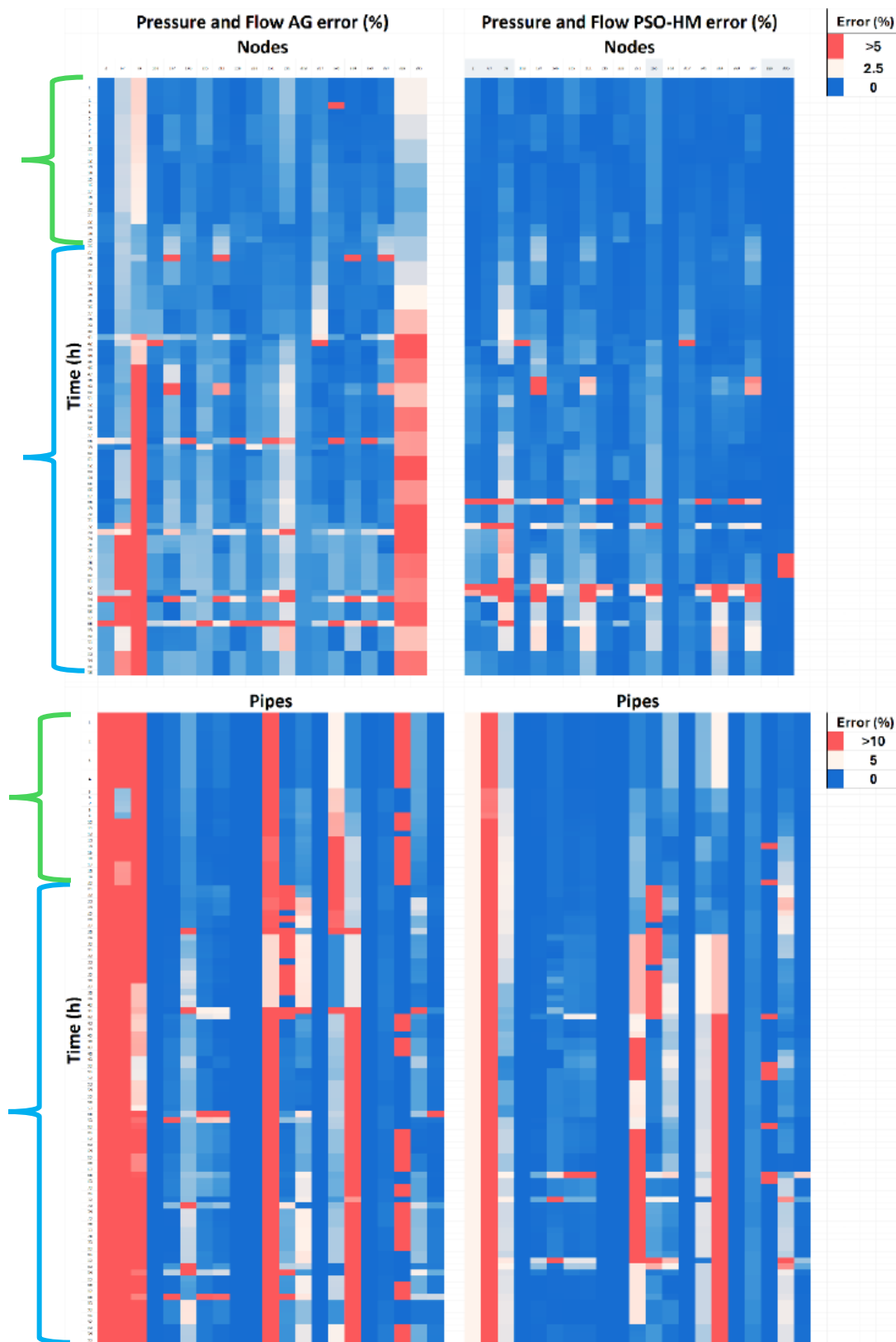


Figura 6.12 – Mapas de calor dos erros de pressão (a) e vazão (b) para AG e PSO-HM para um período de 96 horas dos nós e trechos de referência, utilizando como dados para calibração somente as 24 horas iniciais (conjunto de dados com destaque verde) e validação as 72 horas finais (conjuntos de dados - azul).

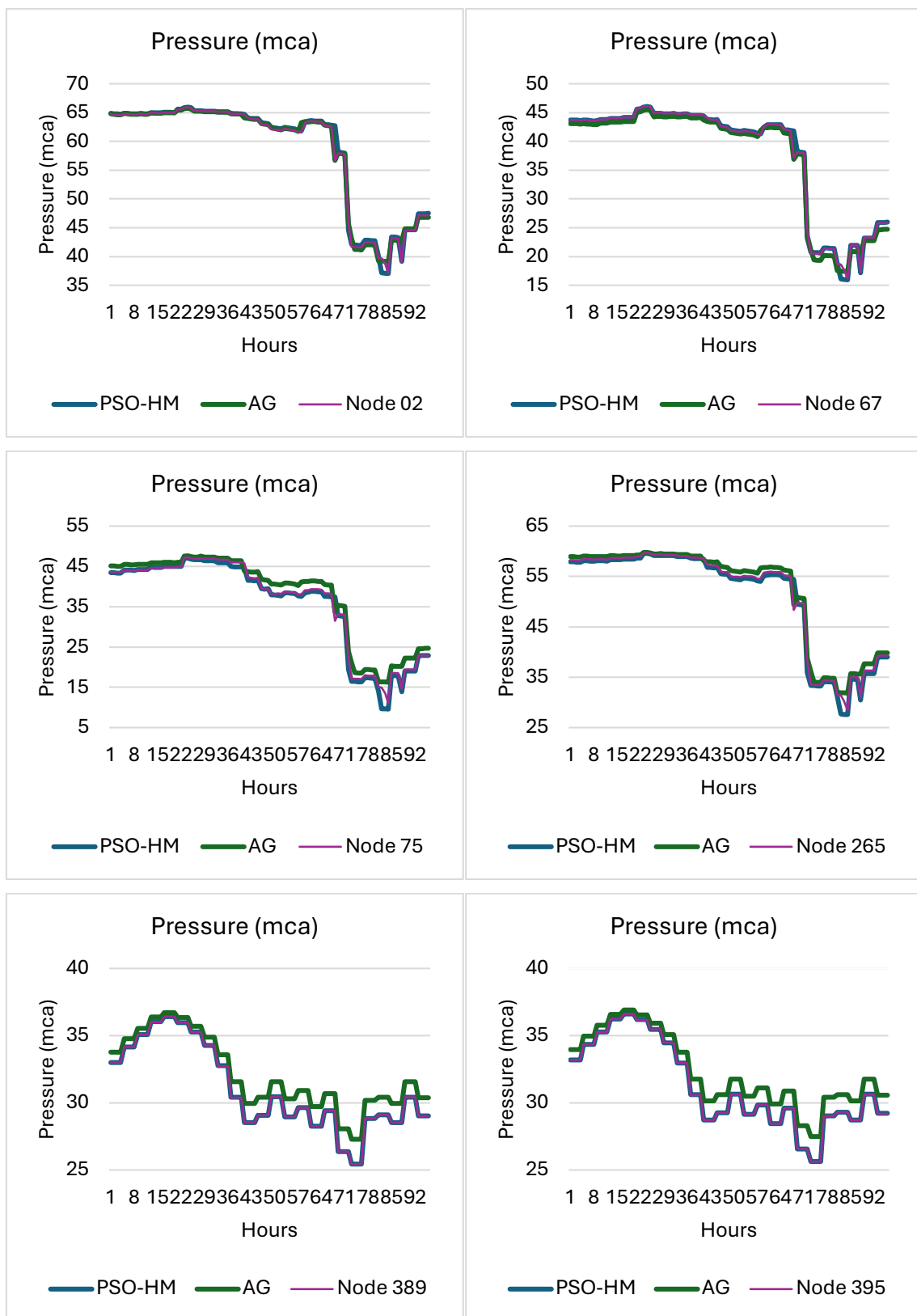


Figura 6.13 – Séries temporais das pressões nos seis nós que apresentaram maiores erros médios.

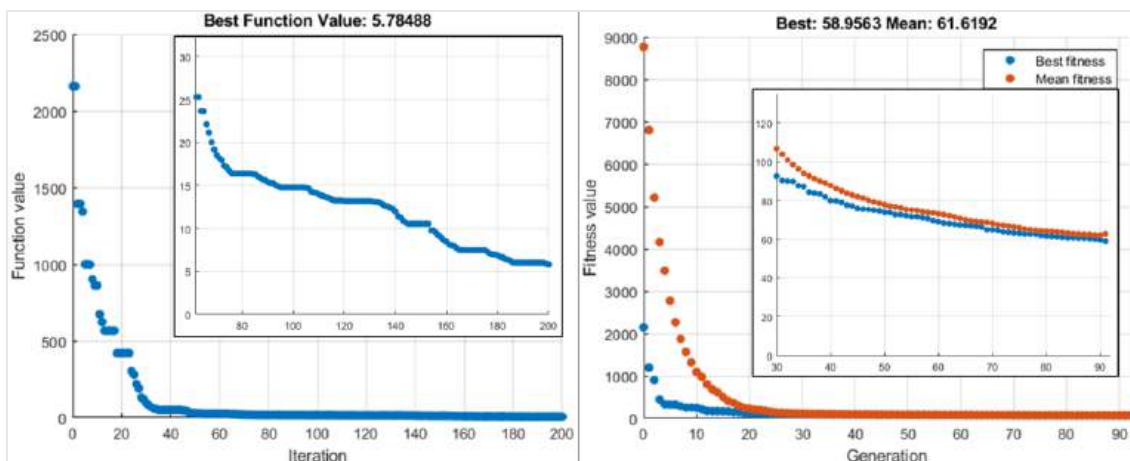


Figura 6.14 – Convergência da FO para PSO-HM e AG na calibração da rede C-Town.

6.3 BALERMA

Para este caso foi realizada o ajuste e a calibração dos parâmetros hidráulicos da rede utilizando como variável a rugosidade absoluta. Adotou-se um limite inferior para a função objetivo ($FO=1$), dada a dimensão da rede e o número de (variáveis) medições dos nós e trechos obtidas para realizar a calibração. Outro motivo é não se tratar de um processo voltada ao estudo científico como o SPDA. Assim, considera-se calibrada a rede quando os valores satisfizeram os valores apresentados na **Tabela 4.1**.

A rugosidade de cada trecho e a demanda de cada nó representam variáveis distintas, ou seja, cada uma constitui um grau de liberdade no problema de otimização. Na rede de Balerma, isso resulta em 447 variáveis aplicáveis aos nós e 454 variáveis aplicáveis aos trechos. Foram utilizados 18 pontos para coleta de dados de pressão e 18 trechos para coleta de dados de vazão, o problema de otimização apresentou um elevado grau de liberdade. Ainda assim, os resultados da calibração demonstraram que tanto o AG, quanto o PSO-HM foram capazes de calibrar a rede de Balerma. Contudo, os resultados favoreceram o PSO-HM, indicando que para grandes redes urbanas, esse algoritmo pode representar um diferencial competitivo (**Figura 6.20**).

6.3.1 Calibração estática

Utilizando o PSO-HM, os erros relativos médios para este caso foram de 0,010% para a pressão (**Figura 6.15** e **Figura 6.16**) e 0,025% para a vazão (**Figura 6.17** e **Figura 6.18**), com um custo computacional de 0,28 horas. O processo de otimização convergiu de forma rápida e progressiva, necessitando de apenas quinze iterações (**Figura 6.19**) para atender aos requisitos de calibração propostos pela literatura.

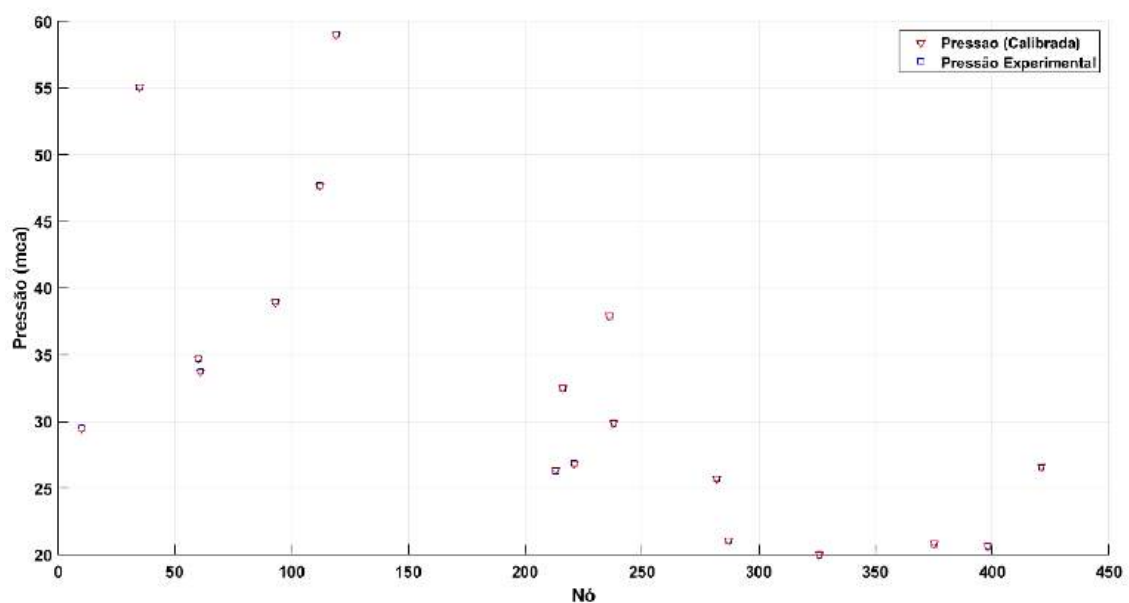


Figura 6.15 – Comparação entre os valores de pressão obtidos na calibração (PSO-HM) e experimentalmente em função dos nós de referência.

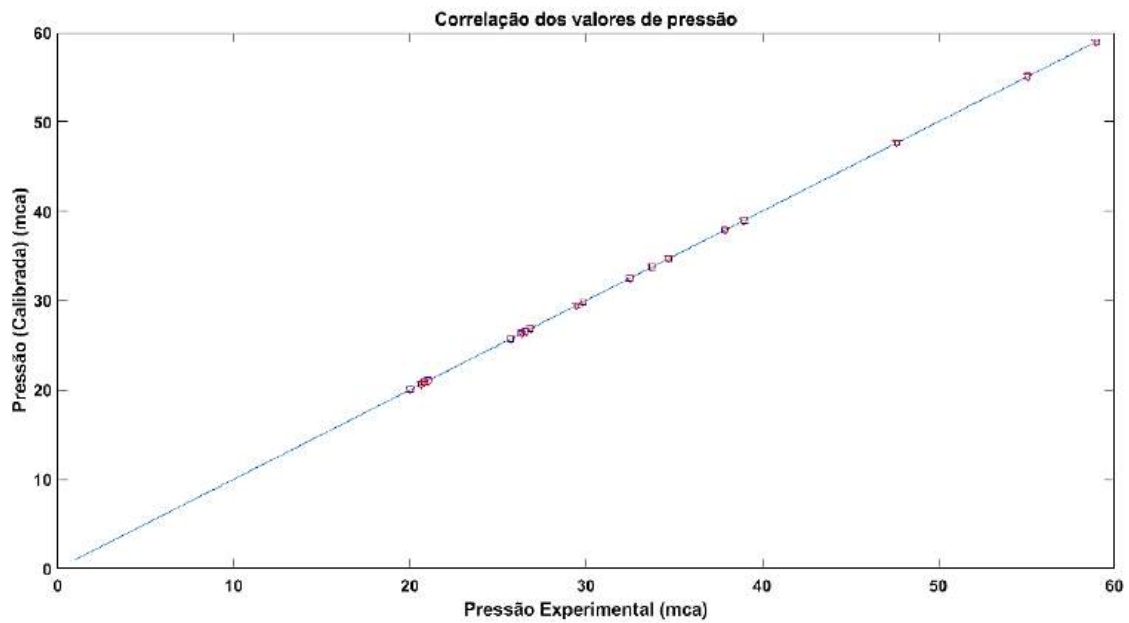


Figura 6.16 – Correlação dos valores de pressão obtidos na calibração (PSO-HM) e experimentalmente.

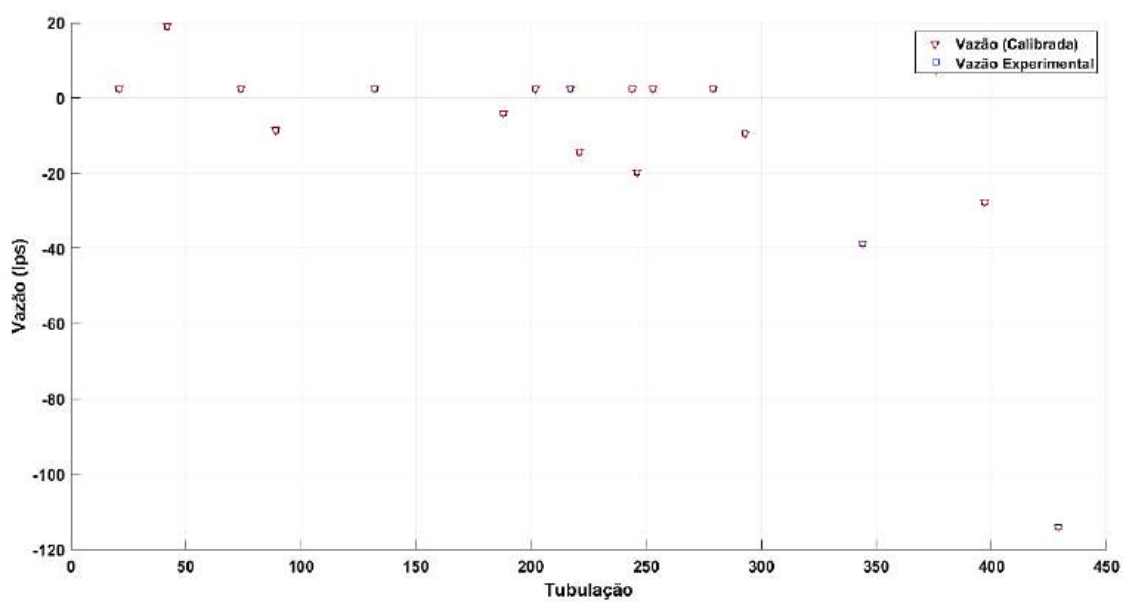


Figura 6.17 – Comparação entre valores de vazão obtidos no processo de calibração (PSO-HM) e experimentalmente em função dos trechos de referência.

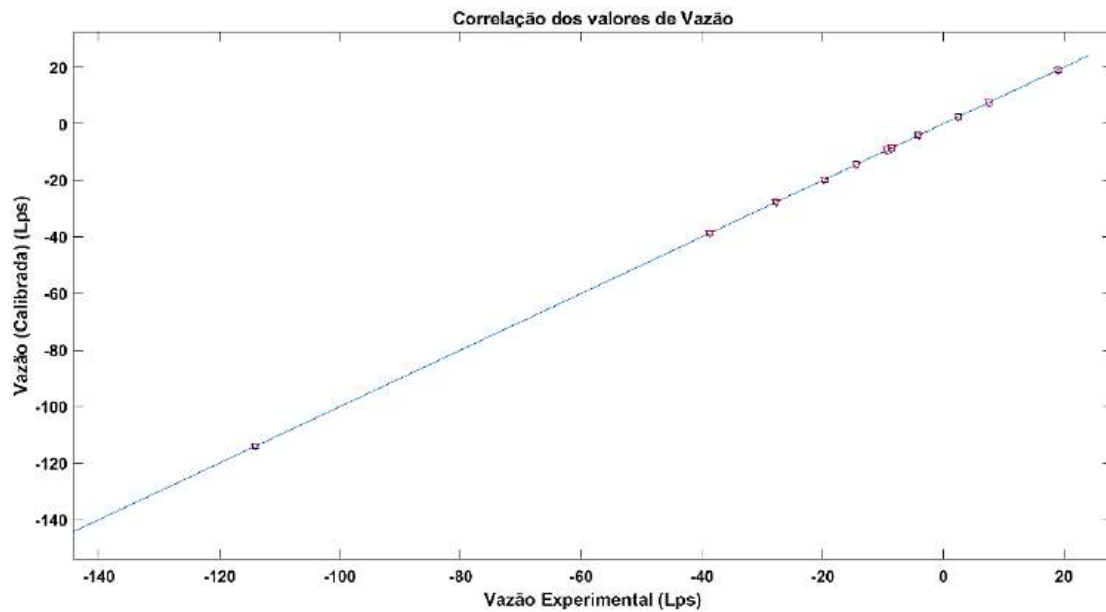


Figura 6.18 – Correlação dos valores de vazão obtidos na calibração (PSO-HM) e experimentalmente.

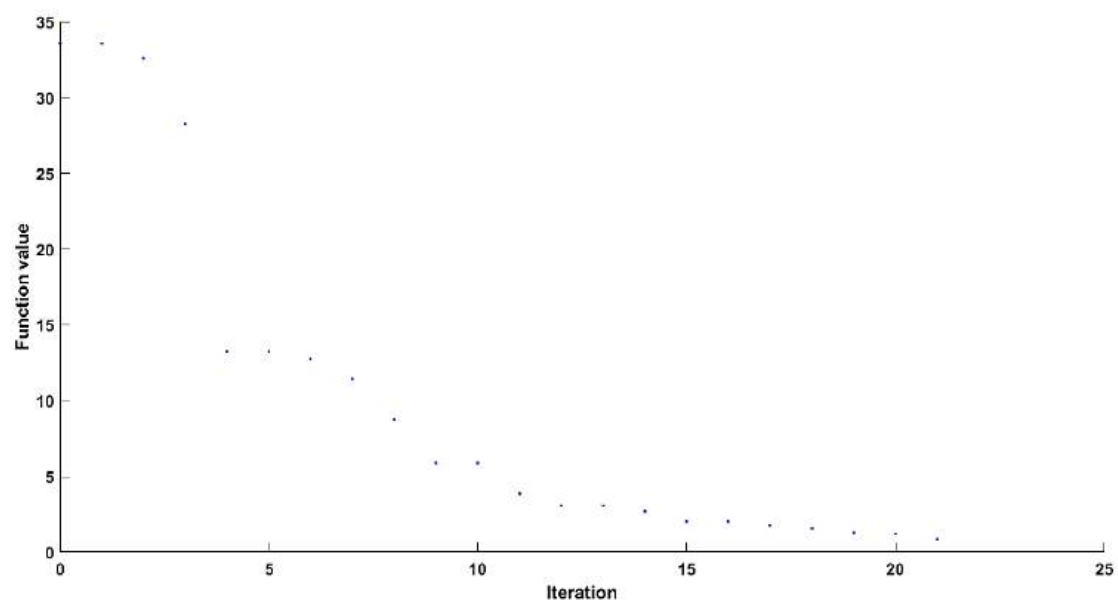


Figura 6.19 – Convergência da função objetivo (PSO-HM).

6.3.2 Calibração dinâmica

Para este estudo de caso, os erros médios relativos obtidos com a técnica PSO-HM para a pressão e vazão foram de 0,44% e 0,40%, respectivamente.

Para o AG foram de 0,16% e 0,65% (**Figura 6.20**). A convergência não apresentou estagnação durante a execução da otimização (**Figura 6.21**). O tempo de processamento foi o fator limitante (truncamento), consistindo em 2h.

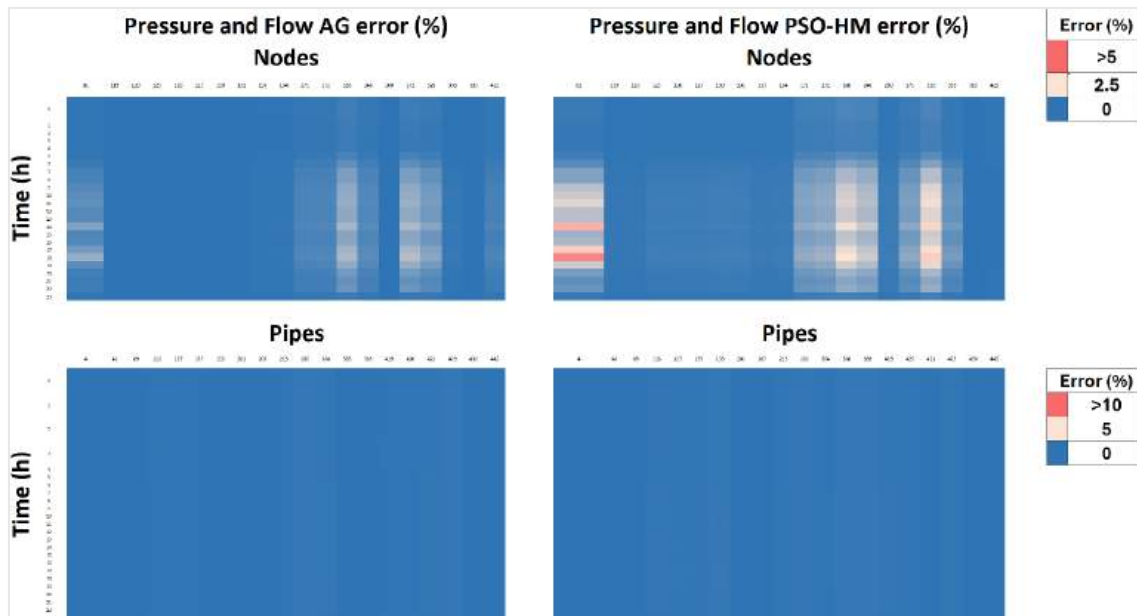


Figura 6.20 – Mapas de calor dos erros de pressão (a) e vazão (b) na calibração com AG e PSO-HM.

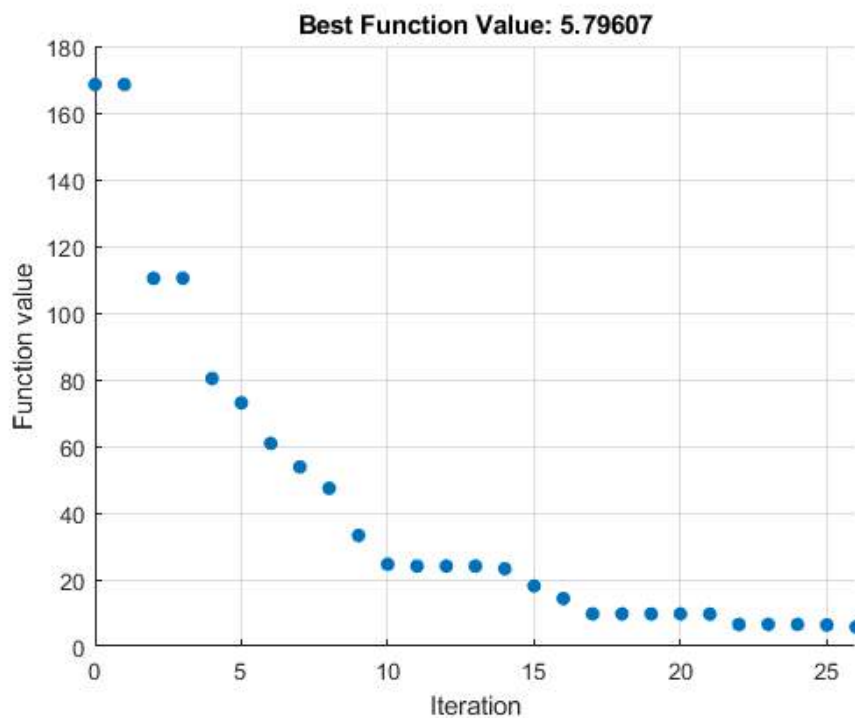


Figura 6.21 – Convergência da função objetivo (PSO-HM).

Para este estudo de caso, o AG apresentou erros relativos médios inferiores para a pressão e vazão, quando comparado ao PSO-HM. O máximo erro para a pressão observado para o AG foi de 1,6503%, contra 4,4248% do PSO-HM, o que elevou o erro médio da solução.

Contudo, observa-se nos mapas de calor (**Figura 6.20**) que tanto o PSO-HM, quanto o AG, apresentaram resultados suficientes para considerar o SDA de Balerna calibrado (**Tabela 4.1**).

6.4 DISCURSÕES

A partir dos resultados foram tecidas considerações técnicas para aprofundar o entendimento do algoritmo de otimização híbrido modificado desenvolvido e a utilização da biblioteca EPANET-MATLAB:

- a) O custo computacional do AG é mais elevado que o PSO (Kumar e Yadav, 2022), contudo o PSO e o AG possuem mecanismos para evitar ótimos locais (Wang *et al.*, 2023);
- b) Quanto maior o espaço de busca, maior deverá ser o tamanho do enxame ou da população, contudo, o custo computacional aumenta, de forma que deverá ser realizado um estudo para balancear este e aquele;
- c) Como desvantagens, observou-se que a busca local ótima do PSO é fraca. Desta forma, 'fmincon' exerce a função de refinar a busca local, o que é importante, principalmente, nas últimas iterações;
- d) A hibridização que resultou no PSO-HM mostrou ser uma ferramenta prática e que possibilita a calibração de redes urbanas de grande porte;
- e) A velocidade computacional é reduzida devido as limitações de código do EPANET, que funciona como motor da simulação para calcular as respostas hidráulicas dos parâmetros testados;
- f) Foi utilizado um computador com hardware simples para proceder as calibrações e simulações (Intel i5 1135G7, 20GB RAM DDR4 e SSD NVME), o que permite inferir que é possível calibrar modelos numéricos de SDA de grande porte com baixo custo computacional.

Entre as vantagens do PSO que justificam o seu uso neste trabalho estão:

1. Facilmente paralelizado para processamento simultâneo;
2. Poucos parâmetros parametrizáveis de algoritmo; e
3. Algoritmo de busca global muito eficiente.

Os AG apresentam desvantagens como convergência e estagnação prematura se o tamanho da população (P) ou a taxa de cruzamento (C) sejam pequenas para o problema, caso se aumente a população para melhorar a convergência se aumenta o tempo de execução (custo computacional) quase que de forma exponencial.

6.5 CONCLUSÃO

Neste capítulo, os resultados desta tese foram organizados e apresentados em duas partes principais: a calibração utilizando o Sistema de Distribuição de Água (SPDA) como sistema experimental, e a análise de dois *benchmarks* disponíveis na literatura, C-Town e Balerna. Em primeiro lugar, a calibração realizada com o SPDA é detalhada, destacando os dados coletados, os métodos aplicados e os resultados obtidos. Em seguida, foi comparado o desempenho do PSO-HM e os seus resultados com os *benchmarks* C-Town e Balerna para verificar a eficácia e a precisão do nosso modelo. Por fim, os resultados e as vantagens proporcionadas pelo algoritmo PSO-HM foram discutidos enfatizando melhorias em eficiência, precisão e aplicabilidade prática.

CAPÍTULO VII

CONCLUSÕES

Este capítulo apresenta as conclusões desta pesquisa, sintetizando os principais achados e contribuições obtidos. Destaca-se a relevância dos resultados para os sistemas de distribuição de água, com ênfase na eficiência e precisão proporcionadas pelo algoritmo PSO-HM. Também são discutidas as implicações práticas dos resultados e propostas sugestões para trabalhos futuros e aprimoramentos metodológicos.

7. CONCLUSÕES

Este trabalho desenvolveu um modelo de ajuste e calibração dos parâmetros hidráulicos de modelos numéricos baseado em PSO modificado e híbrido com 'fmincon', que resultou em um algoritmo multivariável com ótima busca global e local (PSO-HM) e que teve seu desempenho comparado com o AG multivariável. O algoritmo PSO-HM demonstrou ser uma opção eficaz para a calibração de modelos complexos de SDA. O PSO-HM foi analisado e validado através de três estudos de caso: um no Sistema Piloto de Distribuição de Água (SPDA) do LENHS/UFPB, e dois *benchmarks* referentes a uma rede urbana real – Balerna, na Espanha, e uma rede hipotética C-Town – a última frequentemente usada em estudos de calibração, conforme Ostfeld *et al.* (2012). Essas redes foram escolhidas devido à sua complexidade e uso na literatura.

Além disso, tanto o PSO-HM quanto o AG foram aplicados sob as mesmas condições a duas redes de *benchmarks*.

O desenvolvimento do algoritmo e do código de ajuste e calibração resultou em um conjunto de funções e procedimentos robustos para a calibração dinâmica da rugosidade e demanda nodal. Os resultados obtidos foram superiores aos observados em Salvino *et al.* (2015), que também utilizaram um algoritmo genético multivariável (AGM). A validação do algoritmo de calibração por PSO-HM apresentou um erro de 0,016% para a pressão e 0,1% para a vazão na calibração do SPDA, superando o AGM desenvolvido por Salvino *et al.* (2015). Utilizando os parâmetros da literatura, pode-se considerar que o sistema foi completamente calibrado, apresentando resultados acima das expectativas para a calibração com as variáveis de rugosidade e demanda (seção 6.1).

Para a rede hidráulica C-Town, os resultados foram consistentes, especialmente considerando as dimensões e a complexidade do sistema, e que foram utilizados 1/4 dos dados para o ajuste e a calibração do modelo, sendo que 3/4 foram utilizados para validar a calibração final (validação cruzada). O erro relativo médio para pressão foi de 0,41%, superiores aos resultados obtidos em Ostfeld *et al.* (2012). Houve também uma melhora no custo computacional, embora este não seja um parâmetro ideal para comparação devido ao lapso temporal entre os estudos e os avanços computacionais ocorridos nesse período. A calibração por PSO-HM apresentou resultados superiores, especialmente em termos de custo computacional, quando comparada ao AG multivariável desenvolvido aqui.

Para a rede de Balerna, os resultados também foram notáveis, especialmente considerando as dimensões e a complexidade do sistema. Os erros relativos ficaram dentro do padrão (**Tabela 4.1**), sendo 0,010% para a pressão e 0,025% para a vazão para calibração estática. Para calibração dinâmica com o PSO-HM os erros médios relativos obtidos para a pressão e vazão foram de 0,44% e 0,40%, respectivamente. Para o AG foram de 0,16% e 0,65%, significativamente inferiores aos exigidos pela literatura (**Tabela 4.1**), demonstrando a eficácia do método de calibração com o PSO-HM.

O PSO-HM demonstrou maior velocidade e consistência na convergência. Com base nos resultados, conclui-se que ambos os modelos (AG e PSO) são eficazes, com destaque para o PSO-HM, mais eficiente. É importante destacar a questão da estagnação dos algoritmos, que pode ocorrer prematuramente devido à quantidade de variáveis, mesmo com uma população satisfatória no AG. Observa-se que o AG tem lenta convergência e rápida estagnação, necessitando de uma população inicial e intermediária elevada, bem como de uma alta taxa de cruzamento. Esses parâmetros resultam em um custo computacional elevado para problemas de otimização com grande número de variáveis, especialmente quando esse número ultrapassa centenas. Apesar de ambos os modelos demonstrarem eficácia ao calibrar as redes propostas, o PSO-HM destacou-se por ser mais eficiente.

7.1 TRABALHOS FUTUROS

Como desdobramento desta pesquisa, propõe-se a aplicação do algoritmo PSO-HM na calibração em tempo real, integrando dados provenientes de sensores e dispositivos conectados via tecnologias de Internet das Coisas (IoT). A coleta contínua de informações sobre pressão, vazão e demais variáveis operacionais permitiria a atualização dinâmica dos modelos hidráulicos, com ajustes automáticos dos parâmetros à medida que o sistema responde a alterações nas condições de operação. Essa abordagem favorece uma gestão mais eficiente e proativa dos SAA, reduzindo atrasos na detecção de inconsistências e possibilitando respostas mais rápidas a desvios operacionais, falhas ou mudanças no padrão de consumo.

Outra linha de pesquisa relevante é a extensão do PSO-HM para cenários de escassez hídrica e eventos extremos, como longos períodos de estiagem, alterações abruptas na demanda ou falhas críticas na infraestrutura. Nestes contextos, a calibração tradicional pode não oferecer resultados satisfatórios, exigindo algoritmos mais adaptativos e resilientes. Avaliar o desempenho do PSO-HM nessas situações permitirá testar sua robustez frente a dados incompletos, ruídos ou variações não lineares, contribuindo para o desenvolvimento de ferramentas capazes de manter a confiabilidade dos

modelos mesmo sob condições adversas. Isso representaria um passo importante para a gestão resiliente dos SAA, especialmente diante dos desafios impostos pelas mudanças climáticas e pela crescente pressão sobre os recursos hídricos.

REFERÊNCIAS

- Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Anuário Estatístico de Energia Elétrica. Brasil, 2021.
- Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Anuário Estatístico de Energia Elétrica. Brasil, 2023.
- Alegre, H., Loureiro, D., Coelho, S., (2006). Modelação e Análise de Sistemas de Abastecimento de Água - Guia Técnico 04. IRAR e LNEC, Lisboa, Portugal.
- Alvisi, S., & Franchini, M. (2010). Pipe roughness calibration in water distribution systems using grey numbers. *J. Hydroinform.*, 12(4), 424–445.
- AZEVEDO NETTO, J. M. et al. Manual de hidráulica. 8ª. ed. São Paulo/SP: Edgard Blucher Ltda, 1998.
- Balekelayi, N., Woldehellasse, H., & Tesfamariam, S. (2022). Comparison of the Performance of a Surrogate Based Gaussian Process, NSGA2 and PSO Multi-objective Optimization of the Operation and Fuzzy Structural Reliability of Water Distribution System: Case Study for the City of Asmara, Eritrea. *Water Resources Management*, 36, 6169–6185. <https://doi.org/10.1007/s11269-022-03347-2>
- Berardi, L. & Giustolisi, O. Calibration of Design Models for Leakage Management of Water Distribution Networks. *Water Resour Manage* **35**, 2537–2551 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11269-021-02847-x>.

- Bhave, P., (1988). Calibrating Water Distribution Network Models. Journal of Environmental Engineering Division, v. 114, p. 120-136.
- Bi, W., Dandy, G. C., & Maier, H. R. (2015). Improved genetic algorithm optimization of water distribution system design by incorporating domain knowledge. Environmental Modelling & Software, 69, 370-381. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.09.010>
- Boczar, T., Adamikiewicz, N., & Stanisławski, W. (2017). Calibration of parameters of water supply network model using genetic algorithm. E3S Web of Conferences. 19. 02007. 10.1051/e3sconf/20171902007.
- Borges, V. M. N. A., (2003). Acoplamento de um Modelo de Previsão de Demanda de Água a um Modelo Simulador em Tempo Real, um Estudo de Caso: Sistema Adutor Metropolitano de São Paulo. Dissertação de Mestrado. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Hidráulica e Sanitária. Universidade de São Paulo. São Paulo/SP, 206p.
- Cezaro, A., (2010). Problemas Inversos: Uma Introdução. 1º Colóquio de Matemática Região Sul. Santa Maria. Universidade Federal do Rio Grande, Brasil.
- Chandramouli, S., Sangamreddi, A. (2018). Water management: A case study of Vizianagaram.
- Chen, X., Zhou, X., Xin, K., Liao, Z., Yan, H., Wang, J., & Tao, T. (2022). Sensitivity-Oriented Clustering Method for Parameter Grouping in Water Network Model Calibration. Water Resources Research, 58(5), e2021WR031206. <https://doi.org/10.1029/2021WR031206>

- Cheung, P. Calibration of EPANET models using genetic algorithms. *Journal of Water Resources Planning and Management*, v. 127, n. 6, p. 403-412, 2001. DOI: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2001\)127:6\(403\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2001)127:6(403)).
- Clerc, M., Kennedy, J., (2002). The particle swarm: Explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Piscataway, v.6, n.1, p.58-73. 2002.
- Covas, D., Ramos, H., (2001). "Hydraulic Transients used for Leakage Detection in Water Distribution System". 4th International Conference on WATER PIPELINE SYSTEMS. BHR group, Managing Pipeline Assets in an Evolving Market York. Publicação com Referência Internacional. UK: 28-30 March 2001. Disponível em. Acessado em 17/abr. De 2006.
- Diaz-Ortiz, J., Alvarado-Medellin, P., Badillo-Almaraz, H., Ramirez-Aguilera, A. M., Ortiz Gomez, R., & Bautista Capetillo, C. (2023). Water distribution system calibration using the Finite Element Method coupled to a Genetic Algorithm. *Journal of Water Process Engineering*, 54, 2214-7144. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2023.104017>
- Diniz, A. M. F., Fontes, C. H. O., Costa, C. A., Ferreira, A. M. S., Santos, P. I. D., (2015). Improvements In Water Supply Systems Based On Optimization And Recognition Of Consumption Patterns. *Journal of Engineering Science and Technology*, volume 10, n. 5, pages 571–590, 2015.
- Do, N. C., Simpson, A. R., Deuerlein, J. W., & Piller, O. (2016). Calibration of water demand multipliers in water distribution systems using genetic algorithms. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 142(6), 04016044. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000691](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000691)

- Dunca, G., Piraianu, V.-F., Roman, R., Ciuc, P.-O., & Georgescu, S.-C. (2017). Experimental versus EPANET Simulation of Variable Speed Driven Pumps Operation. *Energy Procedia*, 112, 100-107. DOI: 10.1016/j.egypro.2017.03.1070.
- Eberhart, R.C. and Shi, Y. (2000) Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization. *Proceedings of 2000 Congress on Evolutionary, Computation*, 1, 84-88. <http://dx.doi.org/10.1109/CEC.2000.870279>
- Eliades, D. G., Kyriakou, M., Vrachimis, S., & Polycarpou, M. M. (2016). EPANET-MATLAB Toolkit: An open-source software for interfacing EPANET with MATLAB. In *Proceedings of the 14th International Conference on Computing and Control for the Water Industry (CCWI)*, The Netherlands, Nov 2016, p. 8. <https://doi.org/10.5281/zenodo.831493>
- Gameiro, P. C. R., (2014). Calibração Hidráulica de Modelos de Sistemas de Distribuição de Água. Dissertação para obtenção do Grau Mestre em Engenharia Civil, Instituto Técnico de Lisboa, Portugal, 2014.
- Gao, T. (2017). Pipe roughness estimation in water distribution networks using head loss adjustment. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 143(5), 04017007. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000752](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000752)
- Georgescu, A. M., Perju, S., Georgescu, S. C., & Anton, A. (2014). Numerical model of a district water distribution system in Bucharest. *Procedia Engineering*, 70, 707-714. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.02.077>
- Georgescu, S.-C., Georgescu, A.-M., Madularea, R. A., Piraianu, V.-F., Anton, A., & Dunca, G. (2015). Numerical model of a medium-sized municipal

- water distribution system located in Romania. *Procedia Engineering*, 119, 660-668. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.08.919>
- Gomes, H. P., (2019). Abastecimento de Água. João Pessoa: LENHS/UFPB, 2019.
- Gomes, H. P., Bezerra, S. T. M., Carvalho, P. S. O., Guerra, H. H. G., Salvino, M. M. Calibração do Sistema Automatizado de Distribuição de Água do LENHS UFPB. In: SEREA – Seminário Iberoamericano sobre Planificación, Proyecto y Operación de Sistemas de Abastecimiento de Água, Valência (Espanha), 2009.
- Gonçalves, J. P., Silva, F. G. B., Silva, A. T. Y. L., & Lourenço, C. A. (2021). Operational strategies aiming at the water and energy sustainability of simulation and sizing of water supply networks. *Research, Society and Development*, 10(13), e257101321315. <https://doi.org/10.33448/rsd-v10i13.21315>
- Goulart, T. D. C. (2015). Estudos de Aprimoramento de Algoritmo de Calibração e Aplicação em Rede de Distribuição de Água de Cambuí (MG). Dissertação para obtenção do Grau Mestre em Ciências em Meio Ambiente e Recursos Hídricos, Universidade Federal de Itajubá.
- Grosso, G. de S., Costa, M. A., & Libânio, M. (2019). Predicting water demand: a review of the methods employed and future possibilities. *Water Supply*, 19(8), 2179–2198. <https://doi.org/10.2166/ws.2019.122>
- Instituto Trata Brasil. (2023). Statistical Yearbook of Electric Energy. Available at: <http://tratabrasil.org.br/>. Accessed on February 23, 2023.

- Kang, D., & Lansey, K. (2009). Real-time demand estimation and confidence limit analysis for water distribution systems. *Journal of Hydraulic Engineering*, 135(10), 825-837. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0000086](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000086)
- Kang, D., & Lansey, K. (2011). Demand and roughness estimation in water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 137(1), 20-30. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000086](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000086)
- Kapelan, Z. S., Savic, D. A., & Walters, G. A. (2007). Calibration of water distribution hydraulic models using a Bayesian-type procedure. *Journal of Hydraulic Engineering*, 133(8), 927-936. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2007\)133:8\(927\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2007)133:8(927))
- Kapelan, Z., Savic, D., Berardi, L., Barbaro, G., Giustolisi, O., Asadzadeh, M., Tolson, B. A., & McKillop, R. (2012). Battle of the Water Calibration Networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 138(5), 523-532. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000191](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000191)
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks* (Vol. 4, pp. 1942-1948). <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Kennedy, J., Eberhart, R., (1995). "Particle swarm optimization," *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, 1995, pp. 1942-1948 vol.4, doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- Kepa, U. (2021). Use of the Hydraulic Model for the Operational Analysis of the Water Supply Network: A Case Study. *Water*, 13(3), 326. <https://doi.org/10.3390/w13030326>

- Koppel, T., & Vassiljev, A. (2009). Calibration of a model of an operational water distribution system containing pipes of different age. *Advances in Engineering Software*, 40(8), 659-664.
- Kumar, V., & Yadav, S. M. (2022). A state-of-the-Art review of heuristic and metaheuristic optimization techniques for the management of water resources. *Water Supply*, 22(4), 3702–3728. <https://doi.org/10.2166/ws.2022.010>
- Lansey, K., El-Shorbagy, W., Ahmed, I., Araujo, J., & Haan, C. T. (2001). Calibration assessment and data collection for water distribution networks. *Journal of Hydraulic Engineering*, 127(4), 270-279. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2001\)127:4\(270\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2001)127:4(270))
- Leinæs, A., Simukonda, K., & Farmani, R. (2024). Calibration of intermittent water supply systems hydraulic models under data scarcity. *Water Supply*, 24(5), 1626-1644. <https://doi.org/10.2166/ws.2024.075>
- Letting, L., Hamam, Y., & Abu-Mahfouz, A. M. (2017). Estimation of Water Demand in Water Distribution Systems Using Particle Swarm Optimization. *Water*, 9(8), 593. <https://doi.org/10.3390/w9080593>
- Macêdo, J. E. S.; Azevedo, J. R. G.; Bezerra, S. T. M. (2021). Hybrid Particle Swarm Optimization and Tabu Search for The Design of Large-Scale Water Distribution Networks. *REVISTA BRASILEIRA DE RECURSOS HÍDRICOS*, v. 26, p. 1-13, 2021.
- 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., & Babovic, V. (2014). Evolutionary

- algorithms and other metaheuristics in water resources: Status, research challenges and future directions. *Environmental Modelling & Software*, 62, 271-299. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.09.013>
- Meirelles, G., Manzi, D., Brentan, B., Goulart, T., & Luvizotto, E. (2017). Calibration model for water distribution network using pressures estimated by artificial neural networks. *Water Resources Management*, 31(13), 4339-4351. <https://doi.org/10.1007/s11269-017-1750-2>
- Moghaddam, A., Mokhtari, M., Afsharnia, M., & Minaee, R. P. (2020). Simultaneous hydraulic and quality model calibration of a real-world water distribution network. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 146(6), 06020007. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001209](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001209)
- Neves, C. L., (2007). Calibração de Parâmetros de Modelos Hidráulicos de Redes de Distribuição de Água para Estudos de Operação de Rede. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH.DM-108/2007, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 143p.
- Ormsbee, L. E., Lingireddy, S., (1997). Calibration of hydraulic network models. *Journal Of The American Water Works Association*, [S. l.], v. 89, n. 2, p.42-50, fev. 1997.
- Ostfeld, A., Salomons, E., Ormsbee, L., Uber, J. G., Bros, C. M., Kalungi, P., Burd, R., Zazula-Coetzee, B., Belrain, T., Kang, D., Lansey, K., Shen, H., McBean, E., Wu, Z. Y., Walski, T., Alvisi, S., Franchini, M., Johnson, J. P., Ghimire, S. R., Barkdoll, B. D., Koppel, T., Vassiljev, A., Kim, J. H., Chung, G., Yoo, D. G., Diao, K., Zhou, Y., Li, J., Liu, Z., Chang, K., Gao, J., Qu,

- S., Yuan, Y., Prasad, T. D., Laucelli, D., Vamvakieridou Lyroudia, L. S., Kapelan, Z., Savic, D., Berardi, L., Barbaro, G., Giustolisi, O., Asadzadeh, M., Tolson, B. A., & McKillop, R. (2012). Battle of the Water Calibration Networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 138(5), 523-532. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000191](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000191)
- Peirovi Minaee, R., Afsharnia, M., Moghaddam, A., Ebrahimi, A. A., Askarishahi, M., & Mokhtari, M. (2019). Calibration of water quality model for distribution networks using genetic algorithm, particle swarm optimization, and hybrid methods. *MethodsX*, 6, 123-134. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2019.03.008>
- Rashid, A., & Kumari, S. (2023). Performance evaluation of ANN and ANFIS models for estimating velocity and pressure in water distribution networks. *Water Supply*, 23(4), 1234-1245. <https://doi.org/10.2166/ws.2023.123>
- Rossman, L. A., (2008). EPANET2: User's manual. U. S. Environment Protection Agency, Cincinnati, Ohio, USA.
- SALVINO., Moisés Menezes. Modelagem computacional visando a reabilitação de redes hidráulicas. 2012. 166 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2012.
- Salvino, M. M., Carvalho, P. S. O., & Gomes, H. P. (2015). Multivariate calibration of water supply networks using a multiobjective genetic algorithm. *Engenharia Sanitária e Ambiental*, 20(3), 503-512. <https://doi.org/10.1590/S1413-41522015020000099484>
- Savic, D. A., & Walters, G. A. (1995). Genetic algorithm techniques for calibrating network models. University of Exeter, Exeter, UK. Available at

https://www.exeter.ac.uk/media/universityofexeter/emps/research/cws/downloads/Report_95-12.pdf

- Savic, D. A., Kapelan, Z. S., & Jonkergouw, P. M. (2019). Quo vadis water distribution model calibration. *Urban Water Journal*, 6(1), 3-22. <https://doi.org/10.1080/15730620802613380>
- Sertsoz, M.; Fidan, M. (2021). A comparison of PSO and Fmincon methods for finding optimum operating speed and time values in tram, *international journal of Energy Applications and Technologies*. 2021, 8, 48 – 52.
- Shi, Y. and Eberhart, R. (1998) Parameter selection in particle swarm optimization. In *Evolutionary Programming VIZ: Proc. EP98*, New York: Springer Verlag pp. 591-600.
- SILVA, F. G. B., (2003). Estudos de calibração de redes de distribuição de água através de algoritmos genéticos. 2003. 234 f. Tese (Doutorado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, SP, 2003.
- Silva, V. S., Gadeab, A., & Cohim, E. (2024). Stochastic model applied to water demand management in Brazil. *Journal of Water Supply*, 24(3), 692-706. <https://doi.org/10.2166/ws.2024.011>
- Soares, A.K., Reis, L.F.R., Silva, F.G.B., (2005). “Aplicação do método híbrido AGsimplex na Resolução do Problema Inverso de Determinação de Parâmetros de Redes de Distribuição de Água para Abastecimento”. XXIV Iberian Latin-American Congresso Computational Methods in Engineering, *Anais Eletronicos*.

- Tarantola, A., (2005). Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), Philadelphia.
- Torkomany, M. R., Hassan, H. S., Shoukry, A., Abdelrazek, A. M., & Elkholy, M. (2021). An Enhanced Multi-Objective Particle Swarm Optimization in Water Distribution Systems Design. *Water*, 13(10), 1334. <https://doi.org/10.3390/w13101334>
- Tsutiya, M. T., (2006). Redução do Custo de Energia Elétrica em Sistemas de Abastecimento de Água. ABES Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental. São Paulo, SP, Brasil.
- Vilas-Boas, P., (2008). Modelação de Uma Rede de Distribuição de Água. Dissertação de Mestrado em Hidráulica, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto.
- Valluru, S. K., Kumar, R., Kumar R., (2020). Design and Real Time implementation of fmincon, MOGA tuned IO-PID and FO-PI λ D μ Controllers for Stabilization of TRMS, *Procedia Computer Science*, Volume 171, 2020, Pages 1241-1250, ISSN 1877-0509, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.305>.
- Walski, T. (2017). Procedure for hydraulic model calibration. *Journal of the American Water Works Association*, 109(1), 55-61. <https://doi.org/10.5942/jawwa.2017.109.0075>
- Walski, T. M., DeFrank, N., Voglino, T., Wood, R., & Whitman, B. E. (2006). Determining the accuracy of automated calibration of pipe network models. Available at <http://epanet.com/whitepapers.asp>. Accessed on September 1, 2024.

- Walski, T., (1983). A technique for calibrating network models. *Journal Water Resources Planning and Management*, v. 109, n. 4, p. 360-372.
- Walski, T.M., (1986). Case Study: Pipe Network Model Calibration Issues. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 112 (2), 238-239.
- Walski, T.M., Chase, D.V., Savic, D.A., (2001). *Water Distribution Modeling*. Haestad Methods, 1ª Edição, Waterbury, Connecticut, EUA, 441p.
- Wang, Q., Yu, J., & Zhang, X. (2023). Calibration and prediction uncertainty analysis of a hydraulic-water quality coupling model using a modified moth-flame optimizer. *Journal of Hydroinformatics*, 25(4), 1438-1456. <https://doi.org/10.2166/hydro.2023.039>
- WATER RESEARCH CENTRE. *Network Analysis – A Code for Practice*. Published by WRC, Swindon, UK. 1989.
- Wu, Z. Y., & Walski, T. M. (2012). Effective Approach for Solving Battle of Water Calibration Network Problem. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 138(5), 435-446. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000193](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000193)
- Wu, Z. Y., Sage, P., (2006). Water loss detection via genetic algorithm optimization-based model calibration. In: *ASCE 8th Annual International Symposium on Water Distribution System Analysis*, Cincinnati - Ohio, Agosto, 2006.
- Xue, F., Tian, J., Wang, W., Zhang, Y., & Ali, G. (2020). Parameter calibration of SWMM model based on optimization algorithm. *Computers, Materials & Continua*, 65(3), 2189-2199. <https://doi.org/10.32604/cmc.2020.06513>

- Zanfei, A., Menapace, A., Santopietro, S., & Righetti, M. (2020). Calibration Procedure for Water Distribution Systems: Comparison among Hydraulic Models. *Water*, 12(5), 1421. <https://doi.org/10.3390/w12051421>
- Zecchin, A. C., Maier, H. R., Simpson, A. R., Leonard, M., & Nixon, J. B. (2007). Ant colony optimization applied to water distribution system design: Comparative study of five algorithms. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 133(1), 87-92. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2007\)133:1\(87\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2007)133:1(87))
- Zhang, Q., Zheng, F., Duan, H.-F., Jia, Y., Zhang, T., & Guo, X. (2018). Efficient numerical approach for simultaneous calibration of pipe roughness coefficients and nodal demands for water distribution systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 144(10), 04018075. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000986](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000986)
- Zhao, Q., Wu, W., Simpson, A. R., & Willis, A. (2022). Simpler is better—Calibration of pipe roughness in water distribution systems. *Water*, 14(20), 3276. <https://doi.org/10.3390/w14203276>
- Zhou, X., Xu, W., Xin, K., Yan, H., & Tao, T. (2018). Self-Adaptive Calibration of Real-Time Demand and Roughness of Water Distribution Systems. *Water Resources Research*, 54(8), 5536-5550. <https://doi.org/10.1029/2017WR022147>

APÊNDICE A: CÓDIGO DE CALIBRAÇÃO

PARTE 1:

```
clc;
clear;
close all;
warning off;

% Este programa realiza a calibração hidráulica de redes de abastecimento
% utilizando o algoritmo PSO modificado híbrido (PSO-HM).
% Desenvolvido por Hugo Augusto Marinho Moreira durante seu Doutorado na
% UFPB/PPGEM (2020 - 2025)

start_toolkit

%% Carregar arquivo de entrada EPANET
% d = epanet('redelenhs_sem_rugosidade.inp');
% index_node = [3, 8, 9, 12, 22, 23, 24, 25, 26];
% index_pipe = [2, 5, 8, 15, 17, 19, 24, 26];

%% Calibration Mode
calibracao = 1          % Roughness->1 | Demand=2 | Demand and Roughness=3 |
Diameter=4

%% PSO Parameters
% Fix Parameters
MinNeighborsFraction = 0.6;      % (F) standard 0.25
InertiaRange         = [0.1,1.1]; % (w)
InitialSwarmSpan      = 20000;    % IS (Initial swarm)
FunctionTolerance     = 10e-10;   % Tolerance fuction

% Stopping criteria
NumMaxIterations      = 200;      % Iterations Maximum Number
MaxStallIterations    = 50;      % Maximum number of iterations without error reduction
FitnessLimit          = 0;
MaxTime               = 2*(60*60); % Maximum optimization time [hours]
NumSwarmSize          = 1;      % (S) X o Particle Number (Standard=1)
```

```

% Calibration criteria
hours = 24;           % Simulation duration (24 Hours for dynamic simulation)
p = 24;               % Data comparison period
itera = 1;           % Number of calibrations

% Search range of calibratable parameters
gama = 0.5           % Minimum (0.7)
zeta = 1.5           % Máximum (1.5)

Graf = 0             % Graphics 1=ON | 0=OFF

%% Hydraulic Analysis
d.setTimeSimulationDuration(hours*3600);

d.openHydraulicAnalysis;           % Open and Start Analysis
d.initializeHydraulicAnalysis;

tstep = 1;                         % dT from simulation calculations
P = []; T_H = []; D = []; H = []; F = []; V = []; % Create n-dimensional array

Node = d.getNodeNameID;           % Node names
Tube = d.getLinkNameID;           % Tube names

while (tstep>0)
    t = d.runHydraulicAnalysis;     %Tempo da análise hidráulica
    P = [P; d.getNodePressure];     %Pressão nos nós
    D = [D; d.getNodeActualDemand]; %Consumo nos nós
    H = [H; d.getNodeHydraulicHead]; %Perda de Carga hidraulica
    F = [F; d.getLinkFlows];        %Fluxo nos dutos
    V = [V; d.getLinkVelocity];     %Velocidade nos dutos
    T_H = [T_H; t];                %Tempo da análise em segundos
    tstep = d.nextHydraulicAnalysisStep;
end

% Plot hydraulic analysis graphs
if Graf == 1

```

```

figure, plot(T_H/3600, P(:,index_node),'--*')
title(['Pressure'])
xlabel ('Time (h)'), ylabel ('Pressure (mH2O)'), legend(d.getNodeNameID{index_node})

figure, plot(T_H/3600, F(:,index_pipe),'--*')
title('Flow Tubes')
xlabel ('Time (h)'), ylabel(['Flow rate(l/s)']), legend(d.getLinkNameID{index_pipe}),

% Plot link indices
d.plot('linksindex', 'yes', 'fontsize',8);
title('Tubes');

% Plot node indices
d.plot('nodesindex', 'yes', 'fontsize',11,'linksindex', 'yes', 'fontsize',11);
title('Nodes and Tubes','fontsize',14);

% Plot network topology
d.plot;
end

%% Carregar dados
% Gets Measured Hydraulic Variables (Used in calibration)
hyd_res = d.getComputedTimeSeries;

PressoesMedidas = xlsread('Dados_de_calibracao.xlsx', 2, 'B2:J25');
VMedidas      = xlsread('Dados_de_calibracao.xlsx', 2, 'M2:T25');

DemandasMedidas = hyd_res.Demand;
Rugosidade_original = d.getLinkRoughnessCoeff;
Diametro_i      = d.getLinkDiameter;

%%
for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
    Contador_Tube(j) = [j];
end

```

```

for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
    Contador_Node(j) = [j]';
end

for k=1:p
    period(k) = [k]';
end

if hours == 0
    period(1) = [1];
end

for i=1:itera

tic;

%% Parameter Range Definition
D=0;

if calibracao~=1
    D = [gama*(min(min(DemandasMedidas(:,:)))) zeta*(max(max(DemandasMedidas(:,:))))];
end

if calibracao~=2
    % R = [gama*(min(Rugosidade_original)) zeta*(max(Rugosidade_original))]; % Redes em
    Geral
    % R = [3 195]; % SPDA
end

if calibracao==4
    D = [gama*(min(Diametro_i)) zeta*(max(Diametro_i))];
end

%%
if calibracao==1
    %% Parameter Range Definition

```

```

% Creates vectors for the upper and lower bounds of variables
for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
    LB(j) = R(1)';
end

for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
    UB(j) = R(2)';
end

% Creates index_pipe and index_node vectors, because only numeric values are accepted in
optimization
for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
    index_pipe1(j) = [j]';
end

for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
    index_node1(j) = [j]';
end

%% Solver configuration
numberOfVariables = size(LB,2);
% SwarmSize    = 200
SwarmSize    = NumSwarmSize*numberOfVariables;
MaxIterations = NumMaxIterations;

options = optimoptions('particleswarm');
options = optimoptions(options,'SwarmSize',SwarmSize);
options = optimoptions(options,'HybridFcn','@fmincon');           %'@fmincon'
options = optimoptions(options,'ObjectiveLimit',FitnessLimit);
options = optimoptions(options,'InertiaRange',InertiaRange)
options = optimoptions(options,'InitialSwarmSpan',InitialSwarmSpan)
options = optimoptions(options,'MaxIterations',MaxIterations);
options = optimoptions(options,'MaxStallIterations',MaxStallIterations);
options = optimoptions(options,'MinNeighborsFraction',MinNeighborsFraction);
options = optimoptions(options,'FunctionTolerance',FunctionTolerance);
options = optimoptions(options,'PlotFcn', @pswplotbestf);         %Plot Fitness

```

```

options = optimoptions(options,'MaxTime',MaxTime);

rng default
FitnessFunction = @(v)otimizadaR(v, d, index_node, index_pipe, PressoesMedidas,
VMedidas, index_pipe1, hours, period);

%% solver
[x,fval,exitflag,output] =
particleswarm(FitnessFunction,numberOfVariables,LB,UB,options);

%%
% load('R_N.mat')
d.setLinkRoughnessCoeff(index_pipe1, x);      % Sets Optimized Roughness in the
hydraulic model
d.setTimeSimulationDuration(hours*3600);
Qn = d.getComputedTimeSeries.Pressure(:,index_node);
PressoesEPANET = [];
PressoesEPANET = Qn;
V = d.getComputedTimeSeries.Flow(:,index_pipe);
vEPANET = [];
vEPANET = V;
end

%%
if calibracao==2

% Parameter Range Definition
for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
    LB(j) = D(1)';
end

for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
    UB(j) = D(2)';
end

% Creates index_pipe array, because only numeric values are accepted

```

```

for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
    index_node1(j) = [j]';
end

%% Solver configuration (Demand)
numberOfVariables = size(LB,2);
SwarmSize = NumSwarmSize*numberOfVariables;
MaxIterations = NumMaxIterations;

options = optimoptions('particleswarm');
options = optimoptions(options,'SwarmSize',SwarmSize);
options = optimoptions(options,'HybridFcn',@fmincon);           %'@fmincon'
options = optimoptions(options,'InertiaRange',InertiaRange)
options = optimoptions(options,'ObjectiveLimit',FitnessLimit);
options = optimoptions(options,'MaxIterations',MaxIterations);
options = optimoptions(options,'MaxStallIterations',MaxStallIterations);
options = optimoptions(options,'MinNeighborsFraction',MinNeighborsFraction);
% options = optimoptions(options,'FunctionTolerance',FunctionTolerance);
options = optimoptions(options,'PlotFcn', @pswplotbestf);      %Plot Fitness
options = optimoptions(options,'MaxTime',MaxTime);

rng default
FitnessFunction = @(v)otimizadaD(v,d,index_node, index_pipe, PressoesMedidas,
VMedidas, index_node1, hours, period);

%% solver
[x,fval,exitflag,output] =
particleswarm(FitnessFunction,numberOfVariables,LB,UB,options);

%%
d.setNodeBaseDemands(index_node1,x);           % Sets Optimized Demand in the
hydraulic model
d.setTimeSimulationDuration(hours*3600);
Qn = d.getComputedTimeSeries.Pressure(:,index_node);
PressoesEPANET = [];
PressoesEPANET = Qn;

```

```

V = d.getComputedTimeSeries.Flow(:,index_pipe);
vEPANET = [];
vEPANET = V;
end

%%
if calibracao==3
    for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
        LB(j) = D(1)';
    end

    for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
        UB(j) = D(2)';
    end

    for j=(size(d.getNodeNameID,2)+1):(size(d.getLinkNameID,2)+size(d.getNodeNameID,2))
        LB(j) = R(1)';
    end

    for j=(size(d.getNodeNameID,2)+1):(size(d.getLinkNameID,2)+size(d.getNodeNameID,2))
        UB(j) = R(2)';
    end

    % Creates vector index_pipe1 and index_node1, because only numeric values are accepted
    for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
        index_node1(j) = [j]';
    end

    for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
        index_pipe1(j) = [j]';
    end

    %% Solver configuration
    numberOfVariables = size(LB,2);

    SwarmSize = NumSwarmSize*numberOfVariables;

```

```

SwarmSize = 200;
MaxIterations = NumMaxIterations;

options = optimoptions('particleswarm');
options = optimoptions(options,'SwarmSize',SwarmSize);
options = optimoptions(options,'HybridFcn',@fmincon);           %'@fmincon'
options = optimoptions(options,'InertiaRange',InertiaRange)
options = optimoptions(options,'ObjectiveLimit',FitnessLimit);
options = optimoptions(options,'MaxIterations',MaxIterations);
options = optimoptions(options,'MaxStallIterations',MaxStallIterations);
options = optimoptions(options,'MinNeighborsFraction',MinNeighborsFraction);
options = optimoptions(options,'InitialSwarmSpan',InitialSwarmSpan);
% options = optimoptions(options,'FunctionTolerance',FunctionTolerance);
options = optimoptions(options,'PlotFcn', @pswplotbestf);
options = optimoptions(options,'MaxTime',MaxTime);

rng default
FitnessFunction = @(v)otimizadaReD(v, d, index_node, index_pipe, PressoesMedidas,
VMedidas, index_pipe1, index_node1, hours, period);

%% solver
[x,fval,exitflag,output] =
particleswarm(FitnessFunction,numberOfVariables,LB,UB,options);

%%
for j=1:size(d.getNodeNameID,2)
    D_N(j) = x(j)';
end

contador=1;
for j=(size(d.getNodeNameID,2)+1):(size(d.getLinkNameID,2)+size(d.getNodeNameID,2))
    R_N(contador) = x(j)';

    contador = contador + 1;
end

```

```

d.setLinkRoughnessCoeff(index_pipe1, R_N); % Set Optimized Roughness on the model
d.setNodeBaseDemands(index_node1, D_N); % Set Optimized Demand on the model

d.setTimeSimulationDuration(hours*3600);
Qn = d.getComputedTimeSeries.Pressure(:,index_node);
    PressoesEPANET = [];
    PressoesEPANET = Qn;
V = d.getComputedTimeSeries.Flow(:,index_pipe);
    vEPANET = [];
    vEPANET = V;
end

if calibracao==4
    for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
        LB(j) = D(1)';
    end

    for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
        UB(j) = D(2)';
    end

    % Creates index_pipe array, as only numeric values are accepted
    for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
        index_pipe1(j) = [j]';
    end

    %% Solver configuration (Diameter)
    numberOfVariables = size(LB,2);
    SwarmSize = NumSwarmSize*numberOfVariables;
    MaxIterations = NumMaxIterations;

    options = optimoptions('particleswarm');
    options = optimoptions(options,'SwarmSize',SwarmSize);
    options = optimoptions(options,'HybridFcn',@fmincon); %'@fmincon'
    options = optimoptions(options,'ObjectiveLimit',FitnessLimit);
    options = optimoptions(options,'InertiaRange',InertiaRange)

```

```

options = optimoptions(options,'MaxIterations',MaxIterations);
options = optimoptions(options,'MaxStallIterations',MaxStallIterations);
options = optimoptions(options,'MinNeighborsFraction',MinNeighborsFraction);
options = optimoptions(options,'FunctionTolerance',FunctionTolerance);
options = optimoptions(options,'PlotFcn', @pswplotbestf);          %Plot Fitness
options = optimoptions(options,'MaxTime',MaxTime);

rng default

FitnessFunction = @(v)otimizadaDiameter(v, d, index_node, index_pipe, PressoesMedidas,
VMedidas, index_pipe1, hours, period);

%% solver
[x,fval,exitflag,output] =
particleswarm(FitnessFunction,numberOfVariables,LB,UB,options);

%%
d.setLinkDiameter(index_pipe1,x);          % Set Optimized Diameter in the model
d.setTimeSimulationDuration(hours*3600);
Qn = d.getComputedTimeSeries.Pressure(:,index_node);
    PressoesEPANET = [];
    PressoesEPANET = Qn;
V = d.getComputedTimeSeries.Flow(:,index_pipe);
    vEPANET = [];
    vEPANET = V;
end
Tempo = toc/3600;

for k=1:hours
    period(k) = [k]';
end

Fitness = [];
Fitness = [Fitness; sum(sum(0.6*(PressoesMedidas(period,:)-PressoesEPANET(period,:)).^2))
+ sum(sum(0.4*(VMedidas(period,:)-vEPANET(period,:)).^2))]

end

```

PARTE 2:

```
function z = otimizadaR(x, d, index_node, index_pipe, PressoesMedidas, VMedidas,
index_pipe1, hours, period)
warning off;

% for 1:443
for j=1:size(d.getLinkNameID,2)
    R_N(j) = x(j)';
    if R_N(j)<0
        R_N(j)=0;
    end
    if R_N(j)>200
        R_N(j)=199;
    end
end

% Sets new roughness in the EPANET model
d.setLinkRoughnessCoeff(index_pipe1, R_N);
d.setTimeSimulationDuration(hours*3600);

% Simulate the new Pressure and Flow values
Qn = d.getComputedTimeSeries.Pressure(:,index_node);
PressoesEPANET = [];
PressoesEPANET = Qn;

V = d.getComputedTimeSeries.Flow(:,index_pipe);    % Calculates flow rate with initial
roughness
vEPANET = [];    % Creates string for flows
vEPANET = V;    % Allocates the values of V in the string

% Compares the reference 'Data experimental' and calculated pressure and flow values
FitnessP = []; FitnessV = []; Fitness = [];
FitnessP = [FitnessP; abs(sum(sum((PressoesMedidas(period,:)-
PressoesEPANET(period,:)).^2)))]);
FitnessV = [FitnessV; abs(sum(sum((VMedidas(period,:)-vEPANET(period,:)).^2)))]);
Fitness = [Fitness; (0.6*FitnessP + 0.4*FitnessV)]

z = Fitness;    % Function to be optimized /Minimized
```

APÊNDICE B: RUGOSIDADE CALIBRADA PARA O SPDA

Trecho	Rugosidade
1	202.5732
2	140.3158
3	91.2460
4	102.6933
5	172.8652
6	57.1635
7	16.0243
8	91.2338
9	256.6747
10	199.9371
11	122.2330
12	3.9909
13	96.9232
14	253.1788
15	18.8856
16	101.4112
17	6.2731
18	238.5760
19	241.3100
20	72.2586
21	16.9061
22	259.9094
23	14.9872

24	218.0481
25	47.8155
26	75.4812
27	180.4362
28	97.7034