

**FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL  
FACULDADE DE ENGENHARIAS, ARQUITETURA E URBANISMO E GEOGRAFIA  
MESTRADO PROFISSIONAL EM EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SUSTENTABILIDADE**

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO PARA OPERAÇÃO  
DE ESTAÇÕES ELEVATÓRIAS EM SISTEMAS DE  
ABASTECIMENTO DE ÁGUA**

**MOACIR MUNIZ PEREIRA JUNIOR**

**CAMPO GRANDE**

**2018**

**FUNDAÇÃO UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO DO SUL  
FACULDADE DE ENGENHARIAS, ARQUITETURA E URBANISMO E GEOGRAFIA  
MESTRADO PROFISSIONAL EM EFICIÊNCIA ENERGÉTICA E SUSTENTABILIDADE**

**OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO PARA OPERAÇÃO  
DE ESTAÇÕES ELEVATÓRIAS EM SISTEMAS DE  
ABASTECIMENTO DE ÁGUA**

**MOACIR MUNIZ PEREIRA JÚNIOR**

Trabalho de Conclusão Final de Curso do Mestrado Profissional apresentado na Faculdade de Engenharias, Arquitetura e Urbanismo e Geografia da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, para obtenção do título de Mestre em Eficiência Energética e Sustentabilidade, na área de concentração em Hidráulica e Saneamento.

**Orientador: Prof. Dr. Peter Batista Cheung**

**CAMPO GRANDE  
SETEMBRO / 2018**

*À minha mãe Iranice Maria por todos as lições  
a mim dadas e por ser meu exemplo de  
dignidade, coragem e sabedoria.*

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiramente a Deus pelo dom da vida e a minha protetora Santa Marta por estar ao meu lado e me sustentado em todo momento.

Ao professor, Peter Batista Cheung pela orientação desse trabalho.

Aos professores Fábio Veríssimo Gonçalves, Johannes Gerson Janzen e Enio Arriero Shinma pela formação científica concedida.

Aos meus grandes amigos Jhonatan Barbosa da Silva, o “Jhon” e Paulo José Alves, o “Paulo Nemo” por me ensinarem na prática desde a graduação os primeiros passos daquilo que tenho hoje como profissão e área de pesquisa. Agradeço-os também pelas discussões sobre esse trabalho e pelo suporte nas atividades do Laboratório de Eficiência Energética em Hidráulica e Saneamento – LENHS e Laboratório de Pesquisa e Desenvolvimento de Hardware e Software para o Saneamento Ambiental – Lab. RESAN.

Ao professor Ariel Ortiz Gomes pela discussão sobre métodos de avaliação de resiliência hidráulica em redes de abastecimento.

A Alessandro Yamada e Larissa Fernandes Marães pela ajuda na implementação do algoritmo em linguagem Python.

A Emily Elizabeth Rengers pela ajuda na revisão do trabalho.

A todos os professores, colegas e funcionários do laboratório de Eficiência Energética e Hidráulica em Saneamento – LENHS.

## RESUMO

A crise hídrica no Brasil tem alavancado o desenvolvimento de inúmeras soluções para a melhoria da eficiência energética dos sistemas de abastecimento de água. Ações de redução de perdas por vazamento e de consumo de energia elétrica são os principais focos de atuação dos planos de efficientização das companhias prestadoras de serviço de abastecimento de água. Diversos estudos relacionam o excesso de pressurização das redes de distribuição de água, com o aumento do índice de perdas por vazamentos, que por sua vez contribuem para o aumento da demanda de energia elétrica dos conjuntos de bombeamento. Nesse cenário, sob a ótica de otimização multiobjetivo, este trabalho propõe uma metodologia para a elaboração de planos ótimos de programação operacional da velocidade de rotação de bombas em sistemas de abastecimento de água, com o fim de minimizar custos energéticos, e maximizar a confiabilidade hidráulica na reservação e na rede de distribuição. O algoritmo de otimização multiobjetivo utilizado é o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2* (SPEA 2) implementado em Python. O ajuste dos dispositivos hidráulicos é validado através de um modelo de simulação computacional desenvolvido no software EPANET 2. Os testes foram realizados na rede Net 3 e os resultados validaram o uso do objeto deste trabalho como ferramenta de gestão eficiente na a escolha de controles operacionais para elevatórias em sistemas de abastecimento de água.

Palavras-chave: Otimização multiobjetivo, Algoritmos Genéticos, Bomba, Abastecimento de Água, Python, Epanet,

## **ABSTRACT**

The water crisis in Brazil has stimulated the development of numerous solutions focused on improving the energy efficiency of water supply systems. Actions focused on the reduction of losses due to leakage and electric energy consumption are the main focus of action for the efficiency plans of companies providing water supply services. Several studies relate the excess pressurization of water distribution networks, with the increase of leaks, which in turn contribute to the increase of the electric energy demand of the pumping sets. In this scenario, from the perspective of multiobjective optimization, this work proposes a methodology for elaborating optimal plans for operational speed programming of pumps in water supply systems, in order to minimize energy costs, and to maximize reliability in hydraulic reservoirs and distribution networks. The optimized multiobjective algorithm used is the Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA 2) implemented with Python. The adjustment of hydraulic devices is validated through a computer simulation model developed in EPANET 2 software. The tests are performed in the Net 3 network and the results validate the use of the algorithm developed in this work as an efficient management tool as an operating control option for pump stations in water supply systems.

Keywords: Multiobjective optimization, Genetic Algorithms, Pump, Water Supply, Python, Epanet

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 3-1 – Espaço variável de decisão.....	12
Figura 3-2 – Espaço função objetivo .....	13
Figura 3-3 – Ilustração dos conjuntos Pareto ótimo global e local.....	15
Figura 3-4 – Esquema geral de um procedimento multiobjetivo.....	16
Figura 3-5 – Processos do algoritmo genético.....	18
Figura 3-6 – Estrutura do algoritmo genético.....	19
Figura 3-7 – Estrutura geral do algoritmo evolucionário multiobjetivo.....	21
Figura 4-1 - Cenário 01 de um sistema de abastecimento.....	32
Figura 4-2 - Cenário 02 de um sistema de abastecimento.....	32
Figura 4-3 - Cenário 03 de um sistema de abastecimento.....	33
Figura 4-4 - Relação entre vazão e pressão .....	33
Figura 4-5 - Estrutura do algoritmo SPEA 2 .....	36
Figura 4-6 - Módulo de avaliação hidráulica.....	47
Figura 4-7 - Rede Net3 .....	48
Figura 4-8 - Padrões de variação de demandas.....	49
Figura 5-1 - Frente de soluções ótimas da condicionante A.....	52
Figura 5-2 – Trade-off entre Resiliência modificada e Custo.....	54
Figura 5-3 – Trade-off entre Fuga hidroenergética e Custo .....	54
Figura 5-4 – Trade-off entre Fuga hidroenergética e Resiliência modificada .....	55
Figura 5-5 - Vazão das bombas .....	56
Figura 5-6 - Nível dos reservatórios .....	57
Figura 5-7 - Frente de soluções ótimas da condicionante B.....	59
Figura 5-8 – Trade-off entre Resiliência modificada e Custo.....	60
Figura 5-9 - Frentes de soluções ótimas .....	61
Figura 5-10 - Frentes de soluções ótimas do grupo de menor custo.....	62
Figura 5-11 - Vazão das bombas .....	64
Figura 5-12 - Nível dos reservatórios .....	65
Figura 5-13 - Frente de soluções ótimas da condicionante C .....	66
Figura 5-14 - Frentes de soluções ótimas .....	67

Figura 5-15 - Vazão das bombas .....	69
Figura 5-16 - Nível dos reservatórios .....	70

## LISTA DE TABELAS

Tabela 4-1 - Representação dos cromossomos .....	39
Tabela 4-2 – Parâmetros iniciais do algoritmo .....	40
Tabela 4-3 - Panorama da modelagem do problema .....	50
Tabela 5-1 - Características das soluções escolhidas na condicionante A.....	56
Tabela 5-2 - Características das soluções escolhidas na condicionante B.....	63
Tabela 5-3 - Características das soluções escolhidas na condicionante C.....	68

## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO .....	7
2	OBJETIVOS .....	9
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	10
3.1	Otimização multiobjetivo.....	10
3.1.1	Algoritmos evolucionários.....	16
3.1.2	Algoritmos evolucionários multiobjetivo .....	20
3.1.3	Otimização multiobjetivo de sistemas de abastecimento de água .....	21
4	METODOLOGIA .....	32
4.1	Definição do problema.....	32
4.2	Modelagem do problema multiobjetivo.....	35
4.3	Método de Otimização multiobjetivo .....	35
4.3.1	Representação dos genes e cromossomos.....	39
4.3.2	Parâmetros iniciais do algoritmo .....	39
4.3.3	Aptidão do elemento pelas funções objetivo .....	40
4.3.4	Restrições e penalidades .....	43
4.4	Modelo de análise de redes.....	44
4.5	Módulos computacionais de Otimização e Avaliação Hidráulica .....	47
4.6	Caracterização da rede hidráulica .....	48
5	RESULTADOS .....	51
5.1	Condicionante A .....	52
5.1.1	Etapa de decisão.....	53
5.1.2	Configuração das bombas .....	56
5.2	Condicionante B.....	59
5.2.1	Etapa de decisão.....	62
5.2.2	Configuração das bombas .....	63
5.3	Condicionante C.....	66
5.3.1	Etapa de decisão.....	67
5.3.2	Configuração das bombas .....	68

6	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES .....	71
7	REFERENCIAS BIBLIOGÁFICAS .....	73

## 1 INTRODUÇÃO

O índice médio de perdas de água na distribuição no Brasil é de 36,7%, com variações entre 29,7% em Goiás e expressivos 74,8% no Amapá, de acordo com o Diagnóstico dos Serviços de Água e Esgoto (SNIS, 2017). O relatório afirma que essas perdas acontecem por vazamentos em adutoras, redes, ramais, conexões, reservatórios e outras unidades operacionais do sistema, compreendido especialmente nos vazamentos em tubulações da rede de distribuição, provocados principalmente pelo excesso de pressão, habitualmente em regiões com grande variação topográfica.

Além dos custos gerados pelos vazamentos de água, os gastos das companhias de saneamento em energia elétrica correspondem a 15,6% do custo total de despesas, ficando atrás apenas do custo com pessoal (pessoal próprio mais terceiros) (SNIS, 2017). Desse custo total, sabe-se que as bombas hidráulicas associadas a motores elétricos são os componentes responsáveis pelo maior consumo de energia elétrica em sistemas de abastecimento de água convencionais (Vilanova, 2012) representando cerca de 90% da despesa segundo o estudo realizado por Tsutiya (2006).

Na última década, o aumento da eficiência dos equipamentos que consomem a menor parcela da energia elétrica nas companhias de saneamento, tais como ar condicionado, computadores e lâmpadas, associada a grande vida útil das estações elevatórias pode contribuir com a o aumento da parcela referente as despesas com bombeamento.

Desta forma, os conjuntos de bombeamento que não possuem gestão de operação, influenciam de forma direta e negativa nas perdas de água e de energia elétrica, visto que, quando a estação elevatória fornece uma potência maior que a necessária ao abastecimento, acaba consumindo mais energia elétrica e elevando a pressão na rede, contribuindo para o aumento de vazamentos na distribuição (Colombo e Karney, 2005).

Lambert e Taylor (2010) afirmam que o controle de pressão em redes de abastecimento visa gerenciar as pressões do sistema a níveis ótimos de serviço, garantindo a oferta suficiente e eficiente para os seus usos, reduzindo pressões desnecessárias de forma a controlar e reduzir o aparecimento de novos vazamentos. Frente a isso, a programação otimizada da operação das bombas, mostra-se um método prático e efetivo para a redução dos custos de operação dos sistemas de abastecimento (Barán, Von Lücken e Sotelo, 2005).

Atualmente a gestão dos sistemas elevatórios pode ser realizada de forma eficiente, através da automação da rede de abastecimento, onde o ajuste ideal para a operação é determinado através de controladores lógico programáveis (CLP's) com base em informações lidas por sensores instalados em pontos estratégicos da rede que modificam a rotação da bomba através de inversores de frequência.

Concomitantemente, a utilização de algoritmos genéticos de otimização multiobjetivos em modelos de simulação hidráulica, como ferramenta de determinação da operação ideal do abastecimento, tem se mostrado alternativa interessante e tem se apresentado em alguns estudos (Sotelo e Barán, 2001; Kelner e Léonard, 2003; Cheung, 2004; Carrijo et al., 2004; Barán, Von Lücken e Sotelo, 2005; Bardales et al., 2007; Perez, 2008; Wang, Chang e Chen, 2009; Sousa e Soares, 2014; Odan et al., 2015; Gao et al., 2017) como metodologia de eficiência energética sistemas de abastecimento de água.

Frente aos fatos, a otimização multiobjetivo tem o potencial de agregar inteligência a operação dos sistemas de abastecimento de água que já possuem automação, definindo o conjunto de operações ótimas praticáveis durante dia. Além disso, ainda que de maneira menos atrativa perante o âmbito técnico, pode reduzir o custo de implantação da automação de novos sistemas caso o operador da rede aceite como input de dados do controlador lógico programável apenas os resultados da otimização, dispensando a aquisição de sensores e telemetria.

Valendo-se desse potencial a ser explorado a conclusão desse estudo almejou a construção de uma ferramenta capaz de definir soluções ótimas para a operação de estações elevatórias operadas com inversores de frequência, através da suposição de vetores compostos por valores interpretados no modelo hidráulico como velocidade de rotação dos motores associados as bombas e interpretados como carga genética de indivíduos para o processo de otimização evolutiva com algoritmo genético.

O grupo de vetores propostos no resultado deve compor o conjunto de soluções que descreve o plano ótimo de operação para bombas de velocidade variável no sistema de abastecimento de água, de maneira a subsidiar o processo de tomada de decisão do operador, mediante aos objetivos conflitantes de redução de consumo de energia elétrica e aumento da confiabilidade hidráulica da rede e da manutenção dos níveis de reservação.

O algoritmo evolucionário multiobjetivo SPEA é utilizado como ferramenta de otimização por apresentar redução de cerca de 30% do processamento computacional necessário em comparação com outro algoritmo semelhante usado para o mesmo fim e em problemas análogos Sotelo et al. (2001).

## 2 OBJETIVOS

Diante ao exposto, o objetivo geral do trabalho é aplicar técnicas de otimização, baseada em algoritmos evolucionários multiobjetivo, para definir planos ótimos de programação operacional da velocidade de rotação de bombas em sistemas de abastecimento de água.

Apresentam-se como objetivos específicos dessa pesquisa:

- Desenvolver método de integração da ferramenta de otimização multiobjetivo com o módulo de avaliação hidráulico do Epanet em linguagem Python, para disponibilizar em trabalhos futuros;
- Gerar frentes ótimas de Pareto para as soluções;
- Validar os resultados da aplicação em um modelo hidráulico;
- Produzir uma ferramenta de gestão energética, útil e prática, que minimize intervenções subjetivas por parte de operadores no controle de estações elevatórias.

### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 3.1 Otimização multiobjetivo

Problemas reais de otimização demandam da análise de múltiplos objetivos, dos quais podem ser inclusive conflitantes entre si. A otimização multiobjetivo é definida pelo método de minimizar ou maximizar funções que descrevem os objetivos a serem alcançados, considerando algumas restrições, até obter o resultado final que indica as opções ótimas do problema. Zitzler e Thiele (1999) descrevem a otimização multiobjetivo conforme as definições a seguir:

Definição 1 (Problema de Otimização Multiobjetivo): Sejam  $x$  o conjunto de  $n$  variáveis de decisão, denominado vetor decisão e  $X$  o espaço que contém essas variáveis, denominado espaço de decisão. Seja  $y$  o conjunto de  $k$  funções objetivo que se pretende maximizar, pertencentes ao espaço objetivo  $Y$ . Seja  $g(x)$  o conjunto de  $m$  restrições em função das variáveis de decisão. Um problema de otimização multiobjetivo é formulado na maneira seguinte:

$$\begin{aligned}
 & \text{Maximizar } y = f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \\
 & \text{sujeito a } g(x) = (g_1(x), g_2(x), \dots, g_m(x)) \leq 0 \\
 & \text{sendo } x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \\
 & \quad y = (y_1, y_2, \dots, y_k) \in Y
 \end{aligned} \tag{1}$$

As restrições  $g(x) \leq 0$  determinam o conjunto de soluções factíveis. Uma solução infactível é aquela que não satisfaz todas essas restrições e todos os limites de cada variável de decisão. Por outro lado, uma solução factível é aquela que satisfaz todas as restrições e todos os limites de cada variável de decisão.

Definição 2 (Conjunto Factível): Define-se o conjunto factível  $X_f$  como aquele que contém os vetores de decisão  $x$  que satisfazem às restrições  $g(x)$ , isto é

$$X_f = \{x \in X \mid g(x) \leq 0\} \tag{2}$$

A imagem de  $X_f$ , isto é, a região factível no espaço da superfície de resposta, é denotada como:

$$X_f = f(X_f) = \cup_{x \in X_f} \{f(x)\} \quad (3)$$

Em problemas mono-objetivo, a solução ótima global é concebida através da representação do mínimo ou máximo valor da função objetivo, dentro das restrições impostas ao modelo. Porém, em problemas multiobjetivo, cada função objetivo encontrará um valor de ótimo global, sendo improvável que a solução ótima de uma função seja também ótima das outras funções objetivo.

Em função desse conflito entre os objetivos, nota-se que o papel da otimização multiobjetivo não é simplesmente otimizar todas as funções simultaneamente, mas sim buscar uma relação satisfatória, denominada também de compensatória, compatibilizada ou compromisso, entre as funções (Cheung, 2004), de forma que se obtenha uma solução possível que demonstre um resultado de otimização entre todos os objetivos, restrições e penalidades impostas ao modelo.

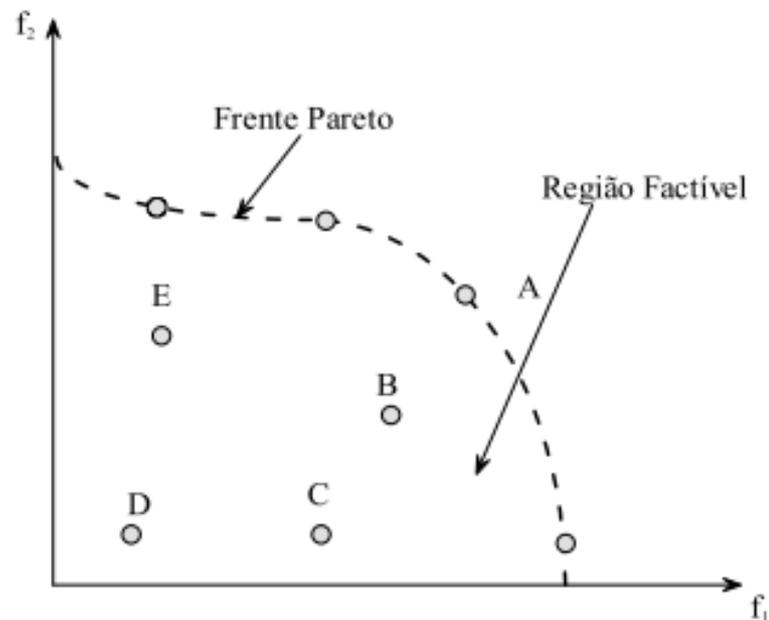
O conjunto factível na otimização de objetivo único é completamente ordenado. Por exemplo, dadas duas soluções  $a$  e  $b$  pertencentes ao conjunto  $X_f$  as únicas possibilidades são:  $f(a) \geq f(b)$  ou  $f(b) \geq f(a)$ . A meta, portanto, é encontrar o valor da variável independente que fornece um valor máximo ou mínimo de  $f$ .

Porém, ao considerar múltiplos objetivos, nota-se uma mudança, de maneira geral o conjunto  $X_f$  deixa de ser totalmente ordenado e passa a parcialmente ordenado. A Figura 3-1 ilustra essa mudança, onde observa-se o espaço de decisão para duas funções  $f_1$  e  $f_2$  que devem ser maximizadas. Nota-se que o ponto B apresenta maior valor que C para ambas as funções  $f_1$  e  $f_2$ , portanto, a solução representada pelo ponto B é melhor que aquela representada por C. Se C e D são comparadas resulta que C é melhor que D devido a que o valor de C para  $f_1$  é maior e para  $f_2$  as soluções dão o mesmo valor de  $f_2$ .

Definição 3: Sejam dois vetores  $u$  e  $v$ ,

$$\begin{aligned} u = v & \quad \text{se e somente se} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: u_i = v_i \\ u \geq v & \quad \text{se e somente se} \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: u_i \geq v_i \\ u > v & \quad \text{se e somente se} \quad u \geq v \wedge u \neq v \end{aligned} \quad (4)$$

Figura 3-1 – Espaço variável de decisão



Fonte: Zitzler (1999)

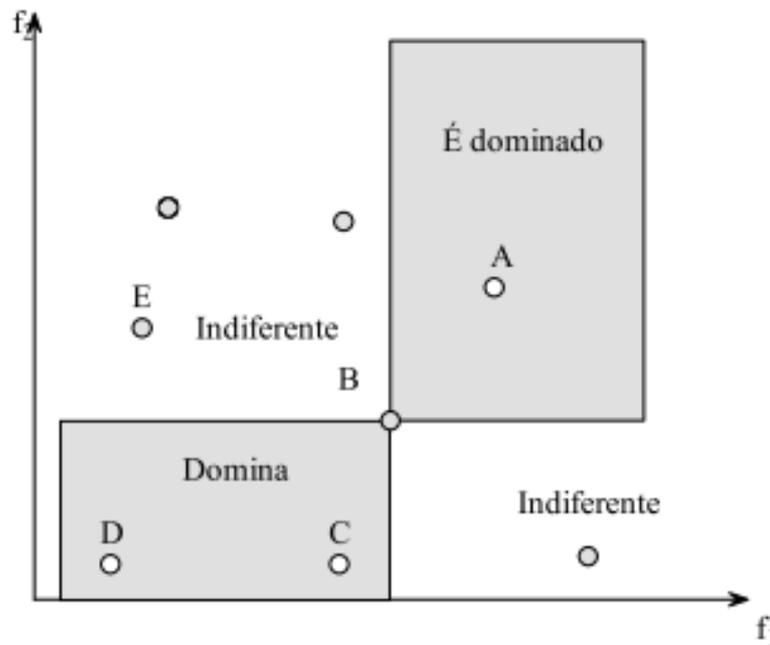
Utilizando a notação da Definição 3, pode-se garantir na Figura 3-1 que como  $B > C$  e  $C > D$ , isso implica que  $B > D$ . No entanto, quando  $B$  e  $E$  são comparados entre si, há como determinar qual das duas soluções é melhor, desde que  $B \not\geq E$  e  $E \not\geq B$ . Apesar de o valor de  $E$  ser maior do que  $B$  em relação a  $f_2$ , quando observada a função  $f_1$ , a solução  $E$  tem menor valor que a solução  $B$ . Partindo dessa observação é possível deduzir que duas variáveis de decisão quaisquer  $a$  e  $b$  podem ter três possibilidades nos problemas multiobjetivo:  $f(a) \geq f(b)$ ,  $f(b) \geq f(a)$ , ou  $f(a) \not\geq f(b) \wedge f(b) \not\geq f(a)$ . Essas terminologias são utilizadas para classificar e ordenar diferentes situações.

Definição 4 (Dominância Pareto): Dados dois vetores de decisão  $a$  e  $b$ , definem-se as relações seguintes para problemas de maximização ( $>$ ,  $\geq$ ,  $\sim$ ), que podem ser estendidas por analogia para problemas de minimização ( $<$ ,  $\leq$ ,  $\sim$ ):

$$\begin{aligned}
 a > b \text{ (} a \text{ domina } b \text{)} & \text{ se e somente se } f(a) > f(b) \\
 a \geq b \text{ (} a \text{ domina fracamente } b \text{)} & \text{ se e somente se } f(a) \geq f(b) \\
 a \sim b \text{ (} a \text{ é indiferente a } b \text{)} & \text{ se e somente se } f(a) \not\geq f(b)
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

Na Figura 3-2 o vetor solução B domina todo o espaço objetivo que contém as soluções C e D, referenciada como a área retangular com o texto "Domina". Por outro lado, a solução B é dominada pelo espaço objetivo que contém o vetor solução A, referenciado com o texto "É dominado". Todas as outras soluções pertencentes ao espaço objetivo são indiferentes em relação ao vetor solução B. Esse critério de dominância permite introduzir o critério da otimalidade Pareto. O vetor solução A Figura 3-2 não é dominado por nenhum outro vetor solução (C, D e E) no espaço objetivo.

Figura 3-2 – Espaço função objetivo



Fonte: Zitzler (1999)

Definição 5 (Otimalidade Pareto): Um vetor de decisão  $x \in X_f$  é dito ser não dominado, ao considerar um conjunto  $A \subseteq X_f$ , se e somente se

$$\nexists a \in A : a > x \quad (6)$$

No caso de estiver claro qual o conjunto  $A$  é mencionado, essa relação simplesmente é omitida. Além disso,  $x$  é dito ser ótimo Pareto se e somente se  $x$  é não dominado considerando  $X_f$ .

A linha pontilhada da Figura 3-1 mostra todos os pontos que concebem as soluções ótimas Pareto. Como já dito, essas soluções são indiferentes entre si, pois nos problemas multiobjetivo não existe uma solução ótima, mas um conjunto de soluções compatibilizadas, dentre as quais nenhuma pode ser considerada melhor que as outras, a não ser que alguma informação de preferência seja especificada. O conjunto de todas as soluções ótimas Pareto é denominado conjunto Pareto ótimo; os vetores (objetivo) correspondentes formam a frente ou a superfície Pareto ótima.

Definição 6 (Frentes e Conjuntos Não Dominados): Seja  $A \subseteq X_f$ ; a função  $p(A)$  fornece o conjunto de vetores de decisão não dominado em  $A$ :

$$p(A) = \{a \in A \mid a \text{ é não dominado em } A\} \quad (7)$$

O conjunto  $p(A)$  é o conjunto não dominado em  $A$ , o conjunto correspondente de vetores objetivo  $f(p(A))$  é a frente não dominada em  $A$ . Além disso, o conjunto  $X_p = p(X_f)$  é denominado conjunto Pareto ótimo e o conjunto  $Y_p = f(X_p)$  é denotado frente Pareto ótima.

O conjunto Pareto ótimo compreende as soluções de melhor compromisso. Entretanto, semelhante à otimização de objetivo único, na otimização multiobjetivo também existem os ótimos locais que constituem um conjunto não dominado dentro de uma certa vizinhança. Deb (2001) descreve esses eventos através dos conceitos de conjunto ótimo local e global.

Definição 7: Considere-se um conjunto de vetores de decisão  $A \subseteq X_f$ . A primeira consideração é a de que o conjunto  $A$  é denotado como um conjunto ótimo Pareto se e somente se

$$\forall a \in A : \nexists x \in X_f : x \succ a \wedge \|x - a\| < \varepsilon \wedge \|f(x) - f(a)\| < \delta \quad (8)$$

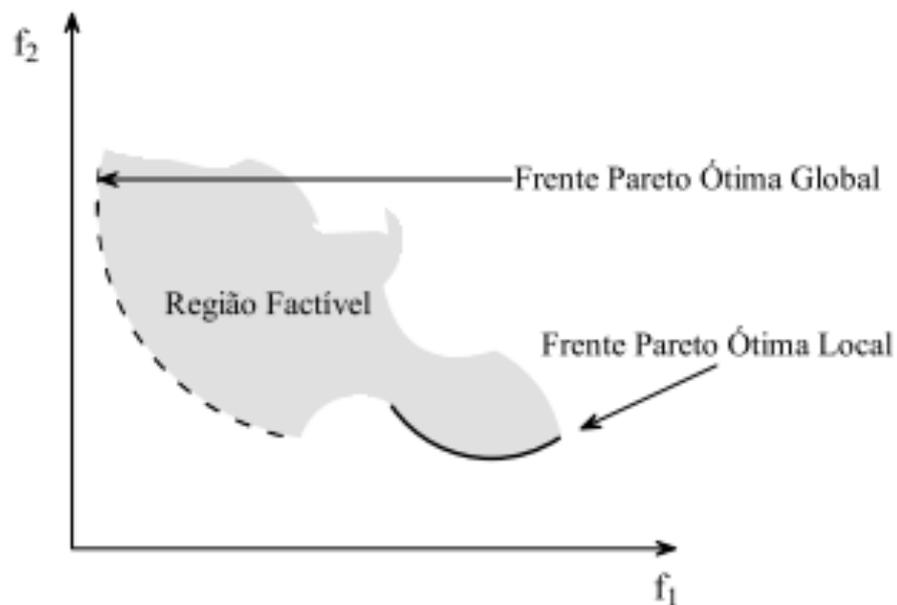
sendo que  $\|\cdot\|$  é uma métrica de distância correspondente e  $\varepsilon > 0, \delta > 0$ . Também deve-se considerar que o conjunto  $A$  é denominado como um conjunto Pareto ótimo global se e somente se

$$\forall a \in A : \nexists x \in X_f : x \succ a \quad (9)$$

A Figura 3-3 ilustra a diferença entre os ótimos global e local para um problema de minimização. A frente Pareto ótima global é denotada com a linha pontilhada e a frente Pareto

ótima local é representada com a linha contínua. Pode-se observar que um conjunto Pareto ótimo não necessariamente é composto de todas as soluções ótimas Pareto. Quanto maior for o valor adotado nos parâmetros iniciais de número de gerações e probabilidade de recombinação do algoritmo genético, menor é a chance de o modelo apresentar como solução os resultados da frente ótima local, por isso deve-se realizar testes com variações desses parâmetros iniciais, a fim de evitar essas convergências prematuras do algoritmo evolutivo aplicado ao modelo de otimização multiobjetivo

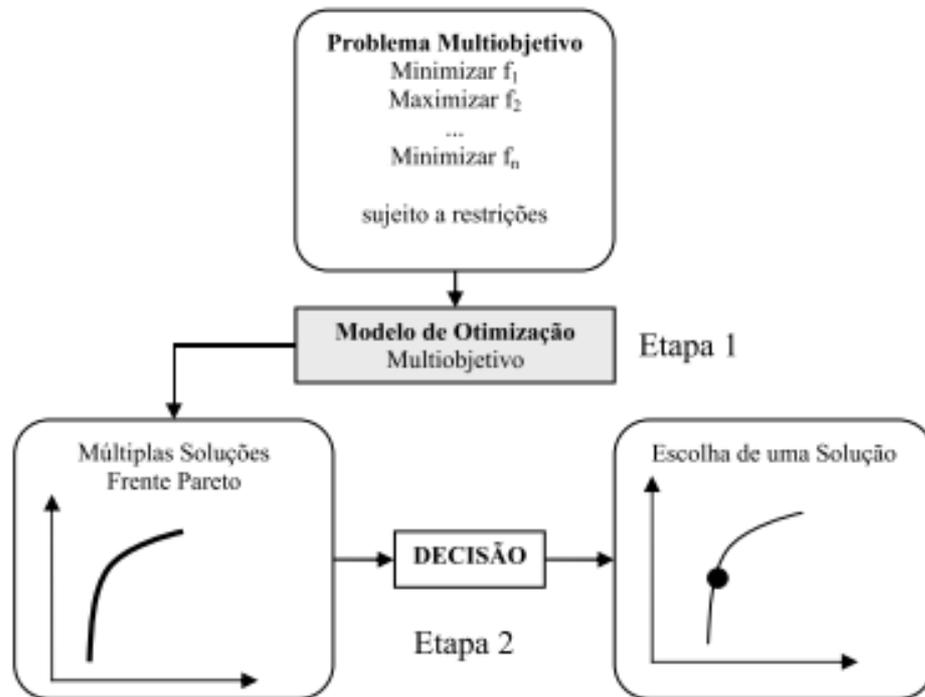
Figura 3-3 – Ilustração dos conjuntos Pareto ótimo global e local



Fonte: Zitzler (1999)

Uma relação ideal para o procedimento de otimização multiobjetivo, é apresentada por Deb (2001) e ilustrada na Figura 3-4. Este autor divide o processo em duas etapas, a primeira referida à geração das soluções ótimas aplicando-se algum modelo de otimização e a segunda tem como objetivo a escolha de soluções. Modelos de classificação das soluções, baseados em uma ordem de preferência fornecida por decisores, podem ser aplicados na segunda etapa.

Figura 3-4 – Esquema geral de um procedimento multiobjetivo



Fonte: Deb (2001)

### 3.1.1 Algoritmos evolucionários

Algoritmo evolutivo é o termo adotado para representar uma classe de métodos de otimização estocástica que simulam o processo de evolução natural (Zitzler e Thiele, 1999). Fogel (2000) transcreve essa definição de maneira mais clara e concisa, afirmando que um algoritmo evolutivo imita o processo biológico da evolução, para resolver um determinado problema.

Segundo Bäck, Hammel, e Schwefel (1997) a origem da computação evolutiva pode ser rastreada até o final da década de 1950 com o trabalho de Box (1957). Bäck, Hammel, e Schwefel (1997) ainda afirmam que o ganho de flexibilidade e adaptabilidade para uma tarefa de resolução de problemas, especialmente de otimizações difíceis garantem a vantagem da computação evolutiva em relação outras abordagens.

Cheung (2004), classificou os algoritmos evolutivos em: Algoritmos Genéticos (AGs), Estratégias de Evolução (EE), Programação Evolucionária (PE), Programação Genética (PG) e Sistemas Classificatórios (SCs). Todas essas técnicas operam um conjunto de soluções

simultaneamente (algoritmos populacionais), marcadas por dois princípios básicos de evolução: seleção e variação.

O processo de seleção é baseado no princípio da seleção natural de Darwin, onde a escolha de soluções dentro de um conjunto de possíveis soluções por meio de uma simulação fundamentada no processo de seleção estocástica caracteriza a competição entre indivíduos de mesma espécie, e qualidade da solução é definida através do valor de aptidão utilizado. Já o princípio de variação, imita a capacidade natural das espécies de criar “novos” indivíduos, sendo que nos algoritmos genéticos, esse princípio é analogamente associado ao processo de recombinação e mutação.

A adaptação desses algoritmos a problemas de otimização multiobjetivo é garantida em função da facilidade de manter múltiplas soluções em uma única simulação e da facilidade de se explorar regiões do espaço através do princípio de variação Zitzler e Thiele (1999).

Segundo Mambretti e Orsi (2016) a implementação de algoritmos genéticos para melhorar a eficiência de sistemas de abastecimento de água foi amplamente empregada nas últimas duas décadas em função da sua capacidade de lidar com a complexidade desses sistemas. Portanto, para o escopo deste trabalho deve-se conceituar, ainda que de forma sucinta os algoritmos genéticos.

### **3.1.1.1 Algoritmos Genéticos**

O algoritmo genético é uma técnica baseada na teoria da evolução natural de seres vivos proposta por Darwin (1859), e foi introduzida da forma como é conhecida atualmente, através do trabalho realizado pela Universidade de Michigan sob a direção de John Holland no final da década de 1960 e início da década de 1970 (Dasgupta e Michalewicz, 1997), no entanto, sua popularização se deu apenas no final da década de 1980 com a publicação de Goldberg (1989).

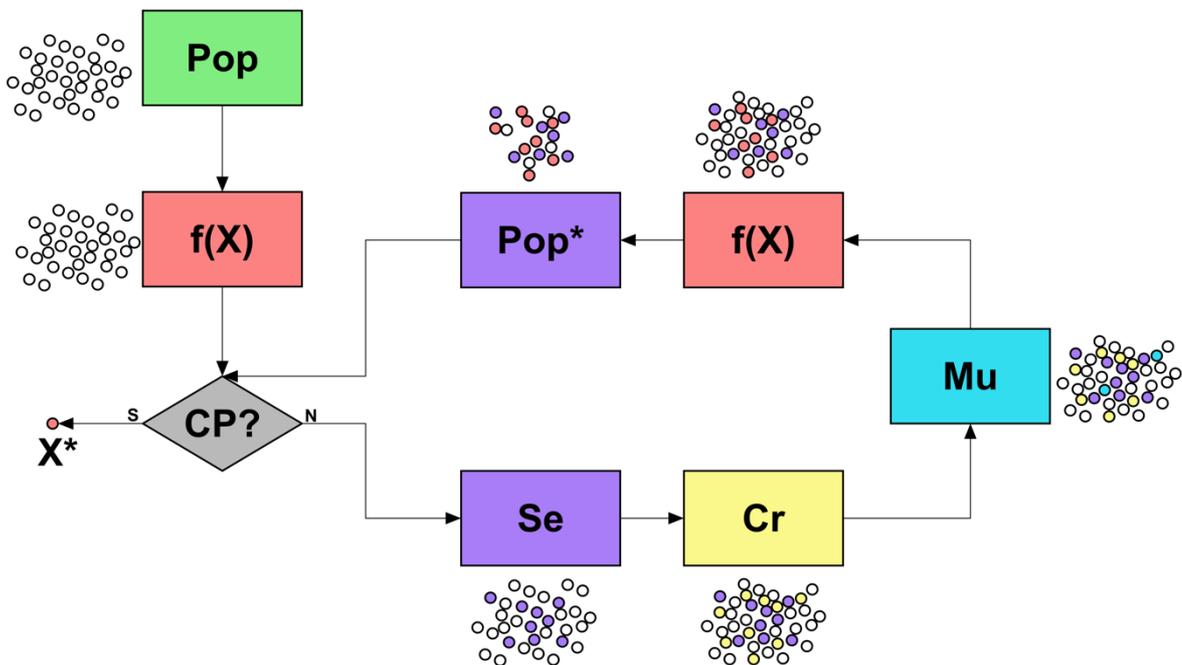
Os algoritmos genéticos se iniciam com a criação aleatória de uma população contendo um conjunto finito de soluções caracterizados como indivíduos, onde cada indivíduo é denominado como cromossomo e é composto de um conjunto de valores que analogamente são chamados de genes.

Os cromossomos buscam a evolução de forma gradativa através de processos iterativos, onde uma nova geração de indivíduos é produzida por meio da combinação da sua carga genética baseada em dois indivíduos da geração anterior (recombinação) com uma determinada

probabilidade de mutação entre as gerações, sendo que a evolução dessa nova combinação é avaliada através de uma função de aptidão.

A função de aptidão avalia os cromossomos durante cada processo de geração e os classifica e ordena como melhores soluções. A geração contempla os procedimentos de seleção, recombinação e mutação, onde os indivíduos que possuem um valor elevado segundo a função de aptidão têm a maior probabilidade de serem reproduzidos em uma nova geração. Seguindo esse procedimento o algoritmo irá convergir para uma solução ótima ou quase-ótima do problema após várias iterações (Cheung, 2004).

Figura 3-5 – Processos do algoritmo genético



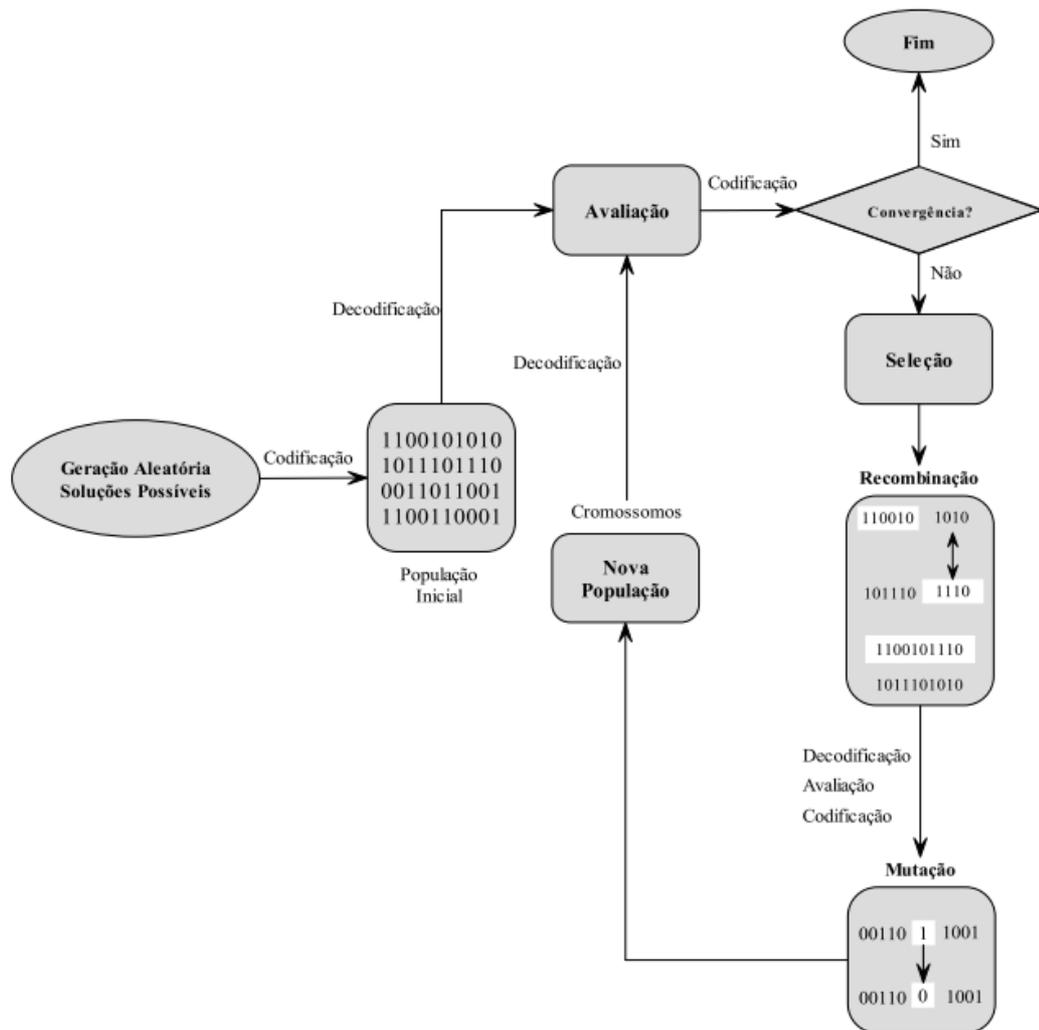
Fonte : Autor (2018)

Na Figura 3-5 os processos do algoritmo genético são descritos de maneira sucinta e didática onde a população inicial (Pop) é submetida a função de avaliação ( $f(X)$ ) e aos processos de Seleção (Se), Crossover ou Recombinação (Cr) e Mutaçao (Mu). Os indivíduos são novamente submetidos a função de avaliação ( $f(X)$ ) e uma nova população é criada a partir dos melhores indivíduos (Pop\*). Esse processo se repete até que o Critério de Parada (CP) seja satisfeito possibilitando a escolha do melhor indivíduo.

A Figura 3-6, foi idealizada por Cheung (2004) e ilustra toda a estrutura de um algoritmo genético, sob a perspectiva de uma população representada por uma sequência binária (0 e 1),

evidenciando de maneira didática os processos de recombinação e mutação dos indivíduos. Nota-se ainda na mesma figura, a importância do procedimento adotado como critérios de convergência, pois se não for adequado ao modelo analisado influenciará diretamente e de forma negativa nos resultados apresentados pelo algoritmo.

Figura 3-6 – Estrutura do algoritmo genético



Fonte: Cheung (2004)

A implementação dos algoritmos genéticos pode ocorrer sob diversas possibilidades, tanto em relação aos termos de representação das soluções, quanto aos operadores genéticos e aos parâmetros a que serão adotados como as probabilidades de recombinação e mutação, ou ainda o valor total de indivíduos da população de soluções e o critério adotado de convergência.

### 3.1.2 Algoritmos evolucionários multiobjetivo

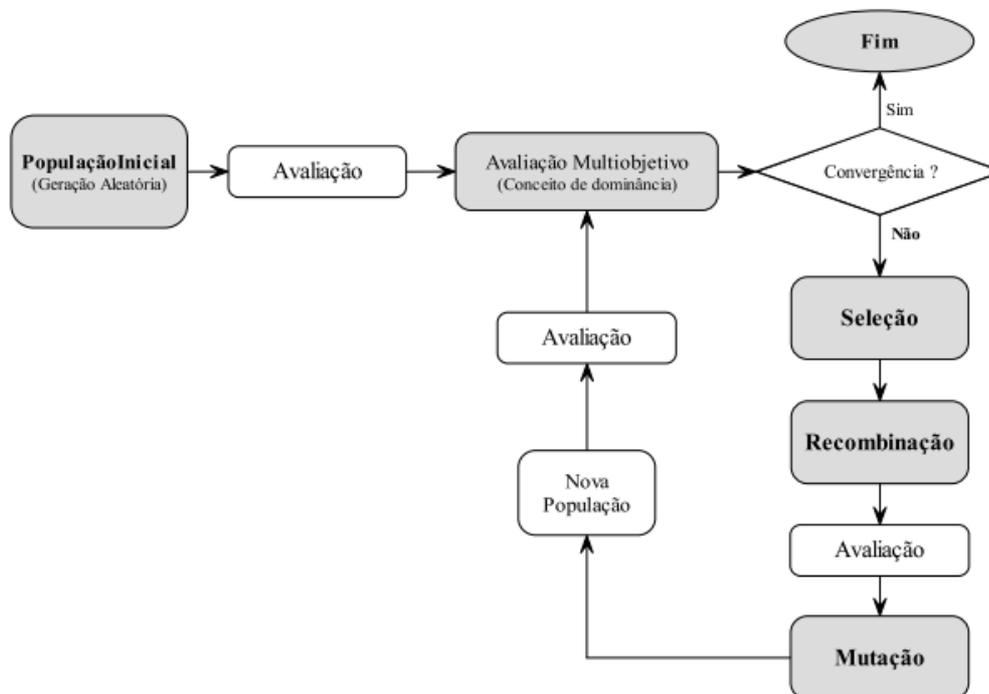
Sabe-se que os algoritmos evolucionários são ferramentas poderosas na identificação de múltiplas soluções ótimas em uma simulação em função do seu paralelismo implícito, ou seja, a possibilidade de se trabalhar com várias soluções simultaneamente (Cheung, 2004), isso torna o uso dos algoritmos evolucionários um método eficiente para a otimização multiobjetivo (Deb, 2001).

Cheung (2004), menciona que os métodos de otimização multiobjetivo devem buscar melhorar a acurácia de suas soluções através da minimização da distância entre a frente não dominada e a frente ótima de Pareto e da produção de soluções bem distribuídas ao longo da frente. O autor conclui ainda que essas melhorias estão associadas tanto aos procedimentos de avaliação e seleção do algoritmo evolutivo, que garantem a busca eficiente para o conjunto ótimo de Pareto, quanto ao procedimento adotado para manter a diversidade da população trabalhada, com a finalidade de evitar a convergência prematura.

Os primeiros algoritmos evolucionários que consideravam o conceito de dominância de Pareto em otimizações de múltiplos objetivos surgiram a partir do final da década de 1990. Em comparação com os algoritmos genéticos convencionais, a estrutura dos algoritmos evolutivos multiobjetivo difere apenas quanto ao seu procedimento de avaliação, onde o algoritmo genético é modificado de forma a encontrar um conjunto de soluções ótimas ao invés de uma solução única.

A modificação consiste em classificar a população inicial de acordo com o conceito de dominância de Pareto, de forma a obter o conjunto de soluções não dominadas. Esse conjunto corresponde as melhores soluções da geração, que terão a maior probabilidade de se reproduzir na próxima iteração, até que com a convergência do algoritmo, a solução final será equivalente ao conjunto de soluções não dominadas da última geração, o que corresponde ao conjunto ótimo de soluções do problema. Essa modificação na estrutura do algoritmo pode ser observada na Figura 3-7

Figura 3-7 – Estrutura geral do algoritmo evolucionário multiobjetivo.



Fonte: Cheung (2004)

Fonseca e Fleming (1995) classificam ainda as técnicas evolucionárias para otimização multiobjetivo em Técnicas de funções agregadas; Técnicas populacionais que não consideram o conceito de Pareto e; Técnicas populacionais que consideram o conceito de Pareto. A primeira possibilidade agrupa os múltiplos objetivos através de uma combinação ponderada por pesos em uma função única. De forma que, as soluções não dominadas sejam geradas por várias combinações de pesos e representam as retas tangentes à frente Pareto. A segunda possibilidade considera os objetivos definidos individualmente e tratados ao mesmo tempo. Nessa situação, os operadores genéticos são alterados para adequar o problema segundo os princípios de busca das soluções ótimas Pareto. Já a terceira possibilidade caracteriza-se pela fusão das duas possibilidades descritas.

### 3.1.3 Otimização multiobjetivo de sistemas de abastecimento de água

Este subitem propõe-se a apresentar em ordem cronológica as pesquisas associadas a otimização multiobjetivo de sistemas de abastecimento de água, com a finalidade de fundamentar a pertinência do presente trabalho. É importante deixar claro que nessa parte do texto estão citados inclusive os trabalhos com métodos e objetivos que não foram seguidos

nesse estudo, mas que são relevantes para a leitura e proposição de pesquisas futuras baseadas nessa dissertação. Ao fim estão reunidas as informações pertinentes ao desenvolvimento do presente trabalho, que subsidiaram a definição da metodologia adotada.

A primeira abordagem de otimização multiobjetivo aplicada a sistemas de abastecimento de água foi publicada por Savic, Walters, e Schwab (1997), onde eles apresentam uma continuidade ao trabalho de Mackle, Savic e Walters (1995) e buscam minimizar os custos operacionais de energia elétrica e manutenção da bomba, por meio da implementação de um algoritmo genético híbrido. Savic, Walters e Schwab (1997) utilizam o número de paradas da bomba para mensurar o desgaste do equipamento e determinar os custos de manutenção, enquanto que o custo com energia é determinado através da carga de consumo.

O método foi avaliado em uma rede com quatro bombas e um reservatório, sendo que a variável de controle foi o status da bomba representado pelo conjunto binário de soluções que atendessem a restrição de manutenção dos níveis dos reservatórios. Esse estudo revela a importância e relevância da restrição de manutenção do nível de reservação garantindo ao usuário desse método a não ocorrência de falhas no abastecimento, o que valida dessa forma as operações como apropriadas ao sistema.

Ko, Oh, e Fontane (1997) apresentam a otimização multiobjetivo para determinar a operação ótima de bombas e reservatórios, onde os objetivos de minimização dos custos com energia, minimização das paradas de bomba e maximização do atendimento a exigência de manutenção da mínima reservação são aplicados através de um algoritmo de programação dinâmica proposto no trabalho. Os resultados analisados através de uma rede real localizada em Kumi, na Republica da Coreia.

Motivado pelos resultados, os autores concluem que a aplicação da abordagem de otimização multiobjetivo voltada ao sistema real de Kumi, indicou que pode haver um potencial para melhorar a operação de sistemas de abastecimento de água através desse método, recomendando assim a sua continuação e ressaltando a expectativa de buscas relacionadas ao assunto no futuro.

Sotelo e Barán (2001) utiliza o algoritmo *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA) na otimização da operação de bombas através da minimização de quatro objetivos, sendo eles o custo operacional da bomba, o número de vezes que a bomba liga, a diferença entre o nível dos reservatórios no início e final do dia e o pico de demanda máximo da bomba. É atribuída a bomba, apenas as condições de ligada ou desligada, representadas por um vetor binário.

A rede utilizada para a realização dos testes foi uma rede com 5 bombas e um reservatório elevado, baseado em uma estação elevatória de Assunção, capital do Paraguai, sendo que a análise da rede foi realizada a partir do modelo hidráulico simplificado, baseado no modelo matemático de balanço de massa (Ormsbee e Lansey, 1994)

Sotelo et al. (2001) utilizam as funções objetivo de minimização de custos de energia consumida, minimização do custo de manutenção das bombas, minimização da potência máxima atingida e minimização da diferença do nível do reservatório no início e no final do dia para implementar e comparar a otimização de uma estação de bombeamento de velocidade fixa utilizando o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA) e o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA). Os resultados experimentais mostram algumas vantagens em utilizar o SPEA em relação aos métodos manuais de otimização e em relação ao NSGA.

Kelner e Léonard (2003) são os primeiros a abordar bombas de velocidade variável em otimização multiobjetivo de sistemas de abastecimento de água e utilizam o *Genetic Algorithm for Pump Scheduling* – GAPS para minimizar os custos operacionais da bomba e o número de partidas das bombas, onde esses objetivos foram aplicados a bombas de velocidade fixa e de velocidade variável.

O GAPS combina a classificação do *Multiple Objective Genetic Algorithm* - MOGA (Fonseca e Fleming, 1993) e o esquema de seleção torneio penalizado. Kelner e Léonard (2003) utilizaram uma rede real localizada em Liege na Belgica, composta por três reservatórios e uma estação elevatória com três bombas e três pontos de consumo. As restrições aplicadas foram o atendimento do consumo, a recuperação do nível do reservatório no final do dia e a manutenção dos níveis mínimos e máximos durante todo o dia.

Kapelan, Savic, e Walters (2003) desenvolvem uma metodologia denominada por *Sampling design* (SD), cujo objetivo é encontrar um conjunto de locais ótimos na rede para a instalação de equipamentos de medição, que serão utilizados futuramente para a calibração do modelo hidráulico. O SD é modelado como um problema de otimização por dois objetivos, sendo eles a maximização da precisão do modelo calibrado, e a minimização dos custos. Esse problema é implementado utilizando um algoritmo genético multiobjetivo (MOGA) e validado em uma rede real.

Cheung (2004) se propõe a analisar a reabilitação de redes de distribuição de água via algoritmos genéticos multiobjetivo, onde considera como objetivos a minimização do custo, e dos vazamentos, e a maximização do benefício e da confiabilidade. O autor realiza uma vasta avaliação dos algoritmos *Multiobjective Genetic Algorithm* (MOGA), *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA), *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA) e *Elitist Non-*

*Dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA II), a partir do acoplamento desses métodos a três simuladores hidráulicos (Epanet 2 convencional, Epanet 2 explícito e iterativo baseado nas análises dirigida pela pressão), onde as funções objetivo foram consideradas. O algoritmo SPEA é identificado como mais eficiente dentre todos os outros.

Prasad, Walters, e Savic (2004) determinam a localização ideal e a operação para estações de injeção de desinfetante em sistemas de abastecimento de água utilizando o NSGA2. Os objetivos abordados foram a minimização da dose total de substância desinfetante e a maximização do percentual de volume de água distribuída com o desinfetante residual dentro do limite mínimo especificado. A análise de uma rede real abastecida por gravidade com 829 nós e localizada em Eastern, US foi concebida com o Epanet e a modelagem da qualidade por meio da teoria da superposição linear, retornando a concentração de todos os nós da rede em um período total de 1008 horas.

Carrijo et al. (2004) desenvolve um modelo de otimização multiobjetivo para operações de sistemas de abastecimento baseado no algoritmo SPEA e considerando os objetivos de minimização dos custos com energia e a maximização dos benefícios hidráulicos. O autor utilizou a rede do sistema de macro distribuição da cidade de Goiânia, e implementou no trabalho também um algoritmo de extração de regras operacionais.

Barán, Von Lüken, e Sotelo (2005) propõe uma continuação ao trabalho de Sotelo e Barán (2001), em uma rede simplificada e baseada em uma estação elevatória de Assunção no Paraguai, com cinco bombas de velocidade fixa e um reservatório elevado. O trabalho avalia seis estratégias diferentes de otimização multiobjetivo através de seis métricas propostas por Veldhuizen e Lamont (2000). Os objetivos relacionados nesse trabalho foram a minimização dos custos operacionais da bomba, do número de partidas da bomba durante o dia, da diferença entre o nível do reservatório no início e no final do dia, e do pico de demanda elétrica.

É pertinente notar que a manutenção do nível do reservatório no final do dia deixa de ser uma restrição ao algoritmo e passa a ser uma nova função neste trabalho. As restrições impostas são a satisfação dos níveis mínimos e máximos do reservatório e da pressão na rede de abastecimento.

Através do modelo hidráulico simplificado, fundamentado no modelo matemático de balanço de massa (Ormsbee e Lansey, 1994) o trabalho de Barán, Von Lüken, e Sotelo (2005) analisa os resultados da rede hidráulica sob a implementação dos algoritmos *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA), *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA), *Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA II), *Controlled Elitist Nondominated Sorting Genetic Algorithm* (CNSGA), *Niched Pareto Genetic Algorithm* (NPGA) e

*Multiobjective Genetic Algorithm* (MOGA), e chega a conclusão de que o SPEA resultou em melhores soluções, seguido do NSGA II.

López-Ibáñez, Devi e Paechter (2005) utilizaram o SPEA II para otimizar a operação de bombas de velocidade fixa através da minimização de custos operacionais e quantidade de vezes em que a bomba é ligada, onde as restrições impostas ao modelo foram a manutenção da pressão nos nós de demanda, dos níveis mínimos e máximos do reservatório e da recuperação do nível do reservatório no final do dia, em uma rede pequena de 13 nós avaliada com o EPANET.

W. Kurek e Brdys (2006) busca a localização ótima para bombas de injeção de cloro para sistemas de abastecimento de água através dos objetivos de minimizar o número de estações de bombeamento de cloro, minimizar o valor médio de concentração de cloro, e minimizar o não atendimento de água tratada segundo o valor requerido. O algoritmo usado foi o NSGA II, onde a quantidade e máxima de estações de bombeamento e concentração de cloro foram usadas como restrições do modelo.

É possível notar que utilizando o EPANET o autor realizou testes em uma rede com 92 nós onde submeteu a avaliação a vários cenários de demanda e concluiu que para garantir água potável na condição ótima em diferentes demandas seria necessário um valor variável de estações de bombeamento de cloro.

Bardales et al. (2007) determina o plano de operação ótimo de uma estação elevatória, através da otimização dos objetivos de minimização dos custos energéticos de bombas de velocidade fixa e maximização da confiabilidade hidráulica. Neste trabalho é importante notar, o desenvolvimento da função objetivo de custos energéticos baseada na legislação brasileira levando em consideração por exemplo, as penalidades relacionadas ao aumento do preço da energia no horário de ponta, o custo da demanda de ultrapassagem de potência e o custo do consumo de energia reativa. A autora implementa essa solução com o algoritmo SPEA e utiliza o modelo hidráulico de um sistema adutor de Campo Grande, Mato Grosso do Sul, Brasil, simulado com o software EPANET.

Perez (2008) desenvolve uma metodologia de determinação da ótima localização de válvulas redutoras de pressão através da otimização multiobjetivo de duas redes fictícias, onde a maximização da resiliência hidráulica e minimização dos vazamentos são os objetivos levados em consideração na implementação do algoritmo SPEA junto ao código do software EPANET. O resultado apresentado pelo autor foram os coeficientes de perda de carga localizadas como parâmetro de configuração do dispositivo a ser instalado na rede.

Ewald, Kurek, e Brdys (2008) buscam definir a localização ótima de bombas dosadoras de cloro sob os mesmos objetivos, condições e restrições do trabalho de W. Kurek e Brdys (2006), porém utiliza uma rede com 188 nós e o algoritmo genético multi-objetivo distribuído, implementado usando computação em grade. Este algoritmo, segundo o autor, é baseado no *Island Genetic Algorithm*, mas utiliza o método de gerações do NSGA II e apresenta uma redução do tempo total de computação e melhores soluções do que o algoritmo clássico.

Machado et al. (2008) minimiza os custos de energia elétrica referente ao bombeamento de velocidade fixa, minimiza também os custos referentes a manutenção da bomba e minimiza a variação do nível do reservatório através da implementação desses objetivos no algoritmo SPEA II.

Jen-Ya Wang, Chang, e Chen (2009) descreve duas deficiências nos esquemas tradicionais de otimização multiobjetivo de programação de bombas. A primeira é que os modelos tratam o dia como intervalos de tempo de uma hora e, portanto, a bomba só pode ser ligada a cada mudança de tempo, o que pode gerar custos desnecessários. A segunda deficiência é que nenhum modelo descreve o problema de subsistência ambiental. Desta forma o autor propõe um método de programação de bombas baseado em algoritmos genéticos, para redução de custos e proteção do ambiente. Essa proteção do ambiente é descrita como a ação de bombeamento intermitente de poços, denominada como calendário ecológico, de forma a reduzir o esgotamento dos recursos hídricos.

Fu e Kapelan (2010) combinam redes neurais e algoritmos genéticos para melhorar a eficiência computacional de problemas multiobjetivo aplicados a projetos de sistemas de abastecimento de água, e apresenta o *Artificial Neural Networks – Genetic Algorithm* (ANN-GA) como um novo algoritmo de design ótimo multiobjetivo de sistemas de distribuição de água. A metodologia foi testada na rede fictícia *Anytown* (Walski et al., 1987) e na rede *New York Tunnels*, e os resultados foram comparados com as soluções geradas pelo algoritmo NSGA II, onde constata-se que o método proposto possui uma considerável redução no tempo computacional.

Alfonso, Jonoski, e Solomatine (2010) propõe a otimização de respostas operacionais através da manipulação de válvulas, hidrantes e bombas para descontaminação de sistemas de abastecimento de água, onde os objetivos são minimizar o número de nós poluídos em pelo menos um intervalo de tempo de simulação e minimizar o número de intervenções operacionais necessárias.

Entende-se por nós poluídos os pontos da rede cujo o nível de poluição esteja acima dos padrões aceitáveis, representando um dano a saúde pública. E intervenções operacionais

representariam o empenho operacional necessário para definir a operação da rede para uma condição desejável, por exemplo, através de manobras em válvulas de setorização ou descarga para confinar, descartar ou diluir o contaminante.

Alfonso, Jonoski, e Solomatine (2010) utilizam dois métodos de otimização, o software NSGAX (Barreto, 2006) que é uma implementação do algoritmo NSGA2, e o software GLOBE (Solomatine, 1999) que trata-se de uma implementação do algoritmo genético convencional. Observa-se que a otimização no software GLOBE deu-se a partir de uma única função, que foi definida a partir da união dos dois objetivos. Foi necessário o desenvolvimento de um módulo chamado *Changing operation in pollutant affectation* (COPA) para unificar o Epanet ao GLOBO e ao NSGAX, e foram utilizadas duas redes, sendo uma hipotética com 25 nós e uma real de Villavicencio, Colombia com 247 nós.

Wu et al. (2012) propõe a otimização multiobjetivo de sistemas de abastecimento de água ao atender a minimização de custos operacionais de bombas de velocidade variável ou fixa e a minimização da emissão dos gases de efeito estufa utilizando algoritmos genéticos. A concepção matemática da emissão de gases de efeito estufa é representada a partir da geração desses gases na fabricação dos tubos e a análise hidráulica é realizada em uma rede simulada com o software EPANET.

Al-Ani e Habibi (2012) apresenta em seu trabalho a otimização multiobjetivo através do algoritmo *Modified - Multi-agent Particle Swarm Optimization* (M-MOPSO) e utiliza as funções objetivo de minimizar o custo da energia elétrica e minimizar os custos de manutenção em termos do número total de interrupções da bomba. O estudo aborda as bombas de velocidade variável e utiliza a rede hidráulica de Saskatoon West, Canadá modelada no software EPANET. O autor comenta que o algoritmo proposto produziu soluções de operações mais econômicas em relação a operação comumente utilizada no sistema, mas não as comparou com nenhuma outra metodologia de otimização.

O. Giustolisi, Laucelli, e Berardi (2013) otimizam a operação de sistemas de abastecimento de água considerando os custos operacionais da bomba e custos com perda de água por vazamentos, onde o método de otimização utilizado é o WDNNetXL (Orazio Giustolisi, Berardi e Laucelli, 2011) que utiliza o *Optimised Multi-Objective Genetic Algorithm* (OPTIMOGA) proposto por Laucelli e Giustolisi (2011). A análise hidráulica é realizada em uma rede com 30 nós, composta de um reservatório e três bombas.

O autor utiliza três cenários de vazamentos, caracterizados por perdas de 10%, 20% e 40% do volume diário de demanda e compara os resultados da otimização considerando apenas os custos de bombeamento. Em outra análise realiza a comparação considerando os custos com

a perda de água. Verifica-se que ao minimizar apenas os custos de energia, os controles foram gerados de forma a concentrar o bombeamento para a noite, onde as pressões são maiores evidenciando o volume perdido por vazamentos, e quando a minimização do custo com perdas de água é introduzida, o bombeamento concentra-se durante o dia e diminui o vazamento.

Desta forma, o autor conclui que os custos relacionados a perda de água dominam o custo da energia para bombear água, evidenciando uma provável vantagem em bombear água durante o dia em busca do controle de vazamentos.

Kougias e Theodossiou (2013) otimizam a operação de bombas de velocidade fixa de uma estação elevatória localizada no Paraguai, considerando cargas de energia e demanda através do algoritmo *Harmonic Search algorithm* (HSA) modificado para atender otimizações multiobjetivo (MO-HSA). O autor combina as funções objetivo de minimização de custos operacionais, minimização do volume de água bombeada, minimização do consumo máximo de energia elétrica e minimização das interrupções da bomba, de forma a avaliar em um modelo de otimização o primeiro, segundo e terceiro objetivo citado e em outro modelo o primeiro, segundo e quarto objetivo.

Wojciech Kurek e Ostfeld (2013) utilizando o algoritmo SPEA II (Zitzler, Laumanns e Thiele, 2001) incluem a minimização dos custos operacionais da bomba, minimização função que avalia a concentração de cloro em todo o sistema, minimização da idade da água em todos os nós com demanda e minimização dos custos dos tanques no problema de otimização da operação de sistemas de abastecimento de água.

O autor utiliza o EPANET considerando bombas de velocidade variável e submete a análise do problema por meio de dois modelos de otimização, sendo que utiliza em um deles o primeiro, segundo e quarto objetivos, e no outro o primeiro, terceiro e quarto objetivos respectivamente citados no parágrafo anterior.

Wojciech Kurek e Ostfeld (2014) publicaram um ano depois o trabalho inicial que originou o estudo dos mesmos autores citado anteriormente (Wojciech Kurek e Ostfeld, 2013). Os pesquisadores otimizam a operação de sistemas de distribuição de água observando os objetivos de minimização de custos operacionais da bomba de velocidade variável e minimização da função que avalia a concentração de cloro em todo o sistema.

Foi utilizado o SPEA II, com as restrições de pressão nos nós, excedente e déficit de reabilitação do volume reservado e reabilitação do volume reservado no final do dia. Os autores concluem que quanto mais energia consumida referente ao bombeamento melhores eram as condições de qualidade da água e o aumento no volume de água armazenada provocou um aumento da energia consumida além da queda na qualidade de água.

Sousa e Soares (2014) produziram um modelo de otimização de bombas de velocidade fixa utilizando o algoritmo SPEA a partir dos objetivos de minimização de perdas por vazamentos na rede, minimização do custo de energia elétrica do volume bombeado e a maximização da confiabilidade hidráulica do sistema. Este trabalho evidencia que é possível reduzir o bombeamento e os vazamentos sem prejudicar a qualidade no atendimento das demandas.

Mala-Jetmarova, Barton, e Bagirov (2015b) utiliza o NSGA II para minimizar os custos operacionais de bombas de velocidade fixa e minimizar os desvios das concentrações dos parâmetros de qualidade em relação aos valores exigidos em duas redes de teste, sendo uma com três fontes e proposta por Ostfeld e Salomons (2004) e a outra a rede *Anytown* Walski et al. (1987). O autor realiza 14 variações de qualidade inicial de água nos reservatórios de origem para simular diferentes cenários possíveis, sob as restrições de pressão mínima de demanda, níveis mínimos e máximos dos reservatórios e recuperação do nível do reservatório no final do período de programação.

No mesmo ano, Mala-Jetmarova, Barton, e Bagirov (2015a) determinam a operação ótima de um sistema real de abastecimento de água localizado em Victoria, Austrália, que é analisada a partir de seis cenários de qualidade de água de dois reservatórios fonte. Nesse trabalho a qualidade é relacionada aos níveis de turbidez e salinidade da água. Os autores implementam o problema utilizando o algoritmo NSGA II e os objetivos de minimização dos custos operacionais da bomba de velocidade fixa e minimização da diferença entre os níveis de turbidez e salinidade do modelo em relação aos valores permitidos.

Odan et al. (2015) minimiza os custos operacionais da bomba de velocidade fixa e maximiza a confiabilidade hidráulica do sistema de abastecimento de Araraquara, São Paulo, Brasil utilizando o *Multialgorithm Genetically Adaptive Method* (AMALGAM) (Vrugt e Robinson, 2007). Este trabalho foi desenvolvido com dados fornecidos em tempo real com um sistema de supervisão e aquisição de dados, ou como é conhecido em inglês *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA) e as soluções foram implementadas de volta ao sistema, onde foi verificado 13% de economia dos custos com energia elétrica em comparação com a série histórica de custos relacionados a operação do sistema.

Stokes, Maier, e Simpson (2015) definem a operação da operação ótima de bombas de velocidade variável através da minimização dos custos operacionais da bomba e minimização da emissão dos gases de efeito estufa, associados com o uso de combustível fóssil para geração da energia elétrica que alimenta a bomba. O modelo é implementado com o algoritmo NSGA II.

Tinh (2015) apresenta uma nova metodologia baseada na *Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy* (CMA-ES) para otimizar problemas multiobjetivo e valida o método traçando o plano de operação ótimo de um sistema sob as funções objetivo de redução de custo e aumento de confiabilidade na rede

Siew, Tanyimboh, e Seyoum (2016) desenvolvem uma nova abordagem de otimização multiobjetivo através de algoritmos genéticos denominada *Penalty-Free Multi-Objective Evolutionary* (PF-MOEA) baseada no NSGAI. No método utilizado a avaliação dos resultados segue a dominância de Pareto, porém com base exclusivamente nas funções de custo de energia e desempenho hidráulico. A metodologia é validada na rede *Anytown* Walski et al. (1987), e segundo o autor chega-se a resultados competitivos e totalmente viáveis, com a vantagem de praticidade na implantação a qualquer sistema genérico.

De Paola et al. (2016) modela a otimização multiobjetivo de sistemas de abastecimento com o algoritmo *Harmony-Search Multi-Objective* (HSMO) e os objetivos de minimização de custos operacionais e minimização de parada de bombas de velocidade fixa. O modelo é implementado junto ao EPANET e testado na rede *Anytown* Walski et al. (1987). As soluções mostram-se parecidas com as dos algoritmos genéticos, o que aponta positivamente a adequação do algoritmo HSMO para otimização de sistemas de bombeamento.

Gao et al. (2017) ressalta em seu trabalho que a maioria das pesquisas feitas até hoje em otimização multiobjetivo de sistemas de abastecimento buscam em principio reduzir o consumo com energia, ao invés de se preocupar diretamente com a minimização dos vazamentos da rede. O autor desenvolve seu trabalho através da implementação do algoritmo NSGA II em uma rede real da cidade de Chanping, China, onde submete os objetivos de minimização de vazamentos e minimização do consumo de energia de bombas de velocidade variável na intenção de obter o ótimo plano de operação do sistema.

Por fim, Santos (2017) propõe a definição de soluções ótimas para controle de bombas utilizando o algoritmo NSGA, sob os objetivos de minimização de custos e maximização da resiliência hidráulica. A autora ainda propõe o uso de penalidades ao custo das operações realizadas dentro do horário de ponta.

Em resumo, a redução do consumo de energia elétrica dos conjuntos elevatórios sempre foi abordada nos estudos de otimização de sistemas de abastecimento de água. Os trabalhos mostram que no decorrer das publicações a definição do custo associado ao uso do bombeamento foi mensurada diretamente pelo efetivo consumo ou de maneira indireta pela quantidade de potência demandada e número de acionamentos dos dispositivos.

A manutenção de volumes de reservação ideais para a ininterrupção do abastecimento também foi abordada nos estudos, porém na maioria das ocasiões, como restrição imposta ao modelo de otimização e não como função objetivo a ser otimizada. Sotelo e Barán (2001) são os primeiros a utilizar a minimização da diferença entre os níveis iniciais e finais de reservação como objetivo do problema, com intuito de reduzir bombeamento desnecessário durante o dia.

As métricas de confiabilidade hidráulica do sistema foram implementadas como objetivos aos problemas de otimização (Cheung, 2004; Bardales et al., 2007; Perez, 2008; Sousa e Soares, 2014; Odan et al., 2015; Tinh, 2015; Santos, 2017) como forma de avaliar de maneira mais clara as consequências geradas à qualidade do abastecimento perante o uso das operações sugeridas.

Dentre as diversas ferramentas utilizadas para a otimização dos modelos sob múltiplos objetivos, destacam-se devido ao maior número de recorrências o uso dos algoritmos evolutivos *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA) e *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA) em suas concepções originais e em atualizações propostas no decorrer dos trabalhos.

A abordagem de otimização de bombas de velocidade variável é apresentada pela primeira vez por Kelner e Léonard (2003) e vem sendo tema recorrente em trabalhos recentes (Wu et al., 2012; Al-Ani e Habibi, 2012; Sousa e Soares, 2014; Wojciech Kurek e Ostfeld, 2014; Stokes, Maier e Simpson, 2015; Gao et al., 2017; Santos, 2017), o que demonstra a pertinência do assunto perante a comunidade acadêmica.

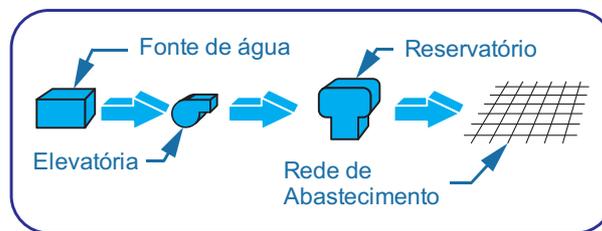
Sendo assim, a metodologia deste trabalho é direcionada na atual preocupação em definir métodos de controle adequados para bombas de velocidade variável, junto ao uso recorrente de algoritmos genéticos para definição de operações ótimas em sistemas de abastecimento e os principais objetivos de otimização citados nos estudos.

## 4 METODOLOGIA

### 4.1 Definição do problema

De acordo com Gonçalves e Pereira Júnior (2016), uma estação elevatória pode ser habitualmente concebida em um sistema de abastecimento sob três diferentes cenários. No primeiro, ilustrado na Figura 4-1, a elevatória eleva água para um reservatório que a distribui na rede de abastecimento por gravidade.

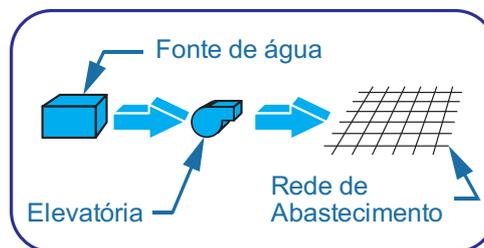
Figura 4-1 - Cenário 01 de um sistema de abastecimento.



Fonte: Gonçalves e Pereira Júnior (2016)

No segundo cenário, Figura 4-2, a elevatória injeta a água na rede. Essa concepção representa um abastecimento realizado por um poço ligado diretamente na rede, ou onde a elevatória tem como fonte de água um reservatório apoiado.

Figura 4-2 - Cenário 02 de um sistema de abastecimento.

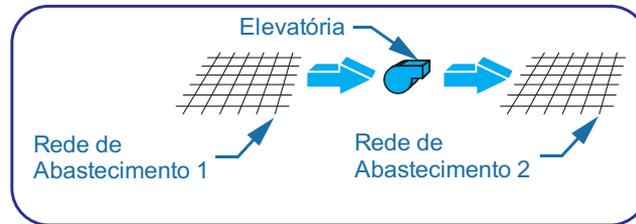


Fonte: Gonçalves e Pereira Júnior (2016)

O terceiro cenário, Figura 4-3, é o que representa o “*booster*”. A elevatória succiona água de uma rede a montante e injeta em uma rede a jusante, com a intenção de pressurizar o sistema e garantir condições adequadas de abastecimento. Esse cenário é muito comum em

redes setorizadas onde há uma grande variação topográfica entre elas, ou ainda em adutoras que precisam vencer também as variações de terreno em seu percurso.

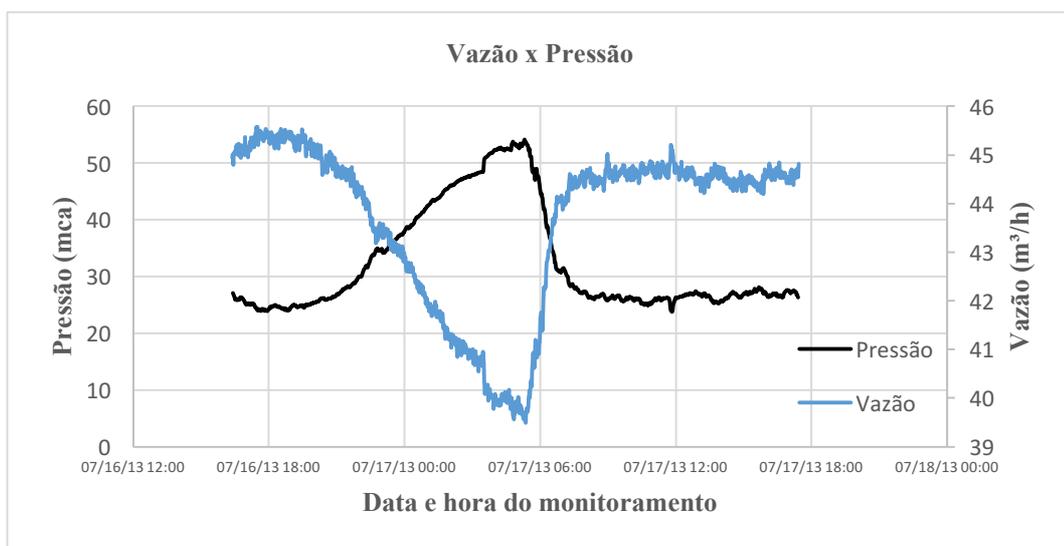
Figura 4-3 - Cenário 03 de um sistema de abastecimento.



Fonte: Gonçalves e Pereira Júnior (2016)

Sob essas concepções, nota-se que a bomba tem papel fundamental na manutenção do abastecimento, sustentando a pressão na rede e o nível de reservatórios. De maneira contrária, a demanda de água causa a queda do nível dos reservatórios e faz com que a pressão na rede diminua de forma proporcional, como mostrado na Figura 4-4, onde a queda da vazão (em azul) gera a elevação da pressão (em preto). O consumo em sistemas de abastecimento é variável no tempo, logo, o bombeamento deve fornecer o volume de água e a carga hidráulica necessária para atender o sistema em condições adequadas e sem intermitência (Barán, Von Lücken e Sotelo, 2005).

Figura 4-4 - Relação entre vazão e pressão



Fonte: Gonçalves e Pereira Júnior (2016)

A variação no bombeamento pode ser obtida com o uso de inversores de frequência e proporciona além de benefício operacional, benefícios financeiros e ambientais, visto que a operação guiada pela demanda reduz o desperdício de energia elétrica e as perdas de água com vazamentos além de minimizar o surgimento de novas rupturas na rede. Desta forma a problemática principal desse estudo se apresenta na seguinte pergunta: Como definir as variações ótimas de velocidade para estações de bombeamento?

Alguns trabalhos específicos que motivaram a realização dessa pesquisa utilizam técnicas de otimização baseada em algoritmos genéticos evolutivos para problemas operacionais específicos, como localização ótima de VPR's e mínimo percentual de perdas (Perez, 2008), mínimo custo de projeto de redes de distribuição (Tebcharani, 2007), mínimo consumo de energia elétrica (Bardales, 2007), maximização da eficiência hidroenergética de bombeamento (Sousa e Soares, 2014), minimização da potência de bombeamento em redes de abastecimento (Mambretti e Orsi, 2016), e a maximização da eficiência energética (Santos, 2017) e esses trabalhos avaliam o impacto da alteração de determinadas variáveis na confiabilidade hidráulica do sistema.

Este estudo propõe encontrar a melhor operação do bombeamento a partir de um procedimento de otimização levando em conta objetivos múltiplos, onde o conflito de escolha (*trade-off*<sup>1</sup>) acontece entre o custo da energia elétrica, a confiabilidade hidráulica por meio da manutenção de níveis adequados de reservação nos reservatórios mensurado pelo índice de fuga hidroenergética e a resiliência hidráulica do sistema de distribuição. A transcrição da problemática em um problema de otimização baseia-se na busca de soluções das funções objetivos, transcritas a partir das variáveis do contexto.

As variáveis abordadas no problema serão a demanda de água, pressão na rede, níveis de reservatórios e a rotação da bomba, pois são os parâmetros passíveis de variação mediante a alteração da operação das bombas. Onde a variação da rotação fará com que a pressão e os níveis dos reservatórios mudem, caracterizando o sistema com uma determinada “pontuação”, definida pelas funções objetivo de fuga hidroenergética; custo operacional; e maximização de resiliência hidráulica modificada (Jayaram e Srinivasan, 2008).

A otimização deverá considerar a pressão mínima na rede de 10 m.c.a. e a máxima de 50 m.c.a de acordo com a NBR 12218 e a variação na rotação deve ser de 100% a 40% da rotação nominal da bomba, a fim de permitir o uso apenas sob intervalos aceitáveis de

---

<sup>1</sup> *Trade-off* ou *tradeoff* é uma expressão em inglês que significa o ato de escolher uma coisa em detrimento de outra e muitas vezes é traduzido como “perde-e-ganha”

rendimento Tsutiya (2006). O código deverá ser implementado de forma que a variação aconteça no intervalo fixo de uma hora, por ser a forma usual de operação (Barán, Von Lüken e Sotelo, 2005), e retornará um conjunto de soluções ótimas para a operação da velocidade de rotação.

## 4.2 Modelagem do problema multiobjetivo

Frente a definição do problema, a resolução deverá ser encontrada através da otimização das funções objetivo que relacionam o índice de custo operacional (FO1), equação ( 14 ); e a confiabilidade hidráulica do sistema transcrita no no índice de resiliência modificado (FO2), equação ( 20 ); e no índice de fuga hidroenergética (FO3), equação ( 22 ). A definição das equações que descrevem cada índice é abordada no item 4.3.3.

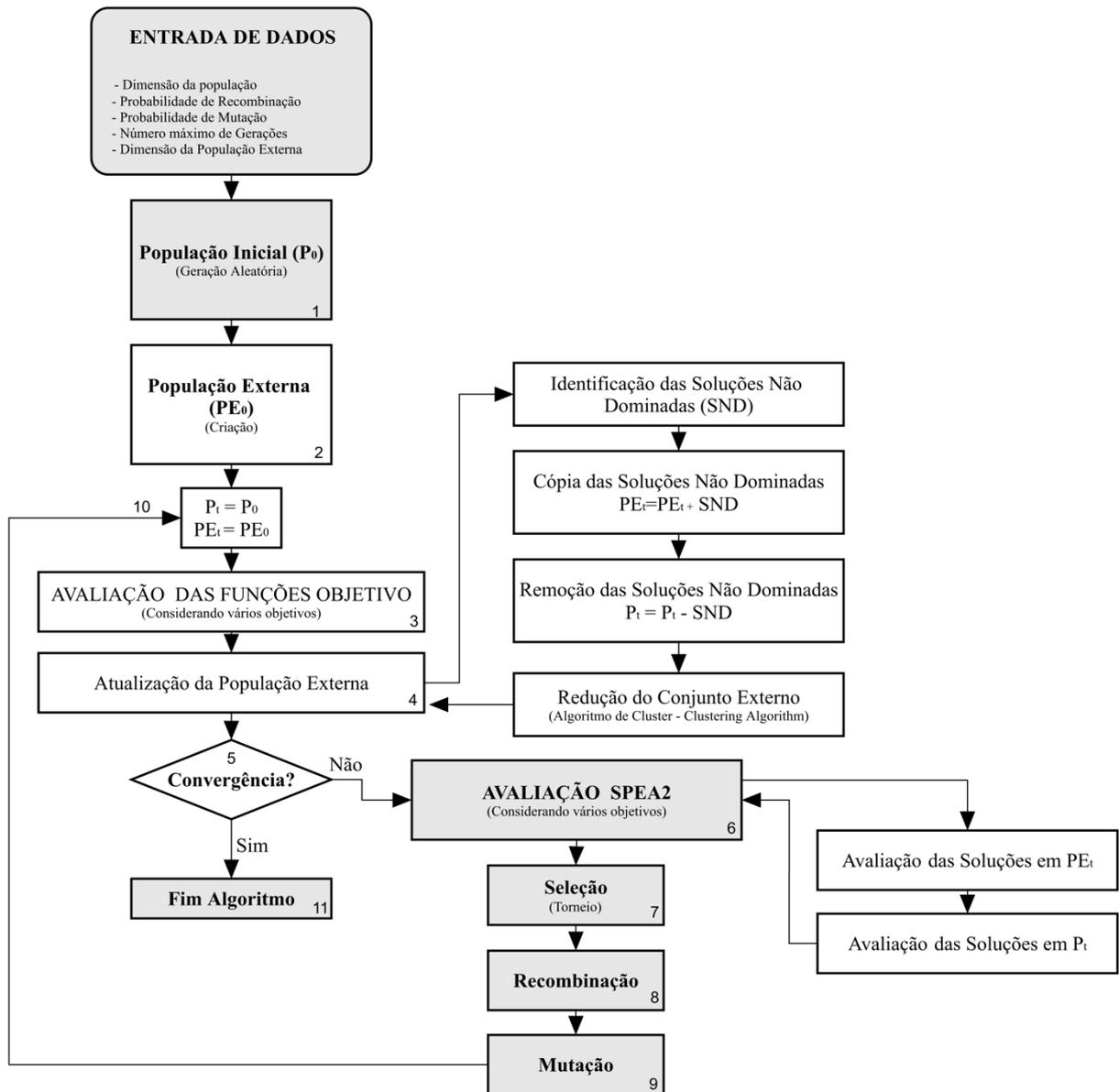
Onde os objetivos são de minimizar FO1 e FO3, e maximizar FO2, caracterizando o problema como multiobjetivo, onde não há uma única solução ótima, mas um grupo de soluções ótimas, chamadas de soluções não dominadas, que não podem ser melhoradas simultaneamente, sem sacrificar algum dos objetivos (Carrijo, 2004).

No decorrer dessa seção, será apresentada a composição do modelo de otimização multiobjetivo a ser adotado, a caracterização da rede a ser utilizada no estudo, a descrição das funções objetivo que avaliarão os resultados, o modelo de análise de redes hidráulicas e a modelagem do problema em forma de algoritmo genético.

## 4.3 Método de Otimização multiobjetivo

De acordo com o desempenho avaliado no trabalho de Zitzler e Thiele (1999) e o fato de se mostrar superior as outras técnicas evolucionárias aplicadas à otimização de operação de redes (Cheung, 2004; Carrijo et al., 2004; Barán, Von Lüken, e Sotelo, 2005; Sousa e Soares, 2014) o *Strength Pareto Evolutionary Algorithm – SPEA*, proposto por Zitzler e Thiele (1998) será utilizado em sua versão aperfeiçoada por Zitzler, Laumanns e Thiele (2001) nomeado por *Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 – SPEA 2* como o algoritmo escolhido para realizar a otimização do problema multiobjetivo desse estudo. A Figura 4-5 - Estrutura do algoritmo SPEA 2 mostra a estrutura desse algoritmo e após, são apresentados as etapas de implementação dele.

Figura 4-5 - Estrutura do algoritmo SPEA 2



Fonte: Adaptado de Cheung (2004)

Dados de entrada: Os dados de entrada são os seguintes: dimensão da população (POP), probabilidade de recombinação ( $P_r$ ), probabilidade de mutação ( $P_m$ ), dimensão da população externa ( $\overline{POP}$ ), e número máximo de gerações (GER).

Etapa 1 - População inicial: Geração da população inicial aleatória  $P_t$  considerando o parâmetro de entrada POP.

Etapa 2 - População externa: Criação da população externa  $PE_t$  vazia de dimensão  $\overline{POP}$  (parâmetro de entrada).

Etapa 3 - Avaliação das funções objetivo: Cada vetor solução pertencente à população inicial  $P_t$  é avaliado de acordo com as funções objetivo consideradas. Esta etapa é denominada avaliação das funções de avaliação ou aptidão considerando objetivos múltiplos.

Etapa 4 - Avaliação das funções objetivo: A quarta etapa compreende os seguintes passos: identificação das soluções não dominadas da população  $P_t$ , cópia das soluções não dominadas encontradas em  $P_t$  para a população  $PE_t$ , remoção das soluções não dominadas de  $P_t$  e redução do conjunto externo através do algoritmo de cluster. Esse algoritmo reduz a dimensão da população externa corrente ( $POP_{corrente}$ ) para a dimensão limite ( $\overline{POP}$ ), fornecida nos dados de entrada (sendo  $POP_{corrente} > \overline{POP}$ ).

Etapa 5 - Convergência: Nessa etapa o algoritmo verificará seu critério de convergência. Em geral, adota-se o número máximo de iterações para essa verificação. Se tal critério for satisfeito o algoritmo segue para a etapa 11 e o processo é finalizado, caso contrário, o algoritmo segue para a etapa 6.

Etapa 6 - Avaliação SPEA2: O módulo de avaliação é a única mudança realizada na atualização do algoritmo proposta por Zitzler, Laumanns e Thiele (2001) e tem objetivo de atribuir valores de aptidão às soluções como forma de prepará-las para o operador seleção. No SPEA 2, esse procedimento é realizado sob quatro etapas. Primeiro todos vetores solução  $i$  pertencentes à população externa ( $PE_t$ ) são classificados e recebem um valor de aptidão  $S_i$  denominado na literatura internacional como *strength*. Esse valor de aptidão para um dado vetor de solução  $i$ , é proporcional ao número de soluções  $j$  que a solução  $i$  domina na população corrente, conforme equação ( 10 ).

$$S_i = |\{j \mid j \in P_t + PE_t \wedge i \succ j\}| \quad (10)$$

Posteriormente, calcula-se os valores de aptidão  $R_i$  denominado de *raw fitness* de todas as soluções  $j$  pertencentes à população corrente ( $P_t + PE_t$ ). Esse valor de aptidão é calculado como sendo a soma de todos os valores de aptidão  $S_j$  das soluções externas  $j$  que dominam vetores  $i$  da população corrente. É importante notar que o melhor indivíduo passa a ser aquele onde a aptidão é minimizada, ou seja,  $R_i = 0$  equivale a um indivíduo não dominado e analogamente altos valores de  $R_i$  indicam um indivíduo dominado por outras soluções.

$$R_i = \sum_{j \in P_t + PE_t, j \succ i} S_j \quad (11)$$

Mesmo que a atribuição da aptidão  $R_i$  forneça um mecanismo de agrupamento fundamentado no conceito de Pareto, este pode falhar quando não existir dominância entre a maioria dos indivíduos. Desta forma, uma adaptação do método k-ésimo vizinho mais próximo (Silverman, 1986) é implementado para diferenciar indivíduos com valores de aptidão  $R_i$  idênticos, onde a densidade em qualquer ponto é uma função da distância até o k-ésimo ponto de dados mais próximo. O fator de densidade  $D_i$  é calculado através da equação ( 12 ).

$$D_i = \frac{1}{\sigma_i^k + 2} \quad ( 12 )$$

De maneira mais clara, para cada individuo  $i$ , são calculadas e salvas em uma lista em ordem crescente as distâncias para todos os indivíduos  $j$ . Após a ordenação, o k-ésimo item representa o termo de distância solicitado e denotado por  $\sigma_i^k$ . De maneira geral usa-se  $k$  igual à raiz quadrada do tamanho da amostra (Silverman, 1986), logo  $k = \sqrt{POP + \overline{POP}}$ .

Por fim, somando o valor de densidade ( $D_i$ ) com o de aptidão bruta ( $R_i$ ) de um indivíduo  $i$  encontra-se o *fitness* SPEA2 ( $F_i$ ) para a solução:

$$F_i = R_i + D_i \quad ( 13 )$$

Etapa 7 - Seleção: Nessa etapa o SPEA utiliza a técnica de seleção por torneio. Após todas as soluções, pertencentes aos conjuntos externo e corrente, terem recebido seus respectivos valores de aptidão ( $F$ ), os conjuntos  $P_t$  e  $PE_t$  são unidos para ser aplicado o operador de seleção. A seleção por torneio no SPEA é desenvolvida da seguinte forma: cria-se um conjunto temporário ( $P_{temp}$ ) de dimensão  $n_{população}$ ; seleciona-se aleatoriamente duas soluções ( $i$  e  $j$ ) pertencentes ao conjunto unificado ( $P_t \cup PE_t$ ); se  $F(i) < F(j)$  então  $i$  é incluído em ( $P_{temp}$ ), caso contrário  $j$  é incluído em  $P_{temp}$ , sendo a melhor solução aquela que apresenta menor valor de aptidão  $F$ .

Etapa 8 - Recombinação: Nessa etapa o SPEA se assemelha aos AEs simples. A recombinação é denominada operador de variação. Esse operador é aplicado como na estrutura geral dos AGs convencionais simples.

Etapa 9 - Mutação: O operador de mutação também faz parte do processo de variação e é responsável pela introdução de diversidade na população, que muitas vezes é perdida ao longo

das iterações, em outras palavras pode-se dizer que esse operador é responsável pela introdução de material genético na população.

Etapa 10 - Nova população: Uma nova população é formada devido à aplicação dos operadores de recombinação e mutação. Assim é necessário que uma nova avaliação seja realizada para cada vetor solução pertencente a essa nova população, portanto, volta-se a etapa 3.

Etapa 11 - Resultados: Nessa etapa o algoritmo apresenta as soluções ótimas Pareto.

#### 4.3.1 Representação dos genes e cromossomos

Nesse estudo os cromossomos são representados por um vetor, composto de um conjunto de números reais que representam a rotação da bomba nas horas do dia. Portanto, o tamanho de cada indivíduo será igual a quantidade de bombas existentes e ativas no modelo hidráulico multiplicado pelo tempo de avaliação hidráulica escolhido, no caso 24 horas do dia, e seus genes poderão assumir valores iguais a 0 para representar a situação de bomba parada ou de 0,4 (40%) até 1 (100%).

O resultado será a criação de indivíduos com o formato hipotético representado abaixo:

Tabela 4-1 - Representação dos cromossomos

Hora	1				...	24			
Bomba	$B_1$	$B_2$	...	$B_n$	...	$B_1$	$B_2$	...	$B_n$
<b>Genes</b>	<b>0,40</b>	<b>0,75</b>	...	<b>0,60</b>	...	<b>0,85</b>	<b>0,95</b>	...	<b>0,45</b>
Rotação	40%	75%	...	60%	...	85%	95%	...	45%

Fonte : Autor (2018)

Onde "n" é a quantidade de bombas a serem otimizadas e os genes representam a rotação da bomba em valores decimais, que poderão ser alterada em escalas de até  $1 \times 10^{-16}$ %. O formato de vetor permite que os resultados gerados sejam facilmente introduzidos diretamente em um controlador lógico programável.

#### 4.3.2 Parâmetros iniciais do algoritmo

O Algoritmo SPEA utiliza a técnica de seleção por torneio e o número de gerações máximo como critério de parada (Cheung, 2004). A definição da dimensão da população, gera um impasse que se descreve no fato de que uma população pequena pode afetar o desempenho do algoritmo, devido a incapacidade de fornecer um exemplo apropriado do espaço de busca (Grefenstette, 1986), e uma população grande, apesar de ser ideal para evitar convergências prematuras referentes a otimalidade local, pode aumentar excessivamente o tempo de processamento do algoritmo.

Bardales (2007) realizou testes para a escolha da quantidade ideal dos parâmetros iniciais a serem informados ao algoritmo SPEA, em uma otimização de custos energéticos e confiabilidade hidráulica e chegou aos seguintes valores apresentados na Tabela 4-2.

Tabela 4-2 – Parâmetros iniciais do algoritmo

<b>Parâmetros</b>	<b>Valores</b>
Tamanho da população	500
Técnica de Seleção	Torneio
Probabilidade de mutação	0,01
Probabilidade de recombinação	0,9
Número de gerações	1000

Fonte : Autor (2018)

Em função da similaridade entre os problemas, os parâmetros iniciais para a otimização desse trabalho serão os mesmos apontados por Bardales (2007).

### 4.3.3 Aptidão do elemento pelas funções objetivo

#### 4.3.3.1 Custo operacional (FO1)

O custo operacional tem como objetivo caracterizar os gastos gerados pelas diferentes operações de bombeamento no sistema de abastecimento com a finalidade de permitir que o operador compare e classifique-as como financeiramente atrativas ou não e é calculado através da seguinte expressão:

$$C_{OP} = \sum_{t=0}^{24} \sum_{b=1}^{nb} Pot_{(b,t)} \times T \times FH_{(t)} \quad (14)$$

Onde o  $P_{ot}$  é a potência da bomba  $b$  no horário  $t$  obtida através da simulação hidráulica,  $T$  é a tarifa de energia elétrica e  $FH$  é o fator multiplicativo referente a variação horária do custo da energia elétrica no horário  $t$ . É importante destacar que esse índice pode ser calculado com um fator multiplicativo do padrão de variação de custo que represente a realidade praticada pela concessionária de energia elétrica ou que represente a necessidade do usuário de evidenciar o custo em horários específicos.

#### 4.3.3.2 Resiliência hidráulica (FO2)

Em condições normais de funcionamento, a queda de pressão na rede de abastecimento pode ser utilizada como alternativa lógica para a redução as perdas no sistema. Porém em caso de eventos incomuns, como quebra da rede ou aumento não previsto do consumo, a baixa pressão na rede pode tornar o abastecimento sujeito a falhas, causando inclusive falta de água.

Frente a isso, há a necessidade de executar o abastecimento com uma pressão além da necessária, ou pressão em excesso como tratada por Duarte, Alegre e Covas (2008). Todini (2000), afirma que a pressão em excesso em sistemas de abastecimento pode ser definida como a capacidade intrínseca que o sistema tem para superar falhas repentinas, e a identifica como resiliência da rede de distribuição.

Todini (2000) realiza a derivação matemática de um índice de resiliência a partir da expressão

$$P_{tot} = \gamma \sum_{k=1}^{NR} Q_k H_k \quad (15)$$

onde  $P_{tot}$  é a potência total disponível no ponto de entrada do sistema de distribuição,  $\gamma$  é o peso específico da água,  $Q_k$  e  $H_k$  são a vazão e a carga hidráulica, respectivamente, correspondentes a cada reservatório  $k$  e  $NR$  é o número de reservatórios. De maneira intuitiva a potência total  $P_{tot}$  pode também ser concebida matematicamente como

$$P_{tot} = P_{int} + P_{ext} \quad (16)$$

onde  $P_{int}$  é a potência dissipada na rede e  $P_{ext}$ , é a potência entregue aos consumidores, e pode ainda ser reescrita da seguinte forma

$$P_{tot} = P_{int} + \gamma \sum_{i=1}^{NN} q_i h_i \quad (17)$$

Sendo  $q_i$  e  $h_i$  são a vazão e a carga hidráulica, respectivamente, em cada nó  $i$  e  $NN$  o número total de nós.

Seguindo as equações anteriores, o índice de resiliência  $I_r$  é determinado conforme a seguinte equação:

$$I_r = 1 - \frac{P_{int}^*}{P_{máx}^*} = 1 - \frac{P_{tot} - \gamma \sum_{i=1}^{NN} q_i^* h_i}{P_{tot} - \gamma \sum_{i=1}^{NN} q_i^* h_i^*} \quad (18)$$

onde  $P_{int}^*$  é a potência dissipada na rede para satisfazer a demanda do sistema,  $P_{máx}^*$  a potência máxima que pode ser dissipada internamente de modo a satisfazer as restrições relacionadas a demanda e carga hidráulica nos nós,  $q_i^*$  a demanda efetivamente abastecida no nó  $i$ , e  $h_i^*$  a energia desejável para que a demanda seja totalmente atendida no nó  $i$ . Após alguns algebrismos e permutações, o índice de resiliência proposto por Todini (2000) pode ser escrito como:

$$I_r = \frac{\sum_{i=1}^{NN} q_i^* (h_i - h_i^*)}{\sum_{k=1}^{NR} Q_k H_k - \sum_{i=1}^{NN} q_i^* h_i^*} \quad (19)$$

Sob a análise da aplicação do referido índice, pode-se observar que a parcela que corresponde a energia fornecida ao sistema ( $\sum_{k=1}^{NR} Q_k H_k$ ) retornaria um valor equivocado caso o sistema tivesse duas ou mais fontes de água. Jayaram e Srinivasan (2008), descrevem em seu trabalho essa incompatibilidade do índice de resiliência em redes de abastecimento com mais de uma entrada, e sugerem o índice de resiliência modificado, como solução ao problema evidenciado, que é apresentado na equação ( 20 )

$$MI_r = \frac{\sum_{i=1}^{NN} q_i^* (h_i - h_i^*)}{\sum_{i=1}^{NN} q_i^* h_i^*} \times 100 \quad (20)$$

### 4.3.3.3 Fuga hidroenergética (FO3)

A avaliação da recuperação dos volumes iniciais de reservação baseia-se no cálculo modulo do balanço de massa dos centros de reservação do sistema de abastecimento de água ( $\Psi_{bma}$ ) nomeado como coeficiente de balanço de massa absoluto e é apresentado na equação ( 21 ).

$$\Psi_{bma(j,t)} = |Qe_{(j,t)} - Qs_{(j,t)}| \quad ( 21 )$$

Onde a variável  $Qe$  representa o volume de água que entra no reservatório  $j$  no intervalo de tempo  $t$ ; e  $Qs$  é o volume de água que sai do reservatório  $j$  no intervalo de tempo  $t$ . A fuga hidroenergética (Fhe) de um sistema de abastecimento pode ser definida como o somatório do coeficiente de balanço de massa absoluto de todos os reservatórios existentes e em todo o período considerado para a análise, que neste caso é das 24 horas do dia. Essa definição pode ser descrita através da seguinte equação:

$$F_{HE} = \sum_{t=1}^{24} \sum_{j=1}^{nr} \Psi_{bma(j,t)} \quad ( 22 )$$

### 4.3.4 Restrições e penalidades

As restrições utilizadas verificam a viabilidade do indivíduo, frente a condição avaliada. De maneira geral foram adotadas três restrições ao problema, nomeadas por NBR, Tolerância de níveis mínimos e Potência no horário de ponta.

A restrição NBR avalia as pressões na rede de distribuição durante todo o dia e retorna como viáveis apenas os indivíduos que quando adotados como controles geram pressões dentro dos níveis permitidos na NBR 12218. Essa restrição garante que a velocidade de rotação das bombas seja adequada para simular as condições de abastecimento nas redes de distribuição e não avalia as pressões nas redes adutoras.

A restrição de Tolerância de níveis mínimos surge para garantir que não haja colapsos no abastecimento por falta de água nos reservatórios, portanto o algoritmo seleciona e classifica como viáveis apenas os controles que quando avaliados não geram o desabastecimento do reservatório durante o período de avaliação e que terminem o dia com percentuais de reservação superiores aos limites mínimos desejados pelo operador.

A restrição de Potência no horário de ponta, como o próprio nome já diz desclassifica os indivíduos que possuam registro de uso de potência no horário de ponta. Essa restrição é de interesse apenas para a obtenção dos indivíduos que não permitam a partida de nenhuma bomba no horário de ponta. Essa restrição só pode ser utilizada quando o usuário estiver certo de que existe a possibilidade de operação sob essa condição, caso contrário o algoritmo não encontrará soluções para o problema.

É pertinente lembrar que assim como definido no item 4.3.1, a rotação da bomba só poderá assumir um valor menor que 40% se a mesma for desligada, se não o valor máximo possível é de 100%. A única penalidade associada ao estudo é referente ao aumento do custo de energia durante o horário de ponta em uma das análises realizadas. O aumento se dá a partir da multiplicação do custo com uma constante, nesse caso com o valor de 10000 (dez mil), de modo a obter valores extremamente elevados de custo e facilitar a discretização dos resultados quanto ao uso ou não do bombeamento no horário de ponta.

#### 4.4 Modelo de análise de redes

A análise de redes de distribuição de água pode ser feita através de diversos métodos, como o de Newton-Raphson, gradiente local, linearização sucessiva e minimização numérica (Cheung, 2004), porém por ser o método aplicado ao software EPANET (Rossman, 2000), neste trabalho será utilizado a formulação matricial proposta por Todini e Pilati (1988) e denominada por Salgado, Todini, e O' Connell (1988) de “Método Gradiente” ou “Método Híbrido Nó-Malha” por Rossman (2000).

De maneira geral, a formulação de um problema de análise de redes de distribuição é representada pela equação ( 23 )

$$\begin{bmatrix} A_{11} & \vdots & A_{12} \\ \dots & \dots & \dots \\ A_{21} & \vdots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q \\ \dots \\ H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -A_{10}H_0 \\ \dots \\ -q \end{bmatrix} \quad (23)$$

Constituindo  $Q^t = [Q_1, Q_2, \dots, Q_{NT}]$  como o vetor de vazões não conhecidas,  $H^t = [H_1, H_2, \dots, H_{NN}]$  o vetor de energias, também desconhecidas,  $H_0^t = [H_{NN+1}, H_{NN+2}, \dots, H_{NTO}]$  e  $q^t = [q_1, q_2, \dots, q_{NN}]$  os vetores das energias nodais e de demandas nodais respectivamente, ambos conhecidos, onde  $NT$  representa o número de tubulações,  $NN$  o número de nós de energia desconhecida,  $NTO$  o número total de nós da rede (energia conhecida e desconhecida), onde se valide, a subtração  $NTO - NN$  como o número de nós com energia conhecida e  $t$

denotando o operador de transposição.  $A_{11}$ ,  $A_{12}$ ,  $A_{21}$ ,  $0$ , e  $A_{10}$  representam matrizes do sistema.  $A_{11}$  é definida conforme a equação ( 24 ) para  $k \in [1, NTO]$ ,  $i \in [1, NTO]$  e  $j \in [1, NTO]$ .

$$A_{11}(k, k) = r|Q_{ij}|^{n-1} + m|Q_{ij}| \quad (24)$$

onde  $r$  é a constante de perda de carga da distribuída e  $m$  o coeficiente de perda de carga localizada. Para representar trechos de bombas, os elemento da matriz  $A_{11}$  são definidos conforme equação ( 25 ) ou equação ( 26 ):

$$A_{11}(k, k) = \frac{\omega^2 \left( h_0 - r \left( \frac{Q_{ij}}{\omega} \right)^n \right)}{Q_{ij}} \quad (25)$$

$$A_{11}(k, k) = - \left( \frac{a_0 \omega^2}{Q_{ij}} + b_0 \omega + c_0 Q_{ij} \right) \quad (26)$$

Onde  $\omega$  é o coeficiente pertinente a velocidade de rotação da bomba;  $r$  e  $n$  são constantes da curva da bomba que também pode ser expressos em termos de  $a_0$ ,  $b_0$  e  $c_0$  e o  $h_0$  é a energia disponível para o ponto de funcionamento da bomba. Cabe ressaltar que essa notação (equações ( 24 ), ( 25 ) e ( 26 )) é a mesma utilizada no EPANET (Rossman, 2000).

A matriz  $a_{12}$ , ou “matriz de incidência”, descreve a topologia do sistema e é descrita pela equação ( 27 ).

$$A_{12}(i, j) = \begin{cases} -1 & \text{se a vazão do tubo deixa o nó } i \\ 0 & \text{se o tubo } j \text{ não está conectado ao nó } i \\ 1 & \text{se a vazão do tubo } j \text{ entra no nó } i \end{cases} \quad (27)$$

A matriz  $A_{21}$  é a transposta de  $A_{12}$ , isto é,  $A_{21} = A_{12}^t$ . A matriz  $0$  é nula e quadrada, de ordem  $NN$ .  $A_{10}$  é a matriz de incidência para os nós com energia conhecida, de ordem  $NT \times (NTO - NN)$ , formada segundo os critérios da equação ( 27 ).

Para resolver o sistema de equações não lineares ( 23 ) utilizando a técnica de Newton-Raphson, é necessário diferenciar  $Q$  e  $H$  em ambos os lados da equação, obtendo-se dessa forma a equação ( 28 ).

$$\begin{bmatrix} NA_{11} & \vdots & A_{12} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ A_{21} & \vdots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dQ \\ \cdots \\ dH \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dE \\ \cdots \\ dq \end{bmatrix} \quad (28)$$

onde N é uma matriz diagonal quadrada de ordem NT, cujos elementos representam os expoentes de perda de carga das respectivas tubulações. A solução do problema é, portanto, obtida iterativamente por meio da resolução do seguinte sistema de equações lineares a cada passo:

$$\begin{bmatrix} dQ \\ \cdots \\ dH \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} NA_{11} & \vdots & A_{12} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ A_{21} & \vdots & 0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} dE \\ \cdots \\ dq \end{bmatrix} \quad (29)$$

sendo os diferenciais dQ, dH, dE e dq substituídos pela forma discreta:

$$dQ = Q^k - Q^{k+1} \quad (30)$$

$$dH = H^k - H^{k+1} \quad (31)$$

$$dE = A_{11}Q^k + A_{12}H^{k+1} + A_{10}H_0 \quad (32)$$

$$dq = A_{21}Q^k + A_{22}H^k + q^* \quad (33)$$

Assim, após alguns procedimentos algébricos demonstrados por Todini e Pilati (1988), obtém-se as formulações explícitas para o método de ajuste simultâneo utilizado no EPANET.

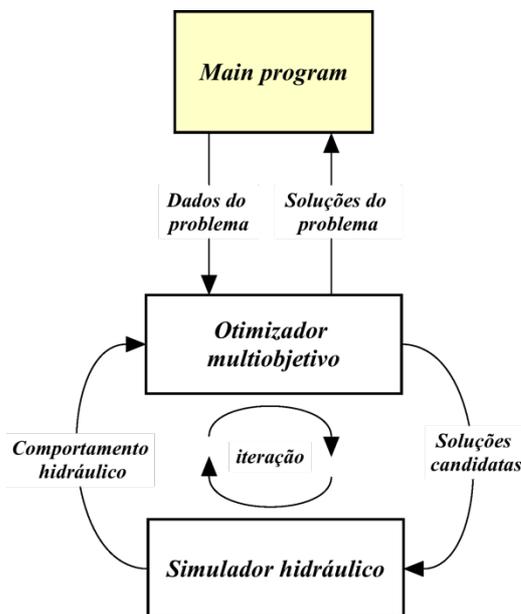
$$H_{k+1} = -(A_{21}N^{-1}A_{11}^{-1}A_{12})^{-1}[A_{21}N^{-1}(Q_k + A_{11}^{-1}A_{10}H_0) + (q - A_{21}Q_k)] \quad (34)$$

$$Q_{k+1} = (I - N^{-1})Q_k - N^{-1}A_{11}^{-1}(A_{12}H_{k+1} + A_{10}H_0) \quad (35)$$

#### 4.5 Módulos computacionais de Otimização e Avaliação Hidráulica

O modelo desenvolvido, trata-se de uma aplicação computacional em linguagem Python, que integra um módulo otimizador, baseado em algoritmos evolucionários multiobjetivo chamado *Distributed Evolutionary Algorithms in Python* – DEAP, e desenvolvido pelo Laboratório de Visão e Sistemas de Computação da Universidade Laval em Quebec, Canadá, com a ferramentas do toolkit de programação do simulador hidráulico EPANET presente no módulo Water Network Tool for Resilience – WNTR, desenvolvido em parceria pela Agência de Proteção Ambiental dos EUA – EPA e Sandia National Laboratories onde é usado neste trabalho com o intuito de avaliar as funções objetivo. O esquema para o desenvolvimento do algoritmo de implementação do módulo de avaliação hidráulica pode ser observado na Figura 4-6

Figura 4-6 - Módulo de avaliação hidráulica



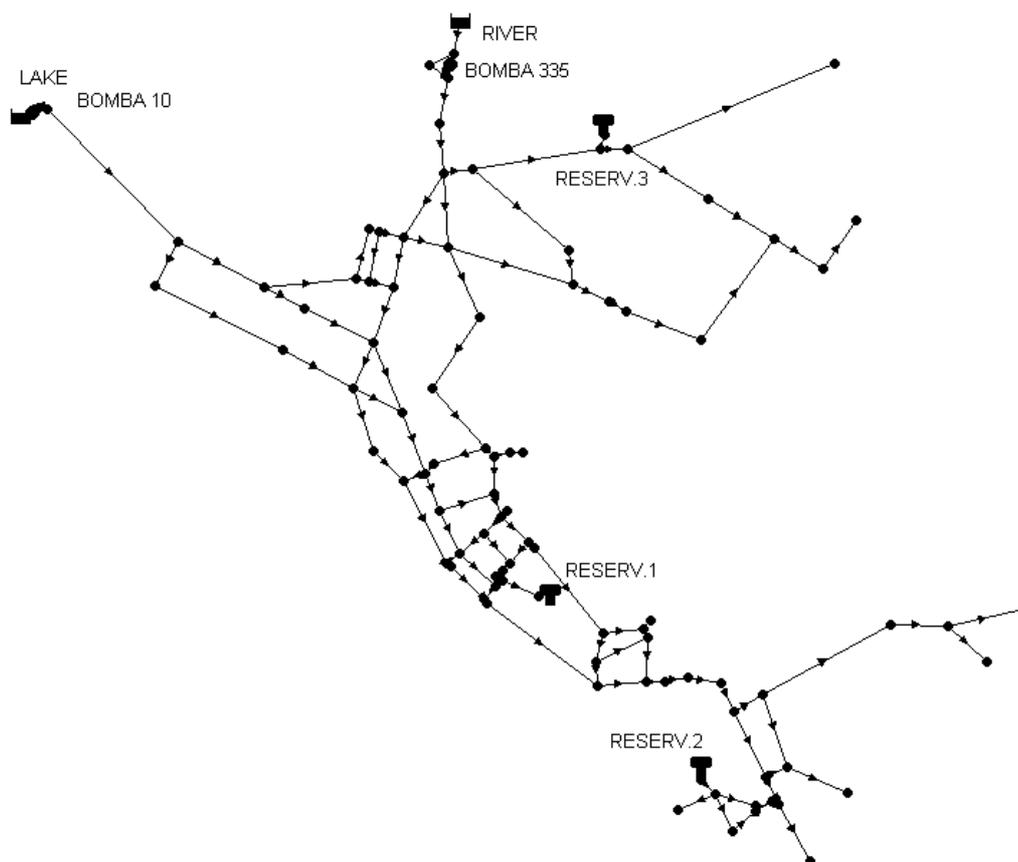
Fonte : adaptado de Bardales (2007)

Com intuito de compartilhar o método de integração entre os módulos de otimização e de simulação hidráulica implementados em linguagem Python, um diretório público chamado “EpaSet” foi criado na plataforma de hospedagem de código-fonte GitHub.

#### 4.6 Caracterização da rede hidráulica

O modelo hidráulico utilizado para a validação do método é a rede “Net 3” fornecida como rede de exemplo na documentação do software Epanet, baseada na rede North Marin Water District, Novato, CA desenvolvida por Rossman (2000) e adaptada nesse trabalho para representar os níveis de pressão adequados as redes de distribuição dos sistemas de abastecimento no Brasil. A rede é composta de duas elevatórias, bomba 335 e bomba 10, localizadas em duas captações distintas que representam respectivamente um rio (RNF river) e um lago (RNF lake) que pressurizam a rede de distribuição e abastecem os três reservatórios de jusante presentes no sistema (RESERV.1, RESERV.2 e RESERV.3), conforme esquema gráfico apresentado na Figura 4-7. As características topológicas do modelo hidráulico são apresentadas no apêndice A, divididos em informações dos nós, dos trechos, reservatórios de nível fixo e variável, curvas de bombas e padrões de demanda.

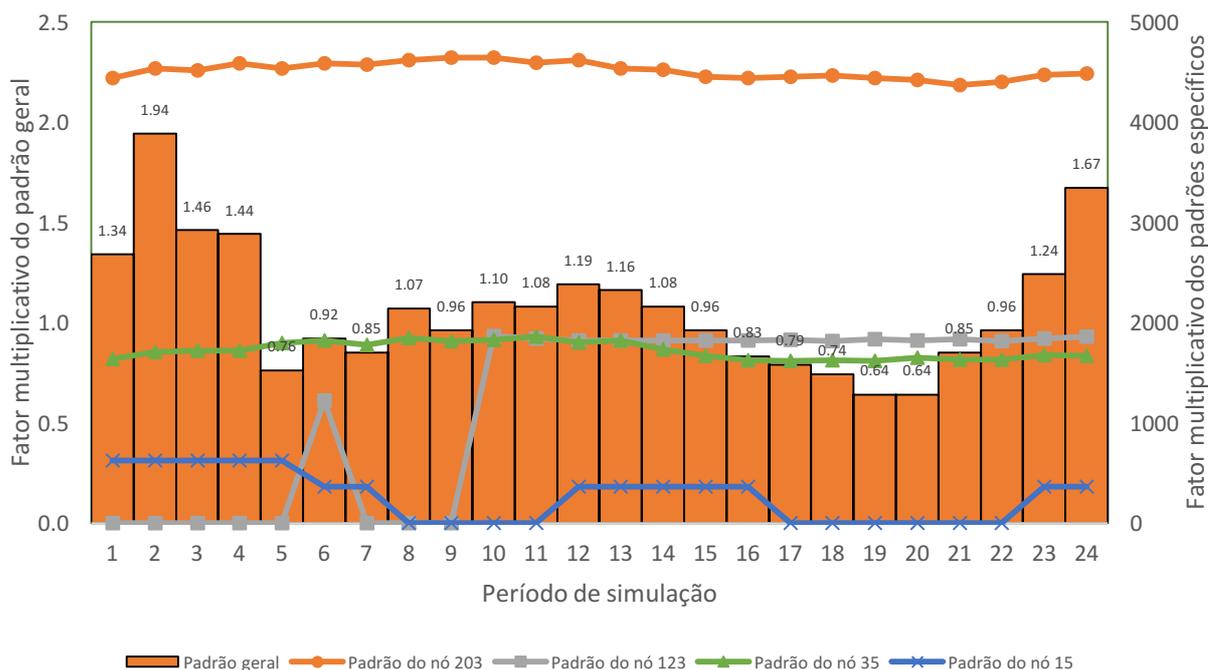
Figura 4-7 - Rede Net3



Fonte : Rossman (2000)

Os nós 203, 35, 15 e 123 do modelo hidráulico possuem padrões de variação de demanda específicos e diferentes do padrão genérico adotado para os demais nós da rede, como pode ser observado na Figura 4-8. Essas variações atípicas podem ser interpretadas como consumos especiais localizados nos respectivos nós, ou ainda como a representação de interligação de outros sistemas abastecidos por essas redes.

Figura 4-8 - Padrões de variação de demandas



Fonte : Autor (2018)

Trabalhos com abordagem parecida a desse estudo costumam utilizar a rede de testes Anytown para realizar as avaliações das operações do sistema. No entanto no processo de escolha da rede de validação foi constatado que o referido modelo hidráulico não exemplifica uma rede de distribuição com os padrões de operação exigidos pela NBR 12218 no Brasil, onde as pressões na rede devem oscilar entre 10 e 50 metros de coluna de água.

Quando no processo de otimização o algoritmo avalia a viabilidade da operação de acordo com a pressão gerada na distribuição, as bombas existentes no modelo Anytown garantem ao sistema níveis superiores aos permitidos, causando a inviabilidade das soluções. Esse motivo fundamentou a escolha da rede Net 3, onde o mesmo problema não ocorre.

#### 4.7 Panorama da modelagem

Após a especificação de todo o método utilizado no trabalho, a Tabela 4-3 - Panorama da modelagem do problema reúne as principais informações referentes ao modelo de otimização multiobjetivo desenvolvido, de maneira a fornecer o panorama de implantação do código para obtenção dos resultados apresentados no próximo capítulo.

É importante deixar claro que o horizonte de trabalho, o número de reservatórios e o número de bombas especificados na Tabela 4-3 referem-se apenas a concepção retratada no modelo hidráulico utilizado nesse estudo. O algoritmo foi desenvolvido de forma que possa receber e otimizar qualquer modelo hidráulico, independente da quantidade de reservatórios, bombas ou tempo de simulação.

Tabela 4-3 - Panorama da modelagem do problema

<b>Parâmetros</b>	<b>Valor</b>
Número de funções objetivo	3
Objetivo 1 – Custo operacional	Minimizar
Objetivo 2 – Resiliência Hidráulica modificada	Maximizar
Objetivo 3 – Fuga hidro energética	Minimizar
Restrição 1	NBR
Restrição 2	Tolerância de nível mínimo
Restrição 3	Potência no horário de ponta
Penalidade	Custo X 10000
Número de reservatórios	3
Número de bombas	2
Tamanho do indivíduo	Núm. de bombas X Duração da simulação
Tamanho da população	500
Técnica de seleção	Torneio
Probabilidade de mutação	0.01
Probabilidade de recombinação	0.9
Número de gerações	1000
Horizonte de trabalho	24 horas
Algoritmo multiobjetivo	Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2

Fonte : Autor (2018)

## 5 RESULTADOS

Conforme descritas no capítulo anterior, as características da rede Net 3 a configura como um sistema com pressurização via gravidade e bombeamento. Essa foi a rede de teste para a implementação do algoritmo desde sua concepção inicial e nesse capítulo são apresentados os resultados obtidos a partir de condicionantes diferentes que convergiram para a conclusão do trabalho. Deve-se lembrar que os objetivos propostos aos modelos de otimização foram os de minimizar a Fuga Hidroenergética e o Custo Operacional, e maximizar a Resiliência Hidráulica modificada.

A Resiliência Hidráulica modificada exerce o papel de avaliar a capacidade de superação de falhas do sistema através da carga excessiva de pressão nas redes de abastecimento, enquanto que a Fuga Hidroenergética demonstra a distância entre o nível de reservação inicial e o final, a fim de caracterizar o funcionamento do sistema segundo a operação proposta e aferir a capacidade de manutenção dos níveis necessários de reservação do sistema. O Custo Operacional é a quantificação do montante a ser pago pelo consumo de energia elétrica gerado pela operação.

É pertinente ressaltar que uma operação ideal seria composta por altos níveis de Resiliência Hidráulica e baixos níveis de Fuga Hidroenergética e Custo Operacional, pois essa composição de resultados validaria um sistema onde o usa-se o bombeamento necessário (mínimo custo) para manter o abastecimento com segurança (máxima resiliência) e conservar os níveis de reservação necessários para a continuidade do ciclo de abastecimento (mínima fuga hidroenergética).

Os resultados foram dispostos através de três condicionantes diferentes. Na primeira, “condicionante A”, o algoritmo apenas avaliou as operações perante os três objetivos garantindo a manutenção dos níveis de pressão dentro do limite mínimo de 10 mca e máximo de 50 mca. Na segunda interpretação, “condicionante B”, além da adequação das pressões na rede de distribuição, foram implementadas a restrição de níveis mínimos de reservação e a penalidade no custo do bombeamento no horário de ponta. Por fim, na terceira análise, foi adotada a restrição das operações de maneira a aceitar como válidas apenas aquelas onde não há o bombeamento no horário de ponta.

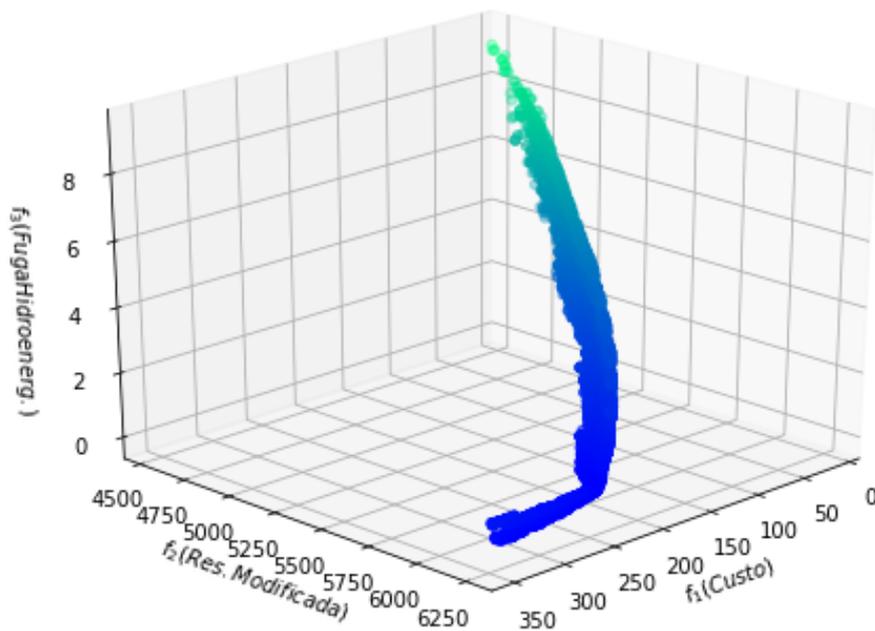
Além das frentes ótimas de Pareto geradas pelo algoritmo para subsidiar a etapa de decisão do controle, são expostas também as informações referentes ao nível dos reservatórios e vazão de bombeamento em três composições distintas de resultados para cada uma das

condicionantes. As informações auxiliam a análise dos resultados e demonstram de maneira didática os passos realizados para construção do algoritmo de otimização multiobjetivo, objeto desse trabalho.

### 5.1 Condicionante A

Frente a necessidade de avaliar a manutenção do volume de reserva necessário ao abastecimento do sistema, a fuga hidroenergética foi introduzida ao problema de otimização como a terceira função objetivo, ao qual deseja-se minimizar. Nessa etapa de avaliação não houve nenhuma mudança nas características físicas ou topológicas do sistema descrito no item 4.6, portanto essa condicionante do algoritmo deverá induzi-lo a propor soluções que contemplem a manutenção dos volumes de reserva ao final do dia através do cálculo do balanço de massa absoluto dos reservatórios. A única restrição adotada foi a NBR.

Figura 5-1 - Frente de soluções ótimas da condicionante A



Fonte : Autor (2018)

Sem nenhuma alteração nos parâmetros e operadores de evolução do algoritmo, executou-se o código com 500 indivíduos e 1000 gerações, tendo a duração temporal de execução de 4 dias, 3 horas, 27 minutos e 16 segundos , produzindo-se os resultados que são

sumarizados em um único gráfico, na Figura 5-1, e explanados por dupla de funções objetivo nas Figura 5-2, Figura 5-3 e Figura 5-4

A avaliação preliminar da frente ótima em 3 dimensões na Figura 5-1 mostra um aspecto interessante quanto a disposição dos conjuntos de soluções quando aproximam-se do valor nulo de balanço de massa absoluto. A região de baixa variabilidade de balanço de massa também possui baixa variabilidade de resiliência modificada, frente um *gap*<sup>2</sup> considerável de custo. Essa condição pode caracterizar uma gama importante de operações atrativas tecnicamente por causa da estabilidade na operação do sistema, porém onde pequenas oscilações de controle podem representar um custo inviável e até desnecessário em comparação aos benefícios ofertados para a nova operação do sistema.

A apresentação dos dados em duas dimensões, Figura 5-2, Figura 5-3 e Figura 5-4, permite a constatação da hipótese exposta e o detalhamento das soluções com a finalidade de facilitar o processo de identificação de pontos pertinentes para a avaliação e decisão do controle a ser utilizado como operação real do sistema.

### 5.1.1 Etapa de decisão

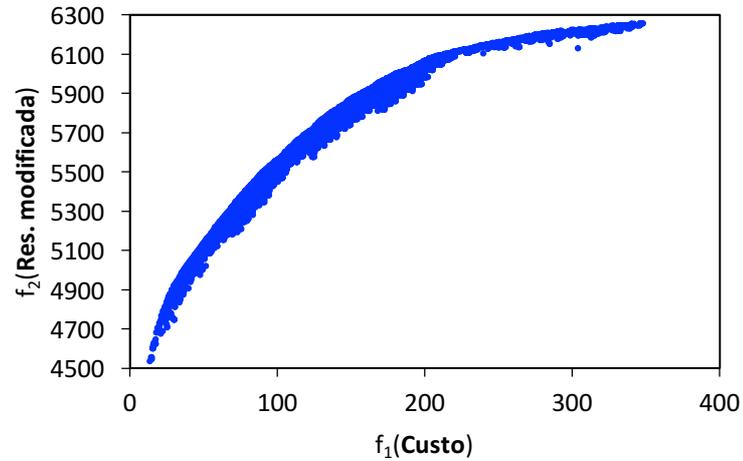
Ao analisar o *trade-off* entre o custo e a resiliência hidráulica modificada exposto na Figura 5-2, nota-se uma variação síncrona entre ambos, onde a medida que a resiliência modificada aumenta o custo também se eleva.

O comportamento linear entre os objetivos de resiliência modificada (FO2) e balanço absoluto (FO3), Figura 5-4, demonstra a relação direta entre ambos. Partindo do ponto de menor resiliência, a medida que a diferença de reservação se aproxima de zero, validando a condição de manutenção de nível do reservatório, a resiliência modificada tende a aumentar, porém a partir do valor de resiliência de aproximadamente 6100 essa condição se inverte e o diferencial de reservação aumenta a medida em que a resiliência também aumenta.

---

<sup>2</sup> *gap* é uma palavra inglesa que significa lacuna, vão ou brecha. A palavra também é utilizada com o significado de diferença

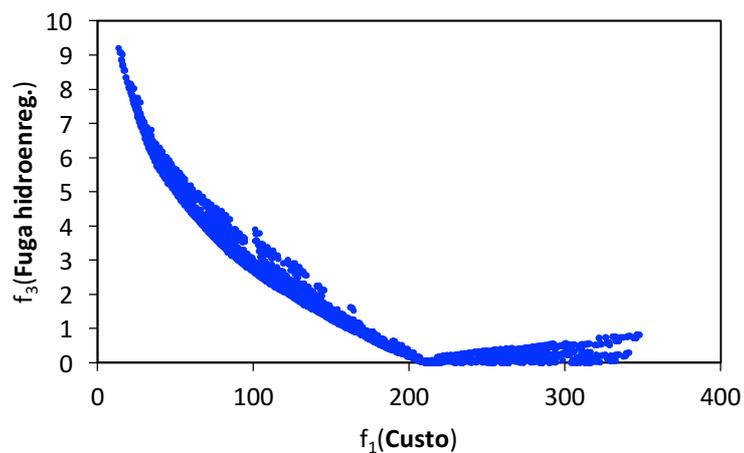
Figura 5-2 – *Trade-off* entre Resiliência modificada e Custo



Fonte : Autor (2018)

A condição possível para que o aumento do balanço de massa absoluto eleve a resiliência é que os reservatórios reservem mais água do que forneceram durante o dia, causando um valor positivo para o balanço de massa. Dessa forma pode se extrair do gráfico a informação de que as operações com valores de resiliência acima do ponto de inversão (inflexão) possuem volumes de reservação acima do inicial e analogamente os valores abaixo do ponto possuem níveis de reservação abaixo do inicial.

Figura 5-3 – *Trade-off* entre Fuga hidroenergética e Custo



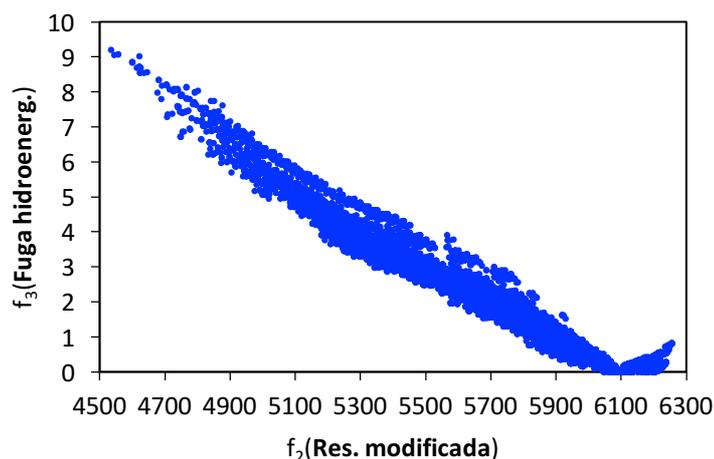
Fonte : Autor (2018)

Também pode-se correlacionar essa informação com o fato de que devido a manutenção dos valores de consumo, o aumento do nível de reservação só é possível mediante a maior

bombeamento, o que acarreta a elevação do custo de operação. Essa hipótese pode ser evidenciada pela relação entre a fuga hidroenergética e o custo, Figura 5-3, onde nota-se que quando o balanço de massa absoluto atinge valores elevados o custo tende a valores mínimos. Esse comportamento nessa rede seria característico de controles onde o uso do bombeamento é reduzido, economizando custo, sob a penalidade de priorizar o abastecimento pela reservação e causando o deficit no volume de água reservado no final do dia.

Além disso é possível notar na Figura 5-3, que os controles posicionados a partir do custo de aproximadamente 210 e conseqüentemente localizados a partir do mesmo ponto de inflexão notado na Figura 5-4, possuem um alto custo associado a baixa variabilidade do benefício associado a redução da Fuga Hidroenergética. Pode-se dizer que a partir do ponto de inflexão passa a ser mais caro aumentar a Fuga Hidroenergética.

Figura 5-4 – *Trade-off* entre Fuga hidroenergética e Resiliência modificada



Fonte : Autor (2018)

A informação contida na Figura 5-4 por si só torna a presente implementação superior a implementação que avalie apenas o custo e a resiliência hidráulica modificada visto que o operador poderá ter um panorama mais detalhado das condições hidráulicas da operação do sistema para realizar sua decisão de acordo com o nível de reservação desejável. No entanto é desejável ainda o detalhamento dos controles que priorizam o funcionamento das bombas fora do horário de pico, como opção mais atraente para o tomador de decisão.

Para critério de validação dos resultados foram avaliadas três soluções com aptidões que retratassem um custo operacional baixo, um custo operacional alto e o melhor custo benefício respectivamente. O ponto de melhor custo benefício é definido através da observação dos

valores de custo e resiliência e a escolha é orientada ao indivíduo de resiliência parecida com determinado grupo, porém sob o menor custo dentre esse grupo. A Tabela 5-1 apresenta as soluções escolhidas e os devidos valores de aptidão de cada indivíduo.

Tabela 5-1 - Características das soluções escolhidas na condicionante A

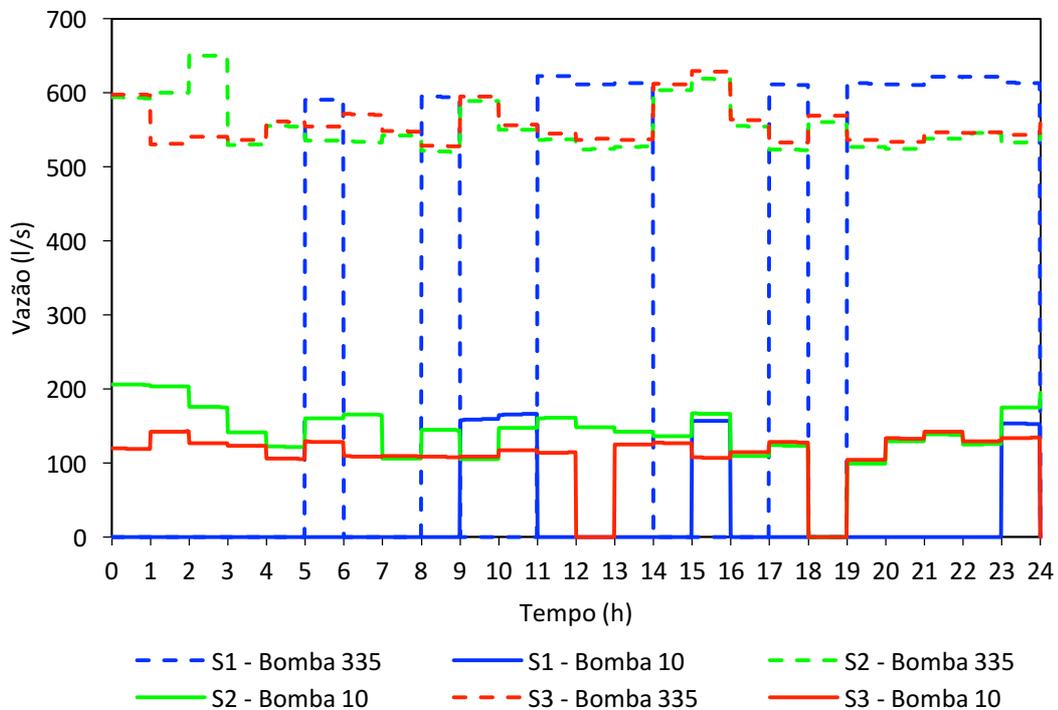
Solução	Custo	Res. mod.	Bal. abs.
S1	13.64	4535.47	9.21
S2	348.03	6255.18	0.8244
S3	218.27	6080.83	0.000098

Fonte : Autor (2018)

### 5.1.2 Configuração das bombas

A comparação entre o comportamento do bombeamento na Figura 5-5 e o reflexo desse comportamento na reservação do sistema na Figura 5-6, comprovam as observações e hipóteses levantadas a partir da análise das frentes ótimas.

Figura 5-5 - Vazão das bombas



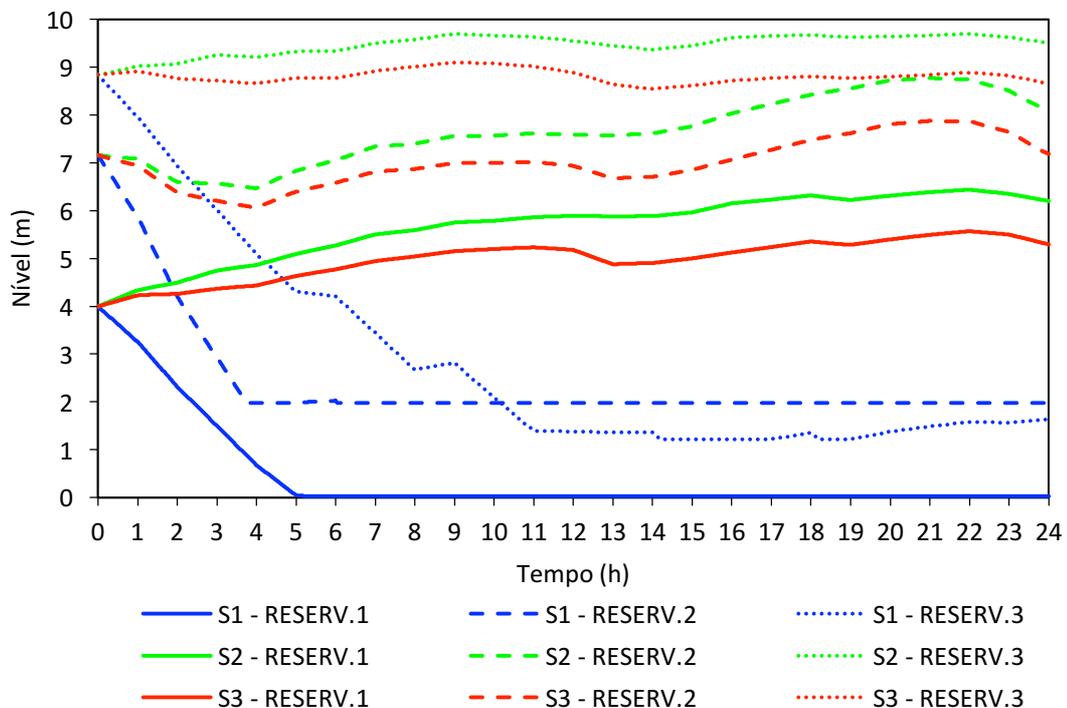
Fonte : Autor (2018)

A solução S1 prioriza o uso de toda água reservada para o abastecimento do sistema nas primeiras horas do dia, evitando a necessidade de partida dos conjuntos elevatórios. Essa operação causa o esvaziamento do reservatório RESERV.2 às 4 horas e do RESERV.1 às 5 horas, o que obriga nesse horário a produção de água a partir da partida da bomba 335 devido a incapacidade do RESERV.3 suprir a demanda. Desse momento em diante é possível notar que o reservatório RESERV.3 passa a abastecer de maneira crítica o sistema durante o restante do dia.

Após as 5 horas as bombas trabalham o mínimo possível de maneira a garantir água para o abastecimento do sistema e para que o RESERV.3 não seque completamente até o final do dia. Não há estratégia de retomada do nível de reserva adequados nesse controle, ele apenas garante o abastecimento da forma mais barata e menos segura possível.

A solução S2, mais custosa, apresenta ótimos resultados no aspecto hidráulico, visto que todos os reservatórios mantem níveis superiores que o inicial durante quase todo o dia, e todos elevam os níveis de reserva final, garantindo melhores condições de abastecimento para o dia seguinte. Em contrapartida S2 é a solução onde a bomba passa mais tempo em operação, fato que justifica o maior custo entre as demais.

Figura 5-6 - Nível dos reservatórios



Fonte : Autor (2018)

É pertinente comentar que a única hora em que a bomba 10 permanece desligada é justamente na primeira hora do horário de ponta, o que mostra que mesmo na condição de indivíduo de maior índice de resiliência associado o algoritmo buscou distanciar-se de soluções onde havia bombeamento nesse horário.

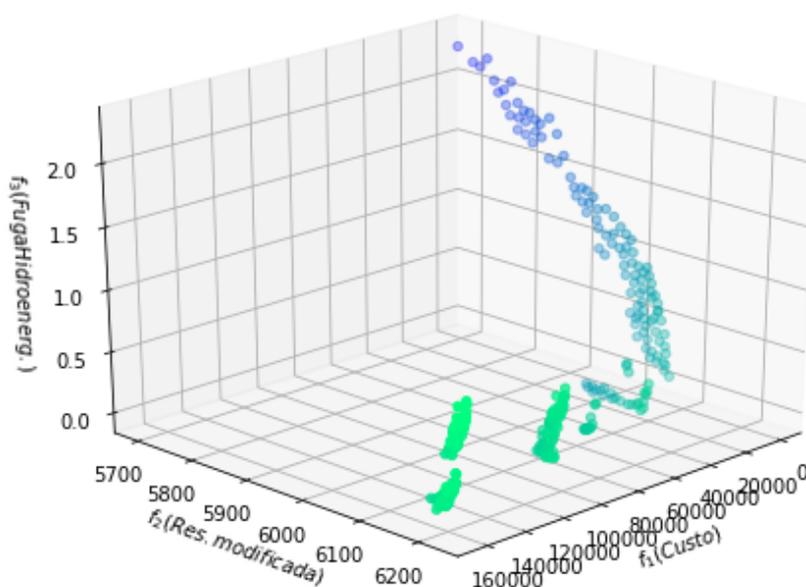
A solução S3 garante volumes de reservação finais próximos aos iniciais, o que favorece a estabilidade do sistema frente a replicação dessa operação em um período superior e múltiplo de 24 horas. Nota-se que a bomba 10 permanece desligada em duas horas distintas do dia, sendo a primeira fora do horário de ponta (das 12 às 13 horas) e a segunda no mesmo horário da parada observada na solução S2 (das 18 às 19 horas).

O desligamento da bomba 10 fora do horário de ponta, não deixa de ser uma alternativa boa devido a redução do custo total, porém é natural esperar por parte do operador da companhia de saneamento soluções que quando possíveis, priorizem o desligamento das bombas dentro do intervalo do horário de ponta, dessa forma a próxima condicionante de avaliação aborta uma maneira de identificar essas soluções.

## 5.2 Condicionante B

Visto que a função objetivo que avalia a reservação mostrou-se importante para a tomada de decisão e que também é de interesse segregar os controles quanto ao funcionamento ou não das bombas no horário de pico, a rede foi submetida ao teste de validação do algoritmo, porém agora com a penalidade de custo no horário de ponta e os resultados são apresentados na Figura 5-7.

Figura 5-7 - Frente de soluções ótimas da condicionante B



Fonte : Autor (2018)

A penalidade imposta consistiu em elevar o custo no horário de ponta, que passou a ser dez mil vezes maior que no horário fora de ponta. Além disso restrição NBR também foi utilizada.

Realizou-se também a opção de informar um valor máximo de tolerância ao balanço de massa negativo. Essa tolerância foi implementada como uma nova restrição ao indivíduo, onde o código avalia e classifica como não viáveis as soluções cujo balanço de massa real é negativo e o percentual de redução de volume da reservação e maior que o valor de tolerância informado pelo usuário.

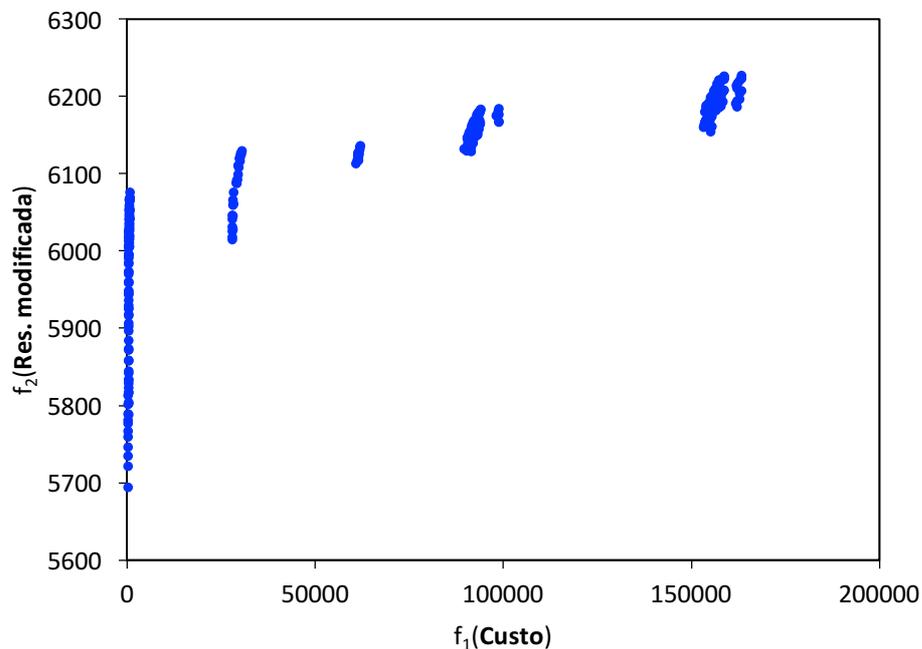
A introdução da tolerância de níveis permite filtrar os resultados para selecionar apenas aqueles que apresentem operações válidas dentro do limite especificado. Dessa maneira todas

as soluções do resultado final devem ser interpretadas como praticáveis no sistema real sem que haja falhas no abastecimento.

O aumento exorbitante do custo no horário de ponta permite ao usuário visualizar de maneira mais concreta os grupos de operações praticáveis mediante a uma variação considerável de custos, como mostrado na frente ótima de Pareto, Figura 5-7. Nota-se também que como consequência não se pode avaliar através do gráfico o custo real da operação, sendo necessário a interpretação do resultado como um índice adimensional e não um valor monetário que represente o custo mediante ao uso do controle especificado.

A Figura 5-8, retrata as frentes ótimas encontradas pelo algoritmo onde observa-se que existe um grupo de soluções que aproximam-se do custo mínimo e outros seis grupos separados por valores consideráveis de custo. A distinção entre os grupos justifica-se pelas ocorrências de bombeamento durante o horário de ponta, logo, pode-se deduzir que o grupo de soluções que possuem o menor custo, é composto por controles onde não há bombeamento no horário de ponta ou caso haja, são as opções menos custosas de maneira geral.

Figura 5-8 – *Trade-off* entre Resiliência modificada e Custo

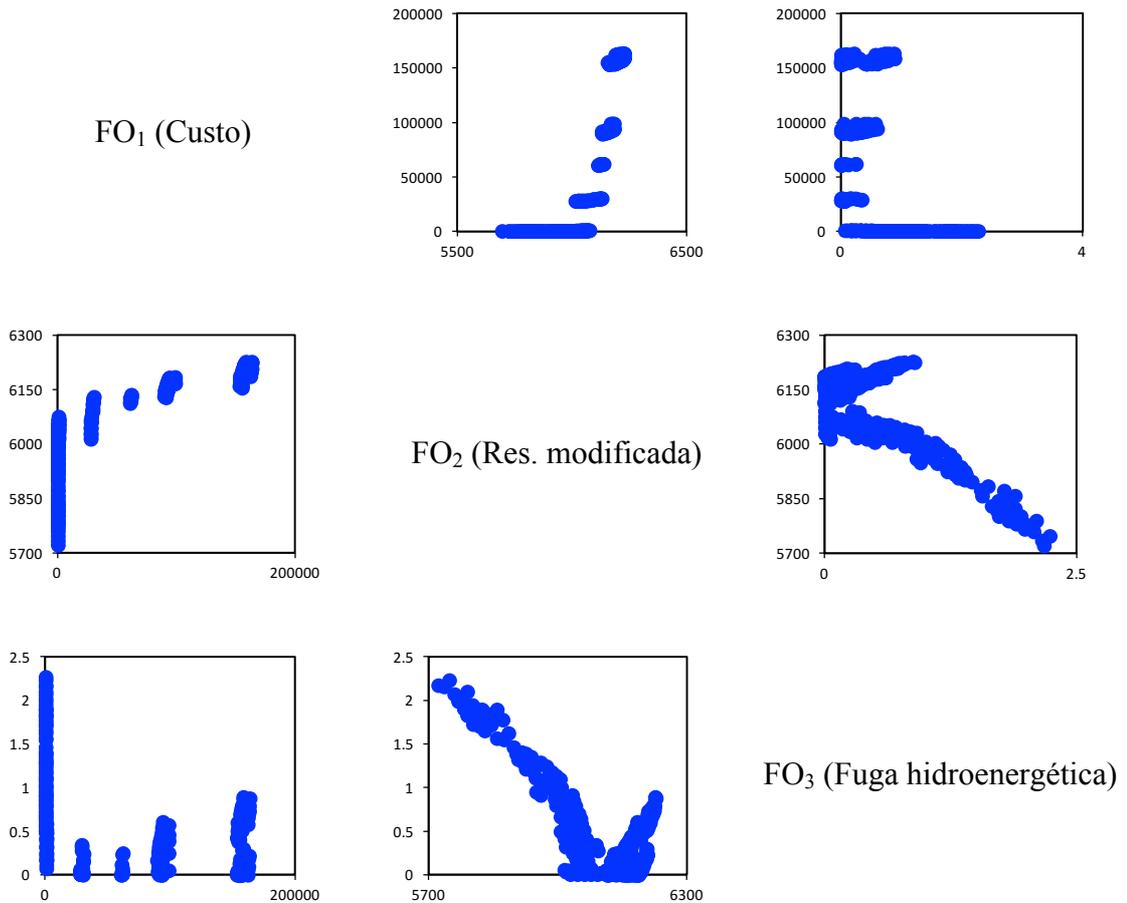


Fonte : Autor (2018)

A segregação das soluções em grupos ótimos também pode ser observada na Figura 5-9, no *tradeoff* entre o Custo e a Fuga hidro energética. O grupo com menor custo possui uma variedade muito grande de valores para FO2 e FO3, isso indica que esse grupo é composto por

soluções que podem não garantir a restauração dos níveis de reservação, ou que de maneira pouco provável causem um excesso de volume reservado no final do dia sob a condição do uso exagerado do bombeamento.

Figura 5-9 - Frentes de soluções ótimas



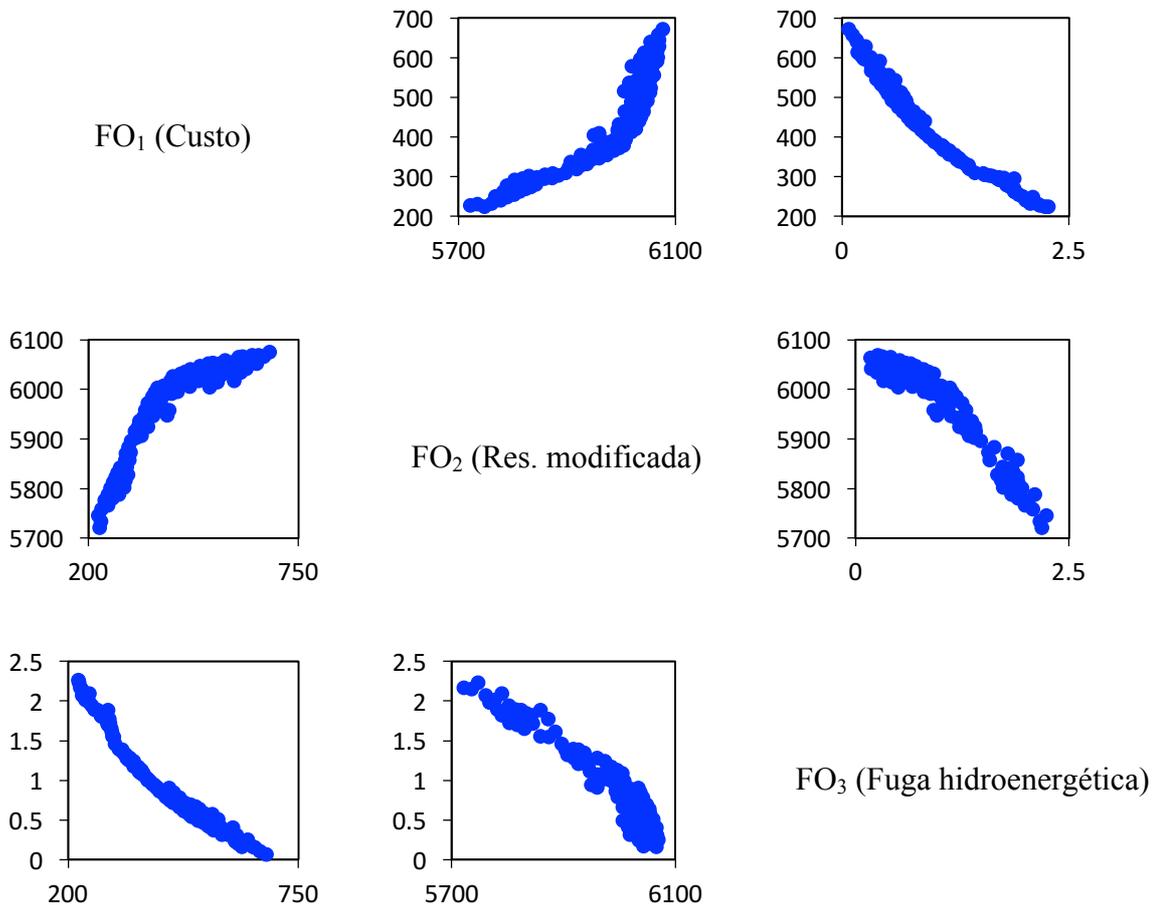
Fonte : Autor (2018)

A grande variabilidade de condições hidráulicas associada ao baixo custo de operação, chama a atenção para os resultados desse grupo de soluções, portanto a Figura 5-10, apresenta de forma ampliada os resultados para o grupo com menor custo, as quais praticam o desligamento do bombeamento no horário de ponta, de modo a facilitar a escolha das operações a serem testadas via simulação.

### 5.2.1 Etapa de decisão

Dentre o grupo de soluções de menor custo, aquelas de mínimo FO2 possuem valores de aptidão que se equiparam com o valor do ponto médio da condicionante anterior como pode ser constatado na Figura 5-8. Essa informação é pertinente, visto que a introdução da tolerância de reserva mínima trouxe o resultado esperado de descartar as operações que pudessem causar níveis extremamente baixos ou até nulos de reserva prejudicando o abastecimento durante o dia. O fato do *range*<sup>3</sup> de valores de fuga hidroenergética ser menor que na condicionante anterior valida essa informação.

Figura 5-10 - Frentes de soluções ótimas do grupo de menor custo



Fonte : Autor (2018)

<sup>3</sup> *range* é uma palavra de origem inglesa que pode ser interpretada como gama, faixa ou conjunto

De maneira análoga ao realizado para a avaliação das soluções, foram escolhidas três soluções com aptidões que retratassem um custo operacional baixo, um custo operacional alto e o melhor custo benefício respectivamente. A Tabela 5-2 apresenta as soluções escolhidas e os devidos valores de aptidão de cada indivíduo.

Tabela 5-2 - Características das soluções escolhidas na condicionante B

<b>Solução</b>	<b>Custo</b>	<b>Res. mod.</b>	<b>Bal. abs.</b>
S1	224.16	5694.31	2.27
S2	673.01	6076.32	0.07
S3	413.75	6018.19	0.90

Fonte : Autor (2018)

### 5.2.2 Configuração das bombas

Assim como na condicionante anterior, mais uma vez os resultados provenientes do modelo hidráulico validam as hipóteses levantadas sob a análise das frentes de Pareto, e as A solução S2 apresenta a melhor condição hidráulica frente as opções que não operam as bombas no horário de ponta, bem como tem o maior custo dentre esse mesmo subgrupo. Nos resultados do modelo hidráulico, observa-se que após as 21 horas essa solução considera a operação da bomba 335 com rotações muito superiores as outras opções avaliadas, o que se constata na discrepância positiva no valor de vazão de até aproximadamente 180 l/s.. Esse ganho de vazão é importante e impacta diretamente a retomada do volume de reservação no final do dia.

Ainda na solução S2, pode-se notar que devido a bomba 335 operar com rotações maiores em relação as outras soluções durante algumas horas do dia, a bomba 10 pode até ser desligada uma hora antes do horário de ponta, sob um prejuízo aceitável de queda nos níveis de reservação. Condição diferente da queda considerável de nível causada pelo desligamento da bomba 335 das 8 às 9 horas, que motiva inclusive a elevação acentuada da rotação da bomba no intervalo de hora seguinte para manter o nível adequado.

Figura 5-11 e Figura 5-12 mostram que maneira geral existe duas situações comuns às três soluções avaliadas: todas as bombas desligam no horário de ponta e o nível de reservação não é completamente retomado no final do período de avaliação.

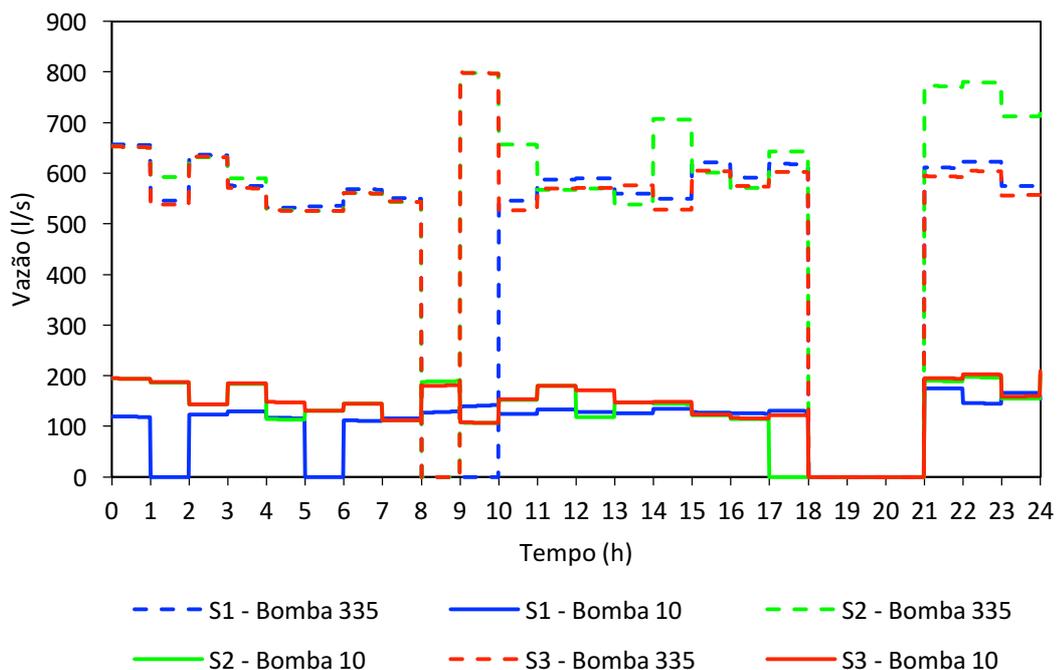
Na solução S1 nota-se o grande impacto negativo na reservação causado pelo desligamento da bomba 335 durante duas horas seguidas e pelo desligamento da bomba 10 em dois momentos distintos antes da primeira parte do dia. Se comparado com as outras soluções,

o aumento da reservação nas primeiras horas do dia é essencial para a que o sistema suporte a falta de bombeamento no horário de ponta. A aplicação dessa solução seria de interesse apenas para o usuário que almeje operar com os menores custos possíveis desde que os níveis de reservação finais atendam a necessidade planejada para o sistema.

A solução S2 apresenta a melhor condição hidráulica frente as opções que não operam as bombas no horário de ponta, bem como tem o maior custo dentre esse mesmo subgrupo. Nos resultados do modelo hidráulico, observa-se que após as 21 horas essa solução considera a operação da bomba 335 com rotações muito superiores as outras opções avaliadas, o que se constata na discrepância positiva no valor de vazão de até aproximadamente 180 l/s.. Esse ganho de vazão é importante e impacta diretamente a retomada do volume de reservação no final do dia.

Ainda na solução S2, pode-se notar que devido a bomba 335 operar com rotações maiores em relação as outras soluções durante algumas horas do dia, a bomba 10 pode até ser desligada uma hora antes do horário de ponta, sob um prejuízo aceitável de queda nos níveis de reservação. Condição diferente da queda considerável de nível causada pelo desligamento da bomba 335 das 8 às 9 horas, que motiva inclusive a elevação acentuada da rotação da bomba no intervalo de hora seguinte para manter o nível adequado.

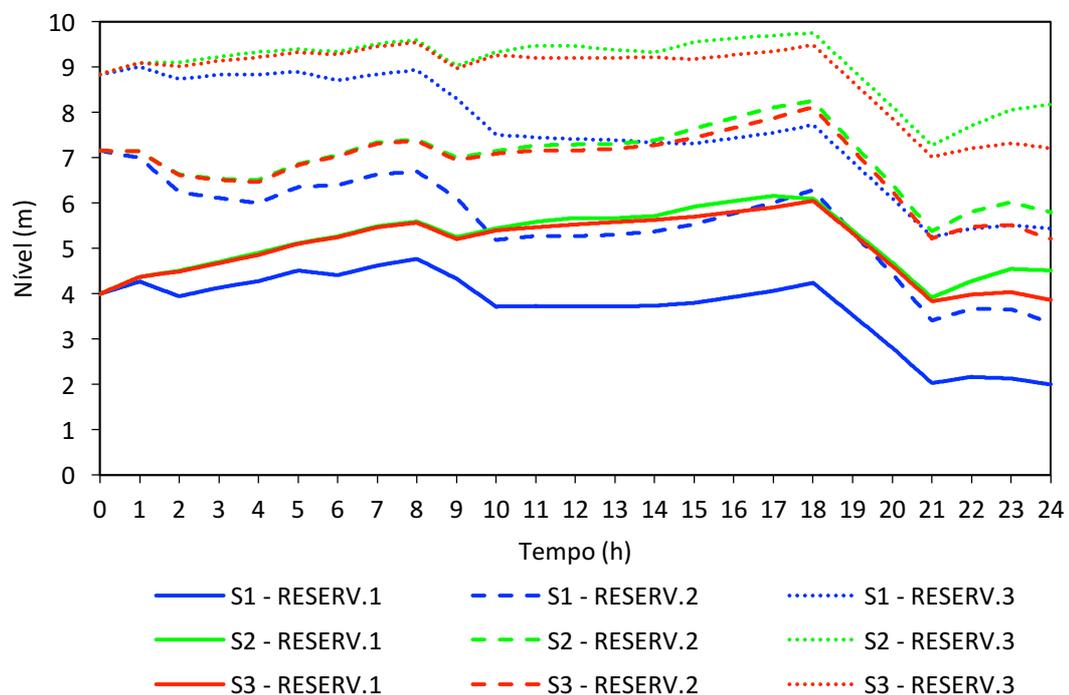
Figura 5-11 - Vazão das bombas



Fonte : Autor (2018)

A solução S3, apresenta controles que retornam condições para os volumes de reservação muito parecidos aos da solução S2, com exceção das três últimas horas do dia e sob um custo consideravelmente menor. A grande diferença entre a escolha dessa solução e a solução S2 é o valor mínimo de reservação que se deseja como tolerável no final do dia.

Figura 5-12 - Nível dos reservatórios



Fonte : Autor (2018)

Apesar de satisfatórios para o objetivo da análise, que era encontrar soluções sem bombeamento no horário de ponta, os resultados não se mostram atrativos tecnicamente, visto que o nível de reservação não se compensa no final do período de avaliação em nenhuma das soluções. Por tratar-se de operações provenientes de uma parte das soluções propostas, é possível que o algoritmo tenha gasto algumas gerações recombinao delas com soluções onde havia bombeamento no horário de ponta, prejudicando assim o processo de evolução dos indivíduos.

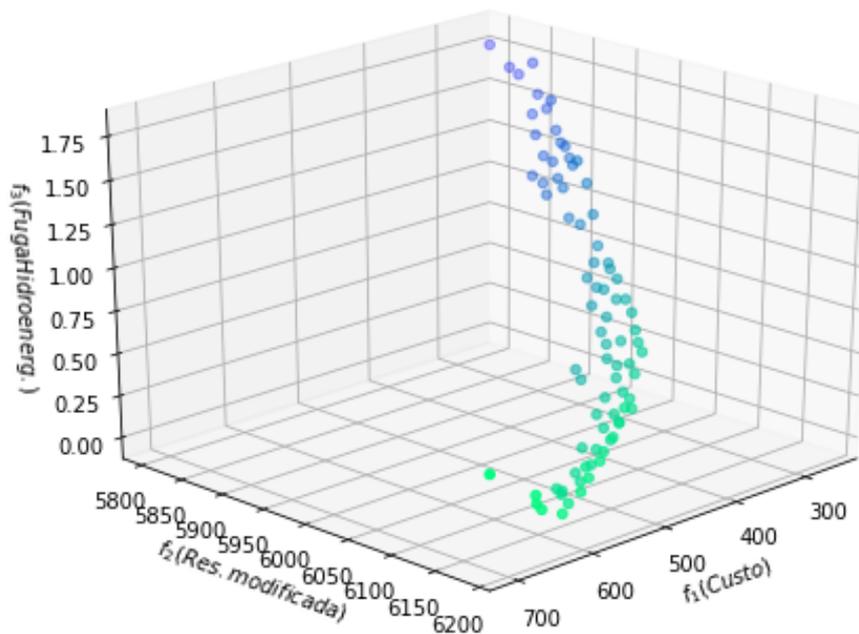
A fim de obter um melhor resultado, a próxima condicionante contém em seus processos evolutivos apenas os indivíduos sem bombeamento no horário de ponta.

### 5.3 Condicionante C

A última variação de condicionantes contempla as restrições NBR e Tolerância de níveis mínimos associada a restrição de Potência no horário de ponta. Essa condicionante propõe a melhoria nos resultados apresentados na condicionante anterior por meio do uso de apenas indivíduos sem bombeamento no horário de ponta nos processos evolutivos do método de otimização.

A Figura 5-13 - Frente de soluções ótimas da condicionante C mostra que os níveis de resiliência modificada foram ligeiramente elevados e que o custo mínimo também subiu, ao mesmo passo que o valor máximo de Fuga hidroenergética caiu consideravelmente. Isso pode indicar que os controles foram beneficiados com a nova condicionante, de maneira a obter menor diferença no balanço de massa absoluto, mediante ao aumento do custo causado por um provável aumento de bombeamento.

Figura 5-13 - Frente de soluções ótimas da condicionante C



Fonte : Autor (2018)

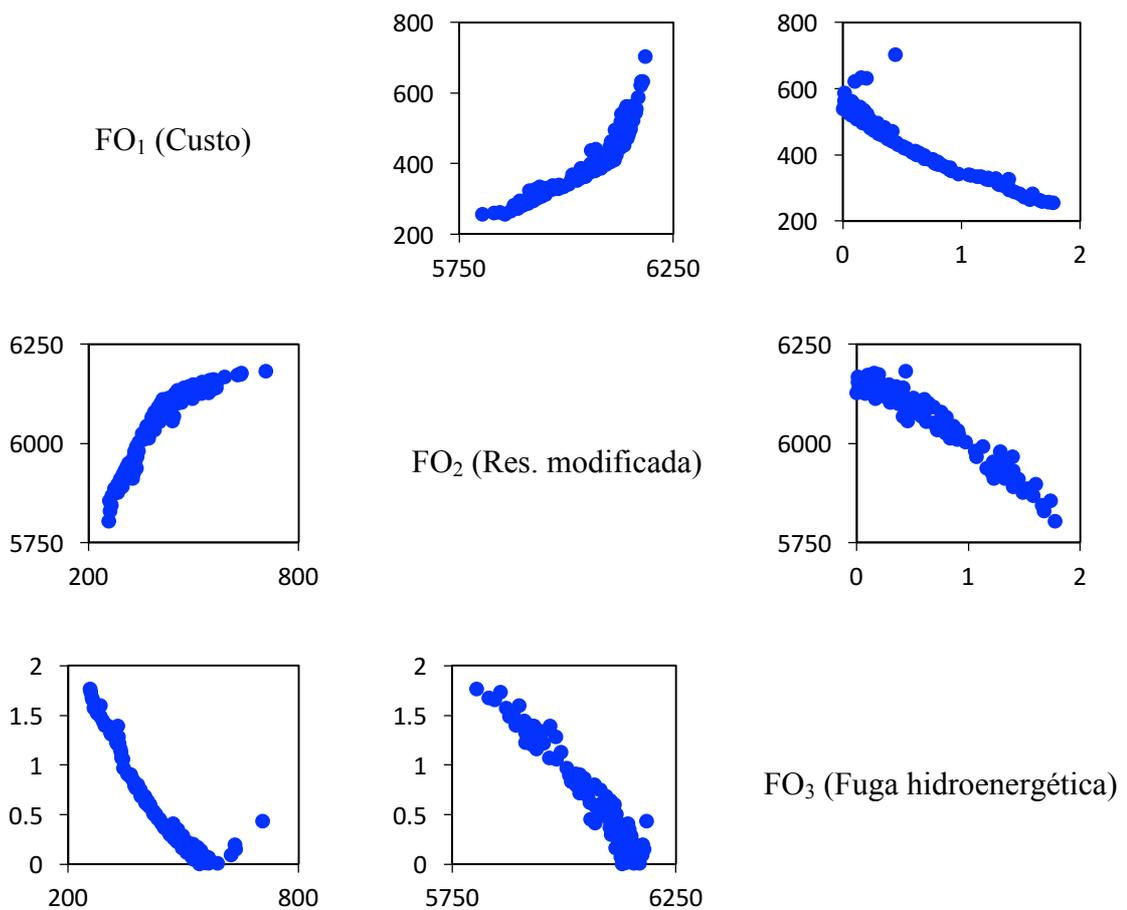
A apresentação dos dados em duplas de FO e em duas dimensões, Figura 5-14, permite a constatação da hipótese exposta e o detalhamento das soluções com a finalidade de facilitar o

processo de identificação de pontos pertinentes para a avaliação e decisão do controle a ser utilizado como operação real do sistema.

### 5.3.1 Etapa de decisão

Na Figura 5-14, nota-se uma semelhança muito grande em relação as frentes de soluções ótimas da condicionante anterior. No entanto destaca-se nessa condicionante o comportamento apresentado na fuga hidroenergética. Na relação de trade-off entre FO1 e FO3, pode se observar o aumento de fuga hidroenergética a partir do índice de custo associado de aproximadamente 600 e ainda na relação entre FO1 e FO2 que as soluções categorizadas com esses custos são as com maiores índices de resiliência.

Figura 5-14 - Frentes de soluções ótimas



Fonte : Autor (2018)

O aumento da Fuga hidroenergética relacionado com alto índice de Resiliência Modificada revela operações onde o balanço de massa obteve um saldo positivo, satisfazendo a manutenção do nível de reservação ou até superando-o.

As relações mostram que o algoritmo foi competente em identificar soluções capazes de operar o sistema sem ligar os bombeamentos em horário de ponta e ainda assim obter níveis de resiliência próximos a melhor situação já encontrada, onde havia o bombeamento durante quase todo o dia, porém a preços muito maiores. Nessa situação, cabe ao operador decidir qual premissa deseja adotar na escolha da operação, sendo ainda muito importante a adaptação dos valores reais de variação do custo no tempo para a situação de análise.

Nesse caso em especial pode-se encontrar soluções baseadas nas premissas de evitar o bombeamento no período específico mantendo os níveis de reservação sob rotações mais elevadas e como consequência obter um maior custo de operação. De maneira análoga ao realizado nas condicionantes anteriores, foram escolhidos três pontos de operação para exploração dos resultados via modelagem hidráulica. As soluções escolhidas seguem os mesmos critérios de seleção das soluções anteriores e são apresentadas na Tabela 5-3.

Tabela 5-3 - - Características das soluções escolhidas na condicionante C

Solução	Custo	Res. mod.	Bal. abs.
S1	257.04	5803.77	1.77
S2	704.78	6183.39	0.44
S3	420.24	6078.70	0.52

Fonte : Autor (2018)

### 5.3.2 Configuração das bombas

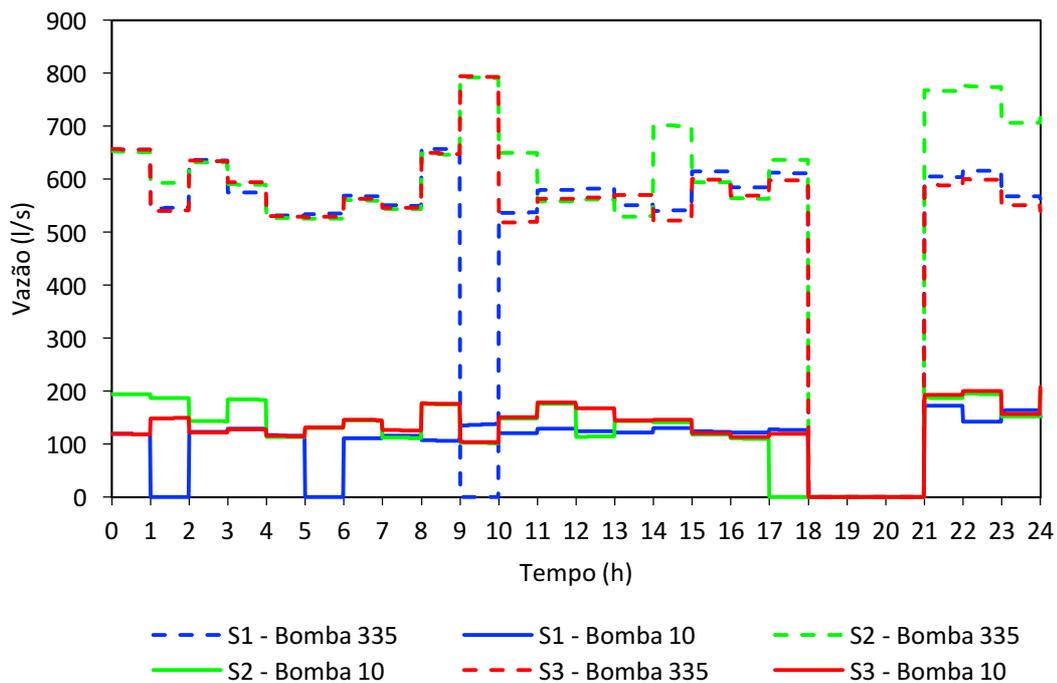
A solução S1 é a que mais se compara com o padrão de comportamento das soluções da condicionante B. A Figura 5-15 mostra que as bombas são desligadas em alguns momentos durante a primeira parte do dia e é possível constatar o impacto negativo dessa operação através da queda dos níveis de reservação do sistema, Figura 5-16. Se for de desejo do operador, a implantação de uma restrição no número de vezes em que a bomba é ligada e desligada pode filtrar e desclassificar esse tipo de operação. Essa restrição não foi praticada nesse estudo.

Na solução S2 os controles permitem o desligamento da bomba 10 das 5 as 6 horas e uma hora antes do horário de ponta. Em contrapartida é pertinente ressaltar que essa operação

possui os maiores valores de vazão dentre as soluções apresentadas e por consequência recebe o maior valor dentre as mesmas.

Como já abordado algumas vezes no trabalho, o bombeamento antes do horário de ponta, principalmente na primeira parte do dia, é de considerável importância para que esse sistema em específico suporte o desligamento das elevatórias no horário de ponta. Dessa forma, os valores superiores de vazão podem ser explicados como medida compensatória aos horários de desligamento dos conjuntos elevatórios, para que os níveis de reservação anteriores ao horário de ponta sejam parecidos com as outras soluções. Essa solução destaca-se também pela operação da bomba 335 após as 21 horas, onde a elevação considerável da rotação permitiu a retomada dos níveis de reservação do sistema.

Figura 5-15 - Vazão das bombas



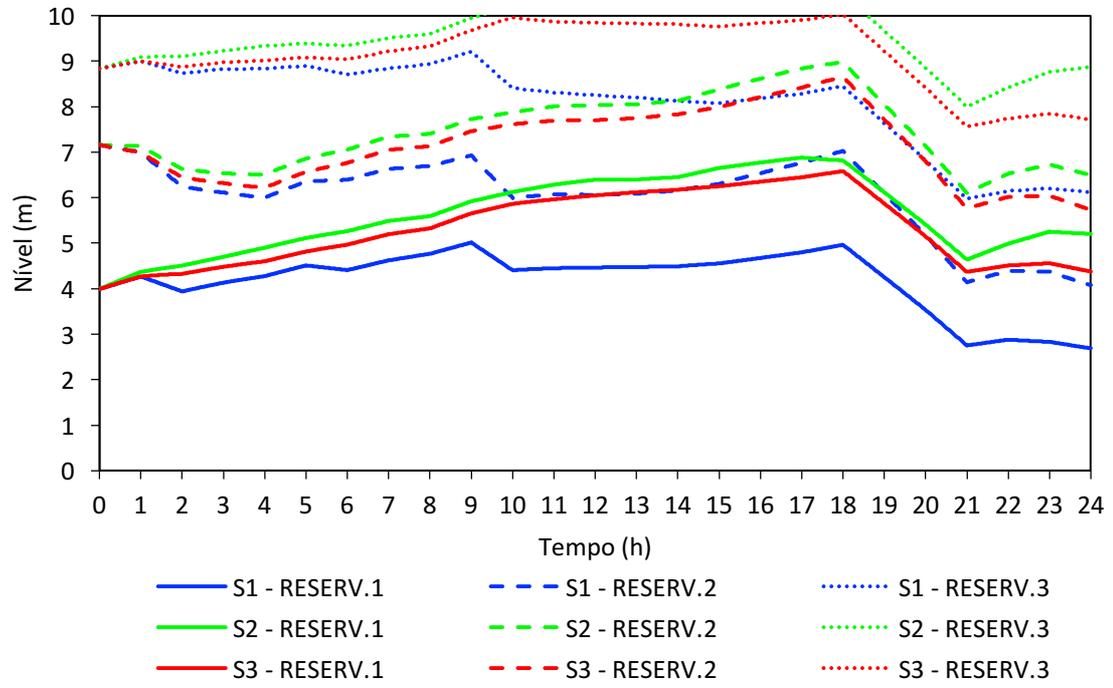
Fonte : Autor (2018)

Apesar de manter níveis de reservação sempre abaixo da opção anterior, a solução S3 retorna condições de reservação precedentes ao horário de ponta bem parecidos com a solução S2. A grande diferença está no comportamento das bombas a partir das 21 horas onde nessa solução a retomada de nível é menos eficiente.

Nota-se que a escolha de indivíduos posicionados entre a solução S2 e S3 provavelmente irá retornar operações mais adequadas frente as premissas desejadas, logo, os

valores de fuga hidroenergética podem auxiliar o operador a realizar a escolha que julgue atender melhor o sistema.

Figura 5-16 - Nível dos reservatórios



Fonte : Autor (2018)

## 6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Este trabalho propôs uma formulação do algoritmo genético multiobjetivo SPEA 2 para o problema de controle operacional de estações elevatórias em sistemas de abastecimento de água, de maneira que os indivíduos fossem otimizados em busca da minimização do custo (FO1) e da fuga hidroenergética (FO3) e maximização da resiliência hidráulica modificada (FO2).

Foram apresentadas três diferentes opções de restrição e uma de penalização aos indivíduos. As restrições são referentes as pressões mínimas e máximas de 10 e 50 mca na rede de distribuição, a tolerância de redução de níveis na reservação e ao uso do bombeamento no horário de ponta. Já a penalidade refere-se a elevação do custo operacional no horário de ponta tornando-o dez mil vezes maior.

O algoritmo foi implementado em linguagem Python e validado na rede Net 3, proposta pelo próprio criador do software Epanet (Rossman, 2000). O julgamento das condições hidráulicas do modelo computacional frente as soluções propostas pelo algoritmo foi realizado através do módulo de avaliação hidráulica contido no pacote WNTR.

A métrica de confiabilidade hidráulica modificada atendeu a necessidade de avaliar a condição hidráulica do sistema visando caracterizar a capacidade de superar falhas. Concomitantemente a métrica de fuga hidroenergética mostra-se como importante complemento à interpretação do comportamento do sistema de abastecimento frente a alguma operação. O uso dos dois métodos de avaliação em conjunto garante ao tomador de decisão maior facilidade em interpretar as consequências no âmbito hidráulico das soluções obtidas na frente ótima gerada pelo algoritmo, subsidiando o processo de escolha mediante a faixa desejável de custo a pagar.

A penalidade adotada ao índice de custo, caracterizada pelo seu aumento em dez mil vezes, foi crucial para a determinação dos indivíduos que representam a operação das bombas em condições que garantem seu desligamento no horário de ponta. No entanto ao aplicar esse mesmo método em redes que não permitem esse tipo de operação a segregação dos indivíduos indicará apenas os grupos com uso de potência para o bombeamento no horário de ponta semelhantes.

O valor da constante de penalidade a ser multiplicado pelo custo deve ser escolhido de maneira a facilitar ao operador a discretização das operações com ou sem o funcionamento do

bombeamento no horário de ponta. A partir dessa premissa, o valor de dez mil mostrou-se adequado para esse estudo, visto que foi possível discretizar as operações. No entanto, o valor da constante pode ser maior ou menor de acordo com a necessidade e possibilidade de visualização dos dados.

O uso da restrição dos controles para apenas aqueles onde não há bombeamento no horário de ponta, deve ser adotado exclusivamente em redes que permitem esse tipo de operação, caso contrário o algoritmo não encontrará nenhuma solução válida para o problema. Já a restrição de níveis extremamente baixos de reservação por meio da adoção de um valor de tolerância de volume mínimo permite filtrar e descartar as soluções impraticáveis para o sistema de abastecimento.

De maneira geral, pode-se afirmar que o trabalho realizado cumpre com os objetivos propostos, produzindo através do método de otimização multiobjetivo uma ferramenta de gestão energética, útil e prática que subsidie a tomada de decisão referente ao controle de estações elevatórias de redes de abastecimento de água. Esse algoritmo pode ser expandido em trabalhos posteriores para atuar também no controle de válvulas redutoras de pressão e/ou outros tipos de válvulas.

Apesar de apresentar as opções ótimas para o controle do sistema, o algoritmo não induz a escolha de nenhuma solução. Em trabalhos futuros algum método de escolha pode ser implementado para fornecer ao usuário um grupo reduzido de opções, ou ainda filtrar e categorizar as opções para auxiliar o operador com pouca experiência na interpretação dos dados hidráulicos. Essas escolhas poderiam ser baseadas em históricos de falhas ou mesmo através da previsão de impactos causados pela operação no sistema em cenários futuros.

Os resultados mostraram o quando são pertinentes para a escolha de uma operação ideal a recuperação do volume de reservação e o não uso da bomba em horário de ponta, logo, a criação de um índice que avalie os dois parâmetros poderá contribuir em novos trabalhos cujo foco é o controle operacional.

## 7 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AL-ANI, D.; HABIBI, S. Optimal pump operation for water distribution systems using a new multi-agent Particle Swarm Optimization technique with EPANET. 2012 25th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). **Anais...** . p.1–6, 2012. IEEE.

ALFONSO, L.; JONOSKI, A.; SOLOMATINE, D. Multiobjective Optimization of Operational Responses for Contaminant Flushing in Water Distribution Networks. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 136, n. 1, p. 48–58, 2010.

BÄCK, T.; HAMMEL, U.; SCHWEFEL, H.-P. Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 1, n. 1, p. 3–17, 1997.

BARÁN, B.; VON LÜCKEN, C.; SOTELO, A. Multi-objective pump scheduling optimisation using evolutionary strategies. *Advances in Engineering Software*. **Anais...** . v. 36, p.39–47, 2005.

BARDALES, K. E. N. **Otimização energética de operação de um sistema adutor de água tratada utilizando algoritmos evolucionários multiobjetivo**, 2007. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul.

BARDALES, K. L. N.; CHEUNG, P. B.; JÚNIOR, A. R. DA S.; IDE, C. N. Otimização energética operacional de sistemas de bombeamento de água tratada utilizando algoritmos evolucionários multiobjetivos. . p.9, 2007.

BARRETO, W. J. Approaches To Multi-Objective Multi-Tier Optimization in Urban Drainage Planning. **Water**, , n. April, p. 1–8, 2006.

BOX, G. E. P. Evolutionary Operation: A Method for Increasing Industrial Productivity. **Applied Statistics**, v. 6, n. 2, p. 81, 1957. WileyRoyal Statistical Society.

CARRIJO, I. B. Extração de regras operacionais ótimas de sistemas de distribuição de água através de algoritmos genéticos multiobjetivo e aprendizado de máquina. **Tese Doutoral**, v. 11, p. 161–172, 2004.

CARRIJO, I. B.; FERNANDA, L.; REIS, R.; et al. Operational Optimization of WDS based on Multiobjective Genetic Algorithms and Operational Extraction Rules using Data Mining. **Critical Transitions in Water and Environmental Resources Management**, p. 1–8, 2004. Reston, VA: American Society of Civil Engineers.

CHEUNG, P. B. **Análise de reabilitação de redes de distribuição de água para abastecimento via algoritmos genéticos multiobjetivo**, 2004. Universidade de São Paulo.

COLOMBO, A. F.; KARNEY, B. W. Impacts of Leaks on Energy Consumption in Pumped Systems with Storage. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 131, n. April, p. 146–155, 2005.

DARWIN, C. **On the Origin of Species**. London, 1859.

DASGUPTA, D.; MICHALEWICZ, Z. **Evolutionary Algorithms in Engineering Applications**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1997.

DEB, K. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms. **John Wiley & sons, LTD**, 2001.

DUARTE, P.; ALEGRE, H.; COVAS, D. I. C. Avaliação do desempenho energético em sistemas de abastecimento de água. **LNEC Lisboa. Artigo do VIII Seminário Ibero Americano sobre Alterações climáticas e gestão da água e energia em sistemas de abastecimento e drenagem. SEREA**, 2008.

EWALD, G.; KUREK, W.; BRDYS, M. A. Grid implementation of a parallel multiobjective genetic algorithm for optimized allocation of chlorination stations in drinking water distribution systems: Chojnice case study. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews**, v. 38, n. 4, p. 497–509, 2008.

FOGEL, D. B. What is evolutionary computation? **IEEE Spectrum**, v. 37, n. 2, p. 26, 28–32, 2000.

FONSECA, C. M.; FLEMING, P. J. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization. **Icga**, v. 93, n. July, p. 416–423, 1993.

FONSECA, C. M.; FLEMING, P. J. An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization. **Evolutionary Computation**, v. 3, n. 1, p. 1–16, 1995.

FU, G.; KAPELAN, Z. S. Embedding Neural Networks in Multiobjective Genetic Algorithms for Water Distribution System Design. **Water Distribution Systems Analysis 2010**, 2010.

GAO, J.; QI, S.; NAN, J.; CHEN, C. Leakage control of multi-source water distribution system by network partition and optimal pump schedule in China. **Journal of Water Supply: Research and Technology - Aqua**, v. 66, n. 1, p. 62–74, 2017.

GIUSTOLISI, O.; BERARDI, L.; LAUCELLI, D. An excel-based solution to bring water distribution network analysis closer to users. **Conference on Computing and Control for the Water Industry**, 2011.

GIUSTOLISI, O.; LAUCELLI, D.; BERARDI, L. Operational Optimization: Water Losses vs. Energy Costs. **Journal of Hydraulic Engineering**, v. 139, n. 4, p. 410–423, 2013.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. 1989.

GONÇALVES, F. V.; PEREIRA JÚNIOR, M. M. **Avaliação de Sistemas de Abastecimento de Água**. 1<sup>o</sup> ed. Campo Grande: Gráfica Editora Espaço, 2016.

GREFENSTETTE, J. J. Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 16, n. 1, p. 122–128, 1986.

JAYARAM, N.; SRINIVASAN, K. Performance-based optimal design and rehabilitation of water distribution networks using life cycle costing. , v. 44, p. 1–15, 2008.

KAPELAN, Z. S.; SAVIC, D. A.; WALTERS, G. A. Multiobjective sampling design for water distribution model calibration. **Journal of Water Resources Planning and Management-Asce**, v. 129, n. 6, p. 466–479, 2003.

KELNER, V.; LÉONARD, O. Optimal pump scheduling for water supply using genetic algorithms. **Proceedings od Eurogen'03**, 2003.

KO, S.; OH, M.; FONTANE, D. Multiobjective Analysis of Service-Water-Transmission Systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 123, n. 2, p. 78–83, 1997.

KOUGIAS, I. P.; THEODOSSIOU, N. P. Multiobjective Pump Scheduling Optimization Using Harmony Search Algorithm (HSA) and Polyphonic HSA. **Water Resources Management**, v. 27, n. 5, p. 1249–1261, 2013.

KUREK, W.; BRDYS, M. A. Optimised allocation of chlorination stations by multi-objective genetic optimization for quality control in drinking water distribution systems. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 39, n. 14, p. 232–237, 2006. Elsevier.

KUREK, W.; OSTFELD, A. Multi-objective optimization of water quality, pumps operation, and storage sizing of water distribution systems. **Journal of Environmental Management**, v. 115, p. 189–197, 2013. Elsevier Ltd.

KUREK, W.; OSTFELD, A. Multiobjective Water Distribution Systems Control of Pumping Cost, Water Quality, and Storage-Reliability Constraints. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 140, n. 2, p. 184–193, 2014.

LAMBERT, A.; TAYLOR, R. **Water Loss Guidelines**. New Zealand: Water New Zealand, 2010.

LAUCELLI, D.; GIUSTOLISI, O. Scour depth modelling by a multi-objective evolutionary paradigm. **Environmental Modelling and Software**, v. 26, n. 4, p. 498–509,

2011. Elsevier.

LÓPEZ-IBÁÑEZ, M.; DEVI, T.; PAECHTER, B. Multi-Objective Optimisation of the Pump Scheduling Problem using SPEA2. **Evolutionary Computation**, v. 1, p. 435–442, 2005.

MACHADO, É. C. M. N.; CRUZ, C. A. L.; RÊGO, M. G.; et al. Operação multi-objetivo de sistemas de abastecimento de água: Algoritmo Genético. VIII Seminário Ibero-americano. **Anais...** . p.14, 2008.

MACKLE, G.; SAVIC, D.; WALTERS, G. Application of Genetic Algorithms to Pump Scheduling for Water Supply. **Genetic Algorithm in Engineering Systems: Innovations and Applications**, , n. 414, p. 400–405, 1995.

MALA-JETMAROVA, H.; BARTON, A.; BAGIROV, A. Impact of water-quality conditions in source reservoirs on the optimal operation of a regional multiquality water-distribution system.(Author abstract). , v. 141, n. 10, p. 4015013, 2015a.

MALA-JETMAROVA, H.; BARTON, A.; BAGIROV, A. Exploration of the Trade-Offs between Water Quality and Pumping Costs in Optimal Operation of Regional Multiquality Water Distribution Systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 141, n. 6, p. 4014077, 2015b.

MAMBRETTI, S.; ORSI, E. Optimizing Pump Operations in Water Supply Networks Through Genetic Algorithms. **Journal American Water Works Association**, v. 108, n. February, p. 119–125, 2016.

ODAN, F. K. F.; RIBEIRO REIS, L. F.; KAPELAN, Z.; et al. Real-Time Multiobjective Optimization of Operation of Water Supply Systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 141, n. 9, p. 4015011, 2015. American Society of Civil Engineers.

ORMSBEE, L. E.; LANSEY, K. E. Optimal Control of Water Supply Pumping Systems. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 120, n. 2, p. 237–252, 1994.

OSTFELD, A.; SALOMONS, E. Optimal operation of multiquality water distribution systems: unsteady conditions. **Engineering Optimization**, v. 36, n. 3, p. 337–359, 2004.

DE PAOLA, F.; FONTANA, N.; GIUGNI, M.; MARINI, G.; PUGLIESE, F. An Application of the Harmony-Search Multi-Objective (HSMO) Optimization Algorithm for the Solution of Pump Scheduling Problem. *Procedia Engineering*. **Anais...** . v. 162, p.494–502, 2016.

PEREZ, A. M. E. A. **Estudo ótimo da localização de válvulas redutoras de pressão em sistemas de distribuição de água considerando objetivos múltiplos**, 2008. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul.

PRASAD, T. D.; WALTERS, G. A.; SAVIC, D. A. Booster Disinfection of Water Supply Networks: Multiobjective Approach. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 130, n. 5, p. 367–376, 2004.

ROSSMAN, L. A. **EPANET 2 Users Manual**. Cincinnati: U. S. Environmental Protection Agency, 2000.

SALGADO, R.; TODINI, E.; O'CONNELL, P. Extending the Gradient Method to Include Pressure Regulating Valves in Pipe Networks. **Computer Applications in Water Supply - Systems Analysis and Simulation**, 1988.

SANTOS, L. DE P. S. **Otimização multiobjetivo da operação de sistemas de distribuição de água com bombas de rotação variável.**, 2017. Universidade Federal de Goiás.

SAVIC, D.; WALTERS, G.; SCHWAB, M. Multiobjective Genetic Algorithms for Pump Scheduling in Water Supply. **Evolutionary Computing**, p. 1–9, 1997.

SIEW, C.; TANYIMBOH, T. T.; SEYOUM, A. G. Penalty-Free Multi-Objective Evolutionary Approach to Optimization of Anytown Water Distribution Network. **Water Resources Management**, v. 30, n. 11, p. 3671–3688, 2016.

SILVERMAN, B. W. **Density Estimation for Statistics and Data Analysis**. Boston, MA: Springer US, 1986.

SNIS, S. N. A. D. S. Diagnostico dos Serviços de Água e Esgotos-2015. **Sistema Nacional de Informações sSobre Saneamento-SNIS**, p. 212, 2017.

SOLOMATINE, D. P. Two Strategies of Adaptive Cluster Covering with Descent and Their Comparison to Other Algorithms. **Journal of Global Optimization**, v. 14, n. 1, p. 55–78, 1999. Kluwer Academic Publishers.

SOTELO, A.; BARÁN, B. Optimización de los Costos de Bombeo en Sistemas de Suministro de Agua Mediante un Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo Combinado. XV Chilean Conference on Hydraulic Engineering. **Anais...** . p.337–347, 2001.

SOTELO, A.; BASULADO, J.; DOLDÁN, P.; BARÁN, B. Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo Combinados para la Optimización de la Programación de Bombeo en Sistemas de Suministro de Agua. Jornadas de informática y telecomunicaciones – Conferencia de informática y tecnología aplicada (JIT - CITA 2001). **Anais...** , 2001. Assunción - Paraguay.

SOUSA, A. C. DE; SOARES, A. K. Modelo para otimização da operação de sistemas de distribuição de água utilizando o algoritmo genético multiobjetivo SPEA. **Exacta**, v. 12, n. 3, p. 313–324, 2014.

STOKES, C. S.; MAIER, H. R.; SIMPSON, A. R. Water Distribution System Pumping

Operational Greenhouse Gas Emissions Minimization by Considering Time-Dependent Emissions Factors. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 141, n. 7, p. 4014088, 2015.

TEBCHARANI, G. J. **Projeto ótimo de redes de distribuição de água via algoritmos genéticos multiobjetivos**, 2007. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul.

TINH, P. VAN. **A simulation-based multi-criteria management system for optimal water supply under uncertainty**, 2015. Saechsische Landesbibliothek- Staats- und Universitaetsbibliothek Dresden.

TODINI, E. Looped water distribution networks design using a resilience index based heuristic approach. **Urban Water**, v. 2, n. 2, p. 115–122, 2000.

TODINI, E.; PILATI, S. Gradient Algorithm for the Analysis of Pipe Networks. **Computer Applications in Water Supply. Volume 1: Systems Analysis and Simulation**. p.20, 1988.

TSUTIYA, M. T. **Abastecimento de Água**. 3a edição ed. São Paulo: Departamento de Engenharia Hidráulica e Sanitária da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2006.

VELDHUIZEN, D. A. VAN; LAMONT, G. B. Multiobjective Evolutionary Algorithms: Analyzing the State-of-the-Art. **Evolutionary Computation**, v. 8, n. 2, p. 125–147, 2000. MIT Press.

VILANOVA, M. R. N. **Desenvolvimento e Avaliação de Indicadores de Eficiência Hidráulica e Energética para Sistemas de Abastecimento de Água como Ferramenta de Suporte à Tomada de Decisões**, 2012. Universidade Estadual Paulista.

VRUGT, J. A.; ROBINSON, B. A. Improved evolutionary optimization from genetically adaptive multimethod search. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 104, n. 3, p. 708–11, 2007. National Academy of Sciences.

WALSKI, T. M.; BRILL, E. D.; GESSLER, J.; et al. Battle of the Network Models: Epilogue. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 113, n. 2, p. 191–203, 1987.

WANG, J.-Y.; CHANG, T.-P.; CHEN, J.-S. An enhanced genetic algorithm for bi-objective pump scheduling in water supply. **Expert Systems With Applications**, v. 36, n. 7, p. 10249–10258, 2009. Elsevier B.V.

WU, W.; SIMPSON, A. R.; MAIER, H. R.; MARCHI, A. Incorporation of variable-speed pumping in multiobjective genetic algorithm optimization of the design of water transmission systems.(Report)(Author abstract). **Journal of Water Resources Planning and Management**, v. 138, n. 5, p. 543, 2012.

ZITZLER, E.; LAUMANN, M.; THIELE, L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. , 2001.

ZITZLER, E.; THIELE, L. An Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization : The Strength Pareto Approach. **TIK-Report**, , n. 43, p. 43, 1998.

ZITZLER, E.; THIELE, L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. , v. 3, n. 4, p. 257–271, 1999.

## APÊNDICE A – DADOS DA REDE DE VALIDAÇÃO

### Dados dos nós do modelo hidráulico:

ID	Coordenadas		Elevação (m)	Demanda (l/s)
	X-Coord (m)	Y-Coord (m)		
10.00	9.00	27.85	44.81	0.00
15.00	38.68	23.76	9.75	0.06
20.00	29.44	26.91	39.32	0.00
35.00	25.46	10.52	3.81	0.06
40.00	27.02	9.81	40.20	0.00
50.00	33.01	3.01	35.51	0.00
60.00	23.90	29.94	0.00	0.00
601.00	23.00	29.49	0.00	0.00
61.00	23.71	29.03	0.00	0.00
101.00	13.81	22.94	12.80	11.98
103.00	12.96	21.31	13.11	8.40
105.00	16.97	21.28	8.69	8.54
107.00	18.45	20.46	6.71	3.45
109.00	17.64	18.92	6.19	14.60
111.00	20.21	17.53	3.05	8.95
113.00	22.04	16.61	0.61	1.26
115.00	20.98	19.18	4.27	3.29
117.00	21.69	21.28	4.15	7.43
119.00	23.70	22.76	0.61	11.11
120.00	22.08	23.10	0.00	0.00
121.00	23.54	25.50	0.61	2.63
123.00	23.37	27.31	3.35	0.06
125.00	24.59	25.64	3.35	2.88
127.00	29.29	26.40	17.07	1.11
129.00	30.32	26.39	15.54	0.00
131.00	37.89	29.55	1.83	2.70
139.00	33.28	24.54	9.45	0.37
141.00	35.68	23.08	1.22	0.62
143.00	37.47	21.97	-1.37	0.39
145.00	33.02	19.29	0.30	1.74
147.00	30.24	20.38	5.64	0.54
149.00	29.62	20.74	4.88	1.71
151.00	28.29	21.39	10.21	9.11
153.00	28.13	22.63	20.18	2.79
157.00	24.85	20.16	3.99	3.27
159.00	23.12	17.50	1.83	2.61
161.00	25.10	15.28	1.22	1.00
163.00	25.39	14.98	1.52	0.59
164.00	25.98	15.14	1.52	0.00
166.00	26.48	15.13	-0.61	0.16
167.00	25.88	12.98	-1.52	0.92
169.00	25.68	12.74	-1.52	0.00
171.00	26.65	11.80	-1.22	2.48
173.00	26.87	11.59	-1.22	0.00

ID	Coordenadas		Elevação (m)	Demanda (l/s)
	X-Coord (m)	Y-Coord (m)		
179.00	25.71	10.40	2.44	0.00
181.00	25.72	10.74	2.44	0.00
183.00	25.45	10.18	3.35	0.00
184.00	25.15	9.52	4.88	0.00
185.00	25.01	9.67	4.88	1.62
187.00	23.64	11.04	3.81	0.00
189.00	24.15	11.37	1.22	6.81
191.00	22.10	14.07	7.62	5.17
193.00	22.88	14.35	5.49	4.50
195.00	23.18	14.72	4.72	0.00
197.00	20.97	15.18	7.01	1.07
199.00	29.42	8.44	-0.61	7.53
201.00	30.89	8.57	0.03	2.81
203.00	31.14	8.89	0.61	0.06
204.00	23.80	10.90	6.40	0.00
205.00	29.20	6.46	6.40	4.12
206.00	31.66	6.64	0.30	0.00
207.00	31.00	6.61	2.74	4.38
208.00	32.54	6.81	4.88	0.00
209.00	33.76	6.59	-0.61	0.05
211.00	34.20	5.54	2.13	0.55
213.00	35.26	6.16	2.13	0.88
215.00	39.95	8.73	2.13	5.82
217.00	42.11	8.67	1.83	1.53
219.00	44.86	9.32	1.22	2.61
225.00	43.53	7.38	2.44	1.44
229.00	36.16	3.49	3.20	4.05
231.00	38.38	2.54	1.52	1.04
237.00	35.37	3.08	4.27	0.98
239.00	35.76	2.31	3.96	2.81
241.00	35.87	2.11	3.96	0.00
243.00	37.04	0.00	4.27	0.27
247.00	35.02	2.05	5.49	4.44
249.00	35.02	1.81	5.49	0.00
251.00	34.15	1.10	9.14	1.52
253.00	32.17	1.88	10.97	3.44
255.00	33.51	2.45	8.23	2.55
257.00	21.17	23.32	5.18	0.00
259.00	20.80	23.40	7.62	0.00
261.00	20.79	21.45	0.00	0.00
263.00	20.32	21.57	0.00	0.00
265.00	25.39	13.60	0.00	0.00
267.00	23.38	12.95	6.40	0.00
269.00	25.03	12.14	0.00	0.00
271.00	25.97	11.00	1.83	0.00
273.00	29.16	7.38	2.44	0.00
275.00	31.07	8.29	3.05	0.00

**Dados dos trechos do modelo hidráulico:**

ID	Nó inicial	Nó final	Comprimento	Diâmetro	Coef. de rugosidade
			(m)	(mm)	(adm.)
20	RESERV.3	20	30.18	2514.60	199
40	RESERV.1	40	30.18	2514.60	199
50	RESERV.2	50	30.18	2514.60	199
60	River	60	375.21	609.60	140
101	10	101	4328.16	457.20	110
103	101	103	411.48	406.40	130
105	101	105	774.19	304.80	130
107	105	107	448.06	304.80	130
109	103	109	1200.91	406.40	130
111	109	111	609.60	304.80	130
112	115	111	353.57	304.80	130
113	111	113	512.06	304.80	130
114	115	113	609.60	203.20	130
115	107	115	594.36	203.20	130
116	113	193	505.97	304.80	130
117	263	105	830.58	304.80	130
119	115	117	664.46	304.80	130
120	119	120	222.50	304.80	130
121	120	117	569.98	304.80	130
122	121	120	624.84	203.20	130
123	121	119	609.60	762.00	141
125	123	121	457.20	762.00	141
129	121	125	283.46	609.60	130
131	125	127	987.55	609.60	130
133	20	127	239.27	508.00	130
135	127	129	274.32	609.60	130
137	129	131	1975.10	406.40	130
145	129	139	838.20	203.20	130
147	139	141	624.84	203.20	130
149	143	141	426.72	203.20	130
151	15	143	502.92	203.20	130
153	145	141	1069.85	304.80	130
155	147	145	670.56	304.80	130
159	147	149	268.22	304.80	130
161	149	151	310.90	203.20	130
163	151	153	356.62	304.80	130

ID	Nó inicial	Nó final	Comprimento	Diâmetro	Coef. de rugosidade
			(m)	(mm)	(adm.)
169	125	153	1389.89	203.20	130
171	119	151	1054.61	304.80	130
173	119	157	633.98	762.00	141
175	157	159	886.97	762.00	141
177	159	161	609.60	762.00	141
179	161	163	131.06	762.00	141
180	163	164	45.72	355.60	130
181	164	166	149.35	355.60	130
183	265	169	179.83	762.00	141
185	167	169	18.29	203.20	130
186	187	204	30.45	203.20	130
187	169	171	387.10	762.00	141
189	171	173	15.24	762.00	141
191	271	171	231.65	609.60	130
193	35	181	9.14	609.60	130
199	179	183	64.01	304.80	130
201	40	179	362.71	304.80	130
202	185	184	30.45	203.20	130
203	183	185	155.45	203.20	130
204	184	205	1380.74	304.80	130
205	204	185	403.86	304.80	130
207	189	183	411.48	304.80	130
209	189	187	152.40	203.20	130
211	169	269	196.90	304.80	130
213	191	187	780.29	304.80	130
215	267	189	374.90	304.80	130
217	191	193	158.50	304.80	130
219	193	195	109.73	304.80	130
221	161	195	701.04	203.20	130
223	197	191	350.52	304.80	130
225	111	197	850.39	304.80	130
229	173	199	1219.20	609.60	141
231	199	201	192.02	609.60	141
233	201	203	36.58	609.60	130
235	199	273	220.98	304.80	130
237	205	207	365.76	304.80	130
238	207	206	137.16	304.80	130
239	275	207	435.86	304.80	130
240	206	208	155.45	304.80	130
241	208	209	269.75	304.80	130

ID	Nó inicial	Nó final	Comprimento	Diâmetro	Coef. de rugosidade
			(m)	(mm)	(adm.)
243	209	211	368.81	406.40	130
245	211	213	301.75	406.40	130
247	213	215	1306.07	406.40	130
249	215	217	505.97	406.40	130
251	217	219	624.84	355.60	130
257	217	225	475.49	304.80	130
261	213	229	670.56	203.20	130
263	229	231	597.41	304.80	130
269	211	237	633.98	304.80	130
271	237	229	240.79	203.20	130
273	237	239	155.45	304.80	130
275	239	241	10.67	304.80	130
277	241	243	670.56	304.80	130
281	241	247	135.64	254.00	130
283	239	249	131.06	304.80	130
285	247	249	3.05	304.80	130
287	247	255	423.67	254.00	130
289	50	255	281.94	254.00	130
291	255	253	335.28	254.00	130
293	255	251	335.28	203.20	130
295	249	251	441.96	304.80	130
297	120	257	196.60	203.20	130
299	257	259	106.68	203.20	130
301	259	263	426.72	203.20	130
303	257	261	426.72	203.20	130
305	117	261	196.60	304.80	130
307	261	263	106.68	304.80	130
309	265	267	481.58	203.20	130
311	193	267	356.62	304.80	130
313	269	189	196.90	304.80	130
315	181	271	79.25	609.60	130
317	273	275	679.70	203.20	130
319	273	205	196.60	304.80	130
321	163	265	365.76	762.00	141
323	201	275	91.44	304.80	130
325	269	271	393.19	203.20	130
329	61	123	13868.40	762.00	140
330	60	601	0.30	762.00	140
333	601	61	0.30	762.00	140

**Dados dos padrões de demanda:**

Período de simulação	Padrão geral	Padrão do nó 203	Padrão do nó 123	Padrão do nó 35	Padrão do nó 15
1	1.34	4439.00	0.00	1637.00	620.00
2	1.94	4531.00	0.00	1706.00	620.00
3	1.46	4511.00	0.00	1719.00	620.00
4	1.44	4582.00	0.00	1719.00	620.00
5	0.76	4531.00	0.00	1791.00	620.00
6	0.92	4582.00	1219.00	1819.00	360.00
7	0.85	4572.00	0.00	1777.00	360.00
8	1.07	4613.00	0.00	1842.00	0.00
9	0.96	4643.00	0.00	1815.00	0.00
10	1.10	4643.00	1866.00	1825.00	0.00
11	1.08	4592.00	1836.00	1856.00	0.00
12	1.19	4613.00	1818.00	1801.00	360.00
13	1.16	4531.00	1818.00	1819.00	360.00
14	1.08	4521.00	1822.00	1733.00	360.00
15	0.96	4449.00	1822.00	1664.00	360.00
16	0.83	4439.00	1817.00	1620.00	360.00
17	0.79	4449.00	1824.00	1613.00	0.00
18	0.74	4460.00	1816.00	1620.00	0.00
19	0.64	4439.00	1833.00	1616.00	0.00
20	0.64	4419.00	1817.00	1647.00	0.00
21	0.85	4368.00	1830.00	1627.00	0.00
22	0.96	4399.00	1814.00	1627.00	0.00
23	1.24	4470.00	1840.00	1671.00	360.00
24	1.67	4480.00	1859.00	1668.00	360.00

**Dados dos RNV's do modelo hidráulico:**

ID	Coordenadas		Elevação	Nível inicial	Nível mínimo	Nível máximo	Diâmetro
	X-Coord	Y-Coord					
	(m)	(m)	(m)	(m)	(m)	(m)	(m)
RESERV.1	27.46	9.84	40.20	3.99	0.03	9.78	25.91
RESERV.2	32.99	3.45	35.51	7.16	1.98	12.28	15.24
RESERV.3	29.41	27.27	39.32	8.84	1.22	10.82	49.99

### Dados dos RNF's do modelo hidráulico:

ID	Coordenadas		Nível da água (m)
	X-Coord (m)	Y-Coord (m)	
River	24.15	31.06	67.06
Lake	8.00	27.53	50.90

### Curvas de bomba:

