

Avaliação do AGE-MOEA e SPEA2 no Contexto de Otimização Multiobjetivo de Redes Hidráulicas

Aluno: Luan Augusto Rezende Santiago - luanaugusto828@gmail.com

Orientadora: Profa. Cristina Maria Valadares de Lima - crismvaladares@gmail.com

Resumo

O dimensionamento ótimo de redes de distribuição de água (RDA) é um problema clássico de otimização multiobjetivo que envolve a busca por configurações hidráulicas que equilibrem custo e resiliência. Este trabalho apresenta a aplicação e análise comparativa de duas abordagens evolutivas contemporâneas — o *AGE-MOEA* (Approximation-Guided Evolutionary Algorithm) e o *SPEA2* (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2) — integradas a simuladores hidráulicos em *Python*, com o objetivo de aprimorar a eficiência e a qualidade das soluções obtidas. A metodologia compreendeu a modelagem da rede de Alperovitz e Shamir, a implementação dos algoritmos utilizando a biblioteca *DEAP*, e a integração com o simulador *WNTR* para avaliação de desempenho hidráulico. Os resultados preliminares indicam que o *AGE-MOEA* obteve melhor convergência, medida pela métrica de hipervolume, enquanto o *SPEA2* apresentou maior diversidade de soluções ao longo da fronteira de Pareto. Ambos os métodos atenderam às restrições hidráulicas e mostraram potencial mas falharam em superar algoritmos clássicos, como o *NSGA-II*, em termos de qualidade de soluções para redes de maior complexidade. O estudo contribui para o avanço das metodologias de otimização multiobjetivo aplicadas à engenharia de recursos hídricos, destacando o papel da integração entre simulação e inteligência computacional na busca por sistemas de abastecimento mais eficientes e resilientes.

Palavras-chave: redes de distribuição de água; algoritmos evolutivos; otimização multiobjetivo; AGE-MOEA; SPEA2; simulação hidráulica.

Abstract

The optimal design of water distribution networks (WDN) is a classical multi-objective optimization problem that aims to balance cost and hydraulic resilience. This study presents the application and comparative analysis of two contemporary evolutionary algorithms — *AGE-MOEA* (Approximation-Guided Evolutionary Algorithm) and *SPEA2* (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2) — integrated with hydraulic simulators in *Python*, to enhance the efficiency and quality of obtained solutions. The methodology involved modeling the Alperovitz and Shamir network, implementing the algorithms using the *DEAP* library, and coupling them with the *WNTR* simulator for hydraulic performance assessment. Preliminary results show that *AGE-MOEA* achieved better convergence, measured by the hypervolume metric, while *SPEA2* provided a more diverse Pareto front distribution. Both algorithms satisfied hydraulic constraints and demonstrated potential to outperform traditional methods, such as *NSGA-II*, in terms of solution quality for more complex networks. This research contributes to the advancement of multi-objective optimization methods applied to water resources engineering, emphasizing the relevance of integrating hydraulic simulation and computational intelligence to design more efficient and resilient water supply systems.

Keywords: water distribution networks; evolutionary algorithms; multi-objective optimization; AGE-MOEA; SPEA2; hydraulic simulation.

1. Introdução

As redes de distribuição de água (RDA) compõem uma área essencial da engenharia de recursos hídricos, inserida na grande área da engenharia civil e ambiental. Elas garantem o fornecimento contínuo de água potável para a população, desempenhando papel crucial na infraestrutura urbana moderna [17]. No entanto, o dimensionamento dessas redes é uma tarefa complexa, que exige equilíbrio entre custo e desempenho hidráulico [3].

A área de pesquisa deste projeto concentra-se na aplicação de métodos de otimização computacional, com foco em algoritmos evolutivos, para resolver problemas de dimensionamento em redes hidráulicas. Tais problemas envolvem múltiplos objetivos conflitantes — como minimizar custos e maximizar a resiliência — caracterizando-se como casos típicos de otimização multiobjetivo, para os quais métodos tradicionais muitas vezes são ineficazes [15].

Nesse contexto, observa-se que algoritmos clássicos de otimização multiobjetivo, como variantes tradicionais de algoritmos genéticos (por exemplo, NSGA-II[6]), apresentam limitações quando aplicados a RDAs de maior porte ou com forte competição entre objetivos. Entre essas limitações destacam-se: (i) pressão seletiva insuficiente, que tende a concentrar soluções em regiões específicas da fronteira de Pareto, comprometendo a diversidade; (ii) métricas de dominância pouco sensíveis em espaços de decisão complexos e altamente não lineares, dificultando a distinção entre soluções realmente promissoras; e (iii) elevado custo computacional decorrente de grande quantidade de comparações de dominância e avaliações sucessivas em simuladores hidráulicos. Como consequência, a qualidade da fronteira obtida por métodos tradicionais pode ser limitada, especialmente em termos de diversidade e cobertura do espaço de soluções.

Para superar essas deficiências, surge o interesse em algoritmos evolutivos mais modernos e robustos, como AGE-MOEA e SPEA2. O AGE-MOEA se destaca por empregar medidas explícitas de qualidade da aproximação da fronteira de Pareto, guiando a evolução de forma mais informada e reduzindo avaliações desnecessárias, um aspecto fundamental para problemas com alto custo de simulação hidráulica. Por sua vez, o SPEA2 incorpora melhorias na força de dominância, na estimativa de densidade e em seu mecanismo elitista, o que favorece simultaneamente a convergência e a manutenção da diversidade. Essas características tornam ambos os algoritmos particularmente adequados para o dimensionamento de RDAs, onde é essencial explorar eficientemente regiões amplas do espaço de busca enquanto se preserva representatividade na fronteira de Pareto.

O principal problema identificado neste projeto, portanto, é a limitação de desempenho de algoritmos genéticos já consagrados quando aplicados a redes complexas. Apesar dos avanços recentes, ainda há espaço para melhorias na qualidade das soluções obtidas e na eficiência computacional Muranaka [13]. Para enfrentar esse desafio, propõe-se a aplicação e avaliação de uma nova variante de algoritmo genético multiobjetivo, ainda não explorada em estudos anteriores dentro deste domínio.

A solução desenvolvida consiste na implementação de um algoritmo como o AGE-MOEA ou o SPEA2, integrando-o com simuladores hidráulicos por meio da linguagem Python. A expectativa é que uma dessas abordagens seja capaz de gerar soluções mais eficientes, tanto

em termos de custo quanto de resiliência, contribuindo com alternativas metodológicas para o dimensionamento de RDA.

Como resultados esperados, pretende-se obter uma comparação quantitativa entre o novo algoritmo e variantes tradicionais, demonstrando eventuais ganhos de desempenho. Espera-se ainda consolidar uma metodologia computacional robusta, que possa ser aplicada a outros casos de engenharia hídrica e servir como base para pesquisas futuras.

1.1. Objetivo Geral

Investigar a aplicação de algoritmos genéticos multiobjetivos no dimensionamento ótimo de redes de distribuição de água, com ênfase na análise comparativa de uma nova variante algorítmica frente a métodos já utilizados.

1.2. Objetivos Específicos

- Implementar variantes do algoritmo genético ainda não abordadas na dissertação de Muranaka [13], como o AGE-MOEA ou o SPEA2;
- Integrar ferramentas de simulação hidráulica com algoritmos evolutivos utilizando a linguagem Python;
- Avaliar o desempenho do algoritmo proposto em relação a critérios de custo de implantação e resiliência da rede;
- Comparar os resultados obtidos com os de estudos anteriores, utilizando a mesma rede de referência proposta por Alperovitz and Shamir [1].

1.3. Justificativa

Apesar dos avanços consolidados no uso de algoritmos genéticos e evolutivos na otimização de redes de distribuição de água, conforme demonstrado por Muranaka [13], Zhang and Li [21] e Deb et al. [6], a constante evolução dessas técnicas justifica a investigação de variantes ainda pouco exploradas nesse domínio, como o AGE-MOEA e o SPEA2. Tais algoritmos têm apresentado resultados promissores em problemas multiobjetivos complexos em diferentes áreas da engenharia, especialmente naquelas que envolvem objetivos conflitantes e elevados custos computacionais [2].

O dimensionamento e a otimização de redes de distribuição de água constituem um problema real, recorrente e de grande impacto social, amplamente enfrentado por companhias de saneamento e órgãos públicos. Na prática, o mapeamento hidráulico adequado e a escolha ótima de diâmetros e configurações de tubulações são fundamentais para garantir níveis satisfatórios de pressão, reduzir perdas por vazamentos, minimizar custos de implantação e operação e aumentar a confiabilidade do abastecimento, sobretudo em cenários de expansão urbana. Esses aspectos são particularmente relevantes em regiões metropolitanas, onde decisões de projeto inadequadas podem resultar em desabastecimento, desperdício de recursos hídricos e elevados custos de manutenção.

Ferramentas computacionais de otimização são amplamente utilizadas, por exemplo, na reabilitação de redes antigas, na expansão de sistemas existentes para atender novos bairros e no planejamento de redes mais resilientes a falhas operacionais e variações de demanda. Em situações de escassez hídrica ou eventos extremos, como períodos prolongados de estiagem, a otimização hidráulica também auxilia na priorização de investimentos e na avaliação de

cenários alternativos de operação, contribuindo diretamente para a segurança hídrica da população.

Do ponto de vista da Ciência da Computação, esta pesquisa viabiliza a aplicação prática de conhecimentos fundamentais da área, como estruturas de dados, lógica de programação, modelagem computacional e técnicas de inteligência artificial. Além disso, a comparação sistemática do desempenho de diferentes algoritmos evolutivos multiobjetivos contribui para o aprimoramento metodológico dessas abordagens, oferecendo subsídios técnicos que podem ser extrapolados para outros problemas de otimização em infraestrutura urbana, logística, energia e meio ambiente. Dessa forma, o trabalho reforça o papel da computação como ferramenta estratégica e interdisciplinar na solução de problemas complexos do mundo real.

2. Referencial Teórico

O presente referencial teórico aborda os principais conceitos que fundamentam esta pesquisa, distribuídos em quatro eixos: (i) metaheurísticas e sua aplicação em problemas complexos de otimização; (ii) fundamentos e funcionamento dos algoritmos genéticos; (iii) características da linguagem de programação Python e de seu ambiente de desenvolvimento; e (iv) princípios do dimensionamento e análise de redes de distribuição de água (RDA). Esses tópicos sustentam a base conceitual necessária para compreender o desenvolvimento e a aplicação dos algoritmos evolutivos propostos neste trabalho.

2.1. Metaheurísticas

As metaheurísticas são métodos computacionais desenvolvidos para resolver problemas complexos de otimização¹. Esses problemas envolvem múltiplas variáveis, funções não lineares e espaços de busca amplos e não contínuos. Embora não garantam a obtenção da solução ótima global, as metaheurísticas têm se mostrado eficazes na busca por soluções satisfatórias em tempo viável, sendo amplamente utilizadas em aplicações de engenharia, ciência de dados e inteligência artificial [8, 9].

Inspiradas em fenômenos naturais, biológicos ou sociais, as metaheurísticas destacam-se por sua flexibilidade e adaptabilidade. Dentre as mais conhecidas, encontram-se os algoritmos baseados em inteligência coletiva — como o Enxame de Partículas (PSO) e a Colônia de Formigas (ACO) — e os baseados em evolução natural, com destaque para os Algoritmos Genéticos (AG), que se tornaram um dos métodos mais consolidados em engenharia de recursos hídricos [15, 6].

2.2. Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AG) foram introduzidos por John Henry Holland em 1975 [10] e baseiam-se nos princípios da evolução natural descritos por Charles Darwin. São métodos de busca e otimização estocásticos que operam sobre uma população inicial de soluções candidatas (cromossomos), os quais evoluem progressivamente ao longo de diversas gerações por meio de operadores genéticos como seleção, cruzamento (recombinação) e mutação [6, 13]. A dinâmica evolutiva permite realizar uma busca paralela no espaço de soluções, favorecendo tanto a diversificação quanto o refinamento das melhores alternativas.

¹Problemas de otimização complexos frequentemente pertencem à classe NP-difícil, o que significa que não há algoritmo determinístico conhecido capaz de resolvê-los em tempo polinomial.

Cada cromossomo representa uma solução potencial no espaço de busca, frequentemente codificada por meio de estruturas binárias, inteiras ou reais, dependendo da natureza do problema. No caso do dimensionamento de redes de distribuição de água, essa representação costuma envolver decisões como o diâmetro das tubulações, a configuração de bombas, válvulas ou outros componentes hidráulicos. Cada solução é avaliada por uma função de aptidão (*fitness function*), que mede seu desempenho em relação aos objetivos do problema, como custo, resiliência, pressões mínimas e perdas de carga.

Ao final de cada geração, os indivíduos mais aptos recebem maior probabilidade de contribuir para a formação da próxima geração, por meio de mecanismos de seleção como roleta, torneio ou seleção por classificação (ranking). O cruzamento combina partes do material genético de dois ou mais indivíduos, possibilitando a criação de soluções híbridas que podem explorar regiões ainda não investigadas do espaço de busca. A mutação introduz pequenas alterações aleatórias nos cromossomos, desempenhando papel essencial na manutenção da diversidade genética e na prevenção da convergência prematura — um problema comum em cenários altamente multimodais.

Muitos AGs modernos incorporam também mecanismos de elitismo, preservando os melhores indivíduos de cada geração para impedir a perda de soluções de alta qualidade durante o processo evolutivo. Essa estratégia é particularmente relevante em problemas computacionalmente custosos, como a otimização hidráulica, na qual cada avaliação de aptidão requer simulações complexas baseadas em modelos de escoamento.

Em problemas de otimização multiobjetivo — como o dimensionamento ótimo de redes de distribuição de água (RDA) —, os AGs são amplamente utilizados pela sua capacidade de identificar o *fronte de Pareto*, conjunto de soluções não dominadas nas quais nenhuma solução é simultaneamente superior em todos os objetivos [6]. Essa característica torna os AGs especialmente adequados para problemas onde há conflitos naturais entre objetivos, como minimizar custos e maximizar resiliência, eficiência hidráulica ou confiabilidade operacional.

Diversas variantes de algoritmos evolutivos multiobjetivo foram desenvolvidas para aprimorar a convergência e a diversidade das soluções, incluindo o NSGA-II, NSGA-III, MOEA/D, RVEA e SPEA2. Estudos recentes, como a dissertação de Muranaka [13], demonstraram a efetividade dessas abordagens no contexto de redes hidráulicas, destacando sua capacidade de produzir soluções bem distribuídas e com desempenho competitivo frente a métodos tradicionais.

O presente trabalho avança nesse cenário ao propor a implementação e avaliação de variantes mais recentes, como o AGE-MOEA e o SPEA2. Essas abordagens incorporam mecanismos sofisticados de manutenção da diversidade, medidas explícitas de qualidade da aproximação da fronteira de Pareto e estratégias elitistas aprimoradas, o que pode resultar em ganhos tanto na eficiência computacional quanto na qualidade das soluções obtidas no dimensionamento de RDA.

2.3. Linguagem de Programação Python

A linguagem Python é atualmente uma das mais utilizadas no meio acadêmico e científico devido à sua simplicidade, robustez e vasta coleção de bibliotecas voltadas à computação científica, engenharia, análise de dados e otimização [8]. Sua sintaxe clara e de fácil leitura favorece o desenvolvimento de protótipos e modelos matemáticos, tornando-a uma ferramenta essencial para pesquisadores e engenheiros [9].

Python possui integração nativa com diversas bibliotecas de alto desempenho, como NumPy, Pandas, Matplotlib, SciPy e DEAP — esta última amplamente utilizada em algorit-

mos evolutivos [8]. Além disso, sua compatibilidade com ferramentas de simulação hidráulica, como o **WNTR** (Water Network Tool for Resilience) e o **EPANET**, permite realizar análises complexas de forma automatizada.

O ambiente de desenvolvimento integrado (IDE) *PyCharm*, desenvolvido pela JetBrains, é frequentemente adotado em projetos científicos por oferecer recursos de depuração, controle de versão, refatoração automática e integração com bibliotecas externas. Esses recursos tornam o processo de desenvolvimento mais eficiente e organizado, principalmente em projetos que envolvem múltiplos módulos de código e simulações computacionais.

Dessa forma, Python será empregado neste projeto tanto na etapa de simulação hidráulica quanto na análise e comparação dos resultados obtidos pelos diferentes algoritmos evolutivos.

2.4. *Redes de Distribuição de Água*

As redes de distribuição de água (RDA) compõem um dos sistemas mais críticos da infraestrutura urbana, sendo responsáveis por transportar água potável desde os reservatórios até os consumidores finais. Um sistema bem dimensionado deve garantir quantidade, qualidade e pressão adequadas em todas as condições de operação. O dimensionamento de redes é considerado um problema de otimização de alta complexidade², exigindo soluções heurísticas e metaheurísticas.

De acordo com Tsutiya [17], os principais componentes de uma RDA são:

- **Reservatórios**, que equilibram a oferta e a demanda ao longo do tempo;
- **Tubulações**, classificadas em redes principais e secundárias, conforme o porte e função;
- **Bombas, válvulas e dispositivos hidráulicos**, que controlam vazões e pressões.

O dimensionamento desses componentes deve atender às normas técnicas que estabelecem limites de pressão para condições de consumo máximas e mínimas (10 mca e 40 mca, respectivamente). A análise hidráulica das redes é geralmente realizada por softwares como o **EPANET**, que utiliza o método do gradiente para resolver as equações de conservação de massa e energia. A equação de Hazen–Williams é frequentemente adotada para o cálculo das perdas de carga.

Em pesquisas recentes, o dimensionamento de redes de distribuição tem sido tratado como um problema multiobjetivo, no qual busca-se minimizar o custo de implantação e maximizar a resiliência hidráulica da rede [15, 13]. No trabalho de Muranaka [13], a rede de Alperovitz and Shamir [1] foi utilizada como estudo de caso, por sua ampla adoção em pesquisas de otimização hidráulica. Essa rede padrão permite avaliar o desempenho de diferentes abordagens computacionais de forma comparativa.

A modelagem do sistema considera variáveis como diâmetros de tubulações, nós de demanda, cota piezométrica e custos de instalação, permitindo a análise de diferentes configurações de rede. Assim, o estudo contribui para o avanço das metodologias de otimização aplicadas à engenharia de recursos hídricos, fornecendo uma base sólida para o desenvolvimento de novas técnicas computacionais de dimensionamento.

²O dimensionamento de redes hidráulicas é um problema NP-difícil, pois envolve variáveis discretas e contínuas interdependentes, além de restrições hidráulicas não lineares.

3. Estado da arte

Embora o presente trabalho se baseie conceitualmente na dissertação de Muranaka [13], intitulada *Dimensionamento Ótimo de Redes de Distribuição de Água Utilizando Algoritmos Genéticos Multiobjetivos*, algumas divergências metodológicas são previstas, especialmente no que se refere à ampliação da abordagem computacional e ao conjunto de algoritmos empregados.

A principal diferença está no conjunto de algoritmos evolutivos multiobjetivos analisados. Enquanto Muranaka [13] considerou seis variantes amplamente consagradas — NSGA-II [6], NSGA-III [5], U-NSGA-III, R-NSGA-III, MOEA/D [21] e RVEA [4] —, o presente estudo propõe a inclusão de dois novos métodos ainda não contemplados: o AGE-MOEA (*Approximation-Guided Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization*) e o SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*). Ambas as abordagens vêm se destacando em estudos recentes de otimização multiobjetivo, incluindo aplicações em engenharia e simulação computacional [2, 18].

3.1. Contexto na Otimização de Redes de Distribuição de Água

O dimensionamento ótimo de redes de distribuição de água é um problema clássico de otimização combinatória com múltiplos objetivos conflitantes, como custo de implantação e resiliência hidráulica [1, 20]. Métodos baseados em algoritmos genéticos vêm sendo amplamente utilizados devido à sua capacidade de lidar com problemas não lineares e altamente restritivos [14, 12].

Conforme apontado por Reed et al. [15], os algoritmos evolutivos multiobjetivos revolucionaram o campo da engenharia de recursos hídricos ao permitir a obtenção de um conjunto de soluções de Pareto, que oferecem diferentes compromissos entre custo e desempenho. Essa abordagem possibilita que o projetista selecione a configuração hidráulica mais adequada de acordo com restrições operacionais e orçamentárias.

Diversas ferramentas de modelagem e simulação hidráulica têm sido empregadas para a avaliação de soluções obtidas por algoritmos evolutivos. O EPANET 2 [16] é amplamente utilizado para simulações hidráulicas de redes pressurizadas, enquanto bibliotecas como o WNTR (*Water Network Tool for Resilience*) [11] vêm se consolidando como alternativas modernas com suporte em Python e integração direta a pacotes de otimização como o DEAP [8].

3.2. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos Tradicionais

Entre os algoritmos clássicos, o NSGA-II [6] é um dos mais amplamente aplicados, introduzindo o conceito de ordenação por dominância de Pareto e preservação de diversidade via distância de crowding. Sua sucessora, NSGA-III [5], incorporou o uso de pontos de referência para lidar com problemas de muitos objetivos (*many-objective optimization*). Outras variantes, como a RVEA [4], utilizam vetores de referência e estratégias de adaptação dinâmica para melhorar a exploração do espaço de busca.

O MOEA/D [21], por sua vez, baseia-se na decomposição do problema multiobjetivo em múltiplos subproblemas escalarizados, promovendo uma busca paralela e coordenada no espaço das soluções. Esses métodos têm sido amplamente aplicados em estudos de redes hidráulicas, conforme discutido por Wu et al. [19] e Garzón et al. [9], consolidando-se como referências metodológicas na área.

3.3. AGE-MOEA e SPEA2: Abordagens Escolhidas

O AGE-MOEA (*Adaptive Geometry Estimation Multi-Objective Evolutionary Algorithm*) é um algoritmo evolutivo multiobjetivo projetado para encontrar, em uma única execução, um conjunto de soluções que represente diferentes compromissos entre objetivos conflitantes. Em vez de buscar uma única solução ótima, o algoritmo aproxima o chamado frente de Pareto, que reúne soluções onde a melhoria em um objetivo implica a piora em outro. Seu principal diferencial é o uso da métrica de hipervolume, que quantifica a região do espaço de objetivos dominada pelo conjunto de soluções atuais.

Durante o processo evolutivo, indivíduos que mais contribuem para a expansão desse volume são priorizados na seleção, o que favorece simultaneamente a convergência para soluções de alta qualidade e a diversidade ao longo do frente. Esse mecanismo torna o AGE-MOEA especialmente adequado para problemas complexos, nos quais os objetivos apresentam relações não lineares ou fortemente conflitantes [2].

O SPEA2 (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2*) adota uma abordagem complementar baseada em elitismo explícito, por meio de um arquivo externo que armazena as melhores soluções não dominadas encontradas ao longo da evolução. Cada solução recebe um valor de aptidão composto por dois elementos: (i) uma medida de força, que reflete quantas outras soluções ela domina, e (ii) uma estimativa de densidade, calculada a partir da distância para soluções vizinhas no espaço de objetivos.

Essa combinação permite diferenciar soluções de qualidade semelhante, favorecendo aquelas localizadas em regiões menos exploradas do frente. Como resultado, o SPEA2 apresenta boa capacidade de manter uma distribuição equilibrada das soluções, sendo particularmente eficaz em problemas cujos frentes de Pareto são irregulares, descontínuas ou densamente povoadas [6, 15].

3.4. Síntese e Direcionamento da Pesquisa

A literatura evidencia que, embora os métodos clássicos como NSGA-II, NSGA-III e MOEA/D tenham alcançado grande sucesso na otimização de sistemas hidráulicos, ainda há espaço para o avanço por meio da integração de algoritmos guiados por indicadores e métricas de qualidade, como o AGE-MOEA e o SPEA2. Assim, o presente estudo pretende contribuir para o estado da arte ao realizar uma avaliação comparativa de desempenho entre algoritmos tradicionais e modernos no contexto do dimensionamento ótimo de redes de distribuição de água.

Essa abordagem amplia o escopo da pesquisa de Muranaka [13], incorporando não apenas novos algoritmos, mas também uma integração mais robusta entre ferramentas computacionais, como o DEAP [8], o EPANET [16] e o WNTR [11], e simuladores hidráulicos de código aberto. O objetivo é fornecer subsídios técnicos e metodológicos para o desenvolvimento de soluções mais eficientes e resilientes em sistemas de abastecimento de água, em consonância com as diretrizes apresentadas por Tsutiya [17] e Bagetti [3].

4. Metodologia

A metodologia deste trabalho foi estruturada em quatro etapas principais, que abrangem desde a compreensão e modelagem do problema hidráulico até a implementação e análise comparativa de algoritmos evolutivos multiobjetivos. Cada etapa foi delineada de forma a garantir a coerência entre os objetivos do estudo e as ferramentas computacionais utilizadas,

assegurando a reprodutibilidade e a validade dos resultados obtidos. O fluxograma geral de execução é ilustrado na Figura 1:

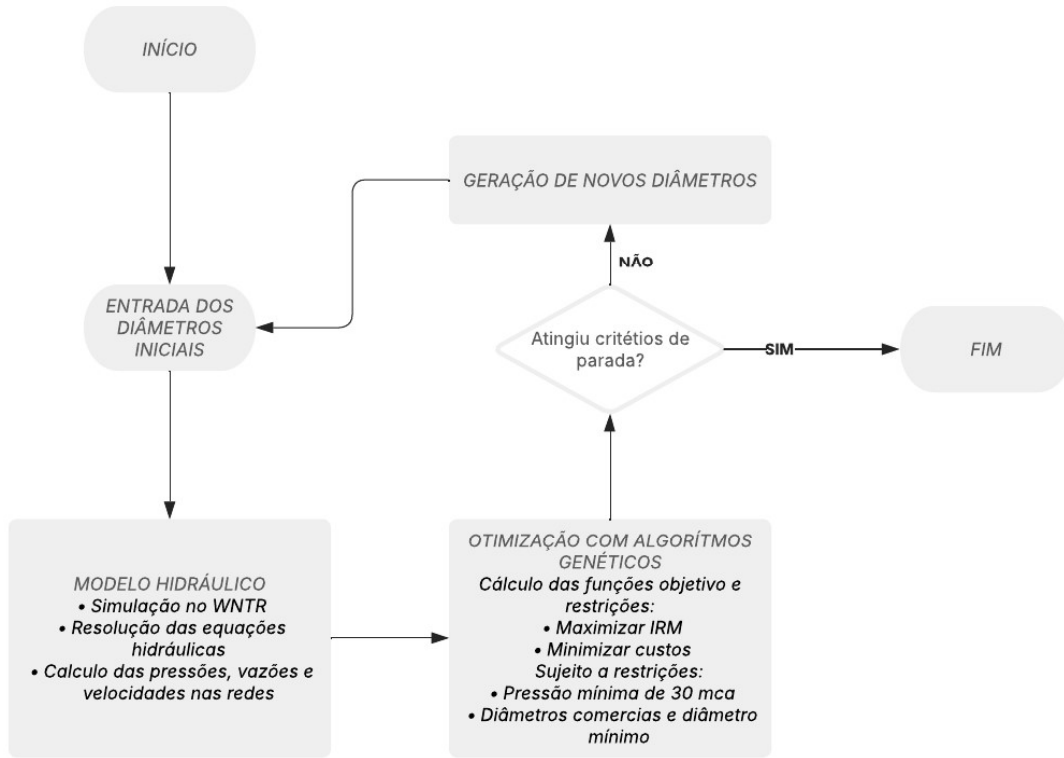


Figura 1: Fluxograma geral das etapas metodológicas do trabalho.

Fonte: Autor.

4.1. Estudo do Modelo Hidráulico

Nesta primeira etapa, foi realizada uma análise detalhada da rede de Alperovitz e Shamir [1], amplamente utilizada como *benchmark* em estudos de otimização de redes de distribuição de água (RDA). Essa rede é composta por reservatórios, nós de demanda e trechos de tubulação interligados, permitindo a avaliação de múltiplas configurações de diâmetros sob diferentes restrições hidráulicas.

O estudo envolveu a caracterização dos elementos constituintes da rede, incluindo cotas piezométricas, demandas nodais, pressões máximas e mínimas e custos de instalação por diâmetro de tubulação. Segundo Tsutiya[17], o dimensionamento adequado de uma RDA deve atender simultaneamente aos critérios de confiabilidade hidráulica e de viabilidade econômica, aspectos que serão considerados nos experimentos propostos.

O problema de dimensionamento ótimo de redes de distribuição de água (RDA) pode ser formalizado como um *problema de otimização multiobjetivo não linear e combinatório*, no qual se busca determinar o conjunto de diâmetros $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ que minimiza o custo total de instalação e maximiza a eficiência hidráulica ou resiliência da rede. Assim, o problema pode ser expresso da seguinte forma:

$$\begin{cases} \text{Minimizar } f_1(D) = \sum_{i=1}^n C(d_i) \cdot L_i \\ \text{Maximizar } f_2(D) = R(D) \end{cases}$$

Onde: $C(d_i)$ é o custo unitário do tubo de diâmetro d_i ; L_i é o comprimento do trecho i ; $R(D)$ é o índice de resiliência da rede, conforme proposto por Marchi et al. [12], que mede a capacidade da rede em manter níveis adequados de pressão sob condições de falha.

Função Objetivo 1 — Minimização de Custos A primeira função objetivo visa minimizar o custo total da rede, considerando o preço por unidade de comprimento dos tubos:

$$f_1(D) = \sum_{i=1}^n C_i(d_i) \cdot L_i$$

em que $C_i(d_i)$ representa o custo por unidade de comprimento do tubo i associado ao diâmetro d_i , e L_i o comprimento correspondente. Em alguns estudos, o custo é modelado por uma função de regressão exponencial do tipo:

$$C_i(d_i) = a \cdot d_i^b$$

onde a e b são coeficientes obtidos por ajuste de curva a partir de dados de tabelas comerciais de fabricantes. Essa formulação permite representar de forma contínua a relação entre custo e diâmetro.

Função Objetivo 2 — Maximização da Resiliência Hidráulica A segunda função objetivo busca maximizar a resiliência hidráulica da rede, expressa pelo índice $R(D)$, que quantifica o excedente de energia disponível após o atendimento das demandas, em relação à energia total fornecida:

$$R(D) = \frac{\sum_{i=1}^N (h_i - h_{min})Q_i}{\sum_{i=1}^N (h_{source} - h_{min})Q_i}$$

onde: h_i é a carga hidráulica no nó i ; h_{source} é a carga total no reservatório ou ponto de entrada da rede; Q_i é a vazão de demanda no nó i ; h_{min} é o limite mínimo de carga admissível.

Esse índice varia entre 0 e 1, e valores mais elevados indicam maior robustez e capacidade da rede em responder a variações de demanda ou falhas de componentes.

Restrições Hidráulicas O problema está sujeito a restrições físicas e operacionais impostas pelas leis da conservação da massa e da energia, além de limites de pressão e disponibilidade de diâmetros comerciais.

Conservação da massa nos nós:

$$\sum_{i \in NP_{in,n}} Q_i - \sum_{j \in NP_{out,n}} Q_j = S_n, \quad \forall n \in NN$$

onde: Q_i é a vazão que entra ou sai do nó n ; S_n é a demanda (positiva ou negativa) associada ao nó n ; $NP_{in,n}$ e $NP_{out,n}$ são os conjuntos de tubos que entram e saem do nó n , respectivamente.

Conservação da energia nos circuitos fechados (malhas):

$$\sum_{k \in \text{loop}_p} \Delta H_k = 0, \quad \forall p \in NL$$

onde ΔH_k representa a perda de carga no tubo k e NL o conjunto de loops independentes da rede.

Cálculo das perdas de carga:

As perdas de carga em um tubo k podem ser calculadas pela equação empírica de Hazen–Williams:

$$\Delta H_k = w \cdot L_k \cdot \frac{Q_k^\beta}{C_k^\alpha d_k^\gamma}$$

onde w é uma constante dependente das unidades utilizadas, C_k o coeficiente de rugosidade do material, e α, β, γ são expoentes ajustados experimentalmente ($\alpha = 1.852$, $\beta = 1.852$, $\gamma = 4.871$ em unidades SI).

Limites de carga hidráulica:

$$h_{min} \leq h_i(D) \leq h_{max}, \quad \forall i \in N$$

garantindo pressões adequadas para o atendimento das demandas e evitando sobrepressões.

Restrições de diâmetros:

$$d_k \geq d_{min}, \quad \forall k \in NP$$

$$d_k \in D_{com}, \quad \forall k \in NP$$

onde D_{com} representa o conjunto de diâmetros comerciais disponíveis.

4.2. Implementação do Algoritmo Evolutivo.

Cada indivíduo da população representará um vetor de diâmetros de tubulações. A função de aptidão será definida com base nos valores de custo e resiliência hidráulica, calculados a partir da simulação hidráulica da rede.

A definição dos parâmetros evolutivos seguiu recomendações consolidadas na literatura aplicada a problemas de otimização hidráulica em redes de distribuição de água. Em particular, adotaram-se como referência os estudos de Muranaka [13], que analisou extensivamente o impacto de diferentes configurações em problemas semelhantes de dimensionamento ótimo.

A **taxa de crossover** foi fixada em 0,10, valor considerado adequado para problemas com codificação real e forte acoplamento entre variáveis decisórias, como é o caso do vetor de diâmetros. Muranaka [13] destaca que taxas moderadas de recombinação tendem a preservar estruturas promissoras ao mesmo tempo em que evitam degradação prematura da população, mantendo diversidade suficiente para explorar o espaço de busca.

A **taxa de mutação** adotada foi 0,01, também alinhada às recomendações de Muranaka [13]. Em algoritmos evolutivos com representação contínua, taxas de mutação baixas são importantes para evitar perturbações excessivas que comprometam a estabilidade da evolução, especialmente em problemas hidráulicos cujo domínio de valores permitidos (diâmetros comerciais) é limitado. Estudos clássicos como Deb [6] também apontam que taxas de mutação na ordem de 1% favorecem a exploração fina nas fases intermediárias e finais da busca.

O **tamanho da população** foi definido em 100 indivíduos, configuração utilizada em Muranaka [13] e também recomendada por outros trabalhos em otimização multiobjetivo de redes hidráulicas, como Wang et al. [18]. Populações nessa faixa tendem a oferecer bom equilíbrio entre diversidade e custo computacional, especialmente quando a avaliação da função objetivo depende de simulações hidráulicas completas como no caso do WNTR.

Por fim, o **número de gerações** foi estabelecido em 1000, conforme parâmetros empregados por Muranaka [13]. A literatura demonstra que, para problemas multiobjetivos com funções de aptidão complexas e com múltiplos mínimos locais, valores elevados de iterações são necessários para garantir estabilidade da convergência e formação de uma fronteira de Pareto bem distribuída [6, 21]. Considerando o custo das simulações hidráulicas, o limite de 1000 gerações apresentou um compromisso adequado entre qualidade das soluções e tempo computacional.

A escolha dos algoritmos AGE-MOEA e SPEA2 justifica-se por sua capacidade de equilíbrio entre convergência e diversidade na aproximação da fronteira de Pareto [18, 2], oferecendo alternativas complementares às abordagens já consolidadas como NSGA-II [6] e MOEA/D [21].

4.3. Integração com Simuladores Hidráulicos

A ferramenta de otimização será integrada a bibliotecas de simulação hidráulica, permitindo a avaliação automatizada das soluções geradas. Serão testados no ambiente de simulação **WNTR (Water Network Tool for Resilience)** [11], desenvolvido em Python, com suporte nativo para análises de resiliência e falhas em sistemas de abastecimento.

Cada indivíduo (solução candidata) será convertido em um modelo hidráulico parametrizado, cuja avaliação considerará:

1. **Pressões nodais** — verificação de atendimento às faixas operacionais de 10 a 40 mca [17];
2. **Vazões e balanço hidráulico** — para garantir a conservação de massa nos nós;
3. **Custo total da rede** — calculado a partir das funções de custo associadas aos diâmetros comerciais [3];
4. **Índice de resiliência hidráulica** — baseado na formulação de Marchi et al. [12].

4.4. Execução de Experimentos e Avaliação de Resultados

Nesta etapa, os algoritmos serão executados sobre a rede de Alperovitz and Shamir [1] como instância de teste. Serão realizadas 30 execuções independentes (com diferentes sementes aleatórias), a fim de assegurar a significância estatística dos resultados, conforme práticas recomendadas por Reed et al. [15].

A análise comparativa entre AGE-MOEA e SPEA2 permitirá identificar o algoritmo com melhor desempenho para o problema de dimensionamento ótimo de redes hidráulicas, considerando simultaneamente custo e resiliência. Além disso, os resultados obtidos poderão ser confrontados com os trabalhos de Muranaka [13], permitindo verificar a evolução metodológica e computacional em relação às abordagens anteriores.

5. Análise e Resultados

Esta seção apresenta e discute os resultados obtidos a partir da aplicação dos algoritmos evolutivos multiobjetivos AGE-MOEA e SPEA2 no dimensionamento da rede de Alperovitz e Shamir [1]. As análises foram conduzidas considerando múltiplas execuções independentes para garantir robustez estatística e reprodutibilidade dos resultados.

5.1. Configuração Experimental

Conforme recomendado em estudos de otimização evolutiva para assegurar reprodutibilidade computacional [7], descreve-se aqui o ambiente de *hardware* e *software* utilizado nas execuções. O ambiente de *hardware* configurado para conduzir os experimentos foi um notebook equipado com processador Intel Core i5-12500H (12 núcleos híbridos), 16 GB de memória RAM DDR5 a 4800 MHz e sistema operacional Linux Mint 22.1. Todas as rotinas foram implementadas em Python 3.12.3, executadas em ambiente local sem uso de GPU ou aceleração adicional.

Os experimentos foram realizados em ambiente Python 3.12.3, com uso das bibliotecas DEAP [8] para implementação dos algoritmos evolutivos e WNTR [11] para simulação hidráulica. A Tabela 1 apresenta os principais parâmetros utilizados na configuração dos algoritmos.

Tabela 1: Parâmetros de configuração dos algoritmos evolutivos.

Parâmetro	AGE-MOEA	SPEA2
Tamanho da população	100	100
Número de gerações	1000	1000
Probabilidade de cruzamento	0,1	0,1
Probabilidade de mutação	0,01	0,01
Seleção	Torneio binário	Torneio binário
Métrica de desempenho	Hipervolume	Hipervolume

Fonte: Autor.

A rede utilizada nos testes corresponde ao modelo clássico de Alperovitz and Shamir [1], composto por dois reservatórios, oito nós de demanda e treze trechos de tubulação. Os diâmetros comerciais disponíveis foram definidos conforme catálogo de custos utilizado em Muranaka [13].

5.2. Avaliação dos Resultados

Para cada algoritmo, foram realizadas 30 execuções independentes com diferentes sementes aleatórias. As soluções obtidas foram avaliadas com base nas métricas de desempenho mais empregadas na literatura de otimização multiobjetivo [6, 15]:

- **Hipervolume (HV)** — mede a área do espaço de objetivos dominada pelo conjunto de soluções não dominadas;
- **Spread (Δ)** — avalia a diversidade e uniformidade das soluções ao longo da fronteira de Pareto;

As Figuras 3 e 2 ilustram os frentes de Pareto obtidos para ambos os algoritmos, permitindo observar o compromisso entre custo de implantação e resiliência hidráulica.

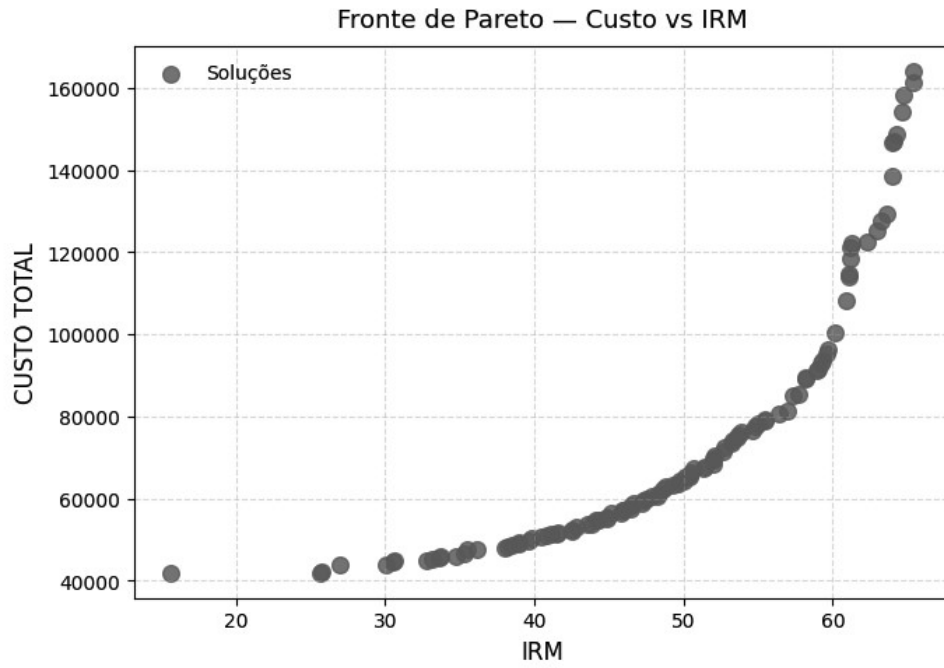


Figura 2: Fronteiras de Pareto obtidas pelo AGE-MOEA.

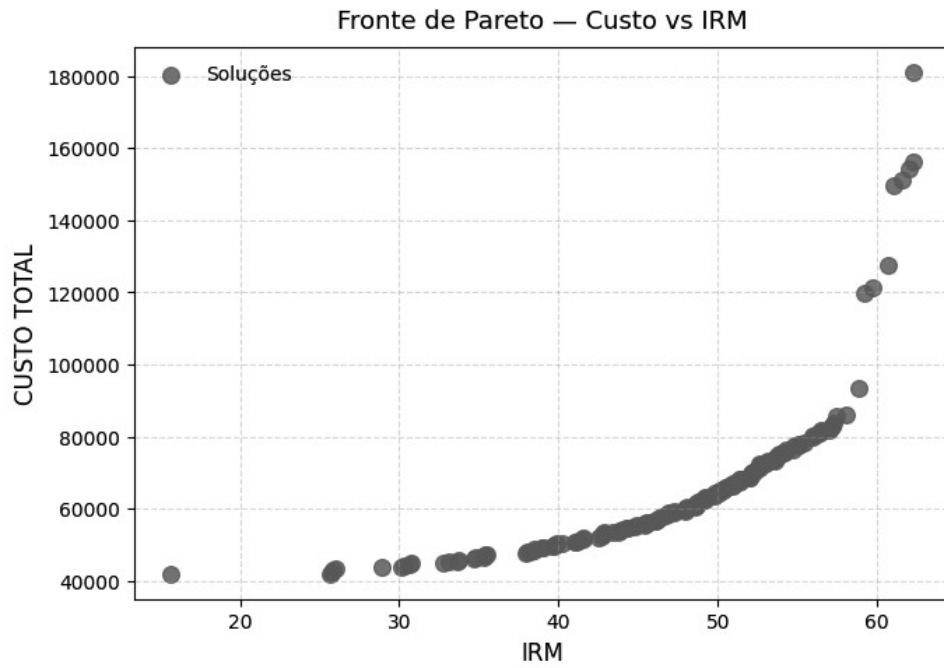


Figura 3: Fronteiras de Pareto obtidas pelo SPEA2.

5.3. Discussão dos Resultados

De acordo com os resultados obtidos, todos os algoritmos apresentaram desempenho consistente na geração de soluções viáveis e que atendem às restrições hidráulicas de pressão

mínima e máxima estabelecidas por Tsutiya [17], confirmando a validade física das soluções simuladas.

O Hipervolume mede a área do espaço de objetivos dominada pelo conjunto de soluções não dominadas, de modo que valores mais altos indicam melhor qualidade e cobertura da fronteira de Pareto. Já o *Spread* avalia a uniformidade e a distribuição das soluções ao longo da fronteira, sendo que valores menores representam maior diversidade e melhor espalhamento das soluções.

5.4. Comparação entre algoritmos

A Tabela 2 apresenta os valores médios obtidos para cada métrica de desempenho. Observa-se que o algoritmo NSGA-II obteve o maior hipervolume ($HV = 1,0886$), indicando a melhor capacidade de convergência e cobertura da fronteira de Pareto. Além disso, apresentou o menor valor de *Spread* ($\Delta = 0,9270$), refletindo uma distribuição mais uniforme das soluções. Ressalta-se que os resultados atribuídos ao NSGA-II e NSGA-III foram obtidos a partir de uma implementação desenvolvida em conjunto com os demais algoritmos.

O algoritmo AGE-MOEA, proposto neste trabalho, alcançou desempenho competitivo, com valor de *Spread* ($\Delta = 0.9478$) muito próximo ao do NSGA-II, o que evidencia sua eficiência na manutenção da diversidade populacional. Entretanto, seu hipervolume ($HV = 1.0363$) foi ligeiramente inferior, sugerindo que o conjunto de soluções obtido não cobriu integralmente as regiões extremas da fronteira.

O SPEA2 apresentou hipervolume elevado ($HV = 1.0816$), mas com menor uniformidade ($\Delta = 1.0897$), indicando uma boa cobertura do espaço de soluções, porém com concentração de pontos em determinadas regiões. Já o NSGA-III obteve desempenho intermediário em termos de hipervolume ($HV = 1.0750$), mas com o maior valor de *Spread* ($\Delta = 1.4362$), o que sugere menor diversidade entre as soluções encontradas.

Tabela 2: Comparativo de desempenho entre os algoritmos propostos.

Algoritmo	Hipervolume (HV)	Spread (Δ)	Custo Mínimo (R\$)	IRM
NSGA-II	1.0886	0.9270	419.000	15.68
NSGA-III	1.0750	1.4362	419.000	15.68
AGE-MOEA (proposto)	1.0363	0.9478	419.000	15.68
SPEA2 (proposto)	1.0816	1.0897	419.000	15.68

Fonte: Autor.

Em síntese, os resultados indicam que o algoritmo AGE-MOEA proposto apresenta desempenho competitivo em relação aos métodos clássicos, destacando-se principalmente pela boa distribuição das soluções (diversidade) ao longo da fronteira de Pareto. O SPEA2, por sua vez, mostrou boa cobertura do espaço de busca, porém menor uniformidade das soluções.

Contudo, o NSGA-II ainda se mantém como o algoritmo mais equilibrado em termos de qualidade e diversidade das soluções para o problema da rede de Alperovits e Shamir, apresentando o maior hipervolume e o menor valor de *Spread*. Além disso, algoritmos clássicos como o NSGA-II tendem a apresentar tempos de execução mais curtos em redes de pequeno porte, o que reforça sua eficiência e robustez frente aos métodos propostos.

5.5. Custo Computacional e Avaliação de Desempenho

A comparação entre diferentes algoritmos evolutivos envolve não apenas a qualidade das soluções encontradas, mas também o custo computacional associado ao processo de oti-

mização. Seguindo recomendações clássicas da literatura em otimização evolutiva [6, 7], o custo computacional foi avaliado por meio do tempo total de execução.

O tempo total de execução é especialmente relevante no contexto de dimensionamento de redes hidráulicas, uma vez que a chamada ao simulador hidráulico (WNTR/EPANET) representa o componente computacionalmente dominante do processo de otimização.

A Tabela 3 apresenta os tempos médios obtidos após trinta execuções independentes de cada algoritmo.

Tabela 3: Tempo médio de execução dos algoritmos testados.

Algoritmo	Tempo Médio
NSGA-II	8 min 30 s
NSGA-III	8 min 30 s
AGE-MOEA (proposto)	9 min 35 s
SPEA2 (proposto)	10 min 20 s

Fonte: Autor.

Os valores mostram que o NSGA-II e o NSGA-III apresentaram os menores tempos de execução, enquanto o SPEA2 demandou maior tempo médio. O algoritmo AGE-MOEA proposto obteve desempenho intermediário, com tempo superior aos algoritmos NSGA, mas inferior ao SPEA2.

Para complementar essa análise, a Figura 4 apresenta uma comparação visual entre o hipervolume obtido e o tempo de execução médio de cada algoritmo, permitindo observar simultaneamente a qualidade das soluções e o custo computacional associado.

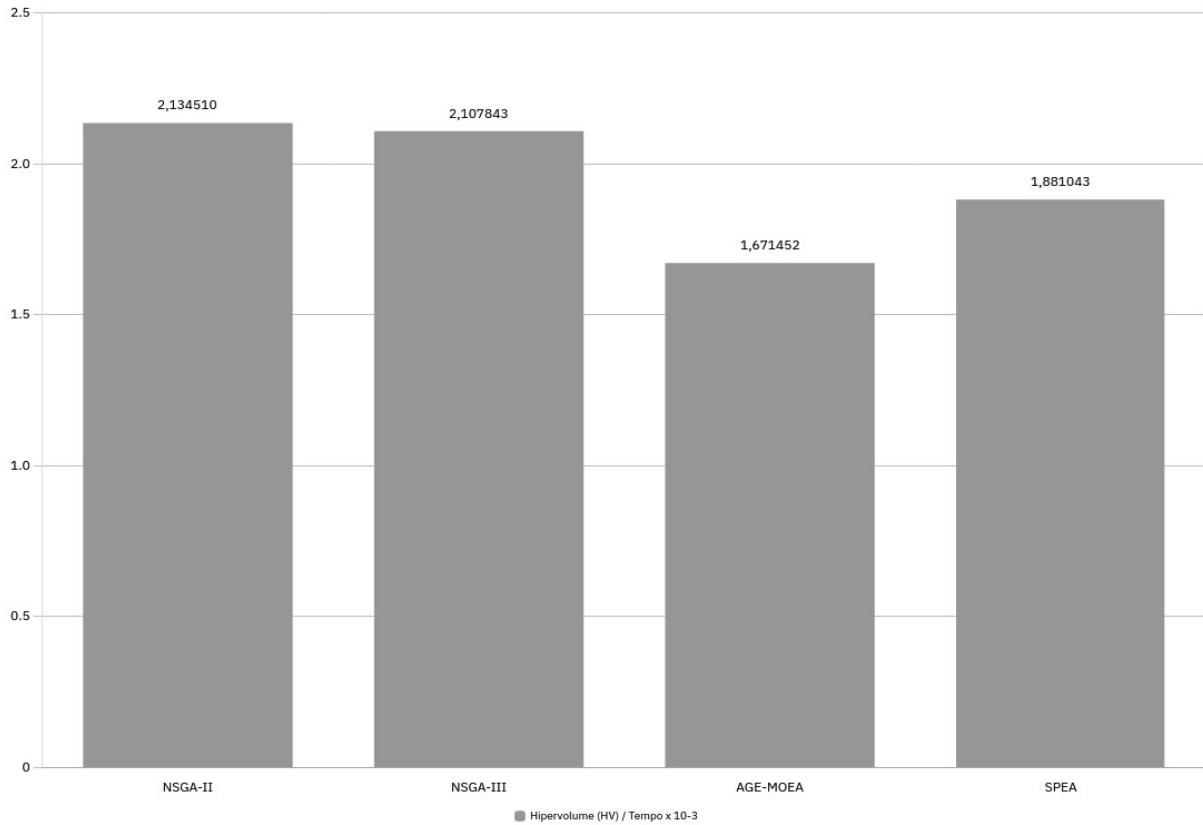


Figura 4: Relação entre Hipervolume (HV) e tempo médio de execução para os algoritmos avaliados.

6. Considerações Finais

O presente trabalho apresentou o desenvolvimento e a aplicação de dois algoritmos evolutivos multiobjetivos — AGE-MOEA e SPEA2 — no dimensionamento ótimo de redes de distribuição de água. Os resultados obtidos demonstraram a viabilidade e o potencial dessas abordagens para a resolução de problemas complexos de engenharia hidráulica, caracterizados por objetivos conflitantes, como o custo de implantação e a resiliência hidráulica da rede. Entretanto, embora ambos os algoritmos tenham apresentado desempenho satisfatório, seus resultados não superaram aqueles obtidos pelo NSGA-II, que se manteve como a abordagem de melhor desempenho no contexto analisado.

Além de contribuir com novos resultados computacionais, este trabalho reforça a importância da integração entre ferramentas de simulação hidráulica (como o WNTR) e ambientes de otimização evolutiva (como o DEAP), favorecendo o desenvolvimento de metodologias flexíveis, reproduzíveis e de código aberto aplicáveis a diferentes configurações de redes.

Atendimento aos Objetivos Específicos

1. Implementar variantes do algoritmo genético ainda não abordadas na dissertação de Muranaka [13], como o AGE-MOEA ou o SPEA2. Este objetivo foi plenamente atingido, com a implementação completa e funcional das versões AGE-MOEA e SPEA2 em linguagem Python. Ambas foram configuradas para operar com operadores

genéticos de seleção, cruzamento e mutação adequados ao problema de dimensionamento de redes, garantindo comparabilidade com os algoritmos clássicos (NSGA-II e NSGA-III).

2. Integrar ferramentas de simulação hidráulica com algoritmos evolutivos utilizando a linguagem Python. O objetivo também foi alcançado por meio da integração direta entre o módulo de simulação hidráulica do WNTR e os algoritmos evolutivos implementados no ambiente DEAP. Essa integração permitiu que cada indivíduo da população fosse avaliado quanto às restrições de pressão mínima e máxima, bem como quanto aos objetivos de custo e Índice de Resiliência Modificado (IRM), assegurando resultados fisicamente consistentes.

3. Avaliar o desempenho do algoritmo proposto em relação a critérios de custo de implantação e resiliência da rede. Os resultados mostraram que o AGE-MOEA apresentou desempenho competitivo, alcançando boa diversidade de soluções (Spread = 0.9478) e custo mínimo equivalente aos demais métodos. Embora seu Hipervolume (HV = 1.0363) tenha sido inferior ao do NSGA-II (HV = 1.0886), o AGE-MOEA demonstrou capacidade satisfatória de explorar o espaço de soluções e manter uma distribuição equilibrada ao longo da fronteira de Pareto. O SPEA2, por sua vez, obteve hipervolume elevado (HV = 1.0816), mas com menor uniformidade (Spread = 1.0897), indicando concentração de soluções em regiões específicas da fronteira.

4. Comparar os resultados obtidos com os de estudos anteriores, utilizando a mesma rede de referência proposta por Alperovitz and Shamir [1]. As comparações com os algoritmos clássicos NSGA-II e NSGA-III evidenciaram que, embora o NSGA-II continue apresentando melhor equilíbrio entre qualidade (HV) e diversidade (Spread), o AGE-MOEA e o SPEA2 obtiveram resultados próximos, demonstrando que abordagens recentes e adaptativas podem atingir desempenho comparável em problemas de pequeno porte. Assim, os algoritmos propostos mostraram-se promissores e potencialmente vantajosos em cenários mais complexos, com maior número de variáveis e restrições.

Em síntese, o trabalho confirma a aplicabilidade de algoritmos evolutivos multiobjetivos na otimização de redes de distribuição de água, destacando o potencial do AGE-MOEA e do SPEA2 como alternativas competitivas às abordagens clássicas.

7. Trabalhos Futuros

Como continuidade deste trabalho, recomenda-se a ampliação e aprimoramento das abordagens propostas em diferentes direções. Em primeiro lugar, destaca-se o potencial de desenvolvimento de estratégias híbridas que combinem os mecanismos adaptativos do AGE-MOEA com o processo de seleção elitista e ordenamento não-dominado do NSGA-II, de modo a explorar simultaneamente a diversidade populacional e a convergência em direção à fronteira de Pareto.

Outra linha promissora consiste na aplicação dos algoritmos a redes de distribuição de água de maior porte e topologia mais complexa, nas quais os benefícios de métodos evolutivos adaptativos tendem a se tornar mais evidentes. A ampliação do conjunto de objetivos também representa um avanço relevante, incluindo critérios como perdas de carga, confiabilidade, robustez operacional e consumo energético, aproximando o processo de otimização das condições reais de operação dos sistemas de abastecimento.

Por fim, do ponto de vista computacional, recomenda-se a implementação de técnicas de *paralelização* e *clusterização* para reduzir o tempo de execução das simulações hidráulicas e

acelerar a avaliação de populações em larga escala. A utilização de arquiteturas paralelas — como *multiprocessing*, GPU computing ou ambientes distribuídos — pode viabilizar a aplicação dos métodos em estudos com milhares de indivíduos e simulações simultâneas. Além disso, o uso de estratégias de *clustering* de soluções durante o processo evolutivo pode auxiliar na manutenção da diversidade, reduzindo redundâncias e melhorando a exploração do espaço de busca.

Referências

- [1] Alperovitz, E., Shamir, U., 1977. Design of optimal water distribution systems. *Water Resources Research* .
- [2] Aydin, M., Bostanci, E., Asuroglu, T., 2024. Simulation and mission planning for unmanned aerial vehicles using evolutionary computation based algorithms. *The Journal of Artificial Intelligence and Human Sciences* .
- [3] Bagetti, R., 2015. Dimensionamento de uma rede hidráulica de combate a incêndio.
- [4] Cheng, R., Jin, Y., Olhofer, M., Sendhoff, B., 2016. A reference vector guided evolutionary algorithm for many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 20, 773–791.
- [5] Deb, K., Jain, H., 2014. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part i: Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 18, 577–601.
- [6] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 6, 182–197.
- [7] Eiben, A.E., Smith, J.E., 2015. *Introduction to Evolutionary Computing*. 2 ed., Springer, Berlin, Heidelberg. doi:10.1007/978-3-662-44874-8.
- [8] Fortin, F.A., De Rainville, F.M., Gardner, M.A., Parizeau, M., Gagné, C., 2012. Deap: Evolutionary algorithms made easy. *Journal of Machine Learning Research* 13, 2171–2175.
- [9] Garzón, E., Izquierdo, J., Mora-Meliá, D., Pérez-García, R., 2022. Machine learning modelling in urban water distribution systems: a systematic review. *Environmental Modelling & Software* .
- [10] Holland, J.H., 1975. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, Ann Arbor. Reprinted by MIT Press, 1992.
- [11] Klise, K.A., Bynum, M., Murray, R., Burkhardt, C., 2017. Wntr—a python package for analyzing water distribution system resilience. *Journal of Open Research Software* 5, 1–6.
- [12] Marchi, A., Creaco, E., Karney, B.W., 2014. Multi-objective design of water distribution systems under demand uncertainty. *Water Resources Research* 50, 5621–5638.

- [13] Muranaka, R.S., 2024. Dimensionamento Ótimo de Redes de Distribuição de Água Utilizando Algoritmos Genéticos Multiobjetivos. Dissertação (mestrado em tecnologia ambiental e recursos hídricos). Universidade de Brasília.
- [14] Reça, J., Martínez, J., 2008. Genetic algorithms for the design of looped water distribution networks. *Water Resources Management* 22, 329–349.
- [15] Reed, P.M., Hadka, D., Herman, J.D., Kasprzyk, J.R., Kollat, J.B., 2013. Evolutionary multiobjective optimization in water resources: The past, present, and future. *Advances in Water Resources* 51, 438–456.
- [16] Rossman, L.A., 2000. EPANET 2 User’s Manual. U.S. Environmental Protection Agency, Cincinnati, Ohio.
- [17] Tsutiya, M.T., 2006. Abastecimento de água: projeto de redes. Edusp, São Paulo.
- [18] Wang, L., Zhang, Q., Deb, K., 2021. A computational study of multiobjective evolutionary algorithms in many-objective optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 25, 847–861.
- [19] Wu, Z.Y., Walski, C., Dandy, D.R., Simpson, A.R., 2012. Water distribution system optimization: state-of-the-art and future directions. *Procedia Engineering* 70, 153–162.
- [20] Zecchin, A.C., Maier, H.R., Simpson, A.R., 2007. Are genetic algorithms a viable alternative for optimal water distribution system design? *Water Resources Research* 43. doi:10.1029/2006WR005642.
- [21] Zhang, Q., Li, H., 2007. Moea/d: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 11, 712–731.