



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E MATEMÁTICA APLICADA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM E MÉTODOS
QUANTITATIVOS
MESTRADO ACADÊMICO EM MODELAGEM E MÉTODOS QUANTITATIVOS

JÉSSICA GOMES MELO DA ROCHA

BRANCH AND BOUND E PARALELISMO NA OTIMIZAÇÃO ENERGÉTICA EM
REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

FORTALEZA

2025

JÉSSICA GOMES MELO DA ROCHA

BRANCH AND BOUND E PARALELISMO NA OTIMIZAÇÃO ENERGÉTICA EM REDES
DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem e Métodos Quantitativos do Centro de Ciências da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestra em Modelagem e Métodos Quantitativos.

Orientador: Prof. Dr. Michael Ferreira de Souza.

Coorientador: Prof. Dr. Ascânio Dias Araújo.

FORTALEZA

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

R573b Rocha, Jessica Gomes Melo da.
Branch and bound e paralelismo na otimização energética em redes de distribuição de água / Jessica
Gomes Melo da Rocha. – 2025.
58 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, 1, Fortaleza, 2025.

Orientação: Prof. Dr. Michael Ferreira de Souza.

Coorientação: Prof. Dr. Ascânio Dias Araújo.

1. Otimização combinatória. 2. Abastecimento de água. 3. Processamento paralelo (Computadores). 4.
Eficiência energética. 5. Branch and bound. I. Título.

CDD

JÉSSICA GOMES MELO DA ROCHA

BRANCH AND BOUND E PARALELISMO NA OTIMIZAÇÃO ENERGÉTICA EM REDES
DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem e Métodos Quantitativos do Centro de Ciências da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestra em Modelagem e Métodos Quantitativos.

Aprovada em: 30/01/2025.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Michael Ferreira de Souza (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Ascânio Dias Araújo (Coorientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Albert Einstein Fernandes Muritiba
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Carlile Campos Lavor
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar minha sincera gratidão a todos que, de alguma maneira, contribuíram para a realização deste trabalho e para o meu crescimento acadêmico e pessoal.

Primeiramente, agradeço profundamente à minha família, que me ofereceu apoio durante toda essa jornada. Em especial, à minha mãe, que esteve sempre ao meu lado, oferecendo amor, compreensão e força nos momentos mais desafiadores.

Aos meus amigos, que tornaram este caminho mais leve e prazeroso, minha eterna gratidão. Em particular, ao meu namorado Artur, que sempre acreditou em mim, me incentivou e esteve presente, proporcionando o apoio emocional que tanto precisei. Seu carinho e confiança foram essenciais. Amo você.

Agradeço também ao meu orientador, Prof. Michael, cuja orientação técnica e apoio constante foram indispensáveis para o desenvolvimento deste trabalho. Sua competência profissional, aliada à sua amizade e à maneira generosa de compartilhar seu conhecimento, foi fundamental para meu aprendizado e para a conclusão desta dissertação.

Sou muito grata aos meus colegas do laboratório, cujos momentos de troca e convivência tornaram a experiência acadêmica ainda mais enriquecedora. Igor, Robert, Márcio, Miguel, Artur, Hellen, Letícia, Lucas, Alessandro e Thiago, obrigado por todo o apoio, pelas conversas e pelas risadas que tornaram o ambiente de trabalho mais agradável e estimulante.

Gostaria de agradecer também ao Prof. Ascânio, sua orientação e suporte foram cruciais, e sou muito grata pela oportunidade de contar com seu conhecimento.

Finalmente, agradeço à FUNCAP pela concessão da bolsa de mestrado, que me possibilitou dedicar-me integralmente a este projeto.

A todos vocês, o meu mais sincero obrigado. Este trabalho é fruto de um esforço coletivo, e sem o apoio de cada um, não teria sido possível chegar até aqui. Muito obrigada!

RESUMO

Este trabalho apresenta uma abordagem para a otimização de sistemas de distribuição de água (SDAs) utilizando o algoritmo Branch and Bound (B&B) com busca em profundidade (DFS) e paralelismo baseado em tarefas. A metodologia inclui a distribuição eficiente das tarefas entre múltiplos núcleos, buscando equilíbrio na carga de trabalho e tempos de execução reduzidos. O algoritmo é aplicado a três cenários operacionais, considerando uma, duas e três ativações máximas das bombas ao longo de 24 horas, respeitando restrições hidráulicas e minimizando os custos operacionais. O espaço de busca teórico do problema é da ordem de 4^{24} soluções possíveis, o que equivale a aproximadamente 281 trilhões de combinações. A abordagem proposta utiliza codificação e estratégias de poda eficientes, reduzindo esse espaço para simulações que finalizam com pouco mais de 500 soluções viáveis. Essa eficiência, aliada ao uso do paralelismo de tarefas, permite reduzir o tempo computacional em mais de 99% em todos os cenários analisados, tornando o método prático e aplicável a contextos operacionais reais. As soluções geradas possibilitam economias anuais significativas, alcançando até R\$ 16.400 no cenário mais intensivo.

Palavras-chave: otimização combinatória; abastecimento de água; processamento paralelo (computadores); eficiência energética; branch and bound.

ABSTRACT

This work presents an approach for the optimization of water distribution systems (WDS) using the Branch and Bound (B&B) algorithm with depth-first search (DFS) and task-based parallelism. The methodology includes the efficient distribution of tasks among multiple cores, aiming to balance workloads and reduce execution times. The algorithm is applied to three operational scenarios, considering one, two, and three maximum pump activations over 24 hours, while respecting hydraulic constraints and minimizing operational costs. The theoretical search space of the problem is on the order of 4^{24} possible solutions, equivalent to approximately 281 trillion combinations. The proposed approach utilizes efficient encoding and pruning strategies, reducing this space to simulations that conclude with just over 500 viable solutions. This efficiency, combined with task-based parallelism, reduces computational time by more than 99% in all analyzed scenarios, making the method practical and applicable to real-world operational contexts. The generated solutions enable significant annual savings, reaching up to R\$16,400 in the most intensive scenario.

Keywords: combinatorial optimization; water supply; parallel processing (computers); energy efficiency; branch and bound.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	7
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA . . .	11
2.1	Sistemas de distribuição de água e componentes	11
2.2	Tarifação e políticas de consumo	14
2.3	Técnicas de otimização	15
2.4	Evolução histórica e desafios na otimização de bombas	19
2.5	Branch and bound e estratégias de busca	21
2.6	Paralelismo em algoritmos de busca e otimização	24
2.7	O simulador hidráulico EPANET	25
3	METODOLOGIA	27
3.1	Rede AnyTown modificada	27
3.2	Modelagem do problema	29
3.3	Desenvolvimento do algoritmo	33
3.4	Implementação do paralelismo	36
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	39
4.1	Análise de custos financeiros e computacionais	39
4.2	Impacto do paralelismo no desempenho	41
4.3	Análise das podas	46
4.4	Discussão dos resultados	49
5	CONCLUSÕES E IMPLEMENTAÇÕES FUTURAS	51
	REFERÊNCIAS	53

1 INTRODUÇÃO

Água e energia representam duas das maiores despesas da sociedade moderna. Globalmente, estima-se que 2-3% do consumo energético é utilizado para o bombeamento e tratamento de água em contextos urbanos e industriais (Ramos *et al.*, 2012). Aproximadamente 86,4% dos custos gerados por uma bomba de água estão relacionados à energia consumida durante sua operação no abastecimento (Nault; Papa, 2015), e estudos apontam que a eficiência energética desses sistemas pode ser melhorada em pelo menos 25% (Moreira; Ramos, 2013).

Diante da crescente demanda e das preocupações ambientais, otimizar o uso desses recursos é imperativo para garantir operações sustentáveis e eficientes. Segundo um relatório da Agência Internacional de Energia (IEA, 2017), o consumo energético no setor de água mais que duplicará nos próximos 20 anos, principalmente por conta de projetos de dessalinização.

A gestão do consumo energético em sistemas de distribuição de água (SDAs) é uma questão multifacetada. Infraestruturas antigas, rotinas operacionais ineficientes e equipamentos obsoletos são apenas alguns dos obstáculos (Ramos *et al.*, 2012; Moura, 2010). No entanto, novas tecnologias, como conversores de frequência, algoritmos de otimização e sistemas de monitoramento em tempo real com IoT, surgem como soluções promissoras (Mackle, 1995; Moura, 2010; Sanchez; Esquerre, 2018).

Sensores inteligentes desempenham um papel importante no monitoramento em tempo real de parâmetros críticos, como pressão, vazão e qualidade da água, permitindo a detecção precoce de anomalias e viabilizando uma tomada de decisões informada (Velayudhan *et al.*, 2022). Além disso, a integração da inteligência artificial (IA) e do aprendizado de máquina aos SDAs possibilita a previsão de padrões de consumo e a otimização das operações, resultando em maior eficiência energética e operacional (Salvino, 2018). Sistemas de controle avançados, que combinam IoT (internet of things) e IA, estão revolucionando a gestão de recursos hídricos, proporcionando respostas mais rápidas e precisas às demandas dinâmicas dos sistemas de distribuição de água (Velayudhan *et al.*, 2022).

Segundo o Balanço Energético Nacional (BEN) (EPE, 2024), elaborado e publicado anualmente pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE), de iniciativa do Ministério de Minas e Energia (MME), nos anos de 2022 e 2023, a energia elétrica total disponibilizada e consumida no Brasil apresentou um crescimento significativo.

Os dados indicam um aumento de 4,8% da disponibilidade energética no País, considerando produção e importação, passando de 690,1 TWh (terawatt hora, ou seja, um trilhão

de watts por hora) em 2022 para 723,2 TWh em 2023. Devido à perdas técnicas e comerciais, o consumo efetivo final de eletricidade atingiu 586,1 TWh em 2022 e 616,3 TWh em 2023, um aumento de 5,2% (EPE, 2024).

De acordo com o Diagnóstico Temático dos Serviços de Água e Esgoto de 2022, fornecido pelo Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS) (SNSA, 2023), o setor de água e esgoto consumiu 14,3 TWh, dos quais 12,6 TWh foram destinados exclusivamente aos sistemas de abastecimento de água. Isso representa 2,4% do consumo total de energia elétrica disponível no Brasil, sendo 88,3% dessa parcela voltada especificamente para o abastecimento de água.

No que se refere aos custos operacionais, as despesas com energia elétrica nos serviços de água e esgoto registraram R\$ 9,2 bilhões em 2022. Em termos de distribuição regional, os estados das regiões Sudeste e Nordeste são os maiores consumidores de energia elétrica no Brasil devido à maior concentração populacional, industrial e de infraestrutura urbana (SNSA, 2023).

Diante dos dados apresentados, demonstra-se a necessidade urgente de políticas e soluções inovadoras para otimização do uso de energia, especialmente no setor de abastecimento de água, que representa uma das maiores demandas energéticas do país.

Existem duas principais abordagens para otimizar SDAs: a modernização de equipamentos, que demanda investimentos significativos, e a otimização da programação operacional das bombas, que pode ser implementada com baixo custo, através da capacitação dos operadores e adoção de sistemas de apoio à tomada de decisão (Moreira; Ramos, 2013). Esta última pode oferecer economias imediatas nos custos energéticos, destacando-se na literatura por sua viabilidade.

Este trabalho aborda a otimização operacional de bombas em SDAs, um problema desafiador devido a diversos fatores: a natureza discreta do espaço de busca, a não convexidade do espaço de soluções, a necessidade de simulações hidráulicas, as flutuações nas demandas e a complexidade para quantificar as despesas operacionais (Makaremi *et al.*, 2017).

Trata-se de um problema de alta complexidade, em virtude do grande número de variáveis de decisão e das diversas restrições específicas que regem cada sistema. O problema consiste em determinar a melhor configuração para o funcionamento das bombas ao longo de um horizonte de planejamento diário, de modo a minimizar os custos operacionais, com ênfase nos custos de energia elétrica. Além disso, há também uma preocupação com a redução dos

custos de manutenção, que é avaliada de maneira implícita, através de restrições relacionadas ao número de acionamentos das bombas (Lopez-Ibanez *et al.*, 2008). Essa programação deve ser realizada de forma a atender a todas as restrições hidráulicas e operacionais, garantindo a segurança e eficiência do sistema.

A escolha do algoritmo de Branch and Bound (B&B) é justificada pela sua capacidade de explorar o espaço de busca sistematicamente, permitindo encontrar soluções ótimas globais. Ao contrário de algoritmos heurísticos, que não garantem a qualidade da solução, o B&B é especialmente adequado para problemas combinatórios complexos com múltiplas restrições (Land; Doig, 1960).

O B&B utiliza uma abordagem de divisão e conquista, dividindo o problema em subproblemas menores e explorando os subespaços de soluções. Ao fixar variáveis de decisão e empregar limites inferiores ou superiores, o algoritmo elimina soluções inviáveis, reduzindo significativamente o espaço de busca e permitindo encontrar soluções ótimas globais (Costa *et al.*, 2015).

Este trabalho é uma extensão do estudo de Costa (Costa *et al.*, 2015), que apresentou algumas limitações, especialmente em relação ao elevado tempo computacional, causado pelas inúmeras simulações hidráulicas no EPANET e pela ausência de uma estratégia eficaz para o cálculo de limites inferiores, o que dificultou a poda eficiente de soluções inviáveis. Além disso, a busca em largura (Breadth-First Search - BFS) exigia maior uso de memória e processamento, pois todas as soluções parciais de cada nível eram analisadas antes de avançar na árvore.

A nova abordagem proposta neste trabalho supera essas limitações ao introduzir uma busca em profundidade (Depth-First Search - DFS) especializada. Diferente da busca em largura, que não calculava limites inferiores, a implementação atualiza continuamente esse limite conforme o algoritmo avança. Isso é feito através do cálculo de custo acumulado associado a cada solução parcial, que é comparado ao melhor custo encontrado até o momento, decorrente de alguma solução completa já obtida. Isso porque, nessa busca a exploração é feita em profundidade, priorizando a exploração de ramos completos antes de retornar (backtracking) para os demais ramos (Tarjan, 1972). Com essa estratégia, o algoritmo faz o retorno de forma mais eficiente. Assim, ele percorre a árvore de maneira otimizada, reduzindo o tempo computacional na busca por soluções ótimas globais.

Além disso, a aplicação de técnicas de paralelismo melhora ainda mais o desempenho, tornando o algoritmo mais eficiente e adequado para redes de maior escala e complexidade.

E a validação com o EPANET assegura que os resultados do modelo sejam condizentes com condições reais de operação.

Dito isso, estudos mostram que algoritmos de otimização podem reduzir os custos operacionais em SDAs em até 30% e que a adoção de métodos de computação paralela permite economias de até 50% no tempo computacional, viabilizando a aplicação desses modelos em sistemas de grande porte (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017).

Este trabalho está alinhado com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) estabelecidos pela ONU (Organização das Nações Unidas), uma agenda global que busca equilibrar desenvolvimento econômico, inclusão social e proteção ambiental. Em particular com o ODS 6 (Água Potável e Saneamento), que visa garantir disponibilidade e manejo sustentável da água e saneamento para todos, e o ODS 7 (Energia Acessível e Limpa), que busca assegurar acesso seguro e sustentável de energia para toda a comunidade global (ONU, 2023). Ao promover eficiência energética em sistemas críticos, como sistemas de distribuição e abastecimento hídrico, o estudo contribui para uma gestão mais sustentável e econômica desses recursos essenciais.

Em suma, o objetivo desse trabalho é desenvolver uma abordagem eficiente para otimizar a programação operacional de bombas em SDAs, minimizando custos operacionais e garantindo a eficiência hidráulica e energética. Para alcançar esse objetivo, propõem-se os seguintes objetivos específicos:

- Implementar e testar o algoritmo Branch and Bound com busca Depth First Search (DFS), explorando sua eficiência em sistemas complexos;
- Avaliar a performance do uso da busca DFS ao compará-lo com o outro modelo de busca Breadth First Search (BFS);
- Analisar o impacto do paralelismo na aceleração do algoritmo em redes de maior escala;
- Validar os resultados utilizando o simulador hidráulico EPANET, garantindo que as soluções sejam aplicáveis em cenários reais.

A dissertação está organizada em cinco capítulos. O Capítulo 2 apresenta a revisão bibliográfica, abordando conceitos fundamentais sobre SDAs, métodos e algoritmos de otimização, com destaque para o Branch and Bound e paralelismo. No Capítulo 3, detalha-se a metodologia empregada, incluindo a formulação do problema, o algoritmo proposto e sua integração com o simulador hidráulico EPANET. O Capítulo 4 é dedicado à apresentação dos resultados e análises, destacando os impactos do paralelismo. Por fim, o Capítulo 5 sintetiza as conclusões e perspectivas, propondo direções futuras para pesquisas na área.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Recursos críticos, como água e energia, desempenham um papel essencial na sociedade moderna e apresentam padrões de consumo que variam em função de diversos fatores. Embora este trabalho não se aprofunde em análises estatísticas ou previsão de demanda, é importante destacar que a identificação e compreensão desses padrões, frequentemente obtidas por meio de estudos estatísticos, são fundamentais para a gestão eficiente desses recursos (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Essa compreensão auxilia no desenvolvimento de estratégias práticas, como o aprimoramento da infraestrutura existente, a alocação inteligente de recursos e a formulação de políticas tarifárias voltadas ao uso sustentável (Hernandez-Sancho, 2019).

Fatores como atividades humanas, mudanças climáticas, políticas públicas e a qualidade da infraestrutura de abastecimento influenciam diretamente o consumo de água e energia. No caso da água, as demandas flutuam com base em rotinas diárias, atividades industriais e agrícolas, além de períodos climáticos, como estações secas ou chuvosas. Essas oscilações impactam diretamente a operação de sistemas de distribuição de água, exigindo abordagens flexíveis e eficientes para atender às demandas de forma sustentável (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017).

A operação eficiente de SDAs tem sido tema central de diversas pesquisas ao longo das últimas décadas, dado seu papel crucial na gestão sustentável de recursos hídricos e energéticos (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Este capítulo revisa as principais abordagens teóricas e práticas voltadas à otimização desses sistemas. Serão discutidos temas como gestão de bombas, tarifação, políticas de consumo, algoritmos de otimização e a aplicação de ferramentas computacionais, com destaque para o EPANET. Além disso, exploraremos os fundamentos das redes de distribuição de água, incluindo a descrição de seus principais componentes, um panorama das técnicas de otimização mais utilizadas, estratégias de paralelismo computacional e a integração de simuladores hidráulicos com métodos avançados de busca e otimização.

2.1 Sistemas de distribuição de água e componentes

Antes de explorar técnicas de otimização, é fundamental entender a estrutura e os principais componentes que compõem os sistemas de distribuição de água. Esses sistemas são projetados para garantir o fornecimento contínuo e eficiente de água potável às populações urbanas e rurais, sendo indispensáveis para a saúde pública, a economia e o bem-estar geral das

comunidades.

Fontes de abastecimento

A escolha da fonte de água é influenciada por diversos fatores, como disponibilidade, qualidade, custo de tratamento e condições locais (Mays, 2010). As fontes podem ser classificadas em duas categorias principais: superficiais e subterrâneas.

- **Superficiais:** Incluem rios, lagos e represas, geralmente mais acessíveis, mas demandam maior tratamento devido à exposição a contaminantes.
- **Subterrâneas:** Provenientes de poços artesianos ou poços tubulares profundos, essas fontes oferecem água de melhor qualidade, mas podem requerer maior investimento inicial para extração.

Bombas de água

A seleção adequada da bomba é crucial para a eficiência operacional dos SDAs, garantindo custos reduzidos e a entrega de água em quantidade e qualidade adequadas.

A escolha da bomba depende de fatores como a vazão requerida, a eficiência energética e a altura manométrica total. Esta última é definida como a soma da altura geométrica (diferença de nível entre o ponto de sucção e o ponto de descarga), das perdas de carga ao longo do sistema de tubulações (devidas ao atrito e singularidades, como conexões e válvulas) e da pressão mínima exigida no ponto de entrega para atender às necessidades operacionais (Mays, 2010; Nault; Papa, 2015). As bombas mais utilizadas incluem:

- **Centrífugas monoestágio:** Estas bombas possuem apenas um estágio de bombeamento, ou seja, um conjunto de rotor e difusor que gera a pressão e a vazão do líquido. São ideais para situações em que é necessária uma alta vazão com baixa pressão, como no abastecimento de pequenos prédios ou em aplicações industriais que demandam transporte de grandes volumes de água a curta distância.
- **Autoaspirantes:** Caracterizam-se pela capacidade de reter água no interior do corpo da bomba, permitindo que funcionem mesmo quando a linha de sucção não está completamente preenchida. São indicadas para casos onde a altura de aspiração é superior a 8 metros e não é possível fazer a instalação de uma válvula de pé na extremidade do tubo de sucção.
- **Multiestágios horizontal ou vertical:** Estas bombas possuem múltiplos estágios de

bombeamento, compostos por vários conjuntos de rotores e difusores. Essa configuração permite que elas gerem tanto alta pressão quanto alta vazão, sendo amplamente utilizadas em sistemas de abastecimento público, redes industriais e outras aplicações que demandam transporte de água em longas distâncias ou para grandes alturas.

- **Periféricas:** Operam com um rotor equipado com palhetas radiais que criam uma zona de baixa pressão na entrada e uma zona de alta pressão na saída. São mais adequadas para aplicações em que é necessária uma vazão relativamente baixa, mas com alta pressão, como em sistemas de irrigação ou no abastecimento de equipamentos específicos.
- **Submersas:** Projetadas para operar completamente submersas no líquido que está sendo bombeado, essas bombas são utilizadas em poços profundos e aplicações que requerem bombeamento em condições submersas. Sua principal vantagem é eliminar a necessidade de sistemas de sucção complexos, tornando-as ideais para locais onde o acesso à fonte de água é limitado.

Reservatórios

São estruturas que armazenam água para garantir o fornecimento contínuo, mesmo durante períodos de alta demanda ou interrupções no abastecimento.

Existem dois tipos principais dessas estruturas, os reservatórios elevados e os apoiados. Os reservatórios elevados são geralmente feitos de concreto ou aço e estão em alturas superiores ao do solo para fornecer pressão por gravidade. Já os reservatórios apoiados estão localizados no nível do solo ou enterrados, e requerem bombeamento ou sistemas de pressão para distribuir a água.

Rede de distribuição

A rede de distribuição é composta por tubulações principais, secundárias e ramais, que transportam a água dos reservatórios até os consumidores. Manutenções regulares são essenciais para prevenir vazamentos e garantir a qualidade da água, além de minimizar perdas durante o transporte.

2.2 Tarifação e políticas de consumo

A tarifação e as políticas de consumo são ferramentas fundamentais para uma gestão eficiente dos sistemas de abastecimento de água. Esses instrumentos não apenas influenciam o comportamento do consumidor, mas também impactam a operação do sistema, visando alcançar objetivos específicos, como a sustentabilidade financeira, a equidade no acesso e o uso racional da água (Hernandez-Sancho, 2019).

Tarifação

As estruturas tarifárias podem ser adaptadas para alcançar diferentes objetivos, equilibrando custos operacionais e incentivando o uso sustentável dos recursos. As principais modalidades incluem:

- **Tarifas Fixas:** Um valor fixo é cobrado, independentemente do volume de água consumido. Apesar de sua simplicidade, essa abordagem não incentiva práticas de economia de água.
- **Tarifas Variáveis:** Baseiam-se no volume consumido, podendo ser aplicadas de forma uniforme ou progressiva. Por exemplo, clientes podem ser incentivados a reduzir o consumo com tarifas escalonadas que penalizam volumes elevados de uso.
- **Tarifas Diferenciadas por Horário:** Refletem os custos variáveis de fornecimento durante o dia. Em horários de pico, tarifas mais altas desestimulam o uso excessivo, ajudando a equilibrar a demanda e evitar sobrecargas no sistema.

Políticas de consumo

Além da tarifação, políticas específicas podem ser implementadas para promover o uso racional da água. Essas políticas visam complementar as tarifas ao incentivar práticas sustentáveis e educar a população.

- **Restrições de Uso:** Em situações de escassez, podem ser impostas restrições sobre certos usos não essenciais da água, como rega de jardins ou lavagem de veículos.
- **Programas de Educação:** Campanhas educativas de conscientização, para alertar a população sobre a importância do consumo sustentável de água e energia, promovendo mudanças no comportamento cotidiano.
- **Incentivos:** Incentivos podem ser oferecidos à população para encorajar práticas de economia de água, como descontos ou subsídios, a instalação de dispositivos de baixo

fluxo ou a coleta de água da chuva.

2.3 Técnicas de otimização

Otimizar a operação de SDAs é um campo de pesquisa ativo por quase meio século (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Com o avanço das técnicas analíticas e computacionais, os métodos disponíveis evoluíram para lidar com problemas cada vez mais complexos e dinâmicos. Este capítulo explora o contexto histórico, os fundamentos técnicos e os desafios associados às diferentes abordagens de otimização, incluindo métodos analíticos, heurísticos, metaheurísticos e o uso de metamodelos. Além disso, são detalhados os avanços tecnológicos que moldaram a aplicação dessas técnicas nos SDAs.

Classificação das técnicas de otimização

As técnicas de otimização podem ser amplamente classificadas em três categorias principais, dependendo da natureza do problema, características do problema e das ferramentas empregadas:

Métodos determinísticos:

Baseiam-se em modelos matemáticos bem definidos e exploram diretamente as propriedades estruturais do sistema, como funções objetivo e restrições, para encontrar soluções. São métodos exatos, ou seja, garantem a solução ótima global (quando existe) e apresentam comportamento previsível - dado o mesmo conjunto de dados de entrada, produzem consistentemente a mesma solução (Bene *et al.*, 2013). Contudo, sua aplicação pode ser limitada em problemas de grande escala ou elevada complexidade computacional. Alguns exemplos incluem:

- **Programação Linear (PL):** Trata de otimizar funções objetivo lineares sujeitas a um conjunto de restrições lineares. Resolvida por meio de técnicas como o método simplex ou métodos de pontos interiores, é amplamente utilizada para problemas estruturados, como o planejamento de custos de operação em sistemas de bombeamento.
- **Programação Não Linear (PNL):** Aborda problemas onde a função objetivo, as restrições ou ambas apresentam características não lineares. Esses métodos são particularmente eficazes em redes com comportamento hidráulico complexo e requerem técnicas como métodos de gradiente ou de penalização para encontrar soluções viáveis.

- **Programação Dinâmica (PD):** Aborda problemas de decisão sequenciais, dividindo-os em subproblemas menores e resolvendo-os iterativamente. É ideal para sistemas em que decisões interdependentes precisam ser otimizadas, garantindo que cada etapa contribua para a solução ótima global.

Métodos estocásticos:

São empregados em cenários onde incertezas significativas estão presentes nos dados ou nas condições operacionais. Estes métodos buscam soluções robustas que performem bem em diferentes cenários, sendo cruciais em SDAs onde fatores como demanda e custos de energia apresentam variações imprevisíveis. Um dos exemplos mais conhecidos é o Método de Monte Carlo, que utiliza amostragem aleatória para simular resultados de sistemas com variáveis incertas. É utilizado em SDAs para prever desempenho sob diferentes cenários de demanda ou condições climáticas.

Heurísticas e metaheurísticas:

São abordagens amplamente utilizadas para lidar com problemas de otimização complexos, especialmente em situações onde métodos tradicionais, como os determinísticos, se mostram inviáveis devido à alta dimensionalidade ou à presença de múltiplas restrições. Ambas têm como objetivo explorar espaços de solução de forma eficiente, contudo, não garantem a obtenção de uma solução ótima global. Em vez disso, oferecem boas soluções em um tempo razoável e diferem em escopo e metodologia (Bene *et al.*, 2013).

Heurísticas

São métodos simplificados e direcionados que utilizam regras práticas ou aproximações para encontrar soluções viáveis de maneira rápida e eficiente. Geralmente, utilizam conhecimento prévio sobre o problema para guiar a busca para regiões promissoras do espaço de soluções e, embora eficientes, não possuem mecanismos sofisticados para evitar mínimos locais ou explorar completamente o espaço de busca. Exemplos comuns incluem:

- Busca Gulosa: Consiste em selecionar localmente a melhor solução em cada etapa do processo, com base em critérios de curto prazo, sem levar em conta as consequências futuras. Embora seja rápida e fácil de implementar, essa abordagem pode levar a soluções

subótimas, pois não considera o impacto das escolhas em etapas subsequentes.

- Busca Local: Baseia-se em iniciar a busca a partir de uma solução inicial e, iterativamente, explorar soluções na vizinhança imediata para encontrar melhorias. Essa abordagem é eficiente em problemas onde pequenas alterações incrementais podem levar a soluções melhores, mas pode ficar presa em mínimos locais, dependendo da configuração inicial.
- Métodos de Vizinhança Variável: Esses métodos ampliam a busca ao alternar entre diferentes vizinhanças do espaço de soluções, permitindo escapar de mínimos locais e explorar áreas mais amplas. A estratégia é alterar dinamicamente a definição da vizinhança conforme a busca avança, aumentando a diversidade de soluções avaliadas e melhorando as chances de encontrar uma solução ótima próxima da ótima global.

Metaheurísticas

São estratégias mais generalistas, projetadas para explorar grandes espaços de busca de forma sistemática e adaptativa. Inspiradas em processos naturais, sociais ou físicos, as metaheurísticas equilibram exploração (identificação de novas áreas promissoras do espaço de busca) e intensificação (refinamento das soluções já encontradas). Ao contrário das heurísticas, elas incluem mecanismos para evitar mínimos locais e possuem maior capacidade de adaptação a diferentes tipos de problemas (Cunha *et al.*, 2012). Entre os principais exemplos, destacam-se:

- Algoritmos Genéticos (AGs): São algoritmos bioinspirados, com técnicas baseadas em processos evolutivos. Utilizam operadores de seleção, cruzamento e mutação para iterativamente melhorarem a qualidade das soluções e são eficazes em problemas multiobjetivo.
- Recozimento Simulado (Simulate Annealing - SA): Baseia-se no processo físico de resfriamento lento de metais. Utiliza um mecanismo de perturbações probabilísticas que permite aceitar temporariamente soluções inferiores, aumentando as chances de escapar de mínimos locais.
- Otimização por Colônia de Formigas (Ant Colony Optimization - ACO): Inspirada no comportamento coletivo das formigas na busca por alimentos, essa abordagem utiliza o conceito de comunicação por feromônios para guiar a construção de soluções em problemas combinatórios.
- Otimização por Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization - PSO): Simula o comportamento social de grupos, como bandos de pássaros ou cardumes de peixes, o PSO modela o movimento de partículas no espaço de busca para encontrar soluções ótimas.

Cada partícula ajusta sua posição com base em sua experiência e na de suas vizinhas, equilibrando exploração e intensificação, sendo particularmente eficaz em problemas contínuos.

Metamodelos

Os metamodelos, também chamados de modelos substitutos, são representações simplificadas de sistemas complexos que buscam capturar e emular, de maneira aproximada, o comportamento de um modelo original mais detalhado e computacionalmente intensivo. Eles são amplamente utilizados em otimização, análise de sistemas e simulações, especialmente em cenários onde o custo computacional do modelo completo inviabiliza análises extensas (Broad *et al.*, 2005). Dentre os principais exemplos, podemos citar:

- Redes Neurais Artificiais (RNAs): São algoritmos inspirados na estrutura e funcionamento do cérebro humano, consistindo em camadas de nós (neurônios artificiais) interconectados. Aprendem padrões complexos a partir de dados de entrada e geram previsões ou classificações baseadas nesses padrões. São particularmente úteis em capturar relações não lineares e interdependências em sistemas com múltiplas variáveis. Por sua flexibilidade, possuem capacidade de generalização para diferentes tipos de problemas. Contudo, seu treinamento pode ser intensivo, exigindo grande volume de dados e altos recursos computacionais (Broad *et al.*, 2005).
- Modelagem Estrutural Interpretativa (Interpretative Structural Modeling - ISM): É uma técnica hierárquica que organiza variáveis complexas e interdependentes em uma estrutura interpretável. Identifica relações diretas e indiretas entre variáveis, formando um modelo que hierarquiza as influências. É amplamente utilizada para simplificar a interpretação e compreensão de sistemas complexos, ao criar um mapa estrutural visual. No entanto, sua dependência de julgamentos qualitativos iniciais pode introduzir viés no processo, exigindo cautela em sua aplicação (Arai *et al.*, 2013).
- Modelos Reduzidos (Reduction Models - RMs): Também conhecidos como modelos esqueletizados, consistem em simplificar diretamente a estrutura matemática ou física de um sistema, mantendo as principais propriedades dinâmicas enquanto reduzem sua complexidade (Shamir; Salomons, 2008). Entretanto, essa simplificação pode resultar na perda de detalhes importantes, limitando sua precisão em análises mais detalhadas.

2.4 Evolução histórica e desafios na otimização de bombas

Por cerca de cinquenta anos, pesquisas sobre otimização de sistemas de abastecimento de água têm evoluído significativamente, impulsionadas por avanços tecnológicos e a crescente demanda por eficiência operacional e sustentabilidade (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Inicialmente, utilizavam-se modelos hidráulicos simplificados, funções de custo baseadas em tarifas fixas e abordagens determinísticas, como Programação Linear (Jowitt; Germanopoulos, 1992), Programação Não Linear (Chase; Ormsbee, 1993) e Programação Dinâmica (Nitivattananon *et al.*, 1996; Sterling; Coulbeck, 1975; Zessler; Shamir, 1989).

Desde a década de 1990, algoritmos metaheurísticos, como Algoritmos Genéticos (AGs) (Mackle, 1995; Zyl *et al.*, 2004; Savic *et al.*, 1997), Recozimento Simulado (SA) (Goldman; Mays, 1999; Teegavarapu; Simonovic, 2002), Otimização por Colônia de Formigas (ACO) (Lopez-Ibanez *et al.*, 2008) e Enxame de Partículas (Ostadrahimi *et al.*, 2012), emergiram como alternativas promissoras para lidar com a complexidade do problema de programação de bombas (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Embora populares, esses métodos não garantem a solução ótima global e podem enfrentar dificuldades na busca por soluções de alta qualidade, principalmente em problemas com muitas restrições e redes mais complexas (Costa *et al.*, 2015).

A crescente complexidade dos SDAs e a necessidade de considerar um maior número de variáveis e restrições motivaram a busca por métodos mais eficientes. A estrutura tarifária da eletricidade, por exemplo, é um fator crucial na otimização dos custos de bombeamento, exigindo estratégias que maximizem o uso em horários de menor tarifa.

Avanços tecnológicos permitiram a incorporação de simuladores hidráulicos mais realistas, como o EPANET (OWA, 2024), nos métodos de otimização. Contudo, o esforço computacional necessário para tais simulações, principalmente em modelos com redes mais complexas, ainda limita sua aplicabilidade (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017).

A combinação de métodos determinísticos e metaheurísticas tem se mostrado uma estratégia eficaz para melhorar o desempenho dos algoritmos e reduzir o tempo de processamento. Por exemplo, a hibridização de AGs com métodos de busca local tem acelerado a convergência e melhorado a qualidade das soluções (Reis *et al.*, 2006; Zyl *et al.*, 2004).

No entanto, estudos mostram que essas metaheurísticas, quando integradas a simuladores de rede como o EPANET, podem limitar sua implementação em grandes SDAs e em cenários de controle em tempo real, devido ao elevado esforço computacional necessário (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Em resposta, métodos determinísticos mais eficientes voltaram a

ter destaque e têm sido cada vez mais aplicados.

Em muitos cenários, o número de bombas em SDAs não é excessivamente alto, tornando viável a aplicação de métodos exatos que exploram a enumeração das soluções possíveis, uma vez que o número de combinações é computacionalmente tratável (Costa *et al.*, 2015). Algoritmos determinísticos, como o Branch-and-Bound (B&B) (Land; Doig, 1960; Costa *et al.*, 2001), além de métodos como Decomposições Lagrangianas (Ghaddar *et al.*, 2015) e de Benders generalizadas (Verleye; Aghezzaf, 2016), têm se mostrado eficientes na otimização da programação de bombas, ao dividirem problemas complexos em subproblemas menores e mais gerenciáveis.

Apesar dos progressos, desafios permanecem na otimização da programação de bombas. Modelos de otimização em SDAs frequentemente lidam com objetivos conflitantes, como reduzir custos operacionais e melhorar a qualidade da água, ou equilibrar a manutenção de bombas com a minimização de perdas hídricas (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Essas contradições tornam os modelos multiobjetivo particularmente desafiadores, exigindo abordagens inovadoras para equilibrar os interesses em conflito.

Além disso, desafios como escalabilidade, transferibilidade dos modelos, incorporação de incertezas nas demandas e elevado custo computacional de simulações em tempo real ainda representam obstáculos significativos (Kerimov *et al.*, 2023).

O tempo é um fator crucial nos processos industriais, especialmente no planejamento e controle em tempo real de SDAs. Cronogramas ótimos precisam ser encontrados em tempo hábil, considerando previsões de demanda e limitações operacionais. Para lidar com isso, diversas estratégias têm sido exploradas para reduzir o esforço computacional, especialmente em relação ao uso de simuladores de rede.

A integração de tecnologias avançadas, como o SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), e softwares especializados, como o Derceto Aquadapt, tem permitido o gerenciamento e otimização em tempo real de redes de distribuição de água. Complementando essas tecnologias, soluções avançadas, como o uso de metamodelos, têm mostrado resultados promissores ao substituir simulações prolongadas por representações mais ágeis, sem comprometer a precisão (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017).

As RNAs, amplamente empregadas (Behzadian *et al.*, 2009; Broad *et al.*, 2005; Rao; Alvarruiz, 2007), destacam-se pelo potencial de integrar previsões de demanda aos modelos, além de simular o comportamento dos SDAs com menor custo computacional, viabilizando a

implementação de estratégias de controle em tempo real.

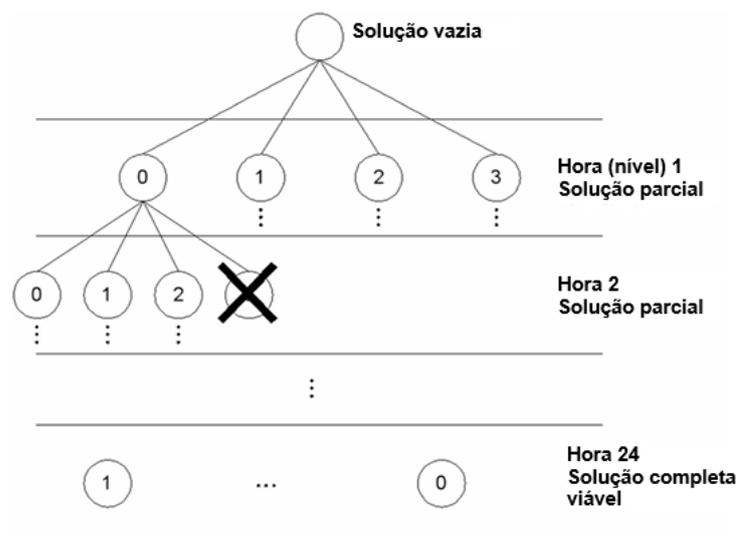
Entretanto, controlar o erro de modelos substitutos permanece um desafio em aberto, especialmente para garantir que as soluções sejam ótimas quando validadas por simuladores propriamente ditos.

Por fim, não há consenso sobre qual método é o mais adequado para a otimização da operação de SDAs, pois nenhum se mostra totalmente satisfatório ao enfrentar os diversos desafios envolvidos (Mala-Jetmarova *et al.*, 2017). Abordagens híbridas, combinando diferentes métodos e tecnologias, continuam sendo a estratégia mais promissora para lidar com a complexidade crescente e as exigências de sistemas mais sustentáveis e resilientes.

2.5 Branch and bound e estratégias de busca

O algoritmo Branch and Bound é uma abordagem determinística utilizada para resolver problemas de otimização combinatória, nos quais o espaço de busca cresce exponencialmente com o número de variáveis de decisão. Sua principal vantagem reside na capacidade de explorar o espaço de busca de maneira estruturada e eficiente, evitando a necessidade de listar todas as soluções possíveis. Em vez disso, o B&B realiza uma enumeração implícita, dividindo o problema original em subproblemas menores organizados em uma árvore de decisão (Costa *et al.*, 2001). Cada nó da árvore representa um subproblema derivado de uma decisão específica.

Figura 1 – Árvore de decisão do branch and bound



Fonte: Figura adaptada de (Costa *et al.*, 2015)

A complexidade teórica do B&B, no pior caso, equivale a uma exploração exaustiva de todas as soluções. Entretanto, as técnicas de poda e o uso de heurísticas reduzem significativamente o espaço de busca na prática, guiando o algoritmo para os ramos mais promissores e otimizando o tempo de execução. Assim, seu funcionamento baseia-se em três componentes fundamentais, exemplificados aqui para problemas de minimização:

- a) Limite Superior (Upper Bound): Representa a melhor solução viável encontrada até o momento. Sempre que uma solução melhor é obtida, esse limite é atualizado, refinando os critérios de poda.
- b) Limite Inferior (Lower Bound): Corresponde a uma estimativa otimista do menor valor possível em um ramo específico da árvore de decisão, frequentemente calculada por meio de relaxações ou heurísticas.
- c) Poda de Ramos: Ramos são descartados quando se verifica que não podem conter uma solução melhor do que a já encontrada, no caso da minimização, isso ocorre quando o limite inferior de um ramo excede ou se iguala ao limite superior atual.

Nos problemas de maximização, a lógica dos limites se ajusta: o limite superior passa a ser uma estimativa otimista do maior valor possível em um ramo, o limite inferior representa o melhor valor viável já encontrado, e a poda ocorre quando o limite superior de um ramo é menor ou igual ao limite inferior atual.

O processo iterativo do B&B começa com a avaliação do problema completo, representado pelo nó raiz da árvore de decisão. Limites superiores e inferiores são inicialmente definidos com base em relaxações do problema ou heurísticas. À medida que o espaço de busca é dividido, novos ramos são gerados, e os limites são recalculados para cada subproblema.

A exploração prioriza os ramos mais promissores; em problemas de minimização, isso significa selecionar os ramos com os menores limites inferiores. Durante a execução, ramos inviáveis ou que não podem melhorar a solução atual são descartados, otimizando o tempo computacional. Sempre que uma nova solução viável é encontrada, o limite superior é atualizado, refinando continuamente os critérios de poda.

Esse ciclo de divisão, cálculo de limites, exploração e poda se repete até que todos os ramos tenham sido completamente explorados ou descartados, garantindo a identificação da solução ótima global. Embora eficiente na prática, o desempenho do B&B depende da qualidade das funções de limites e das restrições impostas ao problema, podendo se tornar intratável em instâncias muito grandes.

Estratégias de busca

No contexto do Branch and Bound, as estratégias de busca determinam como a árvore de decisão é explorada, influenciando diretamente o desempenho e os recursos computacionais necessários. Duas das estratégias mais amplamente utilizadas são a Busca em Largura (Breadth-First Search - BFS) e a Busca em Profundidade (Depth-First Search - DFS), cada uma com características específicas que as tornam mais adequadas para diferentes tipos de problemas (Tarjan, 1972).

Busca em largura

Na BFS, o algoritmo explora todos os nós de um nível da árvore antes de avançar para o próximo. Essa abordagem é sistemática e assegura que todos os ramos de um mesmo nível sejam avaliados, o que pode ser útil em situações onde o objetivo é identificar soluções com o menor número de etapas ou é necessária a exploração uniforme da árvore para determinar a solução ótima de maneira completa. Porém, isso gera um custo elevado em termos de memória, pois exige o armazenamento de todos os nós de um nível antes de avançar.

Busca em profundidade

Na DFS, o algoritmo prioriza a exploração de uma ramificação da árvore até a sua profundidade máxima antes de retornar (backtracking) para analisar outras alternativas. Essa abordagem consome menos memória, já que apenas o caminho atual e seus nós são mantidos na memória, sendo mais eficiente para problemas com espaço de busca extenso.

Essa estratégia é particularmente relevante no contexto do B&B, pois além de seu baixo consumo de memória, ela possui a capacidade de avançar rapidamente até soluções completas. Esse comportamento permite que a DFS identifique soluções iniciais que podem ser usadas para atualizar o limite superior, auxiliando na poda de ramos menos promissores.

No entanto, o uso da DFS pode resultar em um grande número de backtrackings quando soluções inviáveis são descobertas em níveis mais profundos. Contudo, a integração de heurísticas e limites mais precisos não só mitiga os desafios da DFS, como também potencializa sua eficiência em problemas complexos, onde a escalabilidade é crucial.

Em resumo, a escolha entre as duas estratégias depende das características do problema. Enquanto a BFS é útil em problemas menores ou onde a memória não é um fator

limitante, a DFS é mais adequada para problemas de grande escala e por sua capacidade de identificar soluções completas rapidamente, que refinam os critérios de poda.

2.6 Paralelismo em algoritmos de busca e otimização

Com o crescimento da complexidade dos problemas de otimização e a demanda por soluções mais rápidas, o paralelismo computacional tem-se tornado uma ferramenta essencial para aumentar a eficiência de algoritmos de busca e otimização (Alba; Tomassini, 2002).

Esse conceito refere-se à capacidade do computador de realizar múltiplas operações de maneira simultânea, utilizando vários núcleos ou processadores. Um núcleo (core) é uma unidade física de processamento dentro de um processador, responsável por executar instruções de uma ou mais tarefas (threads). Já as tarefas representam as menores partes de um programa que podem ser processadas de forma independente, gerenciadas pelo sistema operacional.

Em vez de executar tarefas sequencialmente, no paralelismo o trabalho é dividido em partes menores, distribuídas entre os recursos computacionais disponíveis e, então, processadas em paralelo. Isso resulta em maior eficiência e aproveitamento da capacidade computacional disponível, redução de tempo de execução e escalabilidade.

O paralelismo pode ser classificado em diferentes modelos, dependendo de como as operações são distribuídas e processadas. Os principais tipos incluem:

- Paralelismo de Dados: Nesse modelo, grandes conjuntos de dados são divididos em blocos menores que são processados simultaneamente por diferentes núcleos ou processadores.
- Paralelismo de Tarefas (ou Processos): Nesse modelo, diferentes tarefas são executadas simultaneamente. Isso pode ser feito de forma independente ou pode haver uma sincronização entre os processos.
- Paralelismo de Nível de Instrução: Esse modelo explora a capacidade dos processadores modernos de executar várias instruções em paralelo dentro de um mesmo núcleo.

Em um algoritmo Branch and Bound, por exemplo, o paralelismo pode ser implementado dividindo a árvore de decisão em diferentes ramos que são processados simultaneamente. Cada núcleo pode explorar um ramo específico, calculando limites superiores e inferiores de forma independente, o que acelera a identificação de soluções viáveis e a poda de ramos não promissores.

Embora ofereça vários benefícios, essa prática apresenta alguns desafios que devem ser cuidadosamente gerenciados em sua implementação. Um exemplo é a necessidade de

sincronização entre os threads, especialmente em sistemas com grande número de processadores, onde falhas nesse aspecto podem gerar inconsistências e comprometer a confiabilidade do sistema. Em ambientes distribuídos, outro desafio é o da comunicação entre processadores, que pode gerar sobrecargas e comprometer os ganhos de desempenho.

Além disso, o desequilíbrio na distribuição de tarefas é uma questão importante, pois divisões desiguais podem levar à ociosidade de alguns processadores, enquanto outros ficam sobrecarregados, prejudicando a eficiência geral do sistema. Por fim, a complexidade da implementação de algoritmos paralelos exige ferramentas específicas e conhecimentos avançados, o que pode aumentar significativamente os custos de desenvolvimento e dificultar a adoção dessa abordagem.

Apesar desses desafios, o paralelismo permanece como uma abordagem promissora e indispensável para enfrentar os desafios computacionais modernos, especialmente em problemas de grande escala.

2.7 O simulador hidráulico EPANET

Desenvolvido pela Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos (EPA) (EPA, 2024), o EPANET tornou-se uma referência na comunidade técnica e científica para a análise de sistemas hidráulicos. Ele desempenha um papel crucial em aplicações que vão desde o planejamento e projeto de redes de abastecimento até a validação de soluções obtidas por algoritmos de otimização, antes que estas sejam aplicadas a sistemas reais. Essas capacidades permitem a redução de riscos, a otimização de recursos, além de promover práticas mais eficientes e sustentáveis em redes de abastecimento.

Esse software permite modelar redes de distribuição de água, avaliando parâmetros como pressões, vazões, alturas piezométricas e qualidade da água transportada, como, por exemplo, a concentração de cloro e o tempo de retenção em tubulações.

Entre suas funcionalidades destacam-se a simulação de condições hidráulicas em regime permanente e transitório, o suporte a diversos componentes da rede (tubulações, reservatórios, bombas, válvulas) e a análise de cenários variados, como alterações na demanda ou falhas em componentes específicos. Essas características fazem do EPANET uma ferramenta versátil para aplicações como planejamento de expansão de redes, análise de vulnerabilidades e gestão operacional de sistemas de abastecimento.

Parte da sua popularidade também pode ser atribuída à facilidade de uso de sua

interface, ao passo que realiza simulações detalhadas de redes complexas. Além disso, é um software extensível, permitindo a personalização de análises por meio de scripts e interfaces de programação (APIs). Essa flexibilidade facilita sua integração em fluxos de trabalho avançados, incluindo a aplicação conjunta com algoritmos de otimização.

Integração do EPANET com algoritmos de otimização

Uma das maiores vantagens do EPANET é sua capacidade de integração com algoritmos de otimização, que potencializam a análise e a tomada de decisão em sistemas hidráulicos. Essa integração utiliza o EPANET como um "motor de simulação", no qual as soluções propostas por algoritmos são testadas e validadas, assegurando que atendam às restrições hidráulicas.

Por exemplo, um algoritmo pode propor soluções para minimizar perdas ou otimizar o consumo energético em uma rede de distribuição. Essas soluções são submetidas ao EPANET, que calcula as pressões, vazões e outros parâmetros para verificar sua viabilidade. Caso a solução não satisfaça as restrições hidráulicas, os resultados retornados pelo simulador podem ser usados para ajustar e refinar o modelo de otimização.

A comunicação entre algoritmos e o EPANET é geralmente realizada por meio de bibliotecas ou APIs que permitem configurar a rede, executar simulações de forma automatizada e extrair os resultados. Esse processo possibilita ajustes iterativos, aumentando a precisão das soluções e garantindo que as restrições do sistema sejam respeitadas. Além disso, a integração promove a calibração dos modelos de otimização, contribuindo para análises mais confiáveis.

A aplicação dessa integração tem se destacado em áreas como redução de custos operacionais, melhoria da eficiência energética de sistemas de bombeamento e controle de perdas em redes de distribuição. Essas práticas mostram o potencial do EPANET não apenas como uma ferramenta de validação, mas como um componente central no desenvolvimento de soluções avançadas para sistemas hidráulicos.

3 METODOLOGIA

Este capítulo descreve a metodologia empregada no desenvolvimento e aplicação do algoritmo Branch and Bound no problema de programação operacional de bombas em sistemas de distribuição de água. A abordagem busca minimizar os custos operacionais com energia elétrica, respeitando as restrições hidráulicas e operacionais que asseguram o funcionamento eficiente e confiável do sistema.

O algoritmo B&B é implementado com a estratégia de busca em profundidade, o simulador hidráulico EPANET é utilizado como ferramenta de validação, assegurando que as soluções obtidas pelo modelo respeitem as condições operacionais reais e técnicas de paralelismo são incorporadas para reduzir o tempo computacional e ampliar sua aplicabilidade em redes de maior escala e complexidade.

As seções subsequentes detalham a formulação do problema, o funcionamento do algoritmo, a implementação do paralelismo, a integração com o EPANET e as métricas de avaliação de desempenho. A seguir, é apresentada a rede utilizada no estudo como caso base para o desenvolvimento da metodologia.

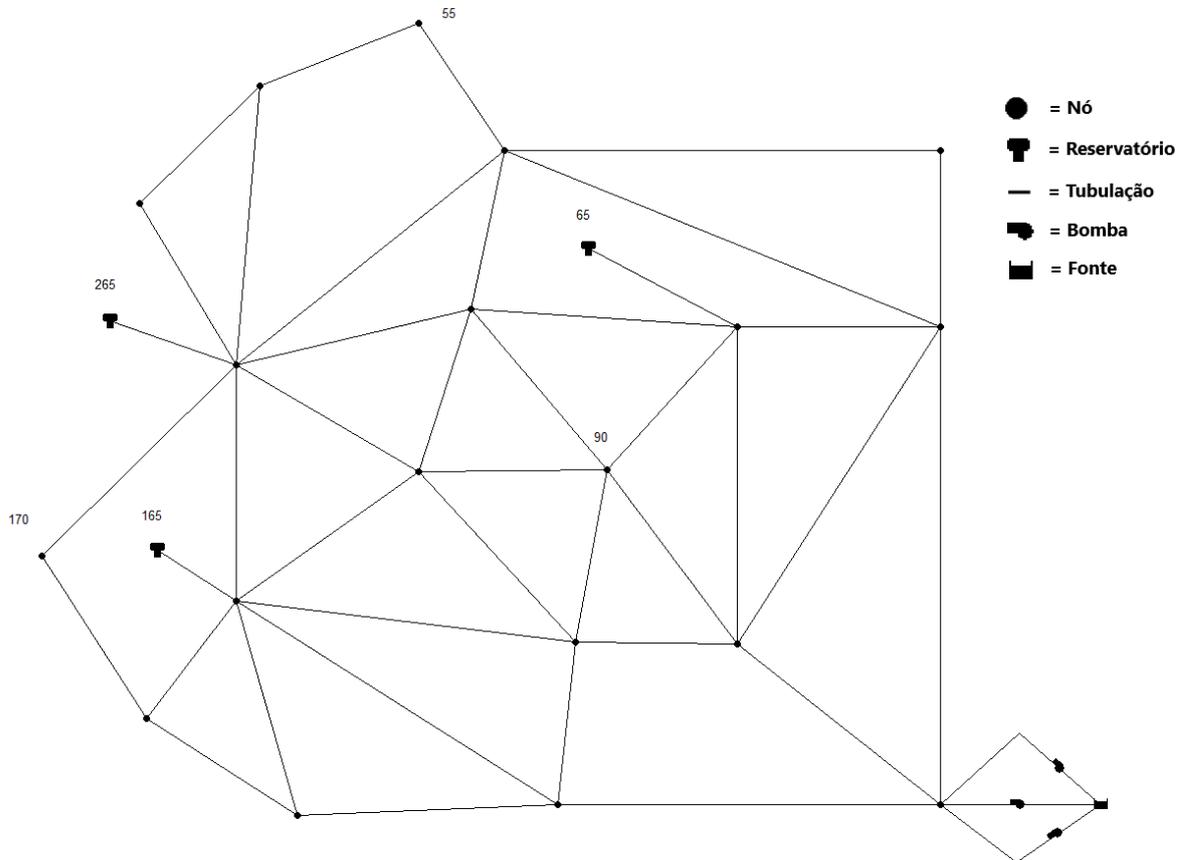
3.1 Rede AnyTown modificada

A rede hidráulica utilizada neste estudo é a AnyTown modificada (AT(M)), amplamente conhecida na literatura e baseada na rede proposta originalmente por Walski (Walski *et al.*, 1987) e modificada por Rao e Alvarruiz (Rao; Alvarruiz, 2007). A AT(M) é frequentemente utilizada como estudo de caso em pesquisas relacionadas à otimização de sistemas de distribuição de água, devido à sua estrutura equilibrada entre simplicidade e representatividade prática.

Características da rede

- Bombas: Três bombas de velocidade fixa, que atendem a diferentes demandas operacionais.
- Reservatórios: Três reservatórios conectados à rede, com limites mínimos e máximos de nível especificados para assegurar a operação segura do sistema.
- Nós e Tubulações: Um total de 41 tubos, que conectam os componentes principais, arranjados para formar 19 nós, que representam pontos de demanda do sistema, onde a água é retirada para abastecimento, garantindo pressões adequadas nos pontos de consumo.
- Padrões de Demanda: Apresenta multiplicadores horários que ajustam a demanda base em

Figura 2 – Rede AnyTown modificada



Fonte: Software EPANET 2.2.

diferentes momentos, como períodos de alta (com multiplicadores de 1.2 e 1.3) e baixa demanda (com multiplicadores de 0.6 ou 0.7). Isso simula flutuações típicas em sistemas reais, como picos de consumo no início da manhã e no final da tarde e baixas durante a madrugada.

- Tarifa de Energia: As tarifas variam ao longo do dia, refletindo custos de energia que aumentam em períodos de pico, entre 18h e 21h, onde os valores atingem \$ 0,8097, contrastando com períodos de tarifas mais baixas, como \$ 0,1814 em horários de menor consumo, das 22h às 7h, e tarifas intermediárias com valores de \$ 0,3528, das 8h às 17h.

Parâmetros operacionais

Os parâmetros operacionais da AT(M) incluem: Níveis de reservatórios variando entre 66,53 m e 71,53 m, com um nível inicial de 66,93 m. Pressões mínimas em nós críticos, estabelecidas como: 51 m no nó 90, 42 m no nó 55 e 30 m no nó 170. E um horizonte

de planejamento de 24 horas, dividido em intervalos de tempo de 1 hora para simulação e otimização.

A configuração detalhada da rede e seus parâmetros são ajustados para refletir cenários operacionais realistas e desafiadores, proporcionando uma base sólida para a aplicação e validação do algoritmo proposto.

3.2 Modelagem do problema

A modelagem matemática é um processo que busca replicar, matematicamente, o comportamento do sistema de forma robusta. Leva em consideração as variáveis, os parâmetros e as restrições do problema, na elaboração de uma função objetivo, que será o alvo da otimização. É a descrição quantitativa do problema em questão.

O problema consiste em determinar o melhor momento para ligar e desligar uma bomba de água, responsável pelo abastecimento de um reservatório, de forma a minimizar os custos com energia elétrica associados, mantendo o nível de água armazenada dentro de limites aceitáveis. Já os custos variam conforme uma tarifa, que muda ao longo do dia, enquanto o nível do reservatório é determinado pela vazão da bomba, pela demanda de consumo e pela capacidade do próprio reservatório.

O modelo foi formulado como um problema de programação binária, onde a variável binária representa o estado da bomba (ligada ou desligada). Para facilitar a compreensão das equações apresentadas, abaixo estão definidos os conjuntos, parâmetros, variáveis de decisão e a função objetivo utilizados no modelo.

Conjuntos

$N = \{n\}_{n=1}^N$ Conjunto das bombas, onde N é o número total de bombas.

$T = \{t\}_{t=1}^T$ Conjunto dos passos de tempo, onde T é o número total de passos de tempo.

$I = \{i\}_{i=1}^I$ Conjunto dos nós da rede de distribuição de água, onde I é o número total de nós.

$J = \{j\}_{j=1}^J$ Conjunto dos tanques (reservatórios), onde J é o número total de tanques.

Parâmetros

Símbolo	Descrição
E_{nt}	Energia consumida (em kWh) pela n -ésima bomba durante o t -ésimo período de tempo.
C_{nt}	Custo da tarifa de energia para a n -ésima bomba durante o t -ésimo período de tempo.
P_{it}	Pressão no i -ésimo nó durante o t -ésimo período de tempo.
$P_{min,i}$	Pressão mínima requerida para o i -ésimo nó.
$P_{max,i}$	Pressão máxima permitida para o i -ésimo nó.
S_{jt}	Nível de água no j -ésimo tanque durante o t -ésimo período de tempo.
$S_{min,j}$	Nível mínimo permitido de água para o j -ésimo tanque.
$S_{max,j}$	Nível máximo permitido de água para o j -ésimo tanque.
A_n	Número de ativações (ou partidas) da n -ésima bomba.
$A_{max,n}$	Número máximo permitido de ativações para a n -ésima bomba.

Variáveis de decisão

As variáveis de decisão no modelo proposto referem-se aos estados operacionais das bombas ao longo do tempo, representados como:

- $X_{nt} \in \{0, 1\}$: Variável binária que indica se a n -ésima bomba está ligada (1) ou desligada (0) no t -ésimo período.

Função objetivo

O objetivo principal do modelo é minimizar o custo de consumo elétrico. Este custo é influenciado pelas tarifas de energia, que podem variar ao longo do dia, e pelo consumo de energia das bombas em operação. A função objetivo é expressa como:

$$\text{minimizar } z = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T C_{nt} E_{nt} X_{nt}$$

Aqui, C_{nt} representa o custo da tarifa de energia elétrica para a n -ésima bomba no t -ésimo período, enquanto E_{nt} é a energia consumida por essa bomba durante o mesmo período. A minimização dessa função visa identificar a configuração de operação das bombas que resulta no menor custo de energia possível, considerando as variações tarifárias ao longo do tempo.

Restrições operacionais e hidráulicas

Para garantir que o sistema opere de maneira eficiente e segura, uma série de restrições foram incorporadas ao modelo. Essas restrições garantem que as operações das bombas e o nível dos reservatórios atendam a requisitos técnicos específicos:

- Limites do nível do reservatório:

$$S_{min,j} \leq S_{jt} \leq S_{max,j}, \forall j, \forall t$$

Os níveis dos tanques devem permanecer dentro dos limites mínimo e máximo em todos os períodos, garantindo que não haja risco de escassez de água ou transbordamento.

- Pressões nos nós da rede:

$$P_{min,i} \leq P_{it} \leq P_{max,i}, \forall i, \forall t$$

As pressões nos nós críticos da rede devem estar dentro dos limites permitidos para assegurar que a água seja distribuída de maneira eficiente e que não ocorram falhas no fornecimento.

- Restrição de volume acumulado:

$$S_{j,T} \geq S_{j,0}, \forall j$$

Esta restrição garante que, ao final do ciclo operacional de 24 horas, o nível dos tanques seja pelo menos igual ao nível inicial, evitando a redução gradual dos níveis de água ao longo do tempo, além de permitir a replicação do modelo para períodos maiores.

- Limite de atuações das bombas:

$$A_n = \sum_{t=1}^T (X_{nt} - X_{nt+1})^2, \forall n, \forall t$$

O número de atuações de cada bomba é limitado para minimizar o desgaste mecânico e reduzir custos de manutenção. Essa restrição é estabelecida através dessa medida substituta como um esforço para prolongar a vida útil das bombas e garantir uma operação confiável ao longo do tempo, seguindo as diretrizes de amplos trabalhos da literatura (Lopez-Ibanez *et al.*, 2008; Lansey; Awmah, 1994; Zyl *et al.*, 2004; Savic *et al.*, 1997; Lopez-Ibanez *et al.*, 2005; Kelner; Leonard, ; Bene *et al.*, 2013).

Além das restrições explicitamente descritas, o simulador hidráulico EPANET resolve implicitamente um conjunto de equações fundamentais, incluindo o balanço de massa em cada nó da rede e as equações de conservação de energia ao longo das tubulações. A variável binária X_{nt} , que representa o estado ligado ou desligado da bomba, afeta diretamente os níveis dos reservatórios (S_{jt}) e as pressões nodais (P_{it}). Quando a bomba está ativa, o simulador ajusta o fluxo de água para atender às demandas e calcular os novos valores de S_{jt} e P_{it} , esse aumento no fluxo eleva a pressão nos nós conectados e pode alterar o nível dos reservatórios.

Cada uma dessas restrições desempenha um papel fundamental na garantia de que a solução do problema seja não apenas economicamente viável, mas também tecnicamente vantajosa, assegurando a confiabilidade e eficiência do sistema.

A formulação apresentada busca sincronizar de forma otimizada a operação das bombas com as demandas variáveis de consumo de água e as flutuações nas tarifas de energia, garantindo que o custo total seja minimizado sem comprometer a segurança operacional do sistema. A otimização envolve a resolução do problema de programação binária, onde a função objetivo e as restrições são resolvidas simultaneamente para encontrar a melhor configuração de operação possível.

Dados de entrada e saída do EPANET

Para garantir a viabilidade hidráulica das soluções geradas pelo algoritmo de otimização, o simulador EPANET foi utilizado para avaliar as condições da rede de distribuição de água. Sua integração permitiu validar os estados operacionais das bombas e garantir que as configurações resultantes atendessem às restrições hidráulicas do sistema.

Os dados de entrada fornecidos ao simulador incluíram:

- Topologia da rede: Definição dos 19 nós e 41 tubulações que compõem a Rede AnyTown modificada.
- Estados operacionais das bombas: Sequência de acionamentos ao longo do horizonte de 24 horas.
- Reservatórios: Níveis iniciais e limites mínimo e máximo para operação segura.
- Demandas nos nós: Perfis de consumo variáveis ao longo do dia.
- Parâmetros hidráulicos: Coeficientes de rugosidade, perdas de carga e características das tubulações.
- Estrutura tarifária de energia: Tarifação horária, influenciando a decisão de acionamento

das bombas.

Os dados de saída extraídos do EPANET foram fundamentais para a avaliação das soluções e aprimoramento da estratégia de otimização. Entre os principais resultados, destacam-se:

- Pressões nos nós: Verificação do cumprimento dos limites mínimos e máximos permitidos.
- Vazões nas tubulações: Distribuição do fluxo de água ao longo da rede.
- Níveis dos reservatórios: Monitoramento do comportamento dos volumes armazenados ao longo do tempo.
- Consumo energético das bombas: Cálculo do custo operacional considerando a estrutura tarifária.
- Identificação de violações hidráulicas: Detecção de situações que não atendem às restrições operacionais, como pressões inadequadas ou esvaziamento de reservatórios.

Essas informações foram integradas ao processo de poda do algoritmo, permitindo descartar configurações inviáveis e refinar continuamente a busca pela solução ótima. Dessa forma, a modelagem adotada assegura que as soluções encontradas não apenas minimizam custos operacionais, mas também garantem o funcionamento hidráulico adequado da rede.

3.3 Desenvolvimento do algoritmo

O B&B desenvolvido para este estudo organiza o problema de programação operacional de bombas em uma árvore de decisão, onde cada nó representa uma configuração parcial das bombas ao longo de um horizonte de planejamento de 24 horas. A abordagem adota a busca em profundidade para explorar a árvore, permitindo a implementação de limites dinâmicos à medida que soluções completas são encontradas e avaliadas.

O algoritmo constrói uma árvore de decisão de forma iterativa, organizando o horizonte de planejamento diário em níveis. Cada nível da árvore corresponde a uma hora do dia, e os nós dentro de cada nível representam as possíveis configurações das bombas para aquele intervalo de tempo. Com três bombas no sistema, cada nó gera quatro novos nós no próximo nível, representando as combinações possíveis de 0, 1, 2 ou 3 bombas ativadas. Esse crescimento resulta em uma ramificação exponencial de decisões à medida que o algoritmo avança pelos níveis, com 4^n nós por nível n , o que equivale a mais de 281 trilhões de soluções completas possíveis e um total de nós na árvore que ultrapassa 375 trilhões.

Esses valores destacam a inviabilidade prática de avaliar todas as possibilidades,

mesmo com recursos computacionais avançados. Dessa forma, estratégias de poda especializadas e a priorização de soluções promissoras tornam-se essenciais para reduzir drasticamente o espaço de busca e viabilizar a resolução do problema em um tempo aceitável. Além disso, esses números ilustram a complexidade combinatória inerente ao problema, reforçando a necessidade de algoritmos otimizados e estratégias de gerenciamento computacional para lidar com redes de maior escala e complexidade.

A cada solução parcial gerada, o simulador é acionado para realizar simulações hidráulicas com base nos estados operacionais das bombas definidos naquele nó. As saídas do EPANET, como níveis dos reservatórios e pressões nos nós, são avaliadas quanto à viabilidade hidráulica, sendo integradas diretamente ao processo de poda. Simultaneamente, os custos operacionais também são calculados, permitindo que o algoritmo tome decisões informadas, refinando os critérios de poda e eliminando ramos inviáveis. No último nível, a restrição de balanceamento dos tanques é verificada, e a solução com o menor custo operacional é selecionada como ótima global.

Uma característica central do algoritmo é a forma como a poda é implementada. A cada nó podado, tanto os ramos descendentes quanto os nós laterais podem ser eliminados. Isso ocorre porque certos critérios, como custo acumulado, pressão nos nós e níveis dos reservatórios, são monotonicamente não decrescentes quando mais bombas são ligadas. Por exemplo, ao descartar uma configuração com duas bombas ativas por exceder os limites de custo, o algoritmo elimina automaticamente qualquer configuração no mesmo nível com três ou mais bombas, já que essas combinações inevitavelmente resultariam em custos ainda maiores, além do tradicional corte dos nós descendentes. Da mesma forma, se a decisão excede os limites de pressão, configurações com mais bombas ligadas no mesmo intervalo de tempo também serão eliminadas, pois tendem a aumentar ainda mais a pressão nos nós conectados. Essa lógica de poda lateral, além da poda descendente convencional, é fundamental para reduzir o espaço de busca e melhorar a eficiência computacional do algoritmo.

A poda baseada em custos acumulados desempenha um papel importante na eficiência do algoritmo e que foi implementada graças ao caráter exploratório da busca DFS, que analisa soluções até sua completude enquanto promissoras e viáveis. Os custos são calculados a cada iteração, e o limite superior pode ser atualizado dinamicamente, sempre que se concluir a exploração de uma solução completa. Esse limite é então usado para eliminar ramos cujo custo estimado exceda esse valor. Isso é especialmente vantajoso na busca em profundidade, pois as

soluções completas encontradas precocemente ajudam a refinar os limites e a direcionar a busca para ramos mais promissores, o que não seria possível com a busca em largura.

Além disso, no caso de bombas idênticas, a representação das soluções em forma de vetores binários simplifica significativamente a organização dos dados e reduz a redundância no espaço de busca. Essa abordagem otimiza a lógica do algoritmo, pois, ao processar um nó que indica uma bomba ligada, ele não precisa distinguir qual bomba específica ativar, pois todas podem ser tratadas como equivalentes em termos de impacto hidráulico. Por exemplo, no caso de três bombas iguais, as combinações (100), (010) e (001) são funcionalmente idênticas, representando uma única bomba ativa, independentemente de qual delas foi acionada. Isso permite que o algoritmo avalie a decisão com base apenas no estado atual de cada bomba e no critério operacional de limite de acionamentos.

Essa simplificação dá liberdade ao algoritmo para decidir qual bomba ligar em uma próxima etapa, sem a necessidade de diferenciá-las por características específicas. Por exemplo, quando o algoritmo converte a decisão da quantidade de bombas ativas naquela hora em um vetor binário, ele verifica inicialmente quantas já foram acionadas, priorizando manter ligada as que já estiverem ativas. Quando é necessário ativar uma nova bomba, o algoritmo seleciona entre as restantes, sempre dando preferência àquelas com menos acionamentos acumulados até aquele momento. Caso todas as bombas estejam em condições equivalentes, sem uma diferença no histórico de acionamentos, a escolha é realizada de forma arbitrária, já que nenhuma delas apresenta prioridade sobre as outras além das restrições operacionais.

Essa lógica é implementada de forma sequencial, aproveitando a equivalência funcional entre as bombas idênticas para simplificar as decisões e otimizar o desempenho do algoritmo.

Por outro lado, em sistemas com bombas diferentes, cada bomba apresenta características únicas, como capacidades distintas de vazão ou consumos de energia específicos. Nesse caso, as combinações de estados (100), (010) e (001) precisam ser avaliadas individualmente, já que a escolha de qual bomba ligar pode influenciar diretamente a viabilidade hidráulica e os custos operacionais. Isso aumenta consideravelmente a complexidade da árvore de decisão e exige que o algoritmo considere as propriedades específicas de cada bomba ao tomar decisões.

Em resumo, o processo descrito se estende até o último estágio, no qual a solução completa viável de menor custo operacional é identificada como a ótima global. A lógica implementada considera todas as combinações possíveis, enquanto elimina de maneira eficiente

aquelas que não contribuem para resultados melhores.

A integração da busca em profundidade com estratégias de poda avançadas e simulações dinâmicas pelo EPANET permite uma exploração direcionada do espaço de soluções. Essa abordagem reduz significativamente o esforço computacional, garantindo soluções tecnicamente viáveis e aplicáveis a condições reais de operação. Assim, o algoritmo demonstra robustez e capacidade para lidar com redes de maior escala e complexidade.

3.4 Implementação do paralelismo

Para otimizar a execução do algoritmo e reduzir o tempo computacional, foi implementado a estratégia de paralelização de tarefas utilizando a biblioteca MPI (Message Passing Interface). Essa abordagem possibilita que diferentes ramos da árvore de decisão sejam explorados simultaneamente por múltiplos núcleos de processamento, garantindo maior eficiência e aproveitamento dos recursos computacionais disponíveis. Além disso, a paralelização foi cuidadosamente ajustada para balancear a carga entre os núcleos e minimizar os gargalos associados à comunicação e sincronização.

Inicialização e distribuição de tarefas

No início da execução, o algoritmo expande todos os ramos possíveis até o nível 9 da árvore de decisão, ponto escolhido para dividir as tarefas entre os 16 núcleos disponíveis. Essa escolha foi fundamentada por análises que indicaram ser esse o ponto ideal entre granularidade suficiente para distribuição e carga computacional gerenciável no início do processo. Com 4⁹ ramos (262.144 combinações), há tarefas suficientes para garantir uma distribuição equilibrada, evitando que núcleos fiquem ociosos.

Para garantir um balanceamento de carga eficiente, as ramificações abertas são embaralhadas (shuffle) antes da distribuição. Essa estratégia evita que alguns núcleos fiquem sobrecarregados enquanto outros permaneçam ociosos, dado que os ramos mais à esquerda da árvore, que ativam menos bombas, são menos propensos a serem podados e, portanto, demandam maior esforço computacional. Por outro lado, ramos mais à direita, com maior número de bombas ativadas, apresentam maior probabilidade de serem descartados precocemente devido a custos elevados ou restrições hidráulicas violadas. O embaralhamento assegura uma distribuição equilibrada das tarefas, permitindo que todos os núcleos trabalhem com eficiência.

Snapshots para otimização do EPANET

Um dos principais desafios identificados durante o desenvolvimento foi o custo computacional associado às reinicializações do simulador hidráulico EPANET, especialmente nos retrocessos (backtracking) característicos da busca em profundidade. Para mitigar esse problema, foi implementado um sistema de snapshots, que armazena na memória RAM o estado do simulador em cada nível da árvore de decisão.

Cada núcleo gera e mantém snapshots para cada nível percorrido da árvore. Esses snapshots registram as condições hidráulicas e os estados operacionais das bombas naquele momento, permitindo que, ao realizar um backtracking, o simulador retome diretamente do ponto correspondente, sem a necessidade de reinicializações completas. Essa abordagem não apenas reduz significativamente o tempo de execução, mas também garante a precisão das simulações hidráulicas ao longo do processo.

Comunicação entre núcleos

A comunicação entre os núcleos foi implementada de forma não bloqueante, utilizando a infraestrutura do MPI. Cada núcleo trabalha de forma independente, atualizando seus próprios limites inferiores durante a execução e informando os outros núcleos sempre que uma solução completa melhor que o limite superior global é encontrada.

Essa comunicação global ocorre sem interrupções nas atividades dos outros núcleos. Cada núcleo verifica e atualiza o limite global apenas em momentos apropriados, como após concluir a avaliação de um ramo ou durante o backtracking. Essa abordagem minimiza atrasos e garante que os núcleos aproveitem ao máximo seu tempo de processamento, sincronizando-se apenas quando necessário.

Os limites superiores e inferiores são atualizados dinamicamente durante a execução do algoritmo. Cada núcleo ajusta seus limites inferiores com base nas soluções completas encontradas localmente, enquanto o limite superior global é compartilhado entre todos os núcleos. Sempre que um núcleo encontra uma solução completa de menor custo, ele compara essa solução com o limite global. Se a nova solução for melhor, o núcleo comunica essa atualização aos outros processos, garantindo que todos os núcleos estejam alinhados com o melhor limite conhecido.

A sincronização ocorre de forma eficiente, sem bloqueios, garantindo que os núcleos não permaneçam ociosos aguardando atualizações. Esse modelo de comunicação e atualização

garante que a execução paralela seja robusta e que o espaço de busca seja explorado de forma otimizada.

Detalhes adicionais sobre os impactos do paralelismo, como redução de tempo, fundamentação da escolha do nível 9 para expansão e distribuição das tarefas, uso de memória e balanceamento de carga, serão apresentados no capítulo de resultados, com análises quantitativas que fundamentam a eficácia das estratégias adotadas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, apresentamos a análise dos resultados dos experimentos realizados com o algoritmo proposto, comparando-os aos obtidos por Costa (Costa *et al.*, 2015). São avaliados o desempenho computacional, a qualidade das soluções, os impactos do paralelismo e as economias financeiras alcançadas. Por fim, discutimos a relevância prática desses resultados para sistemas reais de distribuição de água.

Os experimentos foram realizados em um ambiente computacional com processador Intel Core i9 e 64 GB de RAM, utilizando o simulador EPANET 3 implementado em C++. O estudo considerou cenários com até três ativações máximas por bomba, respeitando restrições operacionais, como limites de níveis dos reservatórios e pressões mínimas nos nós críticos.

4.1 Análise de custos financeiros e computacionais

Os custos operacionais e tempos computacionais obtidos com o algoritmo atual foram comparados aos do trabalho de Costa (Costa *et al.*, 2015). Os resultados comparativos dos custos são apresentados na tabela abaixo:

Tabela 1 – Comparação de custos operacionais

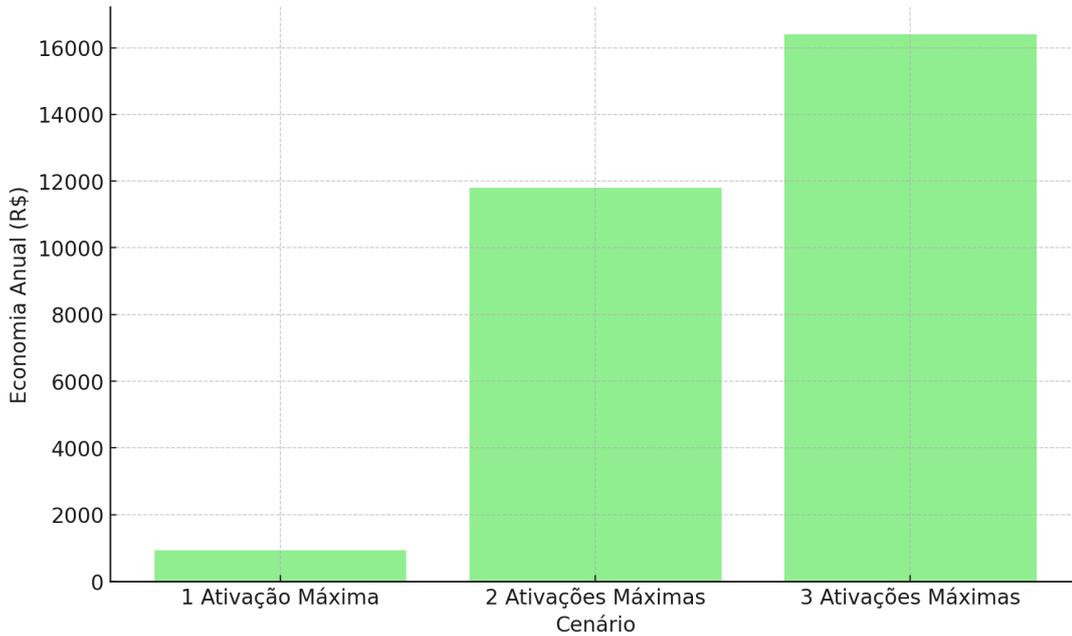
Cenário	Custo Operacional (Costa)	Custo Operacional (Atual)	Diferença (Valor)	Diferença (%)
1 ativação máxima	\$ 3.916,98	\$ 3.914,40	\$ 2,58	0,07
2 ativações máximas	\$ 3.618,59	\$ 3.586,26	\$ 32,33	0,89
3 ativações máximas	\$ 3.578,66	\$ 3.533,73	\$ 44,93	1,26

Fonte: Elaborado pela autora (2025).

O algoritmo atual apresentou despesas operacionais mais baixas em todos os cenários analisados. A inclusão de podas baseadas em custos e da busca DFS foi determinante para aumentar a eficiência na solução do problema. Embora as reduções percentuais sejam modestas, os impactos financeiros acumulados em operações de longo prazo são expressivos, como detalhado na projeção financeira da Figura 3.

Considerando a frequência diária de funcionamento dos sistemas, a economia anual estimada para cada cenário: O cenário com 1 ativação máxima por bomba resulta em uma economia acumulada de \$ 941,70. O cenário com 2 ativações máximas gera uma economia anual expressiva de \$ 11.802,45. Por fim, no cenário com 3 ativações máximas, a diferença de \$ 44,93

Figura 3 – Projeção de economia financeira em 1 ano



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

diários culmina em uma economia anual de \$ 16.412,45.

Quanto aos tempos computacionais, em todos os cenários, os valores foram significativamente reduzidos, com melhorias superiores a 99%. No cenário com 1 ativação o algoritmo atual é 251 vezes mais rápido, com 2 ativações é 947 vezes mais rápido e no cenário mais complexo, de 3 ativações, o algoritmo consegue ser 564 vezes mais rápido, o que representa uma redução drástica no tempo de execução em comparação ao trabalho de Costa, como mostra a tabela a seguir:

Tabela 2 – Comparação de tempos operacionais

Cenário	Tempo (Costa)	Tempo (Atual)	Diferença de Tempo	Melhoria no Tempo (%)
1 ativação máxima	425 s	1,69 s	423,31 s	99,60
2 ativações máximas	36.914 s	38,95 s	36.875,05 s	99,89
3 ativações máximas	81,12 h	8,62 min	80,97 h	99,82

Fonte: Elaborado pela autora (2025).

As projeções de ganho computacional, para diferentes cenários de ativações de bombas, evidenciam a expressiva eficiência do algoritmo atualizado. No cenário mais complexo, com 3 ativações máximas, o tempo computacional é reduzido em 566,79 horas por semana, totalizando impressionantes 29554,05 horas ao longo de um ano, ou cerca de 3 anos e 4 meses.

Tabela 3 – Projeções do ganho de tempo para os diferentes cenários

Cenário	Ganho Semanal (horas)	Ganho Mensal (horas)	Ganho Anual (horas)
1 ativação máxima	0,82	3,53	42,92
2 ativações máximas	71,70	307,29	3738,72
3 ativações máximas	566,79	2429,1	29554,05

Fonte: Elaborado pela autora (2025).

Esses valores mostram que o algoritmo anterior levaria mais de um dia para obter os cronogramas diários de operações, impossibilitando sua aplicação para programações operacionais reais, por exemplo. As projeções indicam que, para executar o equivalente a um ano de operações, o algoritmo anterior levaria muitos anos de processamento, mais do que o próprio horizonte de planejamento requerido. Essa limitação torna a atualização indispensável, especialmente em cenários onde a agilidade no planejamento é essencial para a viabilidade operacional.

Para os três cenários de simulação, as soluções otimizadas forneceram cronogramas detalhados de operação das bombas ao longo de 24 horas. Cada número na sequência das strings indica quantas bombas estavam ativas em cada hora. Os resultados foram os seguintes:

Tabela 4 – Cronogramas de operação das bombas ao longo de 24 horas

Ativações	Sequência de Operação
1	111111111112112222000111
2	2121111111122221111000210
3	122111101311112330001210

Fonte: Elaborado pela autora (2025).

4.2 Impacto do paralelismo no desempenho

O paralelismo mostrou-se essencial para a redução do tempo computacional, permitindo que o algoritmo aproveitasse ao máximo os recursos de hardware. A tabela a seguir apresenta a relação entre o número de processadores, tempo computacional, speedup real e eficiência paralela:

O conceito de speedup refere-se ao ganho de desempenho alcançado ao executar um algoritmo em sistemas paralelos. Ele é definido como a razão entre o tempo de execução em um processador e o tempo de execução em "x" processadores. Idealmente, esse valor é igual ao

Tabela 5 – Análise de speedup e eficiência com diferentes números de processadores

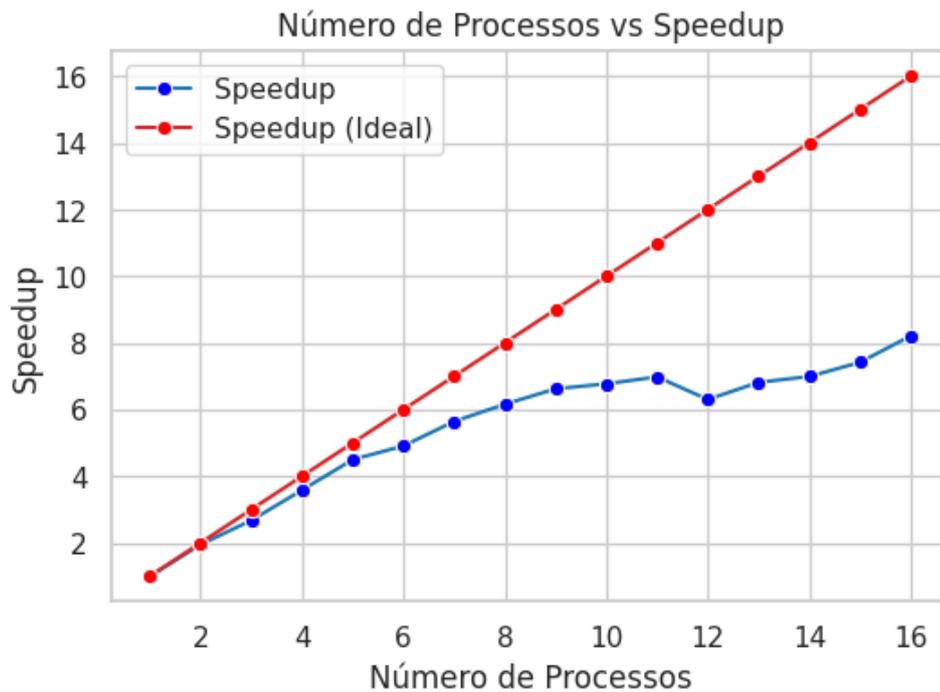
Nº de Processadores	Tempo (s)	Speedup Real	Speedup Ideal	Eficiência (%)
1	271,99	1,00	1,00	100,0
2	141,57	2,00	2,00	100,0
4	77,21	3,76	4,00	94,0
8	46,70	6,15	8,00	76,87
12	47,47	6,30	12,00	52,5
16	38,95	8,20	16,00	51,25

Fonte: Elaborado pela autora (2025).

número de processadores utilizados, mas na prática, fatores como sobrecarga de comunicação e sincronização reduzem a eficiência do sistema.

No algoritmo atual, o speedup real apresentou os seguintes comportamentos:

Figura 4 – Número de processos por speedup



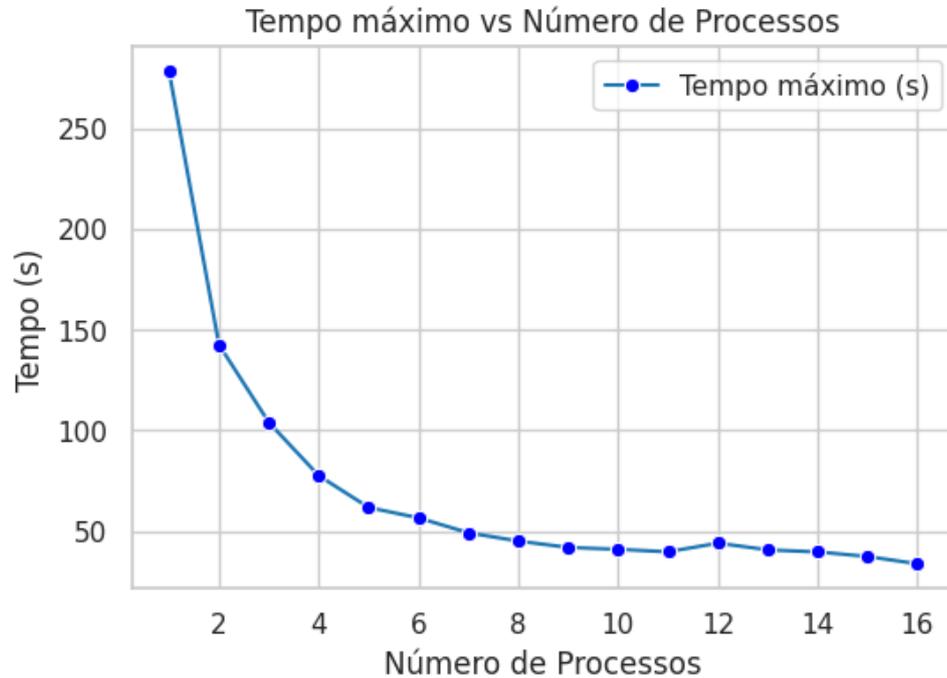
Fonte: Elaborado pela autora (2025).

Com 16 processadores, o speedup real foi de 8,2x, enquanto o ideal seria de 16x. Essa diferença pode ser atribuída à sobrecarga de comunicação entre os núcleos e à necessidade de sincronização das threads. Esse comportamento também indica que ainda há margem para melhorias e otimizações na paralelização.

A eficiência paralela caiu de 100% com 1 processador para 40% com 16 processado-

res, demonstrando a limitação no aproveitamento de hardware adicional.

Figura 5 – Tempo por número de processos



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

Apesar da redução na eficiência, o ganho absoluto em termos de tempo de execução foi significativo, especialmente até 8 processadores. Por exemplo, o tempo foi reduzido de 271,99 segundos (1 processador) para 38,95 segundos (16 processadores), representando uma redução de 85,68% no tempo total de execução.

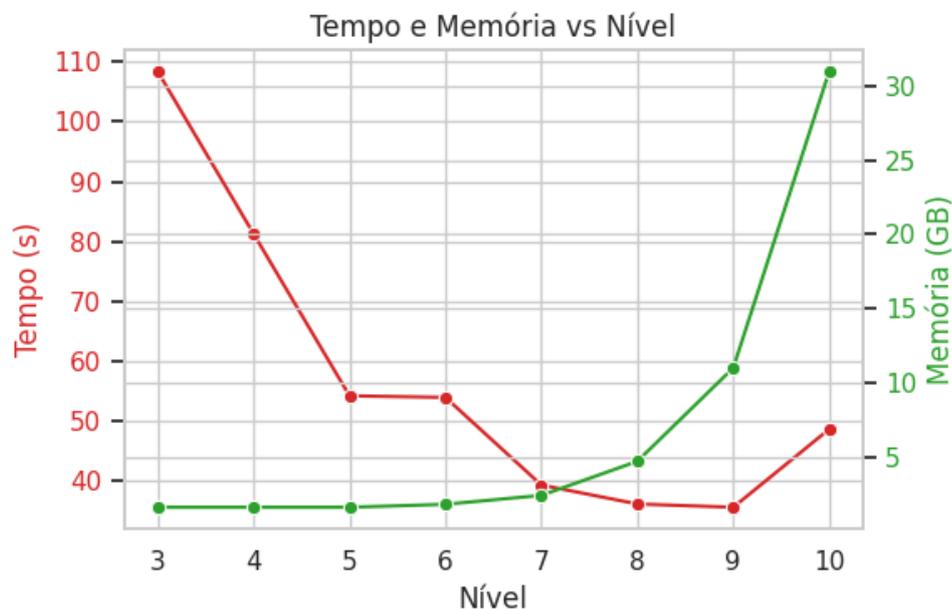
Melhores ajustes no balanceamento de carga e na redução de comunicação entre threads poderiam aumentar a eficiência paralela, especialmente em sistemas com mais de 12 processadores. De toda forma, para sistemas mais complexos, o paralelismo continua sendo uma abordagem promissora para reduzir tempos computacionais.

Referente à escolha de expansão das ramificações até o nível 9, para posterior distribuição das tarefas a serem executadas em paralelo, pode ser justificada com alguns critérios. Foram avaliados aspectos como o consumo de memória, o tempo de execução em cada nível e a variação nos tempos mínimos e máximos de processamento entre os núcleos, como descrito nas Figuras 6 e 7.

A Figura 6 ilustra o comportamento do consumo de memória e do tempo de execução conforme os níveis de expansão aumentam. Observa-se que, nos níveis iniciais, o consumo de

memória se mantém relativamente baixo, permitindo uma expansão eficiente, enquanto o tempo de execução segue um comportamento inverso. A partir do nível 8, o consumo de memória cresce significativamente, alcançando mais de 30 GB no nível 10, o que reflete o aumento no número de soluções intermediárias mantidas em memória. Esses resultados indicam que expandir as ramificações até o nível 9 mantém um equilíbrio entre tempo de execução e consumo de memória, enquanto expandir até o nível 10 implicaria custos computacionais significativamente mais elevados.

Figura 6 – Tempo e memória por nível

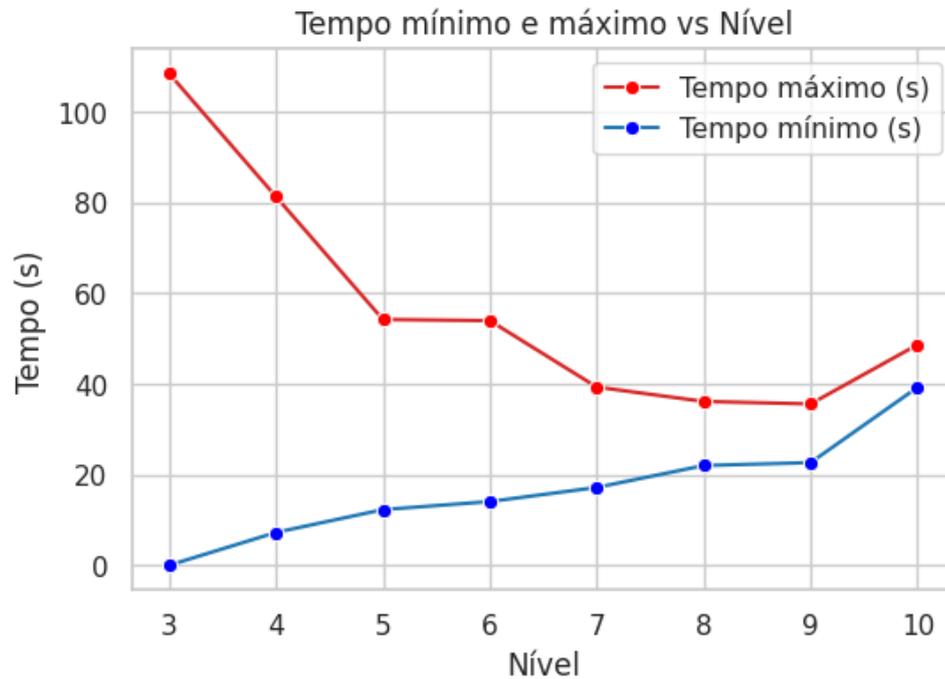


Fonte: Elaborado pela autora (2025).

A Figura 7 apresenta os tempos mínimos e máximos observados em cada nível de expansão. Nos níveis iniciais (3 a 5), o intervalo entre os tempos máximo e mínimo é consideravelmente grande, com os tempos máximos superando 100 segundos, enquanto os tempos mínimos ficam abaixo de 20 segundos. Esse desbalanceamento reflete a natureza desigual das tarefas geradas nesses níveis, onde alguns núcleos seriam sobrecarregados enquanto outros permaneceriam subutilizados.

À medida que os níveis avançam (6 a 9), a distância entre os tempos mínimos e máximos diminui significativamente, indicando uma maior uniformidade nas tarefas geradas. No nível 9, os tempos máximos e mínimos convergem para valores próximos, com diferenças inferiores a 10 segundos, o que favorece uma distribuição balanceada das tarefas entre os núcleos de processamento.

Figura 7 – Tempo mínimo e máximo por nível



Fonte: Elaborado pela autora (2025).

Com base nos resultados apresentados, foi decidido que as ramificações seriam expandidas até o nível 9 antes da distribuição para os núcleos de processamento. Essa decisão foi fundamentada em três aspectos principais: Consumo de memória, tempo de processamento e um balanceamento mais uniforme das tarefas entre os núcleos nessa faixa.

A escolha desse nível como ponto de distribuição foi cuidadosamente definida para maximizar a eficiência do paralelismo. Paralelamente, a implementação do processo de embaralhamento das ramificações (shuffle) desempenhou um papel crucial na distribuição equilibrada das tarefas entre os núcleos de processamento. Essa estratégia foi necessária devido às características intrínsecas do problema: ramos localizados mais à esquerda na árvore de busca tendem a gerar soluções com menos bombas ativadas, resultando em menos violações das restrições. Como consequência, essas soluções são mais frequentemente analisadas até níveis mais profundos, aumentando significativamente o tempo de processamento. Em contrapartida, ramos à direita possuem mais bombas ativadas, o que acarreta custos mais elevados, maior pressão e, conseqüentemente, um número maior de violações, fazendo com que essas soluções sejam podadas rapidamente. Essa assimetria no comportamento dos ramos poderia gerar um desbalanceamento severo, com núcleos processando ramos mais rápidos (à direita) concluindo suas tarefas antes e permanecendo ociosos, enquanto núcleos alocados a ramos mais lentos (à

esquerda) continuariam sobrecarregados. O shuffle, ao redistribuir as tarefas de forma aleatória, evita esse desnível de carga, garantindo uma utilização mais uniforme e eficiente dos recursos computacionais.

Essa abordagem garantiu uma execução equilibrada e eficiente, contribuindo para a redução dos tempos de processamento e o uso otimizado dos recursos computacionais.

4.3 Análise das podas

Nesta seção, são apresentados os resultados das podas para os cenários com 1, 2 e 3 ativações máximas. Nosso objetivo é analisar o impacto de cada tipo de poda no espaço de busca. Em particular, queremos entender o impacto da poda baseada no custo, pois é uma das contribuições do presente trabalho.

Cenário com 1 ativação máxima

No cenário com 1 ativação máxima (ver Tabela 6), as podas por atuações destacaram-se como as de maior impacto, totalizando 114.413 eliminações, o que representa aproximadamente 82,5% das podas totais. Em segundo lugar, as podas relacionadas ao nível dos tanques somaram 14.249 eliminações, enquanto as podas por custo ficaram na terceira posição com um total de 10.004 eliminações. As podas por pressão tiveram um impacto marginal, resultando em apenas 67 eliminações, e não houve podas relacionadas à estabilidade. O espaço de busca analisou 190.928 soluções completas, das quais 52.195 foram viáveis, evidenciando a eficiência do algoritmo em eliminar soluções inviáveis de forma eficiente desde os primeiros níveis.

Cenário com 2 ativações máximas

No cenário com 2 ativações máximas (ver Tabela 7), a tendência de predominância das podas por atuações foi mantida, totalizando 9.247.133 eliminações, o equivalente a 62,5% das podas totais. As podas por nível do tanque ocuparam a segunda posição, com 2.864.171 eliminações, seguidas pelas podas de custo, que totalizaram 2.666.176 eliminações. As pressões resultaram em apenas 6.961 podas, enquanto a estabilidade apresentou o menor impacto, com 46 eliminações. Foram avaliadas 21.618.363 soluções completas, sendo 6.833.876 viáveis.

Tabela 6 – Resultado das podas para cenário com 1 atuação

Horas	Atuações	Custo	Soluções Viáveis	Pressões	Estabilidade	Nível dos Tanques	Total
1	0	0	3	0	0	1	4
2	0	0	10	0	0	2	12
3	0	0	27	0	0	13	40
4	15	0	63	0	0	30	108
5	56	0	123	0	0	73	252
6	150	0	218	0	0	124	492
7	313	0	412	1	0	146	872
8	716	0	688	0	0	244	1648
9	1340	0	1018	1	0	393	2752
10	2146	0	1490	2	0	434	4072
11	3262	0	1987	9	0	702	5960
12	4614	0	2728	2	0	604	7948
13	6498	0	3261	1	0	1152	10912
14	7958	0	3943	3	0	1140	13044
15	9788	0	4773	0	0	1211	15772
16	11919	0	5671	1	0	1501	19092
17	14360	0	6601	16	0	1707	22684
18	16913	0	7639	31	0	1821	26404
19	18436	1501	7472	0	0	1434	28843
20	11314	5228	3112	0	0	598	20252
21	3066	2793	480	0	0	595	6934
22	847	168	352	0	0	223	1590
23	560	225	106	0	0	98	989
24	142	89	18	0	0	3	252

Tabela 7 – Resultado das podas para o cenário de 2 atuações

Horas	Atuações	Custo	Soluções Viáveis	Pressões	Estabilidade	Nível dos Tanques	Total
1	0	0	146,795	0	0	44,087	190,882
2	0	0	120,862	0	0	25,933	146,795
3	0	0	77,957	0	0	42,905	120,862
4	0	0	54,756	0	0	23,201	77,957
5	0	0	35,880	0	0	18,876	54,756
6	0	0	23,719	0	0	12,161	35,880
7	0	0	17,521	16	0	6,182	23,719
8	0	0	12,943	4	0	4,574	17,521
9	0	0	9,640	21	0	3,282	12,943
10	8,038	0	22,147	166	0	8,209	38,560
11	23,809	0	48,172	225	0	16,382	88,588
12	60,698	0	96,262	503	0	35,225	192,688
13	139,819	0	181,380	502	0	63,347	385,048
14	288,568	0	318,752	496	0	117,704	725,520
15	543,105	0	534,587	683	0	196,633	1,275,008
16	973,889	0	845,339	409	0	318,711	2,138,348
17	1,607,214	0	1,294,875	726	0	478,541	3,381,356
18	2,455,906	203,885	1,725,805	1,471	0	644,661	5,031,728
19	2,234,847	1,320,546	932,061	763	0	280,790	4,769,007
20	727,754	835,148	310,941	886	0	287,680	2,162,409
21	159,421	290,687	15,114	87	0	218,433	683,742
22	12,839	9,372	5,974	0	0	15,732	43,917
23	8,741	4,761	2,004	3	0	723	16,232
24	2,485	1,777	390	0	46	199	4,897

Cenário com 3 ativações máximas

Com 3 ativações máximas (ver Tabela 8), o cenário apresentou o maior espaço de busca avaliado e uma distribuição mais equilibrada quanto aos pesos dos impactos dos critérios de corte, com 292.331.330 soluções completas, das quais 98.869.587 foram viáveis. Neste caso, as podas por atuações continuaram a ser as mais significativas, somando 77.442.631 eliminações, mas as podas por custo assumiram a segunda posição, totalizando 63.519.384 eliminações. As podas relacionadas ao nível do tanque ficaram em terceiro lugar, com 52.387.510 eliminações. As podas por pressão resultaram em 111.874 eliminações, enquanto as podas por estabilidade eliminaram 344 soluções, refletindo seu papel restrito aos níveis finais.

Em seu trabalho, Costa destaca que as podas eliminam grandes porções do espaço de busca, especialmente nos níveis iniciais, e observa um corte de 25% do seu espaço de busca, para o cenário com 3 ativações, já na primeira hora. Também mostra que os cortes avançam em menor proporção ao longo das demais horas, finalizando sua busca com 27.843.662 soluções viáveis. Essas eliminações foram eficazes, mas de menor impacto em comparação ao algoritmo atual.

Tabela 8 – Resultado das podas para o cenário de 3 ativações

Horas	Atuações	Custo	Soluções Viáveis	Pressões	Estabilidade	Nível dos Tanques	Total
1	0	0	183,162	0	0	60,652	243,814
2	0	0	152,513	0	0	30,649	183,162
3	0	0	102,669	0	0	49,844	152,513
4	0	0	71,149	0	0	31,520	102,669
5	0	0	46,724	0	0	24,425	71,149
6	0	0	30,409	0	0	16,315	46,724
7	0	0	22,373	15	0	8,021	30,409
8	0	0	16,852	4	0	5,517	22,373
9	0	0	12,781	27	0	4,044	16,852
10	1,157	0	37,179	402	0	12,386	51,124
11	7,236	0	105,887	725	0	34,868	148,716
12	35,345	0	288,543	2,697	0	96,963	423,548
13	142,535	0	751,490	3,638	0	256,509	1,154,172
14	502,142	0	1,857,537	6,221	0	640,060	3,005,960
15	1,553,951	0	4,334,646	12,121	0	1,529,430	7,430,148
16	4,290,880	0	9,453,956	8,509	0	3,585,239	17,338,584
17	10,549,681	0	19,560,182	7,517	0	7,698,444	37,815,824
18	22,653,933	7,265,250	31,032,551	21,504	0	12,772,404	73,745,642
19	24,982,938	27,225,095	21,894,916	21,591	0	6,391,609	80,516,149
20	9,863,862	20,710,658	8,676,096	22,960	0	10,373,272	49,646,848
21	2,728,218	8,130,964	188,831	3,893	0	8,458,762	19,510,668
22	90,661	140,522	41,579	48	0	290,413	563,223
23	36,927	40,071	7,037	1	0	11,947	95,983
24	3,165	6,824	525	1	344	4,217	15,076

Utilização de podas

De maneira geral, as podas por atuações provaram ser as de maior impacto, consistentemente liderando em todos os cenários analisados. As podas por nível de tanque e custo também apresentaram papéis importantes, com o custo assumindo a segunda posição apenas no cenário 3 devido à maior complexidade do espaço de busca. As podas por pressão tiveram um impacto marginal, enquanto as por estabilidade mostraram uma frequência ainda menor, o que é esperado devido à sua aplicação limitada à última hora do processo.

Ainda que as podas por custo não sejam as mais frequentes, elas são decisivas na eliminação de ramos inviáveis, acelerando a convergência para soluções ótimas, restringindo em grande escala o número de soluções completas viáveis. A Tabela 9 mostra os tempos de processamento com e sem as podas por custo. Como se pode observar, o speedup é significativo, com o cenário 3 apresentando um speedup de 21,32. Ou seja, ainda que o número de podas por custo seja menor que as podas por atuações, o speedup é significativo, o que mostra a importância das podas por custo na eliminação de ramos inviáveis.

Tabela 9 – Tempo de processamento com e sem podas por custo

Cenário	Sem podas de custo	Com podas de custo	Speedup
1	3,82 s	1,7 s	2,25
2	239,7 s	38,9 s	6,16
3	11.027,3 s	517,2 s	21,32

4.4 Discussão dos resultados

O algoritmo atual demonstrou superioridade em relação ao trabalho de Costa em todos os aspectos avaliados. As soluções apresentaram custos menores, tempos reduzidos e maior eficiência no uso de recursos computacionais.

Os ganhos expressivos no tempo resultam de avanços tecnológicos e metodológicos no algoritmo atualizado. O paralelismo de tarefas, distribuído entre 16 núcleos, reduziu substancialmente o tempo computacional, especialmente em cenários complexos. Estratégias otimizadas de poda, com cortes laterais, descendentes e por custos, aprimoraram a eficiência ao eliminar efetivamente soluções inviáveis.

Adicionalmente, o ambiente computacional, com desempenho significativamente superior ao do PC utilizado por Costa, equipado com um Intel Core i7-4771 e 32 GB de RAM, e

o uso da versão 3 do EPANET, mais avançada que a versão 2 empregada no trabalho anterior, também contribuíram para ganhos substanciais.

Em suma, todos esses fatores justificam os ganhos exponenciais no tempo de execução e destacam a evolução tecnológica e metodológica desta pesquisa. Porém, observou-se que a eficiência do paralelismo diminui com o aumento de processadores, chamando a atenção para a necessidade de ajustes em sistemas altamente paralelos e otimização da escalabilidade do algoritmo para enfrentar desafios em redes maiores.

Entre os pontos fortes desse trabalho estão: Garantia de soluções ótimas com custos operacionais reduzidos, promoção de sustentabilidade, através da redução significativa do consumo de energia, e capacidade de adaptação a diferentes cenários operacionais.

5 CONCLUSÕES E IMPLEMENTAÇÕES FUTURAS

Este trabalho apresentou uma abordagem inovadora para a otimização de sistemas de distribuição de água por meio de melhorias no algoritmo, com foco na eficiência computacional e sustentabilidade operacional. A aplicação da busca em profundidade, combinada com estratégias de paralelismo, provou-se eficaz na redução de custos operacionais e no tempo computacional, demonstrando avanços significativos em relação a estudos anteriores.

A principal contribuição deste estudo foi o desenvolvimento de um algoritmo que não apenas supera as limitações da abordagem anterior (Costa *et al.*, 2015), mas também introduz técnicas avançadas de poda e paralelismo. A integração dessas técnicas resultou em soluções ótimas com tempos de processamento substancialmente menores, chegando a cenários com tempos quase mil vezes menores, tornando possível a aplicação prática em cenários reais e complexos. Adicionalmente, a validação realizada com o simulador EPANET garantiu a viabilidade das soluções propostas, considerando restrições hidráulicas e operacionais.

As análises demonstraram reduções consistentes nos custos operacionais em todos os cenários testados. Embora as reduções percentuais possam parecer modestas em um único ciclo diário, as projeções anuais evidenciam economias significativas, particularmente no cenário de três ativações máximas, que acumulou mais de \$16.400 em economias anuais. Esses valores são especialmente relevantes quando considerados em um contexto operacional contínuo, reforçando a importância de algoritmos eficientes para sistemas de abastecimento de larga escala.

Além disso, a inclusão da estratégia de poda por custo mostrou-se decisiva para a eficiência do algoritmo. As estratégias de poda se mostraram satisfatórias e além de reduzirem drasticamente o espaço de busca, minimizaram o esforço computacional, permitindo maior precisão e agilidade na obtenção das soluções ótimas.

O uso de paralelismo computacional destacou-se como um dos aspectos mais transformadores deste estudo. A divisão das tarefas entre múltiplos núcleos de processamento, aliada ao embaralhamento das ramificações, garantiu uma distribuição equilibrada da carga de trabalho e evitou ociosidade nos núcleos. Essa abordagem não apenas reduziu significativamente o tempo de execução, mas também demonstrou a importância de ajustes cuidadosos na granularidade da distribuição para maximizar a eficiência do sistema.

A escolha do nível 9 como ponto de distribuição revelou-se estratégica, equilibrando consumo de memória e tempo computacional. Essa decisão foi fundamentada em análises detalhadas de desempenho, que mostraram maior uniformidade nos tempos de processamento e um

consumo de memória ainda gerenciável. Esse nível de granularidade permitiu um balanceamento eficaz das tarefas, assegurando que todos os núcleos operassem com alta eficiência.

O impacto deste trabalho vai além da eficiência computacional, contribuindo significativamente para a sustentabilidade operacional de SDAs. A redução do consumo de energia elétrica, resultante da otimização dos cronogramas de operação das bombas, alinha-se diretamente com objetivos de desenvolvimento sustentável, que buscam promover o uso sustentável de recursos hídricos e energéticos.

Os resultados alcançados demonstram potencial de aplicabilidade prática do algoritmo em diferentes cenários operacionais, seus ótimos resultados apontam para sua flexibilidade de adaptação a redes de escalas e complexidades mais elevadas. Essa flexibilidade é crucial para atender às demandas crescentes por eficiência e sustentabilidade, em um setor que desempenha um papel vital na sociedade moderna.

Embora os avanços apresentados sejam significativos, este trabalho não está isento de limitações. A redução da eficiência paralela com o aumento do número de processadores evidencia a necessidade de ajustes para ampliar ainda mais a escalabilidade do algoritmo em cenários mais complexos, indicando margens para melhorias no modelo adotado ou exploração de novos modelos de paralelismo. Além disso, a integração de métodos avançados para previsão de demanda, análise de incertezas e técnicas de aprendizado de máquina na substituição do simulador, em casos de previsão em tempo real, poderia aumentar ainda mais a agilidade do algoritmo, sem comprometer a precisão e a robustez das soluções propostas.

Perspectivas futuras incluem a aplicação do algoritmo em redes de maior escala e a integração com sistemas de controle em tempo real, permitindo ajustes dinâmicos nos cronogramas operacionais. Adicionalmente, a incorporação de modelos multiobjetivo pode expandir o escopo do algoritmo, equilibrando custos operacionais com outros fatores, como redução de perdas hídricas, melhoria na qualidade da água ou confiabilidade operacional.

REFERÊNCIAS

- ALBA, E.; TOMASSINI, M. Parallelism and evolutionary algorithms. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, United States, v. 6, n. 5, p. 443–462, 2002. ISSN 1089-778X. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1109/TEVC.2002.800880>. Acesso em: 08 dez. 2024.
- ARAI, Y. *et al.* Optimized operation of water distribution system using multipurpose fuzzy lp model. **Water Supply**, London, v. 13, n. 1, p. 66–73, 2013. ISSN 1607-0798. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.2166/ws.2012.080>. Acesso em: 05 dez. 2024.
- BEHZADIAN, K. *et al.* Stochastic sampling design using a multi-objective genetic algorithm and adaptive neural networks. **Environmental Modelling & Software**, United Kingdom, v. 24, n. 4, p. 530–541, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2008.09.009>. Acesso em: 16 dez. 2024.
- BENE, J. *et al.* Comparison of deterministic and heuristic optimization solvers for water network scheduling problems. **Water Supply**, London, v. 13, n. 5, p. 1367–1376, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.2166/ws.2013.148>. Acesso em: 19 dez. 2024.
- BROAD, D. R. *et al.* Water distribution system optimization using metamodels. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 131, n. 3, p. 172–180, 2005. Disponível em: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2005\)131:3\(172\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2005)131:3(172)). Acesso em: 19 dez. 2024.
- CHASE, D. V.; ORMSBEE, L. E. Computer-generated pumping schedules for satisfying operational objectives. **Journal-American Water Works Association**, United States, v. 85, n. 7, p. 54–61, 1993. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/j.1551-8833.1993.tb06037.x>. Acesso em: 18 dez. 2024.
- COSTA, A. L. H. *et al.* Global optimization of water distribution networks through a reduced space branch-and-bound search. **Water Resources Research**, United States, v. 37, n. 4, p. 1083–1090, 2001. Disponível em: <https://doi.org/10.1029/2000WR900383>. Acesso em: 13 dez. 2024.
- COSTA, L. H. M. *et al.* A branch-and-bound algorithm for optimal pump scheduling in water distribution networks. **Water Resources Management**, Germany, v. 30, n. 3, p. 1037–1052, 2015. ISSN 1573-1650. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/s11269-015-1209-2>. Acesso em: 18 dez. 2024.
- CUNHA, A. G. *et al.* **Manual de computação evolutiva e metaheurística**. Lisbon: Imprensa da Universidade de Coimbra, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.14195/978-989-26-0583-8>. Acesso em: 14 dez. 2024.
- EPA, U. S. E. P. A. **EPANET 3 User Manual**. United States, 2024. Disponível em: <https://www.epa.gov/water-research/epanet>. Acesso em: 13 dez. 2024.
- EPE, E. de P. E. **Balanco Energético Nacional: síntese 2024**. Brasília, DF: EPE: [s. n.], 2024. Disponível em: https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-819/topico-715/BEN_S%C3%ADntese_2024_PT.pdf. Acesso em: 03 dez. 2024.

GHADDAR, B. *et al.* A lagrangian decomposition approach for the pump scheduling problem in water networks. **European Journal of Operational Research**, Netherlands, v. 241, n. 2, p. 490–501, 2015. ISSN 0377-2217. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.08.033>. Acesso em: 09 dez. 2024.

GOLDMAN, F. E.; MAYS, L. W. The application of simulated annealing to the optimal operation of water systems. *In*: WILSON, E. M. (ed.). **WRPMD'99**. Tempe, Arizona, United States: American Society of Civil Engineers, 1999. p. 1–16. Disponível em: [https://doi.org/10.1061/40430\(1999\)56](https://doi.org/10.1061/40430(1999)56). Acesso em: 23 dez. 2024.

HERNANDEZ-SANCHO, F. **Water consumption, tariffs and regulation**. London: IWA Publishing, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.2166/9781780404684>. Acesso em: 17 dez. 2024.

IEA. **WEO-2016 Special Report: Water-energy nexus – analysis**. France: International Energy Agency, 2017. Disponível em: <https://www.iea.org/reports/water-energy-nexus>. Acesso em: 07 dez. 2024.

JOWITT, P. W.; GERMANOPOULOS, G. Optimal pump scheduling in water-supply networks. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 118, n. 4, p. 406–422, 1992. Disponível em: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1992\)118:4\(406\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1992)118:4(406)). Acesso em: 15 dez. 2024.

KELNER, V.; LEONARD, O. Optimal pump scheduling for water supply using genetic algorithms. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON EVOLUTIONARY COMPUTING FOR INDUSTRIAL APPLICATIONS (EUROGEN'03), 5., 2003, Barcelona. **Proceedings od Eurogen'03**. [S.l.: s.n.], [200-?]. Disponível em: <https://hdl.handle.net/2268/20901>. Acesso em: 09 dez. 2024.

KERIMOV, B. *et al.* Assessing the performances and transferability of graph neural network metamodels for water distribution systems. **Journal of Hydroinformatics**, United Kingdom, v. 25, n. 6, p. 2223–2234, 2023. ISSN 1465-1734. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.2166/hydro.2023.031>. Acesso em: 19 dez. 2024.

LAND, A. H.; DOIG, A. G. An automatic method of solving discrete programming problems. **Econometrica**, United States, v. 28, n. 3, p. 497, 1960. ISSN 0012-9682. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.2307/1910129>. Acesso em: 05 dez. 2024.

LANSEY, K. E.; AWMAH, K. Optimal pump operations considering pump switches. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 120, n. 1, p. 17–35, 1994. Disponível em: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1994\)120:1\(17\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1994)120:1(17)). Acesso em: 08 dez. 2024.

LOPEZ-IBANEZ, M. *et al.* Multi-objective optimisation of the pump scheduling problem using spea2. *In*: IEEE CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTING. **Proceedings**. Edinburgh: IEEE Press, 2005. v. 1, p. 435–442. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/CEC.2005.1554716>. Acesso em: 09 dez. 2024.

LOPEZ-IBANEZ, M. *et al.* Ant colony optimization for optimal control of pumps in water distribution networks. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 134, n. 4, p. 337–346, 2008. Disponível em: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2008\)134:4\(337\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2008)134:4(337)). Acesso em: 14 dez. 2024.

MACKLE, G. Application of genetic algorithms to pump scheduling for water supply. *In: IEE Conference on Genetic Algorithms in Engineering Systems: innovations and applications*. London: [s. n.], 1995. p. 400–405. Disponível em: <https://doi.org/10.1049/cp:19951082>. Acesso em: 18 dez. 2024.

MAKAREMI, Y. *et al.* Optimization of pump scheduling program in water supply systems using a self-adaptive nsga-ii: a review of theory to real application. **Water Resources Management**, Germany, v. 31, n. 4, p. 1283–1304, 2017. ISSN 1573-1650. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1007/s11269-017-1577-x>. Acesso em: 15 dez. 2024.

MALA-JETMAROVA, H. *et al.* Lost in optimisation of water distribution systems? a literature review of system operation. **Environmental Modelling & Software**, United Kingdom, v. 93, p. 209–254, 2017. ISSN 1364-8152. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.02.009>. Acesso em: 10 dez. 2024.

MAYS, L. W. **Water Resources Engineering**. 2nd. ed. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2010. ISBN 978-0-470-57416-4.

MOREIRA, D. F.; RAMOS, H. M. Energy cost optimization in a water supply system case study. **Journal of Energy**, United Kingdom, v. 2013, p. 1–9, 2013. ISSN 2314-615X. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1155/2013/620698>. Acesso em: 07 dez. 2024.

MOURA, G. N. P. d. **A relação entre água e energia: gestão energética nos sistemas de abastecimento de água das companhias de saneamento básico do brasil**. Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010. Disponível em: http://www.ppe.ufrj.br/ppes/production/tesis/gustavo_nikolaus.pdf. Acesso em: 07 dez. 2024.

NAULT, J.; PAPA, F. Lifecycle assessment of a water distribution system pump. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 141, n. 12, 2015. ISSN 1943-5452. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000546](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000546). Acesso em: 10 dez. 2024.

NITIVATTANANON, V. *et al.* Optimization of water supply system operation. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 122, n. 5, p. 374–384, 1996. ISSN 1943-5452. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1996\)122:5\(374\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1996)122:5(374)). Acesso em: 06 dez. 2024.

ONU, O. das N. U. **Objetivos de desenvolvimento sustentável**. Brasília, DF: ONU Brasil: [s. n.], 2023. Disponível em: <https://brasil.un.org/pt-br/sdgs>. Acesso em: 12 dez. 2024.

OSTADRAHIMI, L. *et al.* Multi-reservoir operation rules: multi-swarm pso-based optimization approach. **Water Resources Management**, Germany, v. 26, p. 407–427, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11269-011-9926-x>. Acesso em: 12 dez. 2024.

OWA, O. W. A. **EPANET - Water Distribution Modeling and Analysis Software**. United States: [s. n.], 2024. Disponível em: <http://wateranalytics.org/EPANET/>. Acesso em: 6 de ago. de 2024.

RAMOS, H. M. *et al.* **Energy efficiency in water supply systems: Ga for pump schedule optimization and ann for hybrid energy prediction**. Rijeka: IntechOpen, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.5772/50458>. Acesso em: 12 dez. 2024.

RAO, Z.; ALVARRUIZ, F. Use of an artificial neural network to capture the domain knowledge of a conventional hydraulic simulation model. **Journal of Hydroinformatics**, United Kingdom, v. 9, n. 1, p. 15–24, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.2166/hydro.2006.002>. Acesso em: 14 dez. 2024.

REIS, L. F. R. *et al.* Water supply reservoir operation by combined genetic algorithm–linear programming (ga-lp) approach. **Water resources management**, Netherlands, v. 20, p. 227–255, 2006. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11269-006-8049-z>. Acesso em: 19 dez. 2024.

SALVINO, L. R. **Eficiência energética em sistemas pressurizados de distribuição de água com o uso de redes neurais artificiais**. Tese (Doutorado) – Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2018. Disponível em: <https://repositorio.ufpb.br/jspui/handle/123456789/12957>. Acesso em: 17 dez. 2024.

SANCHEZ, A. S.; ESQUERRE, K. P. S. O. R. **Internet of things for a smart campus: on-line monitoring of water consumption in university buildings**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2018. Disponível em: <http://www.repositorio.ufop.br/jspui/handle/123456789/10923>. Acesso em: 03 dez. 2024.

SAVIC, D. A. *et al.* Multiobjective genetic algorithms for pump scheduling in water supply. *In*: CORNE, D.; SHAPIRO, J. L. (ed.). **Evolutionary Computing**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1997. (Lecture Notes in Computer Science, v. 1305), p. 227–235. ISBN 978-3-540-69578-3. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/BFb0027177>. Acesso em: 13 dez. 2024.

SHAMIR, U.; SALOMONS, E. Optimal real-time operation of urban water distribution systems using reduced models. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 134, n. 2, p. 181–185, 2008. ISSN 1943-5452. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2008\)134:2\(181\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2008)134:2(181)). Acesso em: 09 dez. 2024.

SNSA, B. M. da Cidades. Secretaria Nacional de S. A. **Diagnóstico Temático dos Serviços de Água e Esgoto: Visão geral 2023**. Brasília, DF: SNSA: [s. n.], 2023. Disponível em: https://www.gov.br/cidades/pt-br/aceso-a-informacao/acoes-e-programas/saneamento/snis/produtos-do-snis/diagnosticos/DIAGNOSTICO_TEMATICO_VISAO_GERAL_AE_SNIS_2023.pdf. Acesso em: 04 dez. 2024.

STERLING, M. J. H.; COULBECK, B. A dynamic programming solution to optimization of pumping costs. **Institution of Civil Engineers**, United Kingdom, v. 59, n. 4, p. 813–818, 1975. Disponível em: <https://doi.org/10.1680/iicep.1975.12321>. Acesso em: 11 dez. 2024.

TARJAN, R. Depth-first search and linear graph algorithms. **SIAM Journal on Computing**, United States, v. 1, n. 2, p. 146–160, 1972. ISSN 1095-7111. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1137/0201010>. Acesso em: 16 dez. 2024.

TEEGAVARAPU, R. S. V.; SIMONOVIC, S. P. Optimal operation of reservoir systems using simulated annealing. **Water Resources Management**, Germany, v. 16, p. 401–428, 2002. Disponível em: <https://doi.org/10.1023/A:1021933212436>. Acesso em: 15 dez. 2024.

VELAYUDHAN, N. K. *et al.* Iot-enabled water distribution systems: a comparative technological review. **IEEE Access**, United States, v. 10, p. 101042–101070, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3208142>. Acesso em: 11 dez. 2024.

VERLEYE, D.; AGHEZZAF, E.-H. Generalized benders decomposition to reoptimize water production and distribution operations in a real water supply network. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 142, n. 2, p. 04015059, 2016. Disponível em: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000546](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000546). Acesso em: 17 dez. 2024.

WALSKI, T. M. *et al.* Battle of the network models: Epilogue. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 113, n. 2, p. 191–203, 1987. ISSN 1943-5452. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1987\)113:2\(191\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1987)113:2(191)). Acesso em: 14 dez. 2024.

ZESSLER, U.; SHAMIR, U. Optimal operation of water distribution systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 115, n. 6, p. 735–752, 1989. Disponível em: [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1989\)115:6\(735\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(1989)115:6(735)). Acesso em: 12 dez. 2024.

ZYL, J. E. V. *et al.* Operational optimization of water distribution systems using a hybrid genetic algorithm. **Journal of Water Resources Planning and Management**, United States, v. 130, n. 2, p. 160–170, 2004. ISSN 1943-5452. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2004\)130:2\(160\)](http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2004)130:2(160)). Acesso em: 06 dez. 2024.