

PGCOMP - Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação
Universidade Federal da Bahia (UFBA)
Av. Milton Santos, s/n - Ondina
Salvador, BA, Brasil, 40170-110

<https://pgcomp.ufba.br>
pgcomp@ufba.br

Em uma rede de distribuição de água, as bombas são responsáveis por até 90% da energia elétrica consumida. Uma vez que o valor cobrado pelo consumo de energia elétrica pode variar com o horário, o escalonamento das bombas em horários oportunos pode diminuir o custo com energia. Escalonamentos de bombas ótimos ou quase ótimos não são triviais dadas as restrições não lineares de uma rede de distribuição de água, as quais inserem o problema de escalonamento de bombas na classe de problemas NP-difícil. O problema de escalonamento de bombas consiste em obter o menor custo monetário operacional, garantindo que a água seja entregue a todos os pontos de demanda, respeitando as restrições físicas da rede de distribuição. Este trabalho propõe métodos heurísticos baseados em simulações, combinando-os em uma metaheurística *Iterated Local Search* (ILS) para o problema de escalonamento de bombas em redes de distribuição. Experimentos computacionais realizados mostraram que a proposta apresentada é bastante promissora, obtendo os melhores resultados utilizando a representação binária com as restrições apresentadas e quando comparada a outras representações de escalonamento os valores obtidos para a instância Vanzyl chegou a soluções que desviam em apenas 0,73% do melhor valor conhecido e em apenas 2,02% do melhor valor conhecido para a Richmond.

Palavras-chave: metaheurística, escalonamento do bombeamento, redes de distribuição de água, busca local iterada, simulação.

MSC | 158 | 2023

Uma metaheurística *iterated local search* baseada em simulação para o escalonamento de bombas hidráulicas em redes de distribuição de água

Tiago da Conceição
Oliveira

Uma metaheurística *iterated local search* baseada em simulação para o escalonamento de bombas hidráulicas em redes de distribuição de água

Tiago da Conceição Oliveira

Dissertação de Mestrado

Universidade Federal da Bahia

Programa de Pós-Graduação em
Ciência da Computação

Julho | 2023

UFBA





Universidade Federal da Bahia
Instituto de Computação

Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

UMA METAHEURÍSTICA *ITERATED LOCAL SEARCH* BASEADA EM SIMULAÇÃO PARA O ESCALONAMENTO DE BOMBAS HIDRÁULICAS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

Tiago da Conceição Oliveira

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Salvador
17 de Julho de 2023

TIAGO DA CONCEIÇÃO OLIVEIRA

**UMA METAHEURÍSTICA *ITERATED LOCAL SEARCH* BASEADA
EM SIMULAÇÃO PARA O ESCALONAMENTO DE BOMBAS
HIDRÁULICAS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA**

Esta Dissertação de Mestrado foi apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal da Bahia, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Rafael Augusto de Melo

Salvador
17 de Julho de 2023

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Universitária de Ciências e Tecnologias Prof. Omar Catunda, SIBI – UFBA.

O48 Oliveira, Tiago da Conceição

Uma metaheurística iterated local search baseada em simulação para o escalonamento de bombas hidráulicas em redes de distribuição de água / Tiago da Conceição Oliveira – Salvador, 2023.

47 p.

Orientador: Prof. Dr. Rafael Augusto de Melo

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal da Bahia. Instituto de Computação, 2023.

1. Metaheurística. 2. Escalonamento do bombeamento. 3. Redes de distribuição de água. 4. Busca local iterada. 5. Simulação. I. Melo, Rafael Augusto de. II. Universidade Federal da Bahia. Instituto de Computação. III Título.

CDU: 004:621.22



“Uma metaheurística iterated local search baseada em simulação para o escalonamento de bombas hidráulicas em redes de distribuição de água”

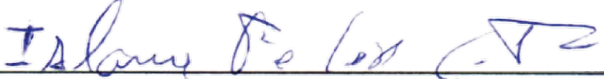
Tiago da Conceição Oliveira

Dissertação apresentada ao Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação na Universidade Federal da Bahia, como requisito parcial para obtenção do Título de Mestre em Ciência da Computação.

Banca Examinadora


Prof. Dr. Rafael Augusto de Melo (Orientador PGCOMP)


Prof. Dr. Celso da Cruz Carneiro Ribeiro (UFF)


Prof. Dr. Islame Felipe da Costa Fernandes (UFBA)

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família por sempre acreditar e impulsionar os meus anseios.

Agradeço imensamente à minha amada esposa Ana Paula por estar ao meu lado em todos os momentos desta pesquisa, aconselhando e encorajando-me em cada dificuldade encontrada. Obrigado por estar ao meu lado.

Agradeço ao Professor Rafael Melo pela enorme paciência na minha longa jornada de desenvolvimento profissional.

Gostaria de agradecer a todos do Laboratório de Pesquisa em Inteligência e Otimização Computacional (CInO) pelo tempo, conhecimento, cafés e paçocas compartilhados.

Agradeço o apoio financeiro concedido pela bolsa da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

Por fim, agradeço a todos que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

Em uma rede de distribuição de água, as bombas são responsáveis por até 90% da energia elétrica consumida. Uma vez que o valor cobrado pelo consumo de energia elétrica pode variar com o horário, o escalonamento das bombas em horários oportunos pode diminuir o custo com energia. Escalonamentos de bombas ótimos ou quase ótimos não são triviais dadas as restrições não lineares de uma rede de distribuição de água, as quais inserem o problema de escalonamento de bombas na classe de problemas NP-difícil. O problema de escalonamento de bombas consiste em obter o menor custo monetário operacional, garantindo que a água seja entregue a todos os pontos de demanda, respeitando as restrições físicas da rede de distribuição. Este trabalho propõe métodos heurísticos baseados em simulações, combinando-os em uma metaheurística *Iterated Local Search* (ILS) para o problema de escalonamento de bombas em redes de distribuição. Experimentos computacionais realizados mostraram que a proposta apresentada é bastante promissora, obtendo os melhores resultados utilizando a representação binária com as restrições apresentadas e quando comparada a outras representações de escalonamento os valores obtidos para a instância Vanzyl chegou a soluções que desviam em apenas 0,73% do melhor valor conhecido e em apenas 2,02% do melhor valor conhecido para a Richmond.

Palavras-chave: metaheurística, escalonamento do bombeamento, redes de distribuição de água, busca local iterada, simulação.

ABSTRACT

In a water distribution network, the electricity amount to operate the pumps can achieve 90% of the total electricity consumed. The amount charged for electricity consumption can differ at each time of the day. Therefore, scheduling the pump's operation at opportune times can reduce energy costs. Optimal or near-optimal pump scheduling is not trivial given the nonlinear constraints of the WDN, which include the pump scheduling problem in the NP-hard class. The pump scheduling problem consists of obtaining the lowest operating monetary cost, guaranteeing that water is delivered to all demand points, and without violating the physical constraints of the water distribution network. This work proposes heuristic methods based on simulations, combining them in an Iterated Local Search (ILS) metaheuristic. Computational experiments show that the proposed approach is promissory, obtaining the best results using the binary representation with the restrictions presented in this work, and when compared to other pump scheduling representations, the values obtained for the Vanzyl instance reached solutions that deviate by only 0.73% of the best-known value and at only 2.02% value for Richmond.

Keywords: metaheuristics, pump scheduling, water distribution network, iterated local search, simulation.

LISTA DE TABELAS

5.1	Sumarização das redes hídricas.	33
5.2	Resultados das soluções iniciais utilizando as diferentes configurações de α, β e $time_{sim}^{max}$ para rede Vanzyl.	33
5.3	Resultados das soluções iniciais utilizando as diferentes configurações de α, β e $time_{sim}^{max}$ para rede Richmond.	34
5.4	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Vanzyl utilizando representação binária.	35
5.5	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Richmond utilizando representação binária.	35
5.6	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Vanzyl.	36
5.7	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond.	37
5.8	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond - Cenário 1.	37
5.9	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond - Cenário 2.	37
5.10	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond - Cenário 3.	38
5.11	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Vanzyl utilizando representação binária.	38
5.12	Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Richmond utilizando representação binária.	39

LISTA DE ALGORITMOS

1	VALIDA-SOLUCAO(G, \mathcal{S})	24
2	MULTI-START($G, time^{max}, \alpha, \beta$)	25
3	BUSCA-LOCAL(G, \mathcal{S}, v)	28
4	PERTURBACAO(G, \mathcal{S}, ϵ)	28
5	ILS-SIM($G, \text{Max-it}, time^{max}, time_{sim}^{max}, \alpha, \beta, \epsilon$)	29

LISTA DE SIGLAS

WDN Rede de distribuição de água (do inglês, *Water Distribution Network*)
ILS Busca local iterada (do inglês, *Iterated Local Search*)

NOTAÇÕES DO MODELO

$C_E(p)$	Custo monetário pelo consumo de energia elétrica por uma bomba p
C_d	Custo monetário do consumo de demanda
$E_d(p)$	Consumo máximo de energia elétrica por uma bomba p
$C_c(t)$	Custo monetário do consumo de energia elétrica no intervalo de tempo t
$E_c(p, t)$	Consumo de energia elétrica por uma bomba p no intervalo de tempo t
$S(n, t)$	Duração do intervalo de tempo t de uma bomba p
ΔV_k	Deficit do volume de um tanque k
$V_{k,S}$	Volume inicial de um tanque k
$V_{k,E}$	Volume final de um tanque k
ΔV	Soma dos deficit do volume de todos os tanques na rede
ΔV^{tol}	Deficit tolerável do volume de um tanque
$H_{k,t}$	Vazão para um nó k durante um intervalo de tempo t
H_k^{min}	Vazão mínima requerida para um nó k
$\Delta H_{k,t}$	Valor de violação da restrição de pressão em um nó k no intervalo de tempo t
N^T	Quantidade de períodos de tempo
N^d	Quantidade de nós de demanda
W_k	Valor de criticidade da pressão no nó
N^{sw}	Número máximo de alternância entre ligar e desligar as bombas de uma rede
N^P	Quantidade de bombas em uma rede
N_p^{sw}	Número máximo de alternância entre ligar e desligar a bomba p
$Q(p, t)$	Vazão produzida por uma bomba p no intervalo de tempo t
$h(p, t)$	Altura que a bomba p entrega água no intervalo de tempo t
$e(p, t)$	Eficiência da bomba p no intervalo de tempo t
γ	Densidade da água
SW	Número máximo de comutações de estado de uma bomba em um horizonte de planejamento

SUMÁRIO

Capítulo 1—Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos e principais contribuições	3
1.3 Organização	3
Capítulo 2—Trabalhos relacionados	5
2.1 Modelos de redes hidráulicas	5
2.2 Representação de escalonamento de bombas	6
Representação binária	6
Representação por nível de tanques (<i>tank-level triggers</i>)	7
Representação controlada por tempo (<i>time-controlled triggers</i>)	8
2.3 Métodos exatos, heurísticos e metaheurísticos	9
2.3.1 Métodos exatos	10
2.3.2 Métodos heurísticos e metaheurísticos	11
Capítulo 3—O problema do escalonamento de bombas	17
3.1 Formalização do problema	17
3.2 Restrições do problema do escalonamento de bombas	18
3.3 Comutação do estado de bombas	19
3.4 O custo do bombeamento de água	20
3.5 Restrições hidráulicas das redes de distribuição de água	22
3.6 Simulador hidráulico	22
Capítulo 4—<i>Iterated local search</i> baseada em simulação	23
4.1 Processo de validação de solução	23
4.2 Geração de solução inicial	24
4.3 Estruturas de vizinhanças	26
4.3.1 Vizinhança com diferença de um elemento - <i>flip</i> extremidade	26
4.3.2 Vizinhança com diferença de um elemento interno - <i>flip</i> interno	27
4.4 Busca local	27
4.5 Perturbação	28
4.6 <i>Iterated local search</i> baseada em simulação	29

Capítulo 5—Experimentos computacionais	31
5.1 Metodologia	31
5.1.1 Redes hídricas	31
Vanzyl	32
Richmond	32
5.1.2 Parametrização	33
5.2 Resultados computacionais	33
Representação binária	35
5.2.1 Demais representações de estado de bomba	35
Vanzyl	36
Richmond	36
5.2.2 Restrições de comutação	38
Capítulo 6—Considerações finais e trabalhos futuros	41
6.1 Trabalhos futuros	41
Referências Bibliográficas	43

INTRODUÇÃO

1.1 MOTIVAÇÃO

As redes de distribuição de água são fundamentais para o funcionamento das cidades modernas. Uma rede de distribuição de água (WDN, do inglês *water distribution network*) consiste em diferentes componentes hidráulicos (como bombas, tanques, reservatórios, tubos, entre outros) conectados para levar água para casas, hospitais, indústrias e outros pontos de consumo (De Corte & Sörensen, 2013). Em uma WDN, a água frequentemente precisa ser bombeada para encher os tanques de distribuição. O processo de bombeamento requer bastante energia elétrica, podendo alcançar 90% do consumo total em uma WDN (L. E. Ormsbee & Walski, 1989).

A otimização das operações das bombas pode levar a reduções significativas no consumo energético. Algumas abordagens para o escalonamento de bombas foram propostas com o objetivo de reduzir os custos com energia elétrica (Cohen G., 1982; Yates, Templeman, & Boffey, 1984; Pasha & Lansey, 2009). Entretanto, as redes hidráulicas atuais necessitam de mais energia, são mais complexas e mais restrições precisam ser tratadas. Além disso, uma rede de distribuição de água possui várias restrições físicas para manter os níveis de serviço adequados e seguros, incluindo a minimização dos custos operacionais e de manutenção da rede (Manuel, 2009).

O problema de escalonamento de bombas consiste em obter o menor custo monetário operacional respeitando as restrições físicas e operacionais da rede de distribuição, garantindo um serviço de qualidade para os usuários. Escalonamentos de bombas ótimos ou quase ótimos não são triviais. D'Ambrosio, Lodi, Wiese, and Bragalli (2015) consideram o problema de escalonamento de bombas na classe de problemas de programação não linear inteira mista (MINLP, do inglês *mixed integer nonlinear programming*), por envolver duas características de não convexidade, as restrições não lineares da WDN e a forma de lidar com as comutações dos estados das bombas (variáveis discretas de decisão). A não linearidade das restrições das WDN é consequência das equações que modelam o fluxo de água nos tubos. Dessa forma, D'Ambrosio et al. (2015) consideram o problema de escalonamento de bombas na classe de problemas NP-hard. O escalonamento utilizado

em uma rede deve garantir que a água seja entregue a todos os pontos de demanda, que recupere o nível de água dos tanques ao fim de cada horizonte de tempo e que o número máximo de comutações dos estados das bombas não seja ultrapassado (restrições operacionais), assim como pressão mínima requerida na WDN (restrição física) (L. E. Ormsbee & Lansey, 1994).

Com o objetivo de encontrar soluções de baixo custo monetário para o problema de escalonamento de bombas, alguns trabalhos utilizaram métodos exatos (Pasha & Lansey, 2009), algoritmos evolucionários (López-Ibáñez, 2009b) e evolucionários híbridos (López-Ibáñez, Prasad, & Paechter, 2008). A utilização de métodos exatos obteve soluções viáveis em pouco tempo computacional em relação às abordagens do estado da arte (Pasha & Lansey, 2009). Entretanto, as linearizações realizadas a fim de aproximar as características não-lineares do problema não representaram a rede de forma a obter as melhores soluções (Pasha & Lansey, 2009). Algoritmos evolucionários mostraram bons resultados para o problema de escalonamento de bombas, principalmente as abordagens baseadas em simulação (López-Ibáñez, Prasad, & Paechter, 2005; López-Ibáñez, 2009c).

Abordagens de otimização baseada em simulação mostraram bom desempenho e robustez para encontrar soluções viáveis (López-Ibáñez et al., 2005, 2008; López-Ibáñez, 2009c; López-Ibáñez, Prasad, & Paechter, 2011). Em um método de otimização baseado em simulação, as buscas por soluções e otimizações são funções do algoritmo e as avaliações de viabilidades são realizadas pelo simulador. O funcionamento do simulador para redes hidráulicas é abstraído do algoritmo de otimização, tornando seu funcionamento independente e transparente. De Corte and Sörensen (2016) e Martinho, Melo, and Sörensen (2021) utilizaram ILS com simulação para solucionar problemas em WDN, obtendo resultados competitivos. A característica modular da ILS permite a combinação ao simulador hidráulico sem alterar as características da metaheurística.

A *Iterated Local Search* (ILS) é uma metaheurística simples em seu conceito e prática, efetiva e de propósito geral (Lourenço, Martin, & Stützle, 2003). Sua modularidade permite melhorias em cada uma das partes separadamente, assim como novas adequações sem modificações extensivas. O simulador hidráulico é acoplado à ILS para avaliar as soluções que devem ser otimizadas. O processo de avaliação da solução é visto como um sistema fechado e sua estrutura interna é desconhecida para a ILS. Tomando como base os trabalhos de De Corte and Sörensen (2016) e Martinho et al. (2021), que utilizaram o simulador de comportamento hidráulico EPANET e ILS para solucionar problemas em WDN, obtendo bons resultados comparados aos do estado da arte, pretende-se neste alcançar resultados semelhantes para o problema de escalonamento de bombas.

A modularidade da ILS permite a combinação a um simulador sem alterar as características da metaheurística. O processo de avaliação da solução é visto como um sistema fechado que não precisa ser conhecido pelo otimizador. Desta forma, em uma ILS baseada em simulação, as buscas por soluções e otimizações são funções do algoritmo e as avaliações de viabilidades são realizadas pelo simulador.

1.2 OBJETIVOS E PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES

O principal objetivo desta dissertação de mestrado é propor uma metaheurística baseada em simulação para encontrar soluções de alta qualidade para o problema de otimização do escalonamento de bombas em redes hidráulicas. Esta metaheurística deve gerar soluções viáveis para as instâncias da literatura e que possam ser utilizadas em sistemas reais sem modificações extensivas. As soluções obtidas devem ser de alta qualidade para o problema de escalonamento de bombas apresentado por López-Ibáñez (2009c) com menor tempo computacional e com valores de soluções competitivos. As principais contribuições desta dissertação de mestrado são uma metaheurística ILS baseada em simulação com um novo método de geração de soluções iniciais *multi-start* randomizada para o problema de otimização do escalonamento de bombas em redes hidráulicas.

A heurística *multi-start* randomizada gera soluções viáveis observando as características da rede de distribuição e períodos com menor custo de energia. A viabilidade e o custo da solução são processados pelo simulador hidráulico. A busca local opera de forma randomizada desligando a bomba em períodos oportunos para reduzir o custo da solução. Por fim, é adicionado à ILS um mecanismo de perturbação que opera ligando as bombas aleatoriamente para permitir o escape de soluções ótimas locais. Salvo melhor juízo, a abordagem ILS baseada em simulação para encontrar soluções para o problema de otimização do escalonamento de bombas em redes hidráulicas e o método de geração de solução inicial *multi-start* são inéditos até o momento desta pesquisa.

1.3 ORGANIZAÇÃO

Este trabalho está organizado da seguinte forma. O Capítulo 2 discute os trabalhos relacionados ao problema de escalonamento de bombas divididos pelo modelo de representação de WDN, representação do escalonamento de bombas e abordagem. O Capítulo 3 formaliza o problema de escalonamento de bombas e suas restrições. Em seguida, são apresentadas a comutação do estado de bombas e a forma de tarifação do consumo de energia elétrica. O Capítulo 4 apresenta a metaheurística ILS baseada em simulação para encontrar soluções para o problema de escalonamento de bombas em redes hidráulicas. O Capítulo 5 apresenta os resultados dos experimentos computacionais para as principais instâncias de WDN. Por fim, o Capítulo 6 apresenta as considerações finais e discute possíveis trabalhos futuros.

TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo são discutidos os modelos de redes hidráulicas, os modelos de representação de escalonamento das bombas e os trabalhos relacionados. A Seção 2.1 discute os modelos de redes hidráulicas e as vantagens e desvantagens de cada modelo. A Seção 2.2 apresenta as formas de representação de escalonamento de bombas: binária, por nível de tanque e controlada por tempo. Por fim, a Seção 2.3 apresenta os trabalhos relacionados para o problema de escalonamento de bombas.

2.1 MODELOS DE REDES HIDRÁULICAS

Em um sistema que controla automaticamente a operação de bombas em uma WDN são necessários três componentes básicos para seu funcionamento: um modelo de rede hidráulica, um modelo de previsão de demanda e um modelo de controle. O modelo de rede hidráulica é usado para simular o comportamento do sistema de distribuição de água para diferentes configurações de controles operacionais.

Existem algumas abordagens para modelo de rede hidráulica: modelo de balanceamento de massa, modelo de WDN simplificada, modelo baseado em um conjunto de equações não lineares e simulação completa.

O modelo de balanceamento de massa simplifica o sistema para um único tanque, com finalidade de encontrar o fluxo necessário para uma proposta de demanda. O volume do fluxo no sistema deverá ser o mesmo que a demanda diária mais o volume necessário para recuperação do nível inicial de água no tanque. Do mesmo modo, assume que existe um escalonamento de bombas que gerará o nível de água desejado no tanque. Por fim, as restrições de pressão para atingir um fluxo necessário e a pressão mínima nos nós de demanda são satisfeitas se as duas condições anteriores forem cumpridas (Sterling & Coulbeck, 1975; Nitivattananon, Sadowski, & Quimpo, 1996; Ertin, Dean, Moore, & Priddy, 2001; Sotelo, Von Lücken, & Barán, 2002; McCormick & Powell, 2003b).

Modelo de WDN simplificada é uma aproximação da WDN física representada por um conjunto de equações, como pode ser visto em Coulbeck (1984). Em alguns casos, uma WDN com equações lineares é suficiente para representar todas as restrições de um sistema, todavia análises extensivas são necessárias para representar a acurácia do sistema.

Modelos baseados em equações não lineares que representam as características de uma rede de distribuição de água mostram mais acurácia que WDN simplificada e balanceamento de massa (López-Ibáñez, 2009c). Estas equações podem ser obtidas como em L. Ormsbee, Walski, Chase, and Sharp (1989), os quais realizaram simulações com demandas e níveis de tanques variados para gerar uma curva de regressão para o balanceamento de fluxo e demanda. Tarquin and Dowdy (1989) utilizaram informações de operações reais, formando uma base de dados relacionando a pressão da bomba, fluxo gerado, nível de tanque e demanda. D'Ambrosio et al. (2015) constroem um modelo MINLP a partir das equações que descrevem as características físicas de fluxo, de pressão, tubos e demais componentes de uma WDN. O modelo baseado em um conjunto de equações não lineares é sensível aos dados que são usados para gerar o modelo, podendo levar a soluções errôneas para redes complexas (Mackle, Savic, & Walters, 1995; Savic, Walters, & Schwab, 1997).

Por fim, o modelo completo de simulação hidráulica, o qual resolve conservação de massa e energia, requer mais dados para simulação e mais trabalho para calibrar, como pode ser visto em Wood and Charles (1972). De todo modo, as simulações são mais robustas que as citadas nos parágrafos anteriores e o trabalho em calibrar é compensado em relação ao modelo de balanceamento de massa, já que as alterações nestes são realizadas nas equações. Os modelos baseados em equações não lineares e balanceamento de massa estavam em maior uso na década de 90 (L. E. Ormsbee & Lansey, 1994). Entretanto, o modelo completo de simulação com o simulador hidráulico EPANET tem sido o mais utilizado atualmente (Rossman, 1999; López-Ibáñez et al., 2005, 2008; López-Ibáñez, 2009c; López-Ibáñez et al., 2011; De Corte & Sörensen, 2013; Martinho et al., 2021).

2.2 REPRESENTAÇÃO DE ESCALONAMENTO DE BOMBAS

As formas de representação de escalonamento de bombas nos algoritmos é outro ponto importante neste problema. Esta representação pode ser explícita ou implícita. Explícita, especificando o estado da bomba e implícita, que define o estado da bomba em termos de outros elementos da WDN.

Representação binária

A representação binária explícita é a mais comumente usada em escalonamentos de bombas em redes de distribuição de água (Boulos et al., 2001; Goldman & Mays, 1999; Mackle et al., 1995; Savic et al., 1997; Sotelo et al., 2002). A representação binária divide o horizonte de tempo de escalonamento em intervalos menores de tempo e atribui o escalonamento das bombas a uma *string* de bits, desta forma cada bit representa um estado da bomba (ligado\desligado) em um determinado intervalo de tempo, Figura 2.1. O valor do bit é um se a bomba estiver ativa durante o intervalo de tempo, ou zero se a bomba estiver ociosa.

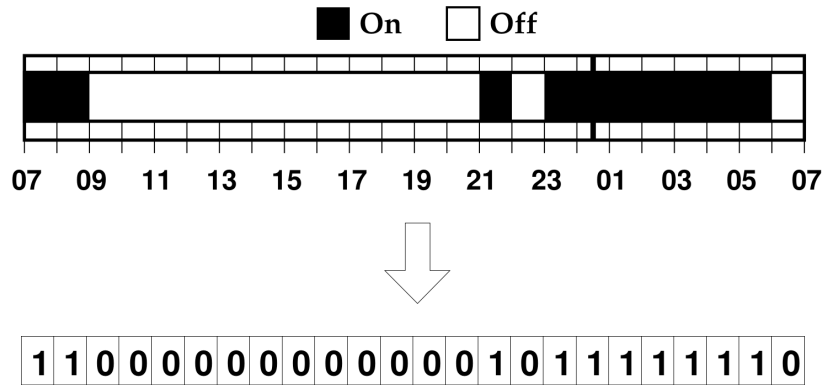


Figura 2.1: A figura mostra a representação binária para uma bomba p e $N^T = 24$ intervalos de operação. Para cada intervalo $t = 1$ h, um bit 0/1 (desligado/ligado) define o estado de operação da bomba (López-Ibáñez, 2009c).

O escalonamento realizado utilizando a representação binária limita-se a ligar/desligar as bombas em N^T períodos de tempo, onde N^T é a quantidade de intervalos de operação no horizonte de tempo. Assim, na representação binária uma única bomba contendo 24 intervalos de uma hora, pode obter no máximo 12 comutações de estado de bomba e $2^{24} = 16777216$ possibilidades de combinações. Isso limita a flexibilidade dos escalonamentos, sendo que o estado de uma bomba não pode mudar no meio de um período de uma hora, portanto, um intervalo de operação pode durar duas ou três horas, mas não 2,5 horas. Contudo, a flexibilidade pode ser aumentada apenas usando N^T maior, porém quanto maior N^T , maior a quantidade de comutações do estado de bomba.

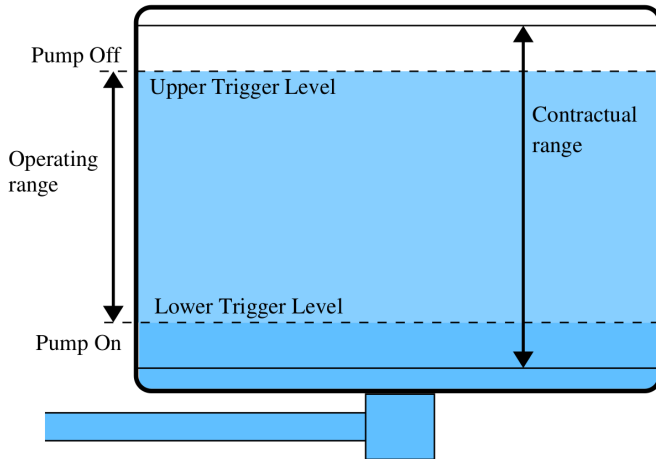
Representação por nível de tanques (*tank-level triggers*)

A operação de uma bomba pode ser acionada em determinados níveis de água de um tanque de armazenamento. A representação por nível de tanques (*tank-level triggers*) é normalmente utilizada em pares, sendo que um é a altura mínima (*lower trigger level*) que a água pode estar no tanque e o outro a altura máxima (*upper trigger level*), Figura 2.2. Quando a altura da água no tanque atinge a altura máxima a bomba é desligada e ligada novamente ao atingir a altura mínima (Atkinson, Van Zyl, Walters, & Savic, 2000; Kazantzis, Simpson, Kwong, & Tan, 2002; Van Zyl, Savic, & Walters, 2004).

Como a tarifa de eletricidade é normalmente dividida em períodos de pico e fora de pico, diferentes pares de controladores de nível podem ser usados para cada período (Dandy & Gibbs, 2003; Van Zyl et al., 2004), como pode ser visto na Figura 2.2.

Não há limite máximo no número de comutações do estado de bombas que podem ser gerados para essa representação (López-Ibáñez, 2009c). Essa é uma limitação reconhecida e apresentada por Kazantzis et al. (2002). Em alguns casos, os horários obtidos pelo algoritmo de otimização são ajustados manualmente a posteriori para reduzir o número de comutações do estado de bombas (Atkinson et al., 2000). Van Zyl et al. (2004) propõem uma abordagem que incorpora uma restrição explícita sobre o número de comutações do estado de bombas no algoritmo de otimização.

(a) A seta dupla interna ao tanque mostra os níveis máximo e mínimo para o funcionamento adequado do tanque. A seta dupla externa mostra os níveis máximo e mínimo para operação da bomba. Imagem baseada no trabalho de López-Ibáñez (2009c).



(b) A figura mostra a representação controlada por nível de tanque, com diferentes níveis para períodos mais e menos onerosos. Imagem baseada no trabalho de López-Ibáñez (2009c).

peak		off-peak	
l_{lo}	l_{up}	l'_{lo}	l'_{up}
lower	upper	lower	upper

Figura 2.2: A figura mostra a representação controlada por nível de tanque.

Representação controlada por tempo (*time-controlled triggers*)

López-Ibáñez (2009c) propôs o *time-controlled triggers*, o qual armazena o tempo em que a bomba mudou seu estado. Essa forma de operar as bombas permite maior controle da quantidade de comutações, uma vez que o estado da bomba é constante durante um intervalo de tempo. Para tal, um par de variáveis é necessário para a representação, de modo que a primeira informa o tempo que a bomba ficará em um estado e a segunda variável expressa o tempo que a bomba ficará no estado oposto ao que se encontrava.

A Figura 2.3 mostra o funcionamento da representação controlada por tempo, onde o primeiro valor armazenado é o tempo t em que a bomba ligou e o segundo onde a bomba desligou. O *time-controlled triggers* pode ser representado de maneira absoluta $\{(7, 9), (21, 22), (23, 06)\}$, armazenando na variável a hora real do sistema, ou relativa $\{(0, 2), (14, 15), (16, 23)\}$ que, independente da hora do sistema, inicia a variável com tempo 0 e finaliza com tempo 23, contemplando um dia inteiro. Dessa forma, para obter o tempo que uma bomba p ficou ligada durante um intervalo $\{(t_{ini}, t_{end})\}$, subtrai-se t_{ini} de t_{end} . Assim, para o exemplo: $\{(0, 2), (14, 15), (16, 23)\}$, temos uma bomba p ligada por 2 h, 1 h e 7 h. Também é possível entender o *time-controlled triggers* como um intervalo semiaberto. Assim, o exemplo: $\{(0, 2), (14, 15), (16, 23)\}$ pode ser interpretado como: $[0, 2[; [14, 15[; [16, 23[$.

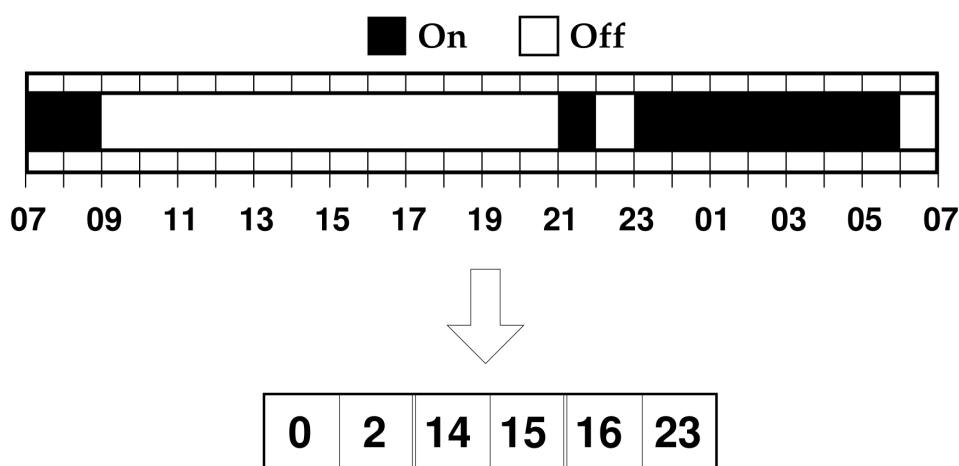


Figura 2.3: A figura mostra uma representação de escalonamento de uma bomba controlada por tempo (representação relativa) e a representação binária correspondente. O escalonamento na figura é composto por três pares de valores, onde o primeiro valor de cada par é o tempo em que a bomba ligou e o segundo onde a bomba desligou. Imagem baseada no trabalho de López-Ibáñez (2009c).

Em adição as abordagens citadas, McCormick and Powell (2003a, 2003b) propuseram a representação binária explícita agrupando as bombas e não mais individualmente. A ideia é agrupar as bombas que possuem interações hidráulicas entre si.

Kazantzis et al. (2002) propuseram duas estratégias que combinam aspectos implícitos e explícitos. A primeira, incorpora o tempo de início da bomba e tempo de parada da bomba, nível de tanques e pico de tarifas. O tempo de parada da bomba começa no início do horário de pico, independentemente do nível do tanque. O tempo de início da bomba começa antes do horário de pico, independente de nível do tanque, com o intuito de enchê-lo, quando a tarifa está menos onerosa. Na segunda estratégia, o momento de parada da bomba foi modificado para que o *upper trigger level* fosse igual ao nível máximo do tanque, permitindo assim que o tanque encha por completo. O tempo de início da bomba não foi alterado.

Outras representações foram propostas com objetivo de modificar a velocidade de funcionamento do motor das bombas (Wegley, Eusuff, & Lansey, 2000). Assim, com a variação da velocidade do motor das bombas o fluxo de água pode ser variado para atender as oscilações da demanda. Todavia, a mudança de velocidade de operação das bombas pode gerar cavitação¹, o que deteriora os componentes físicos da WDN.

2.3 MÉTODOS EXATOS, HEURÍSTICOS E METAHEURÍSTICOS

Para os modelos de algoritmos de otimização L. E. Ormsbee and Lansey (1994) revisaram as técnicas mais utilizadas nas décadas de 70/80, tais como programação linear, não linear, inteira, dinâmica e mista. Essas técnicas ainda são utilizadas, porém sua

¹Formação de bolhas de ar por redução de pressão.

aplicação mostrou-se limitada, em maior parte, a WDN menos complexas. Essa limitação levou pesquisadores a considerarem outras técnicas de otimização.

2.3.1 Métodos exatos

Pasha and Lansey (2009) utilizaram programação linear para obter o melhor fluxo de bomba, respeitando altura de água no tanque. Para obter os valores de fluxo de entrada de água no tanque, combinaram as demandas com os fluxos gerados pelas bombas, em seguida utilizaram os resultados com menor custo e maior fluxo em relação à demanda. Os resultados obtidos foram interpolados e linearizados, para então serem utilizados no programa linear. O propósito é para aplicação *real-time*, o que cumpre com fidelidade, uma vez que o tempo de execução é de alguns segundos. Todavia, a abordagem não dispõe do mesmo desempenho para aplicações reais, tendo em vista que a linearização realizada não representa de maneira fidedigna as WDN reais. A abordagem só atende a sistemas com um único tanque e não restringe a quantidade de comutações do estado da bomba.

D'Ambrosio et al. (2015) apresentaram um levantamento de abordagens de programação matemática para problemas de otimização em WDN. O levantamento foca em duas classes de problemas, projeto e operação de WDN. Consideram o problema de escalonamento de bombas na classe de problemas de MINLP, em seguida, aplicaram as técnicas resultantes da pesquisa em um modelo computacional. Alguns testes foram realizados, porém em redes sem bombas.

Verleye and Aghezzaf (2016) apresentaram uma formulação MINLP, que fornece soluções para o problema de escalonamento de bombas em WDN de grande escala. As soluções são, em geral, de boa qualidade e são geradas rapidamente, tornando-as adequadas para aplicações de tempo real. No entanto, para obter boas soluções, alguns ajuste dos parâmetros são necessários. A principal limitação da abordagem é que ela pode se tornar computacionalmente muito intensiva, se não for adequadamente parametrizada.

Dai, Cuong, and Van Dai (2017) utilizaram uma formulação MINLP com intuito de encontrar a melhor pressão para a WDN, considerando a velocidade de operação dos motores das bombas de duas maneiras, constante e variável. Para velocidade constante, as variáveis binárias do modelo representam o estado da bomba (ligado\desligado) que devem trabalhar no ponto de eficiência e a WDN não possui tanques, realizando a retirada de água diretamente dos reservatórios. Para velocidade variável das bombas, adicionaram variáveis contínuas ao modelo para regular o fluxo conforme a demanda. O escalonamento obtido foi aplicado na rede de distribuição de água na cidade de Thainguyen no Vietnã. A representação com variação de velocidade de operação das bombas obteve resultados com valores monetários menores comparados à representação com velocidade de bomba fixa e ambas representações foram melhores que os escalonamentos realizados manualmente.

Bonvin et al. (2017) abordam o problema de escalonamento de bombas para uma classe de redes ramificadas, com uma estação de bombeamento elevando a água para tanques em diferentes locais e níveis. Esta classe é comum em redes rurais de distribuição de água potável, embora não exclusivamente. Ao focar em uma classe de redes, mostrou que uma abordagem baseada em programação matemática é pertinente para aplicações em redes de tamanho real. As soluções produzidas por essa abordagem são ótimas ou quase ótimas,

com garantias de desempenho quase em tempo real, a reprodução dos resultados para outras redes é possível sem desenvolvimento algorítmico adicional. Aplicaram a abordagem em um sistema real de abastecimento de água potável e a compararam o resultado com base em dados históricos. Após uma análise empírica, avaliaram os benefícios financeiros e práticos: (1) consegue economias significativas em termos de custos de operação e consumo de energia, (2) sua robustez para preços dinâmicos significa que a demanda-resposta pode ser implementada de forma eficiente neste tipo de rede.

Bonvin, Demasse, and Lodi (2021) apresentaram uma abordagem para calcular soluções globalmente ótimas para o problema de escalonamento de bombas em uma WDN. A proposta é um relaxamento linear inteiro de formulação não convexa e resolvido por *branch and bound*, onde os nós da rede são investigados por meio de programação não linear para verificar a satisfação das restrições e calcular o custo operacional. O método pode lidar com uma grande variedade de redes, por exemplo com bombas de velocidade variável. Propuseram também especializar o método para uma subclasse de redes com parâmetros fixos, incluindo uma nova heurística para reparar soluções relaxadas quase viáveis. A abordagem foi avaliada numericamente, os resultados para rede Richmond são próximos aos obtido por López-Ibáñez (2009c), entretanto não consideram as mesmas restrições.

Tasseff (2021) propôs duas abordagens para otimização em WDN. O primeiro é o problema de projeto de rede de água, para o qual apresenta uma formulação convexa. O segundo é o problema de escalonamento de bombas, para o qual desenvolveu uma relaxação para o modelo de programação matemática. Adicionou, ao modelo, restrições para reestabelecimento dos níveis de tanques e máximo de comutações do estado da bomba. Experimentos computacionais mostraram que a abordagem gera boas soluções para redes pequenas (duas bombas) e grandes (nove bombas), redes reais e para horizonte de tempo com 1, 2 e 4 dias de planejamento.

Ngancha, Kusakana, and Markus (2022) propuseram um sistema de gerenciamento de consumo de energia em WDN através do escalonamento de bombas, utilizando dados adquiridos em tempo real. Apresentaram um modelo não linear para encontrar soluções para o problema de escalonamento de bombas, priorizando o bombeamento em período menos oneroso, levando em consideração efeito de precipitação e as perdas por infiltração. Compararam os resultados obtidos pela proposta com escalonamento manual para uma WDN na África do Sul, as soluções encontradas pelo modelo geraram economias diárias significativas.

2.3.2 Métodos heurísticos e metaheurísticos

Mackle et al. (1995) desenvolveram um algoritmo evolucionário para otimizar o escalonamento de bombas para uma WDN com quatro bombas e um único tanque. Utilizaram representação binária para o escalonamento das bombas e penalidades à função objetivo por violar restrições dos níveis de tanques. Priorizaram o bombeamento no período menos oneroso, entretanto o volume de água bombeada neste período era semelhante ao período mais oneroso, dada a variação da demanda. Outra consequência do bombeamento no período menos oneroso, é que o nível de água no tanque oscilava muito durante o período

mais oneroso, já que a bomba era acionada neste período somente para não atingir o mínimo permitido no tanque.

Savic et al. (1997) usaram um algoritmo evolucionário, técnicas de busca local para melhoria dos resultados e representação binária para escalonamento das bombas. Adotaram a vizinhança de duas formas: diferença de um e dois elementos em uma sequência. Ambas as abordagens geraram diminuição no valor da conta de energia obtida com o algoritmo evolucionário. A alteração a um único bit gerou melhoria nos resultados mais rapidamente.

Simpson, Sutton, Keane, and Sheriff (1999) desenvolveram um algoritmo evolucionário associando controle do nível do tanque e representação binária. O objetivo foi minimizar o custo e penalidades associadas às violações de restrições. Não deram razão significativa para utilizarem algoritmo evolucionário, sendo que o algoritmo enumerativo, com as mesmas condições, apresentaria 1024 soluções possíveis para o caso de uso apresentado.

Goldman and Mays (1999) usaram *Simulated Annealing* para otimizar as operações das bombas usando representação binária. Penalidades foram adicionadas ao custo total em caso de violação das restrições de limites de pressão nos nós, nível mínimo do tanque e se o nível do tanque não se reestabelesse ao nível inicial no fim da simulação. Utilizaram EPANET e uma WDN com dois tanques e duas bombas. Compararam uma implementação com *Simulated Annealing* e uma proposta de programação não linear. Por fim, focaram na flexibilidade de implementação do método.

Wegley et al. (2000) utilizaram *Particle Swarm Optimization* para otimizar bombas que podem trabalhar com velocidade variável. O objetivo foi minimizar o custo de energia da bomba mantendo a pressão nos nós de demanda e limite de nível de água nos tanques. Violações dessas restrições são revertidas em penalidades, as quais são adicionadas à função objetivo. O artigo só descreve o modelo e não traz resultados dos experimentos.

Atkinson et al. (2000) usaram algoritmo evolucionário para encontrar máximos e mínimos para os níveis de tanques em uma WDN. Utilizaram a rede Richmond e obtiveram 30% de economia na conta de energia em relação aos escalonamentos realizados manualmente. Não houve garantia de reestabelecimento do nível de água no tanque ao final da simulação. Além do mais, essa abordagem requer pós-processamento manual dos resultados dos escalonamentos das bombas, com o intuito de evitar comutação excessiva do estado das bombas.

Boulos et al. (2001) utilizaram um algoritmo evolucionário com o simulador de WDN H₂ONET para otimização de três bombas paralelas e um tanque. Penalidades foram adicionadas à conta de eletricidade em caso de violação das restrições de pressão nos nós de junção, de velocidade nos canos, de nível do tanque e de comutação do estado de bomba. Somente um resultado foi apresentado e não houve comparação com outras abordagens.

Kazantzis et al. (2002) apresentaram uma abordagem mista, combinando controle implícito (nível de tanques) e explícito. O algoritmo evolucionário teve como objetivo: (1) reduzir o nível superior do tanque; (2) controlar o tempo de acionamento da bomba para encher o tanque ao fim do período mais oneroso; (3) otimizar o ajuste de nível máximo do tanque com o período menos oneroso; e (4) reestabelecer o nível inicial do reservatório. O simulador hidráulico EPANET foi utilizado para calcular o custo da energia utilizada e avaliar as restrições da WDN. Violações das restrições resultaram em penalidades, as quais

adicionaram custo à conta de energia. Contudo, não houve restrição para a comutação do estado das bombas.

Van Zyl et al. (2004) otimizaram os controles de níveis de tanques em relação aos horários mais e menos onerosos, utilizando método híbrido, o qual combina algoritmo evolucionário e *hill climbing*. Concluíram que a abordagem híbrida gera resultados melhores que o algoritmo evolucionário puro. Entretanto, esta abordagem híbrida requer funções de penalidades para a alternância de ligação das bombas, as quais devem ser minimizadas. Outra adversidade ao bom desempenho é que a abordagem gera pequenos intervalos ociosos entre os períodos de operação, os quais podem danificar os componentes da WDN.

López-Ibáñez et al. (2008) utilizaram otimização por colônia de formigas acoplada ao EPANET para minimizar o custo do bombeamento de água em WDN. Compararam os resultados da abordagem proposta com com dois algoritmos evolucionários distintos. A abordagem proposta gerou resultados melhores (menor quantidade de comutação de estado da bomba, menor valor monetário e menor tempo execução) em ambas comparações.

Pasha and Lansey (2014) utilizaram programação linear, *Support Vector Machine* (SVM) e histórico de soluções para gerar soluções de inicialização acoplados a um algoritmo evolucionário. Para programação linear combinaram as demandas com os fluxos gerados pelas bombas, em seguida utilizaram os resultados com menor custo e maior fluxo para formular o modelo. Para inicialização com SVM os dados foram gerados com simulações no EPANET, combinando as bombas, níveis dos tanques e demandas, os quais serviram de treinamento para a SVM. Para histórico de soluções, foram utilizadas 10% das melhores soluções encontradas. Os resultados obtidos com programação linear foram os mais rápidos dentre os três, entretanto as soluções podem não ser viáveis. Os resultados para os experimentos com histórico de soluções não diminuíram muito o valor da função objetivo quando comparado com método não híbrido. Entretanto, quando utilizados como entrada para um algoritmo evolucionário reduziu o tempo de execução em mais de seis vezes.

Abdallah and Kapelan (2017), com o objetivo de minimizar o custo do bombeamento de água (problema relaxado), linearizaram a função objetivo e também as restrições, para então iniciar a abordagem *Iterative Extended Lexicographic Goal Programming*, a qual utiliza programação linear. Uma vez que os valores de peso da água, *timestep* (intervalos de tempo) e valor a ser pago por hora de consumo de energia já são conhecidos, tem-se os seguintes passos: obter pontos de eficiência das bombas; atribuir os valores das variáveis, obtidas no passo anterior, à função que objetiva minimizar o custo do consumo de energia; calcular os custos de energia para todos os *timesteps*; encontrar o melhor escalonamento para as bombas; aplicar o escalonamento em um simulador; comparar o resultado do simulador com o da função objetivo; se o resultado for conforme esperado, então itera para o próximo, até último *timestep*; caso contrário, utiliza os valores obtidos pelo simulador, para calcular o fluxo para o próximo *timestep*. A abordagem mostrou-se eficiente em casos de WDNs sintéticas e reais. Ao comparar os resultados obtidos com os trabalhos de Van Zyl et al. (2004) e López-Ibáñez et al. (2008), conseguiram resultado 12% melhor com apenas 4s, comparado ao melhor resultado (Van Zyl et al., 2004). Todavia, para um outro estudo de caso o tempo foi bem maior, com discrepância de até 30 vezes no tempo de execução. A abordagem não trata as tarifas de pico como restrições e não houve restrição

para a comutação do estado das bombas, diferindo assim das restrições propostas por (López-Ibáñez, 2009c).

De Paola, Fontana, Giugni, Marini, and Pugliese (2017) propuseram um algoritmo de otimização multiobjetivo, *Harmony Search*, para resolver um problema de escalonamento de bombas. Utilizaram a representação de bombas controlada por tempo e o EPANET para validação das soluções. A solução é inicializada randomicamente (matriz harmônica) e melhorada iterativamente. O algoritmo memoriza as características das melhores soluções e as diversifica de forma randomizada para obter novas soluções. Aplicaram penalidades em caso de violação das restrições, o que também reduziu o espaço de soluções de alta qualidade. Os resultados obtidos utilizando a rede VanZyl foram melhores que os obtidos por López-Ibáñez et al. (2008), entretanto limitaram a quantidade de comutações do estado de bombas para toda a WDN e não por bomba.

Marchi, Simpson, and Lambert (2017) utilizaram uma versão modificada do EPANET, a qual permite alteração automática dos controles baseados em regras. As novas funcionalidades foram agrupadas em uma ferramenta, ETTAR (*EPANET Toolkit to Alter Rules*). Esta modificação é bastante útil para WDN onde as operações das bombas são realizadas a partir de várias condições: bombas controladas por níveis de água de vários tanques, ou associação dos níveis dos tanques e a hora do dia, para reduzir o bombeamento no período mais oneroso. Os resultados para rede Richmond mostraram que a otimização dos controles baseados em regras pode diminuir os custos operacionais, garantindo controles de bomba robustos, entretanto com valores maiores aos dos trabalhos apresentados no estado da arte.

Mala-Jetmarova, Sultanova, and Savic (2017) apresentaram uma revisão sistemática reunindo mais de duzentas publicações das últimas três décadas, que são relevantes para a otimização operacional dos sistemas de distribuição de água, particularmente em escalonamento de bombas. Apontaram a modelagem das incertezas de previsão de demanda e de previsão de comportamento da rede, como fatores limitantes das implementações. Além disso, relatam que não há consenso entre os pesquisadores sobre como formular um problema de otimização com todos os objetivos e restrições relevantes. Por fim, abordaram a dificuldade de ajustar os resultados de métodos multiobjetivo para o problema de escalonamento de bombas.

Candelieri, Perego, and Archetti (2018) apresentaram uma abordagem que utiliza representação binária e velocidade variável para operação das bombas. Duas abordagens de otimização Bayesiana são propostas, onde o modelo é baseado em um Processo Gaussiano e uma Floresta Aleatória, respectivamente. Ambas as abordagens foram testadas na rede Anytown e uma rede de distribuição de água real de grande escala em Milão, Itália. Por fim, a abordagem baseada em Floresta Aleatória mostrou-se até 10 vezes mais rápida que a abordagem baseada em Processo Gaussiano.

Luna, Ribau, Figueiredo, and Alves (2019) apresentaram um método de otimização híbrido para melhorar a eficiência energética de um sistema de abastecimento de água. Um algoritmo genético foi usado para minimizar os custos de operações, o consumo de energia e as emissões de dióxido de carbono associadas às operações. Foram introduzidos mecanismos baseados em soluções viáveis previamente conhecidas e mecanismos de mutação seletiva, para aumentar a convergência do algoritmo. Obtiveram melhora na eficiência energética

em até 15% em média (máximo de 25%) comparativamente à operação real (manualmente), melhorias semelhantes foram alcançadas para custos e emissões de dióxido de carbono.

Quintiliani and Creaco (2019) apresentaram uma abordagem para otimizar a operação de bombas que fornecem água para um tanque elevado em WDN. A abordagem consiste em modificar os controles de nível de tanque em períodos menos onerosos, a fim de reduzir os custos com energia. A proposta de otimização multiobjetivo busca o melhor *trade-off* entre custo com energia e número comutações do estado das bombas. A otimização do estudo de caso 1, com uma bomba, foi resolvida através de um algoritmo enumerativo. No caso de estudo 2, utilizaram um algoritmo evolucionário multiobjetivo.

Carpitella, Brentan, Montalvo, Izquierdo, and Certa (2019) apresentaram uma abordagem baseada em múltiplos critérios para selecionar soluções em uma abordagem multiobjetivo. Uma técnica *Fuzzy* é usada para classificar as soluções encontradas por um algoritmo genético, o qual é usado para resolver o problema multiobjetivo. No estudo de caso são considerados cenários com vazamentos, falta de serviço operacional e uniformidade de pressão. As soluções obtidas para cenários com vazamentos apresentaram o melhor *trade-off*. A abordagem não trata a comutação do estado das bombas, diferindo assim das restrições propostas por López-Ibáñez (2009c).

Cimorelli, D’Aniello, and Cozzolino (2020) utilizaram variáveis de decisão para melhorar o desempenho de algoritmos genéticos. A abordagem tem o foco para sistemas de bombas paralelas. O algoritmo proposto forneceu melhores soluções em menor tempo computacional para as redes com bombas paralelas que utilizaram esta técnica em relação as que não usaram.

Wang et al. (2020) apresentaram uma abordagem usando programação não linear inteira mista associada ao EPANET para validação dos escalonamentos. As otimizações dos escalonamentos das bombas são realizadas separadamente para cada intervalo de tempo, relacionando a demanda dos nós com o fluxo das bombas. A escolha de quais bombas operar em cada estação de bombeamento é inédito, segundo os autores. A abordagem proposta obteve melhores resultados em relação à abordagem de nível dos tanques. Para os experimentos computacionais o horizonte de tempo foi de quatro dias consecutivos.

Turci, Wang, and Brahmia (2020) apresentaram algoritmo genético, otimização de colônia de formigas e otimização de enxame de partículas para escalonamento de bombas em WDN. O principal objetivo é obter o escalonamento ideal de cada grupo de bombas, minimizando o custo com energia. Os algoritmos implementados foram testados na principal estação de bombeamento de água de Xangai, na China. O trabalho adaptou e melhorou os modelos algorítmicos para adequar-se às características e restrições complexas do sistema.

Móller, Lima, Brentan, and Barros (2020) avaliaram os benefícios que a rotação variável pode gerar para operação das bombas em uma WDN. Utilizaram otimização de enxame de partículas para obter o melhor escalonamento de bombas, selecionar o melhor ponto de operação das bombas e selecionar quais bombas devem operar em ligações paralelas. Os resultados mostraram que não há benefício em operar múltiplas bombas em paralelo, principalmente quando o objetivo é a redução do custo operacional.

Jafari-Asl, Azizyan, Monfared, Rashki, and Andrade-Campos (2021) apresentaram

um algoritmo evolucionário (*binary dragonfly*) acoplado ao EPANET para o problema de escalonamento de bombas em WDN. A abordagem proposta foi comparada com Algoritmo Genético, Algoritmo Evolutivo, Otimização de Colônia de Formigas, Colônia Artificial de Abelhas e Otimização de Enxame de Partículas, por fim a proposta mostrou-se mais eficiente e confiável computacionalmente. Os resultados do estudo de caso real mostram que o modelo proposto pode diminuir o custo de energia em até 27% em comparação com o escalonamento manual. Já para a rede VanZyl obtém resultados inferiores aos obtidos por López-Ibáñez (2009c).

Dai and Viet (2021) analisaram a aplicação de bombas de velocidade variável para diminuir o custo de energia e o custo de vazamento de água em WDN. Compararam os usos de bombas de velocidade variável e bombas de velocidade fixa para diversos cenários, utilizando algoritmo genético associado ao EPANET. O uso de bombas de velocidade variável mostrou-se mais eficaz na diminuição do custo total de energia e perda de água.

Choi (2022) propõe uma abordagem de projeto e operação de WDN, considerando critérios hidráulicos e de qualidade da água. A abordagem é composta por busca harmônica para otimização multiobjetivo e o EPANET para validação das soluções. Propõe determinar o conjunto de diâmetro de tubo ideal, o escalonamento ótimo de bombas e a quantidade de cloro para garantir a qualidade de água. Os experimentos computacionais foram realizados utilizando a rede Anytown. Segundo o autor, a abordagem tem algumas limitações e deve ser testada em outras redes.

Cantu-Funes and Coelho (2022) propõem uma formulação não linear e não convexa, bem como uma metaheurística baseada em busca local. A formulação MINLP gera soluções que são validadas pelo EPANET e em seguida melhora essas soluções validadas. Por fim, apresentam uma metaheurística baseada em busca local para resolver instâncias maiores. A abordagem mostrou resultados melhores e em menor tempo que os apresentados por López-Ibáñez (2009c), entretanto não há restrição para a comutação dos estado de bombas.

Santos, Soler, Furlan, and Vieira (2022) propõem um modelo de programação inteira misto (MIP, do inglês *mixed integer programming*) e uma heurística baseada em MIP para o problema de escalonamento de bombas em WDN. O estudo de caso realizado em um sistema de abastecimento de água de uma cidade brasileira demonstra a eficiência do modelo matemático proposto e do método heurístico. A principal vantagem do modelo proposto, segundo os autores, é que a parametrização é conhecida pelos operadores da WDN.

O PROBLEMA DO ESCALONAMENTO DE BOMBAS

Neste capítulo são introduzidos o problema de escalonamento de bombas e suas restrições, a comutação do estado de bombas e o custo do bombeamento de água. A Seção 3.1 apresenta a formalização do problema de escalonamento de bombas e explana os componentes de uma rede de distribuição de água (WDN, do inglês *water distribution network*). A Seção 3.2 apresenta as restrições do problema de escalonamento de bombas, tais como os níveis máximos e mínimos e deficit do volume nos tanques. A Seção 3.3 aborda a comutação do estado da bomba. A Seção 3.4 explana o custo do bombeamento de água e como é tarifado o consumo de energia elétrica. A Seção 3.5 elenca as restrições físicas da WDN. E por fim, na Seção 3.6 é apresentado o simulador hidráulico EPANET e o processo de simulação da rede de distribuição de água.

3.1 FORMALIZAÇÃO DO PROBLEMA

Uma rede de distribuição de água é formada por um conjunto de nós $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N^{\mathcal{N}}\}$ tais como bombas, nós de demandas, tanques e um conjunto de tubos que os interligam representados por $\mathcal{E} = \{1, 2, \dots, N^{\mathcal{E}}\}$. Uma rede pode ser representada graficamente como na Figura 3.1. Seja um horizonte de planejamento $T = \{1, 2, \dots, N^T\}$ que descreva um ciclo típico de operação de rede. Considere um conjunto de bombas $P = \{1, 2, \dots, N^P\}$ e um conjunto de tanques $K = \{1, 2, \dots, N^K\}$, tal que $K \subseteq \mathcal{N}$, $P \subseteq \mathcal{N}$ e $K \cap P = \emptyset$. Seja $C_E(p) \in \mathbb{R}_+$ o valor em \$/kWh a ser pago pela utilização de energia por uma bomba $p \in P$. Considere, para cada nó $n \in \mathcal{N}$, a demanda de água $D_{n,t} \in \mathbb{R}_+$ (m^3/s) que deve ser satisfeita para cada período $t \in T$. O problema de otimização do escalonamento de bombas em rede de distribuição de água consiste em selecionar em qual período de tempo $t \in T$ cada bomba $p \in P$ deve ser utilizada, de forma que atenda a demanda de água $D_{n,t}$ para cada nó $n \in \mathcal{N}$ para cada período de tempo $t \in T$ de modo que o custo total de operação seja minimizado sem violar as restrições de níveis de tanques, pressão mínima nos nós, de número máximo de comutação dos estados de bombas e de restrições hidráulicas da WDN.

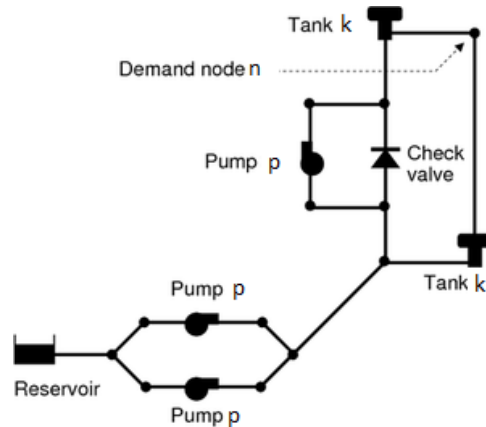


Figura 3.1: A figura mostra um exemplo de rede de distribuição de água (Vanzyl) (Van Zyl et al., 2004), composta por três bombas, dois tanques, um reservatório, uma válvula, um nó de demanda e tubos que os interligam.

Os tanques são componentes elevados de uma WDN onde a água é armazenada para prover os nós de demanda. As bombas realizam a variação da pressão, elevando a água para os tanques. Os nós de demanda são os destinos da água, onde os consumidores usufruirão desta. As tubulações e junções realizam as conexões entre os componentes de uma WDN. E por fim, as válvulas que são responsáveis por bloquear a passagem de água, para que não haja retorno como na Figura 3.1. Mais detalhes sobre os componentes das WDN podem ser encontrados em Rossman (1999).

3.2 RESTRIÇÕES DO PROBLEMA DO ESCALONAMENTO DE BOMBAS

As restrições para o nível dos tanques foram tratadas de forma distinta em alguns trabalhos. Em Cohen G. (1982), o volume de água ao fim da simulação deve ser o mesmo do início, para melhor periodicidade nas operações. Outra abordagem, em Goldman and Mays (1999), permite que o nível de água seja diferente, contanto que a quantidade de água bombeada seja a mesma que a consumida. Com a finalidade de balancear demanda por consumo, o volume de água ao final do período pode ser maior que o inicial. Neste caso, gasta-se mais energia que a necessária para o bombeamento. Uma condição dada por Mackle et al. (1995) e Van Zyl et al. (2004) para evitar a perda de energia é que o volume final não pode ser menor que o volume inicial.

López-Ibáñez (2009c) apresenta formulações para as restrições de demanda e consumo nos tanques. O deficit do volume em um tanque k (ΔV_k) é definido pela diferença, em porcentagem, do volume final $V_{k,e}$ pelo volume inicial $V_{k,s}$, como a equação (3.1). Um deficit de volume negativo significa que há volume de água excedente no tanque, o qual não compensa a perda de água em outro tanque. O volume de tolerância de deficit é o parâmetro que define qual valor (ΔV^{tol}) é permitido para cada tanque, como a equação (3.2). Só valores maiores que ΔV^{tol} são acumulados para calcular o deficit total ΔV em todos os N^K tanques, porém para uma solução de alta qualidade esse valor deve ser zero, como a equação (3.3).

$$\Delta V_k = 100 \frac{V_{k,s} - V_{k,e}}{V_{k,s}}. \quad (3.1)$$

$$\Delta V'_k = \begin{cases} \Delta V_k, & \text{se } \Delta V_k > \Delta V^{\text{tol}}, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (3.2)$$

$$\Delta V = \sum_{k=1}^{NK} \Delta V'_k = 0. \quad (3.3)$$

López-Ibáñez (2009c) define $\Delta V^{\text{tol}} = 0$, ou seja, os valores iniciais de volume dos tanques devem ser os mesmos ao fim da simulação.

A pressão em um nó de demanda n deve ser maior que a pressão mínima H_n^{min} requerida para que haja fluxo neste, a qual deve ser satisfeita para cada período $t \in T$, obtendo assim $H_{n,t}$, como a equação (3.4). A violação desta restrição em um período t é quantificada no deficit de pressão em um nó $\Delta H_{n,t}$, como a equação (3.5). A soma dos deficits de pressão dos nós de demanda é dada por ΔH , como a equação (3.6), onde N^d é o número de nós de demanda e W_n é o peso relativo à importância da pressão em um nó. A importância está associada à nós como hospitais e indústrias críticas, todavia López-Ibáñez (2009c) não utiliza os pesos de importância, tratando-os com importância única, sendo $W_n = 1$, $n \in \{1, \dots, N^d\}$, assim como neste trabalho.

$$H_{n,t} \geq H_n^{\text{min}}, 1, n \in \{1, \dots, N^d\} \text{ e } t \in \{1, \dots, N^T\}. \quad (3.4)$$

$$\Delta H_{n,t} = \begin{cases} \frac{H_n^{\text{min}} - H_{n,t}}{H_n^{\text{min}}}, & \text{se } H_{n,t} < H_n^{\text{min}}, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} n \in \{1, \dots, N^d\} \text{ e } t \in \{1, \dots, N^T\}. \quad (3.5)$$

$$\Delta H = \sum_{t=1}^{N^T} \sum_{n=1}^{N^d} W_n \Delta H_{n,t} = 0. \quad (3.6)$$

3.3 COMUTAÇÃO DO ESTADO DE BOMBAS

Lansley and Awumah (1994) definem a comutação do estado de bomba como a ação de ligar uma bomba que não estava operando durante um intervalo de tempo anterior. O problema de reduzir os custos com bombeamento é, na maior parte das abordagens, atrelado ao problema com manutenção das bombas, neste caso tratado como a comutação do estado da bomba, a qual aumenta o seu desgaste (Lansley & Awumah, 1994). A comutação do estado de bombas pode ser tratada como restrição ou acoplada à função objetivo, em abordagens multiobjetivo. Boulos et al. (2001) e Van Zyl et al. (2004) utilizaram função de penalidades para aumentar o custo de soluções com várias comutações. Mackle et al. (1995) e Sotelo et al. (2002) trataram a comutação do estado de bombas e os níveis de tanques como parte da função objetivo. Ambas as abordagens utilizam o total de comutação do estado de todas as bombas da WDN que é dado por $N^{sw} \in \mathbb{N}$, o que pode

gerar muitas comutações em poucas bombas. Nas abordagens que tratam a comutação do estado de bombas como restrição e aplicam função de penalidades foi identificada a dificuldade em calibrar esta função, o que pode conduzir a soluções inviáveis (López-Ibáñez, 2009c). Doutra modo, para os trabalhos com abordagem multiobjetivo citados não houve comparações com trabalhos anteriores e as WDN utilizadas para os experimentos computacionais possuem somente um tanque.

López-Ibáñez (2009c) trata as comutações do estado de bombas como restrições, o qual define o número de comutações de cada bomba $N_p^{sw} \in \mathbb{N}$, como na equação (3.7).

$$N^{sw} = \sum_{p=1}^{N^P} N_p^{sw}. \quad (3.7)$$

Essa abordagem pode ser melhor que limitar o número total de comutação em toda WDN, assim sendo, evita-se uma única bomba com várias comutações. Tem-se então o número máximo de comutações de estado de uma bomba em um horizonte de planejamento, que é dado por SW .

$$N_p^{sw} = SW, \quad p \in \{1, \dots, N^P\}. \quad (3.8)$$

A restrição da equação (3.8) pode ser relaxada para sistemas com menor quantidade de comutações, tornando-se como equação (3.9).

$$N_p^{sw} \leq SW, \quad p \in \{1, \dots, N^P\}. \quad (3.9)$$

A restrição descrita na inequação (3.9) é utilizada nas abordagens (López-Ibáñez et al., 2005, 2008; López-Ibáñez, 2009c; López-Ibáñez et al., 2011).

3.4 O CUSTO DO BOMBEAMENTO DE ÁGUA

O custo do consumo de energia pode ser calculado pela eletricidade utilizada durante o intervalo de uma hora, tendo sua unidade de medida em kWh. Há ainda os usuários que consomem muita energia, os quais são cobrados também por demanda, registrando os picos no período de faturamento, tendo sua unidade de medida em kW. Não há diferença na cobrança em kW para um pico gerado, podendo esse durar 1 hora ou 1 mês. Todavia a cobrança em kWh sofrerá alteração, como pode ser visto na Figura 3.2.

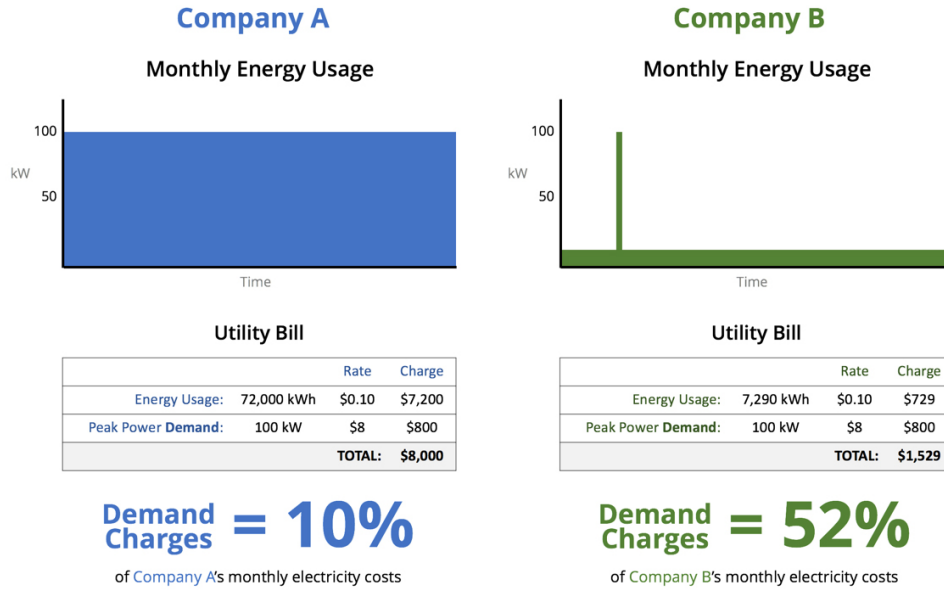


Figura 3.2: Conta de energia com pico de demanda igual para dois clientes com utilizações distintas de eletricidade (Brook, 2017).

Desta forma, nas WDNs, dada uma bomba $p \in P$ o valor $C_E(p)$ a ser pago pela utilização desta é a tarifa do pico do consumo de demanda C_d dada em $\$/kW$, acrescida à tarifa do consumo no intervalo de tempo t , $C_c(t)$ dada em $\$/kWh$. Como C_d é cobrado pelo seu pico, deve-se avaliá-lo pelo consumo máximo de p , tendo assim $E_d(p)$. Para o consumo registrado pelo intervalo de tempo, tem-se: a multiplicação de $C_c(t)$, quantidade de energia consumida por p em t , dada por $E_c(p, t)$ e duração do período em que p permaneceu ligada, dada por $S(p, t)$ para N^T períodos de tempo, conforme a equação (3.10).

$$C_E(p) = C_d E_d(p) + \sum_{t=0}^{N^T} C_c(t) E_c(p, t) S(p, t). \quad (3.10)$$

A quantidade de energia consumida ($E_c(p, t)$) por uma bomba depende da sua vazão ($Q(p, t)$), a altura a qual é possível entregar a água ($h(p, t)$), a eficiência a qual opera ($e(p, t)$) (razão entre a energia de entrada e energia de saída) e a densidade da água (γ), a qual é constante, como descrita na equação (3.11). Desta forma, escalonamentos das bombas em ponto de eficiência (melhor razão entre eficiência e custo) podem ser aplicados para melhor uso energético.

$$E_c(p, t) = \frac{10^{-3} \gamma Q(p, t) h(p, t)}{e(p, t)}. \quad (3.11)$$

Desta forma, pretende-se minimizar a equação 3.12.

$$z = \min \sum_p C_E(p). \quad (3.12)$$

3.5 RESTRIÇÕES HIDRÁULICAS DAS REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

As redes hidráulicas estão condicionadas às leis de conservação de massa e energia, e pressão mínima nos nós de demanda (De Corte & Sörensen, 2013). A lei de conservação de massa deve ser satisfeita para cada componente da WDN. Como o fluxo¹ é o produto da massa e a taxa de tempo, esta lei estabelece que o volume de água que flui para um nó na rede hidráulica, por unidade de tempo, deve ser igual ao volume de água para fora deste nó. Depreende-se então, que o fluxo varia conforme velocidade.

A lei de conservação de energia deve ser satisfeita para cada ciclo. Esta lei estabelece que a soma das quedas de pressão em um ciclo é zero. As quedas de pressão nos sistemas de tubulação são causadas por cisalhamento² na área de contato interna dos tubos e fricção com componentes da tubulação, como junções e válvulas. Por fim, a pressão em cada nó de demanda deve ser maior que a mínima requerida para que haja fluxo neste.

3.6 SIMULADOR HIDRÁULICO

Diversos trabalhos (López-Ibáñez et al., 2005, 2008; López-Ibáñez, 2009c; López-Ibáñez et al., 2011; De Corte & Sörensen, 2013; Martinho et al., 2021) que precisam verificar as restrições das WDN usam o simulador hidráulico EPANET. O EPANET abstrai a complexidade das WDN mantendo acurácia próxima a das WDN reais. Assim, os escalonamentos de bombas validados no EPANET podem ser utilizados nas WDN reais sem ajustes extensivos. Desta forma, os cálculos que definem as restrições apresentadas não são elencados neste trabalho, mas podem ser encontrados em De Corte and Sörensen (2013) e Martinho et al. (2021).

O EPANET é um simulador de comportamento hidráulico e de qualidade de água em redes de tubulação pressurizada (Rossman, 1999). As implementações do EPANET 2 são baseadas no algoritmo de gradiente global e as simulações consistem em resolver as equações hidráulicas que representam uma WDN. López-Ibáñez (2009c) apresenta o EPANET toolkit 1.5³ estendido, o qual é derivado do EPANET 2.00.10. O EPANET 1.5 é utilizado em De Corte and Sörensen (2016) e (Martinho et al., 2021), assim como neste trabalho.

O processo de simulação hidráulica para o problema de escalonamento de bombas toma como entrada a rede de distribuição de água, as demandas $D_{n,t}$ para cada nó $n \in \mathcal{N}$ que deve ser satisfeita para cada período $t \in T$, o horizonte de planejamento T , a pressão mínima h_n^{min} permitida em cada nó $n \in \mathcal{N}$ e um escalonamento para funcionamento das bombas.

¹Em língua inglesa empregam-se o termo *flow* para nomear escoamento, entretanto as traduções brasileiras usam a palavra fluxo como correspondente.

²Deformação que um corpo está sujeito quando as forças que agem sobre ele provocam um deslocamento em planos diferentes, devido ao fluxo turbulento, mantendo o volume constante.

³<<http://lopez-ibanez.eu/epanetlinux.html>>

ITERATED LOCAL SEARCH BASEADA EM SIMULAÇÃO

Neste capítulo é apresentada a metaheurística *iterated local search* (ILS) baseada em simulação para o escalonamento de bombas hidráulicas em redes de distribuição de água. O algoritmo combina uma abordagem ILS com o simulador hidráulico EPANET. O procedimento de validação de solução é descrito na Subseção 4.1. A heurística *multi-start* geradora de soluções iniciais é apresentada na Subseção 4.2. As descrições das vizinhanças e dos métodos de busca local são abordadas na Subseção 4.4. Na Subseção 4.5 é descrito o funcionamento da perturbação das soluções. Por fim, na Subseção 4.6 é apresentado o pseudocódigo da metaheurística ILS baseada em simulação.

4.1 PROCESSO DE VALIDAÇÃO DE SOLUÇÃO

O passo inicial do processo de simulação calcula a pressão nos nós e fluxos nas tubulações, os níveis de reservatórios e de tanques são fixados a partir dos parâmetros da rede. O próximo passo iterativo da simulação consiste em atualizar os níveis dos reservatórios em relação às demandas dos nós. A atualização dos níveis de tanque são realizadas solucionando uma equação que representa o fluxo da água. A solução da equação de conservação de fluxos resolve simultaneamente a equação de perda de pressão para cada nó na rede em um período de tempo $t \in T$.

Este processo é conhecido como balanceamento hidráulico da rede e requer o uso de uma técnica iterativa para resolver as equações não lineares envolvidas. O EPANET utiliza um algoritmo de Gradiente global (GGA, do inglês *global gradient algorithm*) para resolver essas equações (Todini, 1987).

A verificação iterativa do EPANET permite obter informações dos componentes da rede a cada passo da execução, podendo ser interrompida assim que houver alguma irregularidade na simulação. Os possíveis estados de execução foram elencados por Rossman (1999) e serão utilizadas neste trabalho para quantificar as soluções. Dentre os *outputs* fornecidos pelo EPANET estão os níveis de tanques, as pressões nos nós, a

comutação de estado das bombas, o custo da energia consumida e possíveis *warnings*. O processo de validação é feito sempre que há uma nova solução.

Uma solução \mathcal{S} , para o problema de escalonamento de bombas, pode ser definida como a atribuição para o estado de bomba $\mathcal{S}_{p,t} \in \{0, 1\}$ para cada bomba $p \in P$ em uma WDN e para cada período de tempo $t \in T$. O custo de uma solução \mathcal{S} é denotado por $f(\mathcal{S})$.

Algoritmo 1: VALIDA-SOLUCAO(G, \mathcal{S})

```

1 for  $t \in T$  do
2   SIMULACAO-HIDRAULICA( $G, \mathcal{S}, t$ );
3   for  $n \in \mathcal{N}$  do
4      $h_{n,t} \leftarrow$  PRESSAO-HIDRAULICA( $n$ );
5     if  $h_{n,t} < h_n^{min}$  then
6       return FALSE;
7   for  $k \in K$  do
8      $\Delta V_k \leftarrow$  NIVEL-TANQUE( $k$ );
9     if  $\Delta V_k > \Delta V^{tol}$  then
10      return FALSE;
11 return TRUE;
```

O Algoritmo 1 verifica a viabilidade da solução para o escalonamento de bombas em uma WDN. O Algoritmo 1 recebe um modelo G e uma solução \mathcal{S} para o problema de escalonamento de bombas. Na linha 2 é realizada a chamada ao simulador EPANET pela função SIMULACAO-HIDRAULICA(G, \mathcal{S}, t) que realiza o balanceamento hidráulico da rede iterativamente para cada período de tempo $t \in T$. O laço de repetição da linha 3 à 6 verifica a restrição de pressão mínima para cada nó $n \in \mathcal{N}$. Caso a pressão no nó n seja menor que a pressão mínima o Algoritmo 1 retorna FALSE na linha 6, sendo assim uma solução inviável. O laço de repetição da linha 7 à 10 verifica a restrição de nível mínimo para cada tanque $k \in K$. Caso o nível no tanque k seja menor que o nível mínimo requerido o Algoritmo 1 retorna FALSE na linha 10, sendo assim uma solução inviável.

Caso as restrições não sejam violadas, retorna TRUE na linha 11, sendo assim uma solução de alta qualidade.

4.2 GERAÇÃO DE SOLUÇÃO INICIAL

O método de geração de solução de qualidade inicial *multi-start* randomizada, salvo melhor juízo, é inédito na literatura até o momento desta pesquisa. Esse método utiliza a representação explícita binária (Seção 2.2), gera intervalos inteiros aleatórios a partir de uma distribuição uniforme entre $[1, N^T]$ não sobrepostos, propiciando o controle de comutações do estado de bomba. A solução inicial é composta por no máximo SW comutações, as quais são geradas conforme o Algoritmo 2. O Algoritmo 2 recebe uma WDN G , o tempo máximo de execução $time^{max}$, os fatores de multiplicação que enviesam a geração de períodos ligados de uma bomba em períodos de energia elétrica mais onerosos α e períodos menos onerosos β . A função ONEROSO(t) $\in \{\text{TRUE}, \text{FALSE}\}$, recebe um período $t \in T$ e retorna TRUE se esse período estiver entre os períodos de tarifação mais

onerosos.

Algoritmo 2: MULTI-START($G, time^{max}, \alpha, \beta$)

```

1  $\mathcal{S}' \leftarrow$  inicia solução com todas as bombas ligadas em todos os períodos;
2  $i \leftarrow 0$ ;
3 while  $time^{max}$  not reached do
4    $\mathcal{S} \leftarrow$  inicia solução com todas as bombas ligadas em todos os períodos;
5   for  $p \in P$  do
6      $t \leftarrow 1$ ;
7      $m \leftarrow$  seleciona aleatoriamente um inteiro no intervalo  $[2, 2 \times SW]$ ;
8      $j \leftarrow 0$ ;
9     while  $j < m$  and  $t < N^T$  do
10      if  $ONEROSO(t)$  then
11         $l \leftarrow$  seleciona aleatoriamente um inteiro no intervalo  $[1, \alpha \times N^T - t]$ ;
12      else
13         $l \leftarrow$  seleciona aleatoriamente um inteiro no intervalo  $[1, \beta \times N^T - t]$ ;
14      if  $j$  é par then
15         $\mathcal{S}_p \leftarrow$  liga a bomba  $p$  do período  $t$  ao  $t + l$ ;
16      else
17         $\mathcal{S}_p \leftarrow$  desliga a bomba  $p$  do período  $t$  ao  $t + l$ ;
18         $t \leftarrow t + l + 1$ ;
19         $j \leftarrow j + 1$ ;
20      if  $VALIDA-SOLUCAO(G, \mathcal{S})$  then
21         $i \leftarrow i + 1$ ;
22        if  $f(\mathcal{S}) < f(\mathcal{S}')$  then
23           $\mathcal{S}' \leftarrow \mathcal{S}$ ;
24 return  $\mathcal{S}'$ ;

```

A linha 1 inicia o custo da solução \mathcal{S}' com máximo valor possível (todas as bombas ligadas durante todo o horizonte de planejamento). Na linha 2 é inicializado o contador de soluções iniciais geradas pelo método *Multi-start*. Na linha 3 inicia o método *Multi-start*, o qual gera soluções de qualidade até atingir o tempo $time^{max}$ e retorna uma solução de alta qualidade com o menor custo monetário. Da linha 5 à 19 é gerada a quantidade máxima de intervalos e quais serão os intervalos ligados e desligados para cada bomba $p \in P$. Na linha 7 é gerada a quantidade de intervalos para uma bomba $p \in P$ de forma randômica. Assim, se o número sorteado for 2, terá um intervalo ligado e outro desligado, ou seja, uma comutação do estado de uma bomba. Entretanto, ainda não é definido por quanto tempo uma bomba ficará ligada ou desligada, o que será descrito da linha 9 à 19. Da linha 10 à linha 13 é verificado se o período está entre os mais onerosos, caso seja, o tamanho do intervalo l será gerado em relação à β , caso contrário l será gerado em relação à α . Da linha 14 à 19 temos a verificação: se o j -ésimo intervalo for par,

este será um intervalo com a bomba p ligada, caso contrário desligada. Essa estratégia é adotada pois a demanda é maior no início da simulação. O tamanho desse intervalo l é dado aleatoriamente nas linhas 11 e 13. Ao final da construção de uma solução \mathcal{S} , esta é validada (linha 20). Se a solução \mathcal{S} não viola as restrições da WDN, será aceita e o contador de soluções é acrescido, caso contrário o processo será reiniciado. Na linha 22 a solução que foi gerada é comparada com a melhor até o momento, sendo mantida a que possui menor custo monetário. Por fim, na linha 24 o algoritmo retorna a solução com menor custo.

4.3 ESTRUTURAS DE VIZINHANÇAS

Uma estrutura de vizinhança pode ser definida como um conjunto de todas as potenciais soluções que pouco diferem de uma solução atual \mathcal{S} e cada membro desse conjunto é chamado vizinho de \mathcal{S} (Gendreau & Potvin, 2010). Uma busca local pode ser resumida como um procedimento de busca que, recebe uma solução inicial, aplica um operador de vizinhança, analisa as soluções vizinhas e, possivelmente, melhora a solução inicial. O processo se repete até que um critério de parada seja atingido (Gendreau & Potvin, 2010). A busca se move para uma solução de qualidade melhorada que pouco se difere da atual. A partir de uma solução candidata \mathcal{S} a busca então move-se iterativamente para uma solução vizinha. Savic et al. (1997) utilizaram duas vizinhanças com diferença de um e dois elementos em uma sequência binária. Neste trabalho, duas vizinhanças são apresentadas: A vizinhança *flip* extremidade atua desligando as bombas no início e fim de sequências de períodos ligados, preservando a quantidade de comutações do estado de bombas e por consequência reduzindo a quantidade de vizinhos em relação a vizinhança do Savic et al. (1997). A vizinhança *flip* interno atua desligando as bombas dividindo uma sequência de períodos ligados, aumentando a quantidade de comutações do estado de bombas e complementando a vizinhança *flip* extremidade.

4.3.1 Vizinhança com diferença de um elemento - *flip* extremidade

Dada uma solução \mathcal{S} , sua vizinhança $N_1(\mathcal{S})$ é definida como o conjunto de soluções que diferem de \mathcal{S} em um elemento na extremidade de uma sequência de períodos ligados. Assim, o movimento possível para alcançar um vizinho de \mathcal{S} na vizinhança $N_1(\mathcal{S})$ é desligando uma bomba p em um intervalo de tempo t_j , onde $t_{j-1} = 0$ ou $t_{j+1} = 0$, como pode ser visto na Figura 4.1.

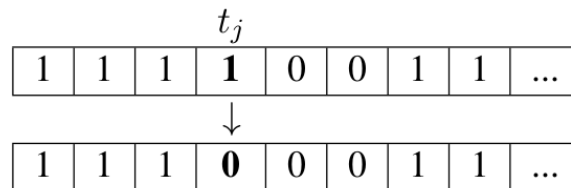


Figura 4.1: Estrutura de vizinhança com diferença de um elemento - *flip* extremidade.

4.3.2 Vizinhaça com diferença de um elemento interno - *flip* interno

Dada uma soluçaõ \mathcal{S} , sua vizinhaça $N_2(\mathcal{S})$ é definida como o conjunto de soluçaõs que diferem de \mathcal{S} em um elemento na sequênciã de períodos ligados, que não sejam os períodos das extremidades da sequênciã (complementa a vizinhaça *flip* extremidade). Assim, o movimento possível para alcançaõ um vizinho de \mathcal{S} na vizinhaça $N_2(\mathcal{S})$ é desligando uma bomba p em um intervalo de tempo t_j , onde $t_{j-1} = 1$ e $t_{j+1} = 1$, como pode ser visto na Figura 4.2.

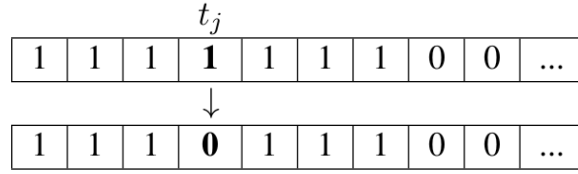


Figura 4.2: Estrutura de vizinhaça com diferença de um elemento - *flip* interno.

4.4 BUSCA LOCAL

A Busca Local melhora uma soluçaõ inicial aplicando modificaçaõs locais sucessivas, a busca termina quando encontra um ótimo local ou quando um outro critério de parada é atingido (Gendreau & Potvin, 2010). Neste trabalho será utilizado o paradigma *first-improvement*, o qual aceita uma nova soluçaõ sempre que a atual é melhorada. A busca é dividida em duas partes, *flip* extremidade e *flip* interno, detalhadas na Seçaõ 4.3. Ambas as vizinhaças possuem o mesmo critério de execuçaõ, como pode ser visto no Algoritmo 3: seleciona um vizinho a partir de uma soluçaõ corrente, valida a soluçaõ com o Algoritmo 1 e avalia o seu custo, se o custo da soluçaõ vizinha for menor que o da soluçaõ corrente, atualiza a soluçaõ corrente e atualiza a vizinhaça. Este processo é repetido até que não haja mais vizinhos. O Algoritmo 3 recebe uma WDN G , uma soluçaõ corrente \mathcal{S} e o tipo v de vizinhaça que irá explorar, sendo assim, utilizado por ambas as vizinhaças *flip* extremidade e *flip* interno. Na linha 1 é criada uma lista $L^{\mathcal{S}}$ de todos os vizinhos $N_v(\mathcal{S})$ de \mathcal{S} de forma aleatória. Das linhas 2 à 7 do Algoritmo 3 os vizinhos da soluçaõ corrente \mathcal{S} são visitados. Na linha 4 é verificado se \mathcal{S}' é uma soluçaõ de qualidade para o problema de escalonamento de bombas. Caso \mathcal{S}' seja uma soluçaõ de qualidade o seu custo é comparado com o custo da soluçaõ corrente \mathcal{S} na linha 5. Se o custo de \mathcal{S}' for menor que o custo de \mathcal{S} , a soluçaõ corrente será atualizada na linha 6 e a lista $L^{\mathcal{S}}$ será atualizada de forma aleatória com os novos vizinhos de \mathcal{S} na linha 7. O Algoritmo 3 continua até visitar todos os vizinhos de uma soluçaõ corrente \mathcal{S} , por fim, na linha 8 retorna a melhor soluçaõ encontrada.

Algoritmo 3: BUSCA-LOCAL(G, \mathcal{S}, v)

```

1  $L^{\mathcal{S}} \leftarrow$  crie uma lista randômica com todos os vizinhos  $N_v(\mathcal{S})$  de  $\mathcal{S}$ ;
2 while  $L^{\mathcal{S}} \neq \emptyset$  do
3   remove a primeira solução  $\mathcal{S}'$  de  $L^{\mathcal{S}}$ ;
4   if  $VALIDA-SOLUCAO(G, \mathcal{S}')$  then
5     if  $f(\mathcal{S}') < f(\mathcal{S})$  then
6        $\mathcal{S} \leftarrow \mathcal{S}'$ ;
7        $L^{\mathcal{S}} \leftarrow$  crie uma lista randômica com todos os vizinhos  $N_v(\mathcal{S})$  de  $\mathcal{S}$ ;
8 return( $\mathcal{S}$ );

```

4.5 PERTURBAÇÃO

A busca local pode ficar presa em ótimos locais que são significativamente piores que o ótimo global. A ILS realiza tentativas de escapar do ótimo local aplicando perturbações ao mínimo local atual (Gendreau & Potvin, 2010). A perturbação é usada para diversificação, isto é, para escapar de um ótimo local. Uma perturbação é aplicada à solução para explorar outras vizinhanças. A perturbação modifica a solução conforme o grau $\epsilon \in \mathbb{N}_{\neq 0}$ que indica quantos períodos t serão modificados em uma bomba p , como pode ser visto na Figura 4.3. Os períodos e bombas modificados pela perturbação são escolhidos aleatoriamente.

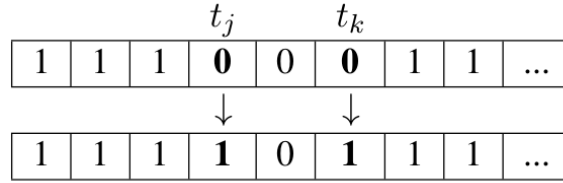


Figura 4.3: Estrutura de perturbação com $\epsilon = 2$, para uma bomba p .

A perturbação gera soluções respeitando a quantidade de comutações, conforme a Inequação 3.8.

Algoritmo 4: PERTURBACAO(G, \mathcal{S}, ϵ)

```

1  $i \leftarrow 0$ ;
2 while  $i < \epsilon$  do
3    $p \leftarrow ALEATORIO(1, N^P)$ ;
4    $t \leftarrow ALEATORIO-DESLIGADO(p)$ ;
5    $\mathcal{S} \leftarrow LIGA(p, t)$ ;
6   if  $N_p^{sw} \leq SW$  and  $VALIDA-SOLUCAO(G, \mathcal{S})$  then
7      $i \leftarrow i + 1$ ;
8   else
9      $\mathcal{S} \leftarrow DESLIGA(p, t)$ ;
10 return( $\mathcal{S}$ );

```

O Algoritmo 4 mostra como funciona a perturbação, o qual recebe uma WDN G , uma solução \mathcal{S} e o fator de perturbação $\epsilon \in \mathbb{N}$. Na linha 3 uma bomba hidráulica p é escolhida aleatoriamente a partir de uma distribuição uniforme entre todas as bombas da rede de distribuição de água, em seguida, na linha 4 é sorteado um período t aleatoriamente entre os períodos que a bomba p está desligada. Na linha 5 a bomba p será ligada no período t e adicionada à solução \mathcal{S} . Na linha 6 é verificada se a quantidade máxima de comutações não foi atingida e se a solução \mathcal{S} é viável. Se sim, incrementa-se o contador de perturbações realizadas na linha 7, se não a alteração realizada na linha 5 é desfeita na linha 9. Este processo repete-se até que a quantidade ϵ seja atingida. Por fim, na linha 10 é retornada a solução \mathcal{S} perturbada.

4.6 ITERATED LOCAL SEARCH BASEADA EM SIMULAÇÃO

A construção do Algoritmo 5 foi baseada nos conceitos do *Iterated Local Search* (ILS).

Algoritmo 5: ILS-SIM($G, \text{Max-it}, \text{time}^{\text{max}}, \text{time}_{\text{sim}}^{\text{max}}, \alpha, \beta, \epsilon$)

```

1  $\mathcal{S}^* \leftarrow \mathcal{S} \leftarrow \text{MULTI-START}(G, \text{time}^{\text{max}}, \alpha, \beta);$ 
2  $i \leftarrow 0;$ 
3 while  $\text{time}_{\text{sim}}^{\text{max}}$  not reached do
4    $\mathcal{S}' \leftarrow \text{BUSCA-LOCAL}(\mathcal{S}, 1);$ 
5    $\mathcal{S}'' \leftarrow \text{BUSCA-LOCAL}(\mathcal{S}', 2);$ 
6   if  $f(\mathcal{S}'') < f(\mathcal{S}^*)$  then
7      $\mathcal{S}^* \leftarrow \mathcal{S}'';$ 
8   else
9      $\mathcal{S} \leftarrow \text{PERTURBAÇÃO}(\mathcal{S}'', \epsilon);$ 
10   $i \leftarrow i + 1;$ 
11 return  $\mathcal{S}^*;$ 

```

O Algoritmo 5 ILS-SIM utiliza a função $\text{MULTI-START}(G, \text{time}^{\text{max}}, \alpha, \beta)$ na linha 1, a qual gera várias soluções iniciais durante o tempo time^{max} e utiliza a de menor custo para iniciar a busca local. A busca local consiste em duas partes, sendo: vizinhança *flip* extremidade e vizinhança *flip* interno, conforme as linhas 4 e 5. Caso a solução encontrada nesta iteração seja melhor que \mathcal{S}^* (melhor solução até o momento), esta será atualizada, caso contrário realiza a perturbação, linha 9. A perturbação é iniciada se não houver melhoria em uma solução após as duas buscas. Esta solução perturbada é usada como entrada para o Algoritmo de busca local, linha 9.

EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

Este capítulo apresenta os experimentos computacionais dos algoritmos propostos. Os experimentos foram realizados em uma máquina com sistema operacional Ubuntu 18.04.1 LTS kernel versão 4.15.0-46-generic, processador Intel(R) Xeon Gold 6148 e 64GB de memória. A metaheurística ILS baseada em simulação foi implementada em linguagem de programação C, e sua interação com o simulador hidráulico EPANET foi estabelecida através do Extended EPANET Toolkit 1.5 (López-Ibáñez, 2009a, 2009b). A Seção 5.1 apresenta a metodologia qual foi conduzida os experimentos computacionais deste trabalho e as redes hídricas utilizadas para o problema de escalonamento de bombas em uma WDN. A Seção 5.2 apresenta os resultados dos experimentos computacionais obtidos pela abordagem proposta e a sua comparação com os resultados do estado da arte.

5.1 METODOLOGIA

Esta sessão apresenta a metodologia dos experimentos computacionais utilizada neste trabalho, instâncias e resultados computacionais. Os experimentos foram realizados com as instâncias propostas em Van Zyl et al. (2004) (Rede Vanzyl) e Atkinson et al. (2000) (Rede Richmond). Essas são as instâncias usadas na maioria dos trabalhos (Van Zyl et al., 2004; López-Ibáñez et al., 2005, 2008; Manuel, 2009; López-Ibáñez et al., 2011; Giacomello, Kapelan, & Nicolini, 2012; Abdallah & Kapelan, 2017). Dois parâmetros foram utilizados para comparação com o estado da arte: tempo de cômputo e custo total da solução.

5.1.1 Redes hídricas

As redes hídricas podem ser sintéticas ou reais. As redes sintéticas não existem no mundo real e seu propósito é testar o sistema em circunstâncias específicas. Doutro modo, as redes reais são representações das redes existentes. No contexto real as redes são compostas por canos, bombas, tanques e outros elementos, todavia para as simulações estes são abstraídos. Este trabalho utiliza duas redes, Vanzyl e Richmond, amplamente utilizadas na literatura, sendo assim parâmetros viáveis para comparação entre as abordagens do estado da arte.

Vanzyl

A rede sintética Vanzyl, proposta em Van Zyl et al. (2004), é considerada pequena, todavia possui os componentes suficientes para uma rede complexa. Como pode ser vista na Figura 5.1 (a), esta é composta por três bombas, dois tanques, dois nós de demanda, 15 tubos e uma válvula, a qual previne que a água retorne. Inicia a simulação as 07 h, para um período de 24 h. As tarifas de pico são das 07:00 h às 24:00 h e o maior consumo de água, ocorre em dois períodos 07:00 h e 18:00 h.

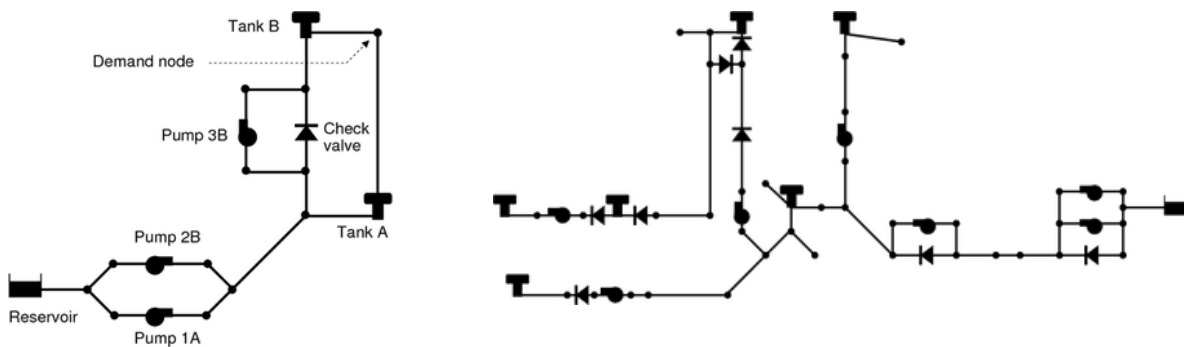


Figura 5.1: A figura mostra as redes usadas no trabalho. Em (a) a rede Vanzyl (Van Zyl et al., 2004), composta por três bombas, dois tanques e uma válvula, a qual previne que a água retorne. Em (b) a rede Richmond (Atkinson et al., 2000) (representação reduzida na imagem), é uma rede real, que fica no Reino Unido. Esta é composta por sete bombas, seis tanques, 948 links e 836 nós de demanda.

Richmond

A instância Richmond foi utilizada pela primeira vez em Atkinson et al. (2000), é uma rede real que fica no Reino Unido. Esta é composta por sete bombas, seis tanques, um reservatório, 948 links e 836 nós de demanda, como pode ser visto na Figura 5.1 (b) e as tarifas de pico são das 07:00 h às 24:00 h. López-Ibáñez et al. (2011) apresenta três modificações para a WDN Richmond gerando os seguintes cenários:

- Cenário 1** : As demandas aumentaram em 10%, modelando uma demanda de água mais alta;
- Cenário 2** : As demandas são reduzidas em 10%, modelando uma demanda menor de água;
- Cenário 3** : Os padrões de demanda são misturados aleatoriamente, modelando mudanças repentinas na demanda.

A Tabela 5.1 sumariza as características das redes hídricas utilizadas no trabalho apresentado.

Tabela 5.1: Sumarização das redes hídricas.

WDN	Bombas	Tubos	Nós de demanda	Tanques	Reservatórios
Vanzyl	3	15	2	2	1
Richmond	7	948	836	6	1
Richmond Cenário 1	7	948	836	6	1
Richmond Cenário 2	7	948	836	6	1
Richmond Cenário 3	7	948	836	6	1

5.1.2 Parametrização

Para os testes foram realizadas 50 execuções para cada configuração e extraídos o melhor custo, pior custo, a média dos custos e o desvio padrão dos custos, essas informações são provenientes da configuração com o melhor resultado. Para as execuções com a rede Vanzyl foram utilizados os seguintes parâmetros: $time^{max} = 60s$, $time_{sim}^{max} \in \{0.60, 0.80\}$, $\epsilon \in \{2, 3, 4\}$, $\alpha \in \{0.70, 0.75, 0.80\}$ e $\beta \in \{0.20, 0.25, 0, 30\}$. Para execuções com a rede Richmond foram utilizados os mesmos parâmetros que para rede Vanzyl, diferindo somente $time^{max} = 600s$.

A definição dos valores dos parâmetros para os experimentos foi realizada via *script*, iterando pelos valores das variáveis, assim constatou que: (a) aumentar $time^{max}$ e $time_{sim}^{max}$ não gerava soluções com menor custo; (b) a soma dos valores de α e $\beta = 1$ geraram os melhores resultados, uma vez que não geram intervalos sobrepostos; (c) O crescimento do ϵ não diminuía o custo da solução, mas aumentava o tempo de processamento.

5.2 RESULTADOS COMPUTACIONAIS

Os experimentos computacionais realizados com ambas as instâncias mostraram comportamentos semelhantes para a geração de soluções iniciais. Os resultados das soluções iniciais apresentaram baixa variação do valor dentre as execuções como podem ser visto nas Tabelas 5.2 e 5.3.

Mesmo com a baixa variação do custo da solução, os escalonamentos das soluções iniciais foram distintos como pode ser visto na Figura 5.2.

Para as Tabelas 5.2 e 5.3 as colunas de C1 a C6 tem os respectivos valores de $time_{sim}^{max}$, α e β : (60, 70, 30; 60, 75, 25; 60, 80, 20; 80, 70, 30; 80, 75, 25; e 80, 80, 20).

Tabela 5.2: Resultados das soluções iniciais utilizando as diferentes configurações de α , β e $time_{sim}^{max}$ para rede Vanzyl.

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
Melhor (\$)	329.25	331.42	330.07	329.25	331.42	330.07
Média (\$)	341.44	342.74	342.00	341.44	342.74	342.00
Máximo (\$)	352.49	353.38	355.15	352.49	353.38	355.15
Desvio Padrão	5.10	5.29	5.14	5.10	5.29	5.14

Tabela 5.3: Resultados das soluções iniciais utilizando as diferentes configurações de α , β e $time_{sim}^{max}$ para rede Richmond.

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
Melhor (\$)	106.21	102.90	110.72	100.47	102.32	100.62
Média (\$)	115.16	116.06	116.98	115.64	116.06	115.54
Máximo (\$)	127.26	125.61	124.76	123.24	128.22	125.81
Desvio Padrão	5.00	4.95	3.55	4.33	4.75	4.88

A geração de solução inicial está atrelada aos parâmetros de α e β , que enviam a geração de períodos ligados de uma bomba em períodos mais e menos onerosos respectivamente. Para a configuração com o valor de $\alpha = 0.80$ e $\beta = 0.20$, a qual pode gerar soluções com maior custo, possibilitou encontrar soluções finais com os melhores valores alcançados nos experimentos. Da mesma forma, para a configuração com o valor de $\alpha = 0.70$ e $\beta = 0.30$, a qual pode gerar soluções com menor custo, também foi possível alcançar soluções finais com os melhores valores alcançados nos experimentos, como pode ser visto na Figura 5.2.

	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1
a)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
b)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1

Figura 5.2: A figura mostra o escalonamento de duas soluções iniciais \mathcal{S}_0 que geram o menor valor encontrado neste trabalho. Em (a) temos uma configuração gerada a partir de $\alpha = 0.80$ e $\beta = 0.20$ e $f(\mathcal{S}_0) = 339.73$. Em (b) temos uma configuração gerada a partir de $\alpha = 0.70$ e $\beta = 0.30$ e $f(\mathcal{S}_0) = 342.61$.

O tempo para encontrar a melhor solução dentro da busca é bastante rápido quando comparado ao tempo de verificação da solução pelo EPANET. Mais que 92% dos resultados são obtidos na primeira iteração da busca da metaheurística e para Vanzyl 100%, não consumindo assim o tempo designado para busca, esse tempo é utilizado realizando perturbações na solução.

As perturbações foram pouco expressivas nos experimentos, independente do valor de ϵ . Em alguns casos, perturbações com maior valor de ϵ foram mais efetivas na rede Richmond, entretanto não se percebe relação no valor de ϵ e $f(\mathcal{S}^*)$.

Para os experimentos com os parâmetros: $time_{sim}^{max}$, $time_{sim}^{max}$, α e β fixados e variando somente ϵ , os resultados para rede Vanzyl foram: $f(\mathcal{S}^*) = 318.92$ para $\epsilon = 2$, $f(\mathcal{S}^*) = 323.60$ para $\epsilon = 3$ e $f(\mathcal{S}^*) = 327.69$ para $\epsilon = 4$. Os resultados para rede Richmond foram: $f(\mathcal{S}^*) = 90.37$ para $\epsilon = 2$, $f(\mathcal{S}^*) = 91.82$ para $\epsilon = 3$ e $f(\mathcal{S}^*) = 89.47$ para $\epsilon = 4$.

Representação binária

A Tabela 5.4 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com o melhor resultado do López-Ibáñez (2009b) utilizando um algoritmo evolucionário simples (SEA, do inglês *Simple Evolutionary Algorithm*) com representação binária apresentada para rede Vanzyl, uma vez que ambos resultados utilizam as mesmas restrições físicas, de comutação do estado de bomba e representação do estado de bomba.

Tabela 5.4: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Vanzyl utilizando representação binária.

	ILS-sim	(López-Ibáñez, 2009b)
Melhor (\$)	318.22	323.00
Média (\$)	334.69	333.90
Máximo (\$)	348.75	358.80
Desvio Padrão	6.53	11.1
Tempo médio computacional (s)	60	417.60
Número de comutações	≤ 3	≤ 3

A Tabela 5.5 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com o melhor resultado do López-Ibáñez (2009b) utilizando um SEA com representação binária apresentada para rede Richmond, uma vez que ambos resultados utilizam as mesmas restrições físicas, de comutação do estado de bomba e representação do estado de bomba.

Tabela 5.5: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Richmond utilizando representação binária.

	ILS-sim	(López-Ibáñez, 2009b)
Melhor (\$)	89.47	90.20
Média (\$)	100.41	95.40
Máximo (\$)	111.10	107.50
Desvio Padrão	5.74	4.00
Tempo médio computacional (s)	600	8862
Número de comutações	≤ 3	≤ 3

5.2.1 Demais representações de estado de bomba

Nesta seção são apresentados o melhor resultado do algoritmo proposto utilizando a representação binária e a comparação com o melhor resultado do López-Ibáñez (2009b) utilizando as representações do estado de bomba apresentadas na Seção 3.3. As execuções foram realizadas com os seguintes algoritmos:

- (i) Algoritmo evolucionário simples (SEA, do inglês *Simple Evolutionary Algorithm*) com representação binária apresentada em López-Ibáñez (2009b);
- (ii) SEA com representação por nível de tanques apresentada em López-Ibáñez (2009b);
- (iii) SEA com representação absoluta controlada por tempo apresentada em López-Ibáñez (2009b);

- (iv) SEA com representação relativa controlada por tempo apresentada em López-Ibáñez (2009b);
- (v) Otimização multiobjetivo evolucionária (MMAS, do inglês *Multi-Objective Evolutionary Optimization*) com representação relativa controlada por tempo apresentada em López-Ibáñez (2009b);
- (vi) Otimização por colônia de formigas (ACO, do inglês *Ant Colony Optimization*) com representação relativa controlada por tempo apresentada em López-Ibáñez (2009b);

Vanzyl

A Tabela 5.6 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com os melhores resultados em López-Ibáñez (2009b) utilizando os algoritmos (ii), (iii), (iv), (v) e (vi) e as representações respectivas dos estado de bomba para a rede Vanzyl, observando que os resultados apresentados utilizam as mesmas restrições físicas e de comutação do estado de bomba.

Tabela 5.6: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Vanzyl.

	ILS-sim	Algoritmo (ii)	Algoritmo (iii)	Algoritmo (iv)	Algoritmo (v)	Algoritmo (vi)
Melhor (\$)	318.22	319.50	322.20	315.90	318.20	322.40
Média (\$)	334.69	346.40	343.9	334.10	345.60	340.8
Máximo (\$)	348.75	355.40	359.40	341.40	361.30	359.80
Desvio Padrão	5.80	7.60	11.60	6.10	12.40	10.10
Tempo médio (s)	60	-	-	-	-	-
Núm. de comutações	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3

Quando comparado a outras representações de escalonamento os valores obtidos para a instância Vanzyl mostram que a implementação da metaheurística *iterated local search* baseada em simulação chegou a soluções que desviam em apenas 0,73% do melhor valor conhecido, com as mesmas restrições, e com tempo médio de execução de alguns segundos.

Richmond

A Tabela 5.7 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com os melhores resultados em López-Ibáñez (2009b) utilizando os algoritmos (ii), (iii), (iv), (v) e (vi) e as representações respectivas dos estado de bomba para a rede Richmond, observando que os resultados apresentados utilizam as mesmas restrições físicas e de comutação do estado de bomba.

Quando comparado a outras representações de escalonamento os valores obtidos para a instância Richmond mostram que a implementação da metaheurística *iterated local search* baseada em simulação chegou a soluções que desviam em apenas 2,02% do melhor valor conhecido, com as mesmas restrições, e com tempo médio de execução de alguns minutos.

A Tabela 5.8 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com os melhores resultados em López-Ibáñez (2009b) utilizando os algoritmos (i), (ii), (iii) e

Tabela 5.7: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond.

	ILS-sim	Algoritmo (ii)	Algoritmo (iii)	Algoritmo (iv)	Algoritmo (v)	Algoritmo (vi)
Melhor (\$)	89.47	97.20	88.80	89.30	88.10	87.70
Média (\$)	100.41	103.3	98.00	94.40	95.60	90.70
Máximo (\$)	111.10	112.20	107.10	104.30	105.80	93.20
Desvio Padrão	5.74	3.60	4.20	3.5	5.40	1.70
Tempo médio (s)	600	-	-	-	-	-
Núm. de comutações	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3

(iv) e as representações respectivas dos estado de bomba para a rede Richmond para o cenário 1, observando que os resultados apresentados utilizam as mesmas restrições físicas e de comutação do estado de bomba.

Tabela 5.8: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond - Cenário 1.

	ILS-sim	Algoritmo (i)	Algoritmo (ii)	Algoritmo (iii)	Algoritmo (iv)
Melhor (\$)	105.62	108.40	113.50	108.90	105.30
Média (\$)	114.95	111.60	119.70	112.80	108.00
Máximo (\$)	124.83	116.70	121.70	117.40	112.00
Desvio Padrão	4.77	2.40	2.00	2.30	1.80
Tempo médio (s)	600	-	-	-	-
Núm. de comutações	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3

A Tabela 5.9 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com os melhores resultados em López-Ibáñez (2009b) utilizando os algoritmos (i), (ii), (iii) e (iv) e as representações respectivas dos estado de bomba para a rede Richmond para o cenário 2, observando que os resultados apresentados utilizam as mesmas restrições físicas e de comutação do estado de bomba.

Tabela 5.9: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond - Cenário 2.

	ILS-sim	Algoritmo (i)	Algoritmo (ii)	Algoritmo (iii)	Algoritmo (iv)
Melhor (\$)	72.10	76.10	80.10	74.90	71.60
Média (\$)	80.20	80.60	83.10	77.10	75.20
Máximo (\$)	96.07	88.00	85.80	86.80	79.10
Desvio Padrão	5.11	3.90	1.60	3.50	2.00
Tempo médio (s)	600	-	-	-	-
Núm. de comutações	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3

A Tabela 5.10 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com os melhores resultados em López-Ibáñez (2009b) utilizando os algoritmos (i), (ii), (iii) e (iv) e as representações respectivas dos estado de bomba para a rede Richmond para o

cenário 3, observando que os resultados apresentados utilizam as mesmas restrições físicas e de comutação do estado de bomba.

Tabela 5.10: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte para rede Richmond - Cenário 3.

	ILS-sim	Algoritmo (i)	Algoritmo (ii)	Algoritmo (iii)	Algoritmo (iv)
Melhor (\$)	88.35	90.00	92.20	90.50	86.70
Média (\$)	98.09	95.50	94.90	94.20	89.80
Máximo (\$)	111.50	99.60	104.80	99.20	95.00
Desvio Padrão	4.44	2.90	3.00	2.50	2.50
Tempo médio (s)	600	-	-	-	-
Núm. de comutações	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3	≤ 3

Alguns resultados de trabalhos citados da Tabela 5.6 à Tabela 5.10 faltam valores como tempo médio computacional e número de comutações. A falta do valor para tempo médio computacional dá-se pela técnica utilizada, já que esta aplica avaliações de função, assim o tempo não é exposto pelos autores. Em outros casos, os valores faltantes para a quantidade de comutações não é informado no artigo. Vale lembrar também que as configurações de hardware e software são distintas dos trabalhos citados para este.

5.2.2 Restrições de comutação

Nesta seção são apresentados os resultados dos experimentos sem restrições no número de comutações do estado de bomba, com intuito de avaliar possíveis novas soluções e o impacto da limitação do número de comutações do estado de bomba. A Tabela 5.11 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com o melhor resultado do López-Ibáñez (2009b) utilizando o algoritmo (i) e as representação respectiva dos estado de bomba para a rede Vanzyl. A Tabela 5.12 apresenta o melhor resultado do algoritmo proposto e a comparação com o melhor resultado do López-Ibáñez (2009b) utilizando o algoritmo (i) e as representação respectiva dos estado de bomba para a rede Richmond.

Tabela 5.11: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Vanzyl utilizando representação binária.

	ILS-sim	Algoritmo (i)
Melhor (\$)	318.22	327.80
Média (\$)	336.27	338.70
Máximo (\$)	349.47	358.40
Desvio Padrão	6.28	9.90
Tempo médio computacional (s)	60	-

Tabela 5.12: Resultados usando o algoritmo proposto e a correspondência com as soluções do estado da arte Richmond utilizando representação binária.

	ILS-sim	Algoritmo (i)
Melhor (\$)	89.67	90.40
Média (\$)	99.05	91.70
Máximo (\$)	116.69	97.00
Desvio Padrão	5.74	1.90
Tempo médio computacional (s)	600	-

Os resultados obtidos mostram que o aumento da flexibilidade obtida ao permitir um maior número de comutações do estado de bombas não leva a melhores soluções, assim como também no trabalho de López-Ibáñez (2009b).

CONSIDERAÇÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho apresentou uma nova abordagem para o problema de escalonamento de bombas hidráulicas em redes de distribuição de água. A proposta apresentada é bastante promissora, obtendo os melhores resultados utilizando a representação binária com as restrições apresentadas no trabalho do López-Ibáñez (2009b). A implementação da metaheurística *iterated local search* baseada em simulação mostrou-se promissora quando comparados os resultados obtidos com os resultados dos métodos estado-da-arte utilizando outras representações e com tempo de execução computacional entre 60 e 600s.

Quando comparado a outras representações de escalonamento os valores obtidos para a instância Vanzyl mostram que a implementação da metaheurística *iterated local search* baseada em simulação chegou a soluções que desviam em apenas 0.73% do melhor valor conhecido, com as mesmas restrições, e com tempo médio de execução de 60s. Para a instância Richmond, a abordagem proposta chegou a soluções que desviam em apenas 2.02% do melhor valor conhecido, com as mesmas restrições e com tempo médio de execução de 600s.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

A abordagem apresentada neste trabalho explorou o uso da metaheurística *iterated local search* baseada em simulação para o problema de escalonamento de bombas hidráulicas em redes de distribuição de água. Trabalhos futuros podem incluir investigação de outros métodos: a versão multiobjetivo do problema assim como, novas abordagens para a perturbação, sendo que os resultados foram pouco expressivos para reduzir os valores das soluções.

Outra possibilidade a ser investigada é a aplicação da metaheurística *iterated local search* baseada em simulação em outras representações de escalonamento de bombas, sobretudo a utilização da representação *time-controlled triggers*, pois foi a representação com a qual encontrou as soluções com os melhores resultados para ambas as instâncias utilizadas neste trabalho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdallah, M., & Kapelan, Z. (2017). Iterative Extended Lexicographic Goal Programming Method for Fast and Optimal Pump Scheduling in Water Distribution Networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 143(11), 04017066.
- Atkinson, R., Van Zyl, J., Walters, G., & Savic, D. (2000). Genetic Algorithm Optimisation of Level-Controlled Pumping Station Operation. *Water Network Modelling for Optimal Design and Management*, 79–90.
- Bonvin, G., Demasse, S., Le Pape, C., Maïzi, N., Mazauric, V., & Samperio, A. (2017). A Convex Mathematical Program for Pump Scheduling in a Class of Branched Water Networks. *Applied Energy*, 185, 1702–1711.
- Bonvin, G., Demasse, S., & Lodi, A. (2021). Pump Scheduling in Drinking Water Distribution Networks with an LP/NLP-Based Branch and Bound. *Optimization and Engineering*, 22, 1275–1313.
- Boulos, P., Wu, Z., Orr, C., Moore, M., Hsiung, P., & Thomas, D. (2001). Optimal Pump Operation of Water Distribution Systems Using Genetic Algorithms. In *AWWA Distribution System Symposium*. Denver, USA: American Water Works Association.
- Brook, S. (2017). *Demand Charge*. <<https://gridedgenews.com/peak-shaving-to-reduce-peak-demand-charges/>>. (Accessed: 2022-02-13)
- Candelieri, A., Perego, R., & Archetti, F. (2018). Bayesian Optimization of Pump Operations in Water Distribution Systems. *Journal of Global Optimization*, 71(1), 213–235.
- Cantu-Funes, R., & Coelho, L. C. (2022). Simulation-Based Optimization of Pump Scheduling for Drinking Water Distribution Systems. *Engineering Optimization*, 1–15.
- Carpitella, S., Brentan, B., Montalvo, I., Izquierdo, J., & Certa, A. (2019). Multi-Criteria Analysis Applied to Multi-Objective Optimal Pump Scheduling in Water Systems. *Water Supply*, 19(8), 2338–2346.
- Choi, Y. H. (2022). Development of Optimal Water Distribution System Design and Operation Approach Considering Hydraulic and Water Quality Criteria in Many-Objective Optimization Framework. *Journal of Computational Design and Engineering*, 9(2), 507–518.
- Cimorelli, L., D’Aniello, A., & Cozzolino, L. (2020). Boosting Genetic Algorithm Performance in Pump Scheduling Problems with a Novel Decision-Variable Representation. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 146(5), 04020023.
- Cohen G., R. J. B., K. C. Tan. (1982). Optimal Control of Water Supply Networks. In *Optimization and Control of Dynamic Operational Research Models* (Vol. 4, pp. 251–276). Amsterdam: North-Holland Publishing Company.

- Coulbeck, B. (1984). Optimisation of Water Networks. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 6(4), 271–280.
- Dai, P. D., Cuong, L. Q., & Van Dai, B. (2017). Optimal Pump Scheduling to Pressure Management for Large-Scale Water Distribution Systems. In *International Conference on Advanced Engineering Theory and Applications* (pp. 532–541).
- Dai, P. D., & Viet, N. H. (2021). Optimization of Variable Speed Pump Scheduling for Minimization of Energy and Water Leakage Costs in Water Distribution Systems with Storages. In *2021 13th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)* (pp. 1–6).
- Dandy, G., & Gibbs, M. (2003). Optimizing System Operations and Water Quality. In *World Water & Environmental Resources Congress 2003* (pp. 1–10).
- De Corte, A., & Sörensen, K. (2013). Optimisation of Gravity-Fed Water Distribution Network Design: A Critical Review. *European Journal of Operational Research*, 228(1), 1–10.
- De Corte, A., & Sörensen, K. (2016). An Iterated Local Search Algorithm for Water Distribution Network Design Optimization. *Networks*, 67(3), 187–198.
- De Paola, F., Fontana, N., Giugni, M., Marini, G., & Pugliese, F. (2017). Optimal Solving of the Pump Scheduling Problem by Using a Harmony Search optimization Algorithm. *Journal of Hydroinformatics*, 19(6), 879–889.
- D’Ambrosio, C., Lodi, A., Wiese, S., & Bragalli, C. (2015). Mathematical Programming Techniques in Water Network Optimization. *European Journal of Operational Research*, 243(3), 774–788.
- Ertin, E., Dean, A. N., Moore, M. L., & Priddy, K. L. (2001). Dynamic Optimization for Optimal Control of Water Distribution Systems. In *Applications and Science of Computational Intelligence IV* (Vol. 4390, pp. 142–149).
- Gendreau, M., & Potvin, J.-Y. (2010). Tabu Search. *Handbook of Metaheuristics*, 41–59.
- Giacomello, C., Kapelan, Z., & Nicolini, M. (2012). Fast Hybrid Optimization Method for Effective Pump Scheduling. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 139(2), 175–183.
- Goldman, F. E., & Mays, L. W. (1999). The Application of Simulated Annealing to the Optimal Operation of Water Systems. In *WRPMD’99: Preparing for the 21st Century* (pp. 1–16). American Society of Civil Engineers.
- Jafari-Asl, J., Azizyan, G., Monfared, S. A. H., Rashki, M., & Andrade-Campos, A. G. (2021). An Enhanced Binary Dragonfly Algorithm Based on a V-Shaped Transfer Function for Optimization of Pump Scheduling Program in Water Supply Systems (Case Study of Iran). *Engineering Failure Analysis*, 123, 105323.
- Kazantzis, M. D., Simpson, A. R., Kwong, D., & Tan, S. M. (2002). A New Methodology for Optimizing the Daily Operations of a Pumping Plant. In *Proceedings of the 2002 Conference on Water Resources Planning*. Roanoke, Virginia: American Society of Civil Engineers Conference on Water Resources Planning and Management.
- Lansley, K. E., & Awumah, K. (1994). Optimal Pump Operations Considering Pump Switches. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 120(1), 17–35.
- López-Ibáñez, M. (2009a). *Extended EPANET Toolkit*. <<http://lopez-ibanez.eu/epanetlinux.html>>. (Online Reference, Last Access on August 1, 2020)

- López-Ibáñez, M. (2009b). *Operational Optimisation of Water Distribution Networks* (PhD Thesis). School of Engineering and the Built Environment, Edinburgh Napier University, UK.
- López-Ibáñez, M. (2009c). *Operational Optimisation of Water Distribution Networks* (Unpublished doctoral dissertation). Edinburgh Napier University.
- López-Ibáñez, M., Prasad, T. D., & Paechter, B. (2005). Optimal Pump Scheduling: Representation and Multiple Objectives. In *Proceedings of the Eighth International Conference on Computing and Control for the Water Industry (CCWI 2005)* (Vol. 1, pp. 117–122).
- López-Ibáñez, M., Prasad, T. D., & Paechter, B. (2008). Ant Colony Optimization for Optimal Control of Pumps in Water Distribution Networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 134(4), 337–346.
- López-Ibáñez, M., Prasad, T. D., & Paechter, B. (2011). Representations and Evolutionary Operators for the Scheduling of Pump Operations in Water Distribution Networks. *Evolutionary Computation*, 19(3), 429–467.
- Lourenço, H. R., Martin, O. C., & Stützle, T. (2003). Iterated Local Search. In *Handbook of Metaheuristics* (pp. 320–353). Springer.
- Luna, T., Ribau, J., Figueiredo, D., & Alves, R. (2019). Improving Energy Efficiency in Water Supply Systems with Pump Scheduling Optimization. *Journal of Cleaner Production*, 213, 342–356.
- Mackle, G., Savic, G. A., & Walters, G. A. (1995). Application of Genetic Algorithms to Pump Scheduling for Water Supply. In *Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications, 1995. GALEZIA. First International Conference on (Conf. Publ. No. 414)* (pp. 400–405).
- Mala-Jetmarova, H., Sultanova, N., & Savic, D. (2017). Lost in Optimisation of Water Distribution Systems? A Literature Review of System Operation. *Environmental Modelling & Software*, 93, 209–254.
- Manuel, L. (2009). *Operational Optimisation of Water Distribution Networks*. Edinburgh, UK.
- Marchi, A., Simpson, A. R., & Lambert, M. F. (2017). Pump Operation Optimization Using Rule-Based Controls. *Procedia Engineering*, 186, 210–217.
- Martinho, W. C., Melo, R. A., & Sörensen, K. (2021). An Enhanced Simulation-Based Iterated Local Search Metaheuristic for Gravity Fed Water Distribution Network Design Optimization. *Computers & Operations Research*, 105429.
- McCormick, G., & Powell, R. S. (2003a). Optimal Pump Scheduling in Water Supply Systems with Maximum Demand Charges. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 129(5), 372–379.
- McCormick, G., & Powell, R. S. (2003b). A Progressive Mixed Integer-Programming Method for Pump Scheduling. *Proceedings of Advances in Water Supply Management*, 307–313.
- Móller, D. S., Lima, G. M., Brentan, B. M., & Barros, D. B. (2020). Optimal Pump Selection for Variable Speed Operation in Water Distribution Network. *RBRH*, 25.
- Ngancha, P., Kusakana, K., & Markus, E. (2022). Optimal Pumping Scheduling for Municipal Water Storage Systems. *Energy Reports*, 8, 1126–1137.

- Nitivattananon, V., Sadowski, E. C., & Quimpo, R. G. (1996). Optimization of Water Supply System Operation. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 122(5), 374–384.
- Ormsbee, L., Walski, T. M., Chase, D. V., & Sharp, W. W. (1989). Techniques for Improving Energy Efficiency at Water Supply Pumping Stations. *US Army Engineer Waterways Experiment Station, Vicksburg, MS*.
- Ormsbee, L. E., & Lansey, K. E. (1994). Optimal Control of Water Supply Pumping Systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 120(2), 237–252.
- Ormsbee, L. E., & Walski, T. M. (1989). Identifying Efficient Pump Combinations. *Journal-American Water Works Association*, 81(1), 30–34.
- Pasha, M. F. K., & Lansey, K. (2009). Optimal Pump Scheduling by Linear Programming. In *World Environmental and Water Resources Congress 2009: Great Rivers* (pp. 1–10).
- Pasha, M. F. K., & Lansey, K. (2014). Strategies to Develop Warm Solutions for Real-Time Pump Scheduling for Water Distribution Systems. *Water Resources Management*, 28(12), 3975–3987.
- Quintiliani, C., & Creaco, E. (2019). Using Additional Time Slots for Improving Pump Control Optimization Based on Trigger Levels. *Water Resources Management*, 33(9), 3175–3186.
- Rossman, L. A. (1999). The EPANET Programmer’s Toolkit for Analysis of Water Distribution Systems. In *WRPMD’99: Preparing for the 21st Century* (pp. 1–10). American Society of Civil Engineers.
- Santos, M. O., Soler, E. M., Furlan, M. M., & Vieira, J. C. (2022). A Mixed Integer Programming Model and Solution Method for the Operation of an Integrated Water Supply System. *International Transactions in Operational Research*, 29(2), 929–958.
- Savic, D. A., Walters, G. A., & Schwab, M. (1997). Multiobjective Genetic Algorithms for Pump Scheduling in Water Supply. In *AISB International Workshop on Evolutionary Computing* (pp. 227–235).
- Simpson, A. R., Sutton, D. C., Keane, D. S., & Sheriff, S. J. (1999). Optimal Control of Pumping at a Water Filtration Plant Using Genetic Algorithms. *Water Industry Systems: Modeling and Optimization Applications*, 407–415.
- Sotelo, A., Von Lücken, C., & Barán, B. (2002). Multiobjective Evolutionary Algorithms in Pump Scheduling Optimisation. In *Proceedings of the Third International Conference on Engineering Computational Technology*. Civil-Comp Press, Stirling, Scotland.
- Sterling, M. J. H., & Coulbeck, B. (1975). Optimization of Water Pumping Costs by Hierarchical Methods. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers*, 59(4), 789–797.
- Tarquin, A. J., & Dowdy, J. (1989). Optimal Pump Operation in Water Distribution. *Journal of Hydraulic Engineering*, 115(2), 158–168.
- Tasseff, B. (2021). *Optimization of Critical Infrastructure with Fluids* (Unpublished doctoral dissertation). University of Michigan.
- Todini, E. (1987). A Gradient Method for the Analysis of Pipe Networks. In *International conference on computer applications for water supply and distribution*.
- Turci, L. d. O., Wang, J., & Brahmia, I. (2020). Adaptive and Improved Multi-Population

- Based Nature-Inspired Optimization Algorithms for Water Pump Station Scheduling. *Water Resources Management*, 34(9), 2869–2885.
- Van Zyl, J. E., Savic, D. A., & Walters, G. A. (2004). Operational Optimization of Water Distribution Systems Using a Hybrid Genetic Algorithm. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 130(2), 160–170.
- Verleye, D., & Aghezzaf, E.-H. (2016). Generalized Benders Decomposition to Reoptimize Water Production and Distribution Operations in a Real Water Supply Network. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 142(2), 04015059.
- Wang, Y., Yok, K. T., Wu, W., Simpson, A. R., Weyer, E., & Manzie, C. (2020). Minimizing Pumping Energy Cost in Real-time Operations of Water Distribution Systems using Economic Model Predictive Control. *ArXiv Preprint ArXiv:2010.07477*.
- Wegley, C., Eusuff, M., & Lansey, K. (2000). Determining Pump Operations Using Particle Swarm Optimization. In *Building Partnerships* (pp. 1–6). American Society of Civil Engineers.
- Wood, D. J., & Charles, C. O. A. (1972). Hydraulic Network Analysis Using Linear Theory. *Journal of the Hydraulics Division*, 98(7), 1157–1170.
- Yates, D., Templeman, A., & Boffey, T. (1984). The Computational Complexity of the Problem of Determining Least Capital Cost Designs for Water Supply Networks. *Engineering Optimization*, 7(2), 143–155.