

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA HIDRÁULICA E AMBIENTAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

LUIS HENRIQUE MAGALHÃES COSTA

**UTILIZAÇÃO DE UM ALGORITMO GENÉTICO HÍBRIDO NA
OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE
ÁGUA COM ÊNFASE NA EFICIÊNCIA ENERGÉTICA**

FORTALEZA – CE

2010

LUIS HENRIQUE MAGALHÃES COSTA

**UTILIZAÇÃO DE UM ALGORITMO GENÉTICO HÍBRIDO NA
OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE
ÁGUA COM ÊNFASE NA EFICIÊNCIA ENERGÉTICA**

Tese submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Civil, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor em Engenharia Civil.

Área de concentração: Recursos Hídricos

Orientador: Prof. Ph.D. Marco Aurélio Holanda de Castro

**FORTALEZA – CE
2010**

C873u Costa, Luis Henrique Magalhães
Utilização de um algoritmo genético híbrido na operação de sistemas de abastecimento de água com ênfase na eficiência energética / Luis Henrique Magalhães Costa, 2010.
146 f. ; il.; enc.

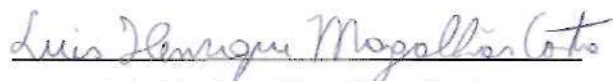
Orientador: Prof. Dr. Marco Aurélio Holanda de Castro
Área de concentração: Recursos Hídricos
Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental, Fortaleza, 2010.

1. Recursos Hídricos. 2. Abastecimento de água . 3. Energia – conservação. I. Castro, Marco Aurélio Holanda de (orient.) II. Universidade Federal do Ceará – Programa de Pós – Graduação em Engenharia Civil.
III. Título.

CDD 627

Esta Tese foi submetida como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Grau de Doutor em Recursos Hídricos, outorgado pela Universidade Federal do Ceará, e encontra-se à disposição dos interessados na Biblioteca Central da referida Universidade.

A citação de qualquer trecho desta Tese é permitida, desde que seja feita de acordo com as normas da ética científica.



Luis Henrique Magalhães Costa

Tese aprovada em 31/05/2010

Examinadores:



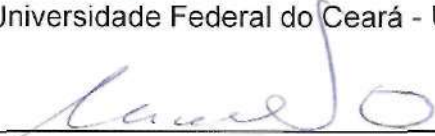
Prof. Ph.D. Marco Aurélio Holanda de Castro (orientador)
Universidade Federal do Ceará – UFC



Prof. Ph.D. Horst Frischkorn
Universidade Federal do Ceará - UFC



Prof. Doutor João Kenedy de Araújo
Universidade Federal do Ceará - UFC



Prof. Doutor Mariano da Franca Alencar Neto
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - IFCE



Prof. Doutor Cristiano das Neves Almeida
Universidade Federal da Paraíba - UFPB

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, por cada etapa em minha vida ter acontecido no momento certo, como somente Ele o faria.

Ao professor Marco Aurélio Holanda de Castro pela orientação segura, confiança, apoio e por todas as oportunidades que me concedeu para o desenvolvimento de minha carreira acadêmica e profissional.

À professora Helena Ramos pela atenção, pela confiança em mim e pelos ensinamentos que foram essenciais para o desenvolvimento desta tese.

À Coordenadoria de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelas bolsas concedidas tanto para o desenvolvimento desta pesquisa como pelo estágio no exterior (PDEE – Programa de Doutorado no País com Estágio no Exterior).

À minha família, Glória e Luiz Costa, pela compreensão, pelo apoio incondicional e pelo reconhecimento da importância deste trabalho.

À Emanuela Guimarães, pelo estímulo, carinho, paciência, apoio irrestrito e compreensão.

Ao grande amigo, Fernando Peroba Júnior, pela atenção, pela preocupação e pela grande e preciosa ajuda nos pontos principais deste trabalho. Um agradecimento muito especial.

À Cira Pitombo, pela estima ao desenvolvimento deste trabalho e pelas valiosas dicas e revisões.

Aos amigos Tenisson Heide, Gustavo Weyne, Marcus Vinicius (Zacarias), Magno, Karine, Vanessa, Vinicius, Luciana Dantas, Emílio, Renato Guimarães, Germana Menescal, Erivelton, Carlos Leal, Francione, Erivelton e Pedro Malarro que me acompanharam no decorrer desta jornada.

Aos amigos que fiz em Lisboa: Fábio Gonçalves, Pedro Bizarro, Lia e Talles

Aos amigos professores André Bezerra, Giancarlos e Bruno Prata.

A todos que de alguma maneira contribuíram para a realização deste trabalho.

**"As pessoas raramente reconhecem a oportunidade
porque ela surge disfarçada em trabalho árduo."**

H. L. Mencken

RESUMO

COSTA, L.H.M. *Utilização de um algoritmo genético híbrido na operação de sistemas de abastecimento de água com ênfase na eficiência energética*. Fortaleza, 2010. 146 p. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2010.

Em geral, as regras operacionais dos Sistemas de Abastecimento de Água (SAAs) visam à garantia da continuidade do abastecimento público, sem a consideração da variação da tarifa energética ao longo do dia. Este fato ocasiona o aumento do custo energético gerado pelos motores das bombas em funcionamento. Entretanto, além da utilização eficiente da tarifa energética, outros aspectos devem ser considerados na operação de um SAA tais como, a gama de combinações possíveis de regras operacionais, a variação da demanda hídrica e a manutenção dos níveis dos reservatórios e das pressões nos pontos de consumo dentro de seus limites pré-estabelecidos. Isto motivou o desenvolvimento desta pesquisa, que tem como objetivo fornecer ao operador condições de operacionalidade nas estações elevatórias do sistema de forma racional, não dependendo somente de sua experiência profissional. Desta forma, apresenta-se neste trabalho um modelo computacional de apoio à tomada de decisão com vistas à minimização dos gastos com energia elétrica. Para tanto, fundamenta-se na junção da técnica dos Algoritmos Genéticos (AGs) e do simulador hidráulico EPANET. O AG é responsável pela busca de estratégias operacionais com custo energético reduzido, enquanto que a avaliação do desempenho hidráulico dessas estratégias é feita pelo EPANET. Além disso, devido à alta aleatoriedade característica dos AGs, foi incorporado ao mesmo um conjunto de algoritmos determinísticos visando tornar o processo o menos estocástico possível. Com o acoplamento destes algoritmos ao AG padrão desenvolveu-se um Algoritmo Genético Híbrido (AGH). A metodologia proposta foi avaliada por meio de três estudos de casos, sendo dois hipotéticos e um real, localizado na cidade de Ourém, em Portugal. Os resultados obtidos nos três estudos de caso demonstram a superioridade do AGH em relação ao AG padrão, tanto pelo encontro de melhores soluções, como na redução considerável do tempo computacional demandado para tal feito. Finalmente, espera-se que o desenvolvimento dessa metodologia possa contribuir para o uso de modelos de otimização na operação de SAAs em tempo real.

Palavras-chave: algoritmo genético híbrido; sistema de abastecimento de água; eficiência energética.

ABSTRACT

COSTA, L.H.M. Use of hybrid genetic algorithm in the operation in water supply system considering energy efficiency. Fortaleza, 2010. 146 p. Thesis (Doctorate) - Federal University of Ceará, Fortaleza, 2010.

In general, operational rules applied to water distribution systems are created to assure continuity of the public water supply, without taking into account variations of the energy costs during a day. This causes an elevation of the energy costs due to the pumps. Furthermore besides rational use of energy by the pumps, there are other aspects which should be considered in order to achieve an optimized operation of a water transmission system, such as the daily variation of the water demand and the requirements regarded minimum and maximum water levels in the tanks and pressure requirements in the nodes of the water network. The objective of the present work is to develop a computer code which will determine on optimized operation rule for the system which will reach minimum costs of energy used by the pumps. The system is based in the use of Genetic Algorithms (GA) and the hydraulic network computer system EPANET. The GA for of the system is responsible for the search for rules of low energy costs and the hydraulic calculations are done by EPANET. Besides, one major innovation proposed by this research is the introduction of the Hybrid Genetic Algorithm which in order to reduce the stochastic standard aspect of the GA. The proposed methodology was applied to three study cases: two hypothetical and one real which was located in the city of the Ourém, Portugal. The results of these three study cases clearly show the superiority of the hybrid GA over the standard GA. The hybrid GA not only obtained better solution but also took much less time to run. Finally, it is expected that the use of this methodology will lead to more real time applications.

Keywords: hybrid genetic algorithm; water supply system; energy efficiency.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1: Etapas do método proposto	4
Figura 3.1: Ilustração da roleta	28
Figura 3.2: Cruzamento com um ponto	29
Figura 3.3: Cruzamento uniforme	30
Figura 3.4: Exemplo de mutação	30
Figura 3.5: Esquema geral dos algoritmos genéticos convencionais (Fonte: Cheung,2004)	32
Figura 4.1: Fluxograma (AG e EPANET)	38
Figura 4.2: Estrutura do modelo desenvolvido	39
Figura 4.3: Esquema de um sistema adutor (Fonte: Pedrosa, 2006)	41
Figura 4.4: Esquema das perdas de energia num conjunto motor-bomba (Fonte: Pedrosa, 2006)	44
Figura 4.5: Fluxograma de uma simulação hidráulica estendida no EPANET (Alonso et al,2000)	57
Figura 4.6: Representação da solução	61
Figura 4.7: Exemplo do problema da mochila (Fonte:Wikipedia,2010)	62
Figura 4.8: Soluções factíveis (peso total inferior a 13 kg)	63
Figura 4.9: Evolução do AG	64
Figura 4.10: Exemplo do método da roleta	69
Figura 4.11: Cruzamento de um ponto	70
Figura 4.12: EPANET-AGS	71
Figura 4.13: EPANET-AGH	73
Figura 4.14: Fluxograma geral do funcionamento dos algoritmos de reparação	74
Figura 4.15: Fluxograma Reparação I	76
Figura 4.16: Aplicação do algoritmo Reparação I	77
Figura 4.17: Probabilidade acumulada das quantidades de acionamentos por bomba	78
Figura 4.18: Aplicação do algoritmo Reparação II	79
Figura 4.19: Exemplo de uma estação elevatória com três bombas	80
Figura 4.20: Algoritmo de Reparação IV para um reservatório	81
Figura 4.21: Esquema das alterações genéticas por restrição violada	82
Figura 4.22: Determinação das bombas que influenciam cada reservatório	83
Figura 4.23: Determinação das bombas que influenciam cada nó	83
Figura 4.24: Interface principal do EPANET com as novas funções de otimização	84
Figura 4.25: Janela de edição dos reservatórios	85
Figura 4.26: Janela de edição dos limites de pressão dos nós	86
Figura 4.27: Janela de edição para a quantidade máxima de acionamentos	86
Figura 4.28: Nova janela de edição para os parâmetros do Algoritmo Genético	86
Figura 4.29: Apresentação das soluções factíveis	87
Figura 5.1: Topologia da rede (adaptado de Almeida,2001)	90
Figura 5.2: Variação do fator de demanda	92
Figura 5.3: Variação da tarifa energética	93
Figura 5.4: Soluções factíveis (até três acionamentos)	94
Figura 5.5: Solução ótima global (SOG3) e tarifa energética	94
Figura 5.6: Variação dos níveis dos reservatórios RNV1 e RNV2	95
Figura 5.7: Evolução do AGH e AGS para soluções com até três acionamentos	96
Figura 5.8: Solução ótima (AGH) com até três acionamentos	97
Figura 5.9: Solução ótima (AGS) com até três acionamentos	97
Figura 5.10: Soluções factíveis (até dois acionamentos)	98
Figura 5.11: Evolução do AGH e AGS para soluções com até dois acionamentos	99
Figura 5.12: Solução ótima global (SOG2)	100
Figura 5.13: Solução ótima (AGH) com até dois acionamentos	100
Figura 5.14: Soluções factíveis (um acionamento)	101
Figura 5.15: Evolução do AGH e AGS para soluções com um acionamento	101

<i>Figura 5.16: Solução ótima global (SOG1)</i>	102
<i>Figura 5.17: Solução ótima (AGH) com um acionamento</i>	102
<i>Figura 5.18: Topologia da rede AT(M)</i>	103
<i>Figura 5.19: Variação do fator de demanda</i>	105
<i>Figura 5.20: Evolução do AGH e AGS</i>	106
<i>Figura 5.21: Solução ótima (Rao e Salomons,2007)</i>	107
<i>Figura 5.22: Solução ótima (AGH e AGS)</i>	107
<i>Figura 5.23: Variação dos níveis dos reservatórios</i>	108
<i>Figura 5.24: Variação das pressões nos nós críticos</i>	108
<i>Figura 5.25: Topologia do sistema adutor de Ourém</i>	110
<i>Figura 5.26 : Esquema do reservatório Cascalheira - EE1</i>	111
<i>Figura 5.27 : Esquema da estação elevatória da Relveirinha</i>	111
<i>Figura 5.28: Esquema do reservatório São Gens</i>	112
<i>Figura 5.29: Variação do fator de demanda (Fátima, Alqueidão e Autoquia)</i>	113
<i>Figura 5.29: Estratégia operacional da empresa VEOLIA (12/07/07) para EE1</i>	114
<i>Figura 5.30: Estratégia operacional da empresa VEOLIA (12/07/07) para EE2</i>	114
<i>Figura 5.31: Evolução das soluções viáveis – AGH e AGS</i>	116
<i>Figura 5.32: Solução ótima (AGH-EE1)</i>	117
<i>Figura 5.33: Solução ótima (AGH-EE2)</i>	117
<i>Figura 5.34: Solução ótima (AGS-EE1)</i>	117
<i>Figura 5.35: Solução ótima (AGS-EE2)</i>	117
<i>Figura 5.36: Variação do nível do reservatório Fazarga</i>	118
<i>Figura 5.37: Variação do nível do reservatório São Gens</i>	118
<i>Figura 5.38: Representação do espaço de busca</i>	119
<i>Figura 5.39: Representação do espaço de busca para problemas extremamente restritivos</i>	121
<i>Figura 5.40: Factibilização pelo AGS e AGH</i>	122
<i>Figura 5.41: Análise comparativa entre o AGH e o AGS</i>	128
<i>Figura A1: Curva da bomba – Hm(m) x vazão (m³/h) (estudo de caso 1)</i>	145
<i>Figura A2: Curva da bomba (Rao e Salomons,2007 – estudo de caso 2)</i>	145
<i>Figura A3: Curva da bomba – EE1 (Elevatória que abastece o reservatório Fazarga)</i>	146
<i>Figura A4: Curva da bomba – EE2 (Elevatória que abastece o reservatório São Gens)</i>	146

LISTA DE TABELAS

<i>Tabela 3.1: Exemplo do método da roleta</i>	28
<i>Tabela 4.1: Peso e custo dos produtos</i>	63
<i>Tabela 4.2: Solução ótima global (problema da mochila)</i>	65
<i>Tabela 4.3: Valores do coeficiente k</i>	67
<i>Tabela 4.4: Exemplo do método da roleta</i>	68
<i>Tabela 4.6: Número de soluções por quantidade de acionamentos (1 bomba)</i>	77
<i>Tabela 5.1: Característica dos nós</i>	91
<i>Tabela 5.2: Característica dos trechos</i>	91
<i>Tabela 5.3: Características dos nós da rede AT(M)</i>	104
<i>Tabela 5.4: Características das tubulações da rede AT(M)</i>	104
<i>Tabela 5.4: Classificação do período de hora legal no verão</i>	115
<i>Tabela 5.5: Tarifa energética horária EE1</i>	115
<i>Tabela 5.6: Tarifa energética horária EE2</i>	116
<i>Tabela 5.7: Resultados do estudo de caso 1</i>	126
<i>Tabela 5.8: Soluções finais do estudo de caso 2</i>	127

LISTA DE SIGLAS

AG: Algoritmo Genético

AGH: Algoritmo Genético Híbrido

AGS: Algoritmo Genético Simples

ASA: Adaptive Search Algorithm

BHT: Benefício Hidráulico Total

CAD: Computer Aided Design

CAGECE: Companhia de Abastecimento de Água e Esgoto do Ceará

CLP: Controladores Lógicos Programados

EPA: Environmental Protection Agency

GIS: Geographical Information System

IDH: Índice de Desempenho Hidráulico

IST: Instituto Superior Técnico (Lisboa)

MPM: Método da Penalidade Multiplicativa

NMA: Número Máximo de Acionamento

NSGA: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

PD: Programação Dinâmica

PL: Programação Linear

PNL: Programação Não-Linear

POM: Problema de Otimização Multi-Objetivo

QSF: Quantidade de Soluções Factíveis

RCE: Redução do Custo Energético

RNA: Redes Neurais Artificiais

SAA: Sistema de Abastecimento de Água

SIPF: Solução Infactível Passível de Factibilização

SNIS: Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento

SOG: Solução Ótima Global

SPEA: Strength Pareto Evolutionary Algorithm

TC: Tempo Computacional

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	1
1.2 OBJETIVOS E JUSTIFICATIVA.....	3
1.3 APRESENTAÇÃO SUCINTA DO MÉTODO	4
1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	5
2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA E REVISÃO DE LITERATURA.....	6
2.1 OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA.....	6
2.2 GASTOS ENERGÉTICOS EM EMPRESAS DE SANEAMENTO	8
2.3 FORMULAÇÃO DE UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO.....	10
2.4 TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO	11
2.5 REVISÃO LITERÁRIA.....	12
2.5.1 <i>Otimização aplicada em sistemas de abastecimento de água</i>	12
2.5.2 <i>Otimização na operação de sistemas de abastecimento de água</i>	14
2.5.3 <i>Otimização em tempo real</i>	18
3. ALGORITMOS GENÉTICOS	23
3.1 INTRODUÇÃO	23
3.2 DEFINIÇÕES	24
3.3 ELEMENTOS DE UM ALGORITMO GENÉTICO.....	25
3.3.1 <i>Representação e Codificação</i>	25
3.3.2 <i>Função Aptidão</i>	26
3.3.3 <i>Geração da População Inicial</i>	27
3.3.4 <i>Seleção</i>	27
3.3.5 <i>Reprodução</i>	29
3.3.6 <i>Mutação</i>	30
3.3.7 <i>Elitismo</i>	31
3.3.8 <i>Critério de Parada</i>	31
3.4 ESTRUTURA DO ALGORITMO GENÉTICO	32
3.5 PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO	33
3.5.1 <i>Tamanho da população</i>	33
3.5.2 <i>Taxa de cruzamento</i>	34
3.5.3 <i>Taxa de mutação</i>	34
3.6 ALGORITMOS DE REPARAÇÃO	35
3.7 ALGORITMOS HÍBRIDOS.....	35
4. MODELO COMPUTACIONAL	36
4.1 INTRODUÇÃO	36
4.2 ESTRUTURA DO MODELO	37
4.3 FORMULAÇÃO DO MODELO	41
4.3.1 <i>Considerações Iniciais</i>	41
4.3.2 <i>Função Objetivo</i>	43
4.3.3 <i>Restrições</i>	46
4.3.4 <i>Confiabilidade hidráulica</i>	48
4.4 MÓDULO DE SIMULAÇÃO HIDRÁULICA.....	51
4.4.1 <i>Considerações Iniciais</i>	51
4.4.2 <i>Equilíbrio Hidráulico</i>	53
4.4.3 <i>Simulador hidráulico: EPANET</i>	55
4.4.4 <i>Funções utilizadas da extensão Toolkit</i>	58

4.5	MÓDULO DE OTIMIZAÇÃO: ALGORITMO GENÉTICO.....	60
4.5.1	<i>Considerações Iniciais</i>	60
4.5.2	<i>Validação</i>	61
4.5.3	<i>Funções Penalidades</i>	65
4.5.4	<i>Tipo de Seleção Utilizada</i>	68
4.5.5	<i>Tipo de Cruzamento Utilizado</i>	70
4.6	EPANET - ALGORITMO GENÉTICO SIMPLES.....	71
4.7	EPANET - ALGORITMO GENÉTICO HÍBRIDO.....	72
4.7.1	<i>Descrição Geral</i>	72
4.7.2	<i>Algoritmos de Reparação</i>	74
4.7.3	<i>Análise de Sensibilidade Hidráulica</i>	82
4.8	INTERFACE DO MODELO.....	84
4.8.1	<i>Considerações Iniciais</i>	84
4.8.2	<i>Etapas da Otimização</i>	85
4.8.3	<i>Apresentação dos Resultados</i>	87
5.	APLICAÇÕES DO MODELO PROPOSTO.....	89
5.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	89
5.2	ESTUDO DE CASO 1.....	90
5.3	ESTUDO DE CASO 2.....	103
5.4	ESTUDO DE CASO 3.....	109
5.5	ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	119
5.5.1	<i>Aspectos computacionais</i>	119
5.5.2	<i>Aspectos hidráulicos</i>	125
6.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	130
6.1	SÍNTESE GERAL DO TRABALHO.....	130
6.2	CONCLUSÕES.....	131
6.3	RECOMENDAÇÕES.....	133
7.	BIBLIOGRAFIA.....	135
7.1	LISTA DE PUBLICAÇÕES.....	135
7.2	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	135
8.	ANEXOS.....	145

1. INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Grande parte da população mundial tem seu abastecimento de água realizado por companhias especializadas que acabam por exercerem um papel vital no gerenciamento deste recurso com demanda crescente e de fácil escassez. As limitações dos recursos hídricos e energéticos e as crescentes preocupações ambientais tornam a distribuição de água ainda mais desafiadora.

Entre dois e três por cento do consumo de energia do mundo são usados no bombeamento e tratamento de água para residências urbanas e indústrias. O consumo de energia, na maioria dos sistemas de abastecimento de água em todo o mundo, poderia ser reduzido em pelo menos 25 %, por meio de ações com melhor desempenho em eficiência energética (Watergy,2009).

Nas últimas décadas, o mundo deparou-se com uma crise energética sem precedentes, principalmente por motivos hidrometeorológicos, que ocasionou mudanças culturais nos diversos setores da sociedade. Desta forma, surgiu uma preocupação mundial que resultou na criação de diversas instituições com o intuito de promover o uso limpo e eficiente da energia em todo o mundo.

A Alliance é uma destas instituições e caracteriza-se por ser uma organização não governamental da qual fazem parte líderes governamentais, empresariais, ambientais e consumidores, cujo objetivo principal é identificar oportunidades em potencial para a conservação de energia e verificar as dificuldades de alcançá-las. Dentre os trabalhos desenvolvidos pela Alliance em várias cidades do mundo nos últimos cinco anos, destaca-se sua parceria com a CAGECE que, segundo Watergy (2009), após o primeiro ano de parceria, obteve uma redução de 5MW em seu consumo energético total. Além disto, até o momento, soma uma redução de 15MW, enquanto que, efetivamente, aumentou a quantidade de ligações de serviços de atendimento de água.

Segundo Tsutiya (2004), mais de 90% dos gastos com energia elétrica das empresas de saneamento devem-se às estações elevatórias de água e esgoto. Pedrosa (2006) afirma que dentre os fatores que contribuem para esse elevado índice de consumo de energia, destacam-se: ausência de medição e monitoramento dos

principais parâmetros que regulam o sistema; falta de um melhor compartilhamento dos dados entre várias gerências da companhia; equipamentos antigos e ultrapassados; envelhecimento das tubulações; elevado desperdício de água utilizável; falta de uma política de manutenção e substituição; complexidade das redes de condutos e má política de gerenciamento operacional dos grupos elevatórios e falta de investimentos na área operacional.

Dentre as medidas práticas que podem levar à redução do custo de energia elétrica, a alteração dos procedimentos operacionais de bombeamento demonstra ser bastante eficaz, pois não necessita de pouco investimento e, além disto, a economia, devido a esta redução, ocorre em curto prazo. Entretanto, a determinação de estratégias operacionais que reduzam custos energéticos e que mantenham a qualidade do atendimento aos clientes é uma tarefa complexa. Objetivos distintos estão envolvidos neste processo como, por exemplo, a utilização eficiente da tarifa energética e a manutenção das variáveis hidráulicas dentro dos limites pré-estabelecidos.

O avanço tecnológico na área computacional permitiu, nos últimos anos, a ampliação da quantidade de trabalhos científicos voltados à otimização de modelos visando à redução do custo energético na operação de Sistemas de Abastecimento de Água (SAA). No entanto, a maioria dos modelos desenvolvidos foi aplicada em casos específicos. Além disto, outra dificuldade notável é que as empresas de saneamento apresentam um distanciamento entre as decisões adotadas por suas gerências operacionais e os métodos desenvolvidos a partir de pesquisas científicas.

Com base nestas informações, foi elaborado neste trabalho um modelo computacional capaz de determinar regras operacionais de estações elevatórias de água visando um custo energético reduzido. O modelo desenvolvido foi acoplado à interface do simulador hidráulico EPANET (Rossman,2000). Assim, torna-se possível a determinação de estratégias operacionais otimizadas em qualquer estação elevatória simulada no ambiente deste simulador.

1.2 OBJETIVOS E JUSTIFICATIVA

O objetivo principal desta pesquisa é desenvolver uma ferramenta computacional que, inserida à interface do programa EPANET, determine estratégias operacionais visando à redução do custo energético e considerando a confiabilidade do sistema em um ciclo diário de operação.

Para tanto, utiliza-se o método dos Algoritmos Genéticos que, por sua vez, foi desenvolvido na linguagem Pascal por meio do compilador DELPHI 7. Este compilador foi escolhido com a finalidade de promover a integração entre a rotina de simulação hidráulica disponibilizada pelo EPANET (*toolkit*) e o Algoritmo Genético.

Dentre as técnicas de otimização disponíveis atualmente, o Algoritmo Genético (AG) foi a ferramenta escolhida por oferecer uma grande flexibilidade na exploração do espaço de busca, aliado à possibilidade do uso de variáveis discretas. Além disso, a técnica é de fácil manipulação, o que facilita a sua conectividade com modelos de simulação.

Entretanto, o AG não trata diretamente problemas com restrições. É necessária a utilização de outros métodos para contornar esta limitação (e.g. método das penalidades). Como a operação em SAA é considerada um problema complexo, com muitas restrições, resta dúvida quanto à velocidade do AG padrão na convergência e definição da solução ótima.

Objetivando atenuar o problema das restrições e, conseqüentemente, reduzir o tempo computacional demandado pelo AG padrão foram criados novos algoritmos que atuam diretamente nas soluções com restrições violadas. Com a incorporação destes novos algoritmos ao AG padrão desenvolveu-se um Algoritmo Genético Híbrido. Ambos os algoritmos são testados e avaliados nesta pesquisa.

Os objetivos específicos do presente trabalho são:

- Construção e validação do Algoritmo Genético Simples (AGS), dos algoritmos que atuam nas soluções inviáveis e, com a junção destes, do Algoritmo Genético Híbrido (AGH).
- Interligação entre as rotinas de otimização supracitadas e o módulo de simulação hidráulica (EPANET - *toolkit*), possibilitando o desenvolvi-

mento de uma rotina computacional, aplicável a qualquer sistema elevatório.

- Comparação entre as soluções obtidas pelo modelo computacional desenvolvido e a solução ótima global de um sistema elevatório hipotético. Sendo esta última, obtida a partir da exploração de todo o espaço de busca das possíveis soluções desse sistema.
- Aplicação e avaliação do modelo, considerando os métodos AGS e AGH, em dois estudos de caso hipotéticos e um real (Ourém, Portugal).
- Análise dos resultados obtidos e recomendações de novas implementações em modelos de otimização na operação em SAA.

Vale ressaltar que, o AGH apresentado neste trabalho é um procedimento alternativo e inédito à otimização do custo energético em operação em SAA. Espera-se que o modelo computacional desenvolvido possa servir de ferramenta na elaboração de estratégias operacionais com custo energético reduzido pelas empresas de saneamento.

1.3 APRESENTAÇÃO SUCINTA DO MÉTODO

Para atingir os objetivos do trabalho, foram seguidos os passos indicados na Figura 1.1. As etapas do método proposto, sumariadas esquematicamente a seguir, serão descritas detalhadamente nos capítulos 4 e 5.

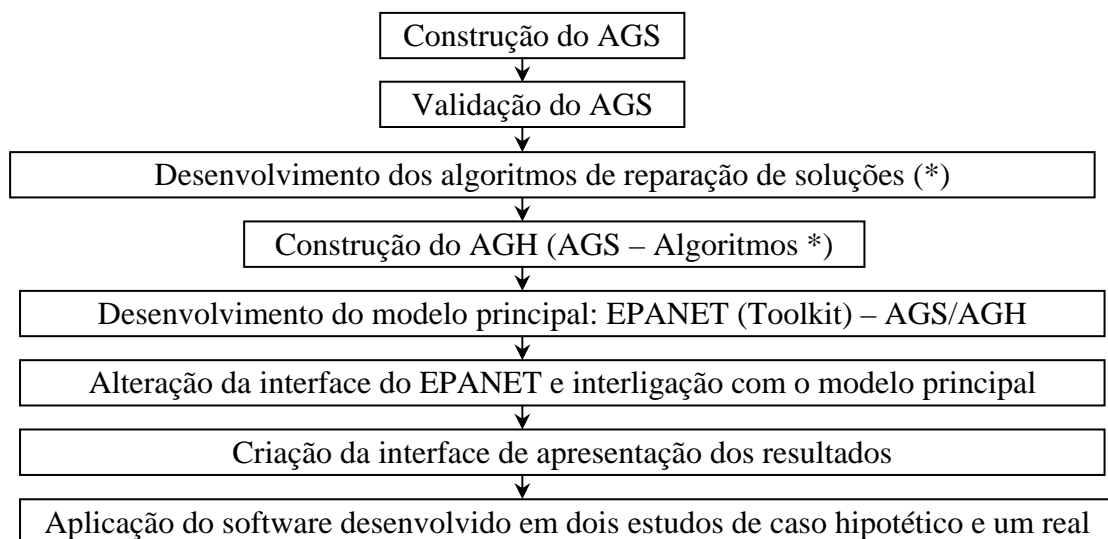


Figura 1.1: Etapas do método proposto

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta tese está organizada em seis capítulos. O presente capítulo oferece uma introdução ao tema desenvolvido, seus objetivos e justificativas, apresenta de forma sucinta o método proposto e descreve a maneira como a tese foi elaborada.

O Capítulo 2 contém uma revisão bibliográfica contendo os principais modelos matemáticos utilizados na otimização de SAA com ênfase no custo energético de sua operação.

O Capítulo 3 fornece uma base teórica do algoritmo genético padrão objetivando o entendimento da elaboração e aplicação do algoritmo genético híbrido desenvolvido neste trabalho.

O Capítulo 4 contém uma descrição completa do modelo computacional proposto, mostrando os fundamentos dos algoritmos desenvolvidos (AGS e AGH) e sua interligação com o modelo de simulação hidráulica.

O Capítulo 5 apresenta uma análise do modelo proposto obtida com a aplicação do mesmo em três estudos de caso.

Finalmente, o Capítulo 6 apresenta as conclusões desta pesquisa e recomendações para trabalhos futuros.

2. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA E REVISÃO DE LITERATURA

2.1 OPERAÇÃO DE SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DE ÁGUA

De uma forma geral, os SAAs são extensos e complexos, com vários elementos hidráulicos tais como, reservatórios, válvulas, bombas, tubulações dos sistemas adutores e das redes de distribuição que, por sua vez, chegam a possuir milhares de pontos de consumo.

No Brasil, segundo a Portaria 518/2004 do Ministério da Saúde (Brasil, 2004), os SAAs são de responsabilidade do poder público, mesmo que administrada em concessão ou permissão. Tais entidades são responsáveis pelo fornecimento de água em quantidade e qualidade adequada aos consumidores, a partir do uso de recursos ambientais, humanos, tecnológicos e financeiros.

À medida que as taxas de cobertura de abastecimento de água vão se aproximando dos seus limites, ocorre uma mudança da fase de construção e ampliação dos sistemas para a fase de sua gestão e operação. Os problemas que se apresentam aos engenheiros das entidades gestoras vão necessitando cada vez mais de uma maior racionalidade.

A definição de estratégias de gestão e operação de sistemas de abastecimento de água é uma tarefa bastante complexa pelos múltiplos aspectos a se considerar e a modelar. A concretização desse objetivo depende fundamentalmente da dimensão e complexidade do sistema, da experiência da equipe de operação, da existência de estruturas de automação e controle e da disponibilidade de modelos matemáticos para análise dos sistemas.

A operação de um sistema é a seqüência de manobras exercidas sobre os seus elementos ativos, tais como válvulas e bombas (Cunha,2009). Nos casos reais, existem milhares de combinações possíveis de manobras. Entretanto, tais manobras sobre aqueles elementos devem considerar fatores como: quantidade e pressão de água aos consumidores finais, qualidade da água fornecida, confiabilidade do sistema (garantia do abastecimento), controle de perdas e gastos com energia elétrica.

As manobras operacionais podem ser realizadas por meio de três formas: controle manual, automático e centralizado.

Cunha(2009) define que no controle manual, os elementos do sistema são manobrados por operadores locais, que possuem pouca ou nenhuma informação a respeito do restante do sistema. Já o controle automático diferencia-se na utilização do operador. Neste caso o controle não é feito pelo operador (e.g. reservatórios controlados por bóias, elevatórias operadas por sensores de pressão). Quando o controle automático é baseado em Controladores Lógicos Programados (CLP), este passa a ser denominado de controle automático programado.

No controle centralizado, o processo de operação fica a cargo de uma central de controle, que se baseia em dados do sistema obtidos através de rádio, telefonia ou telemetria, podendo um operador central controlar remotamente os elementos do sistema. A partir desses dados, é possível expandir o conhecimento do sistema, suas características hidráulicas e mecânicas, de forma a propiciar a utilização de um simulador hidráulico para que o mesmo represente da forma mais fiel possível o comportamento do sistema em análise.

A função principal dos simuladores hidráulicos é a de oferecer “respostas” às alterações realizadas no sistema. De acordo com Heller e Pádua (2006), as aplicações mais evidentes de modelos hidráulicos com o foco na operação de SAAs são:

- Análises hidráulicas, para a identificação de problemas de abastecimento (pressão insuficiente ou exagerada);
- Análises hidráulicas, para a identificação de problemas de qualidade da água no sistema distribuidor;
- Poderoso auxílio na difícil tarefa de identificação das perdas nos sistemas;
- Treinamento de técnicos das unidades operacionais;
- Análise hidráulica dos efeitos da operação de válvulas para as intervenções de rotina (manutenções, interligações, reparos, etc.).

Além das aplicações supracitadas, Heller e Pádua (2006) também destacam os estudos dos sistemas de bombeamento, tanto na produção quanto na distribuição, com a finalidade de otimização energética.

Em situações onde se precisam calcular antecipadamente as variáveis hidráulicas do sistema, é necessário utilizar, no simulador hidráulico, demandas relativas ao período em que se deseja realizar essa previsão. Essa situação é bastante utilizada em planejamentos operacionais em tempo real. Tais planejamentos utilizam-se de modelos de previsão de demanda que, por sua vez, se baseiam em informações anteriores e no conhecimento do estado atual do sistema.

Depois de inseridas as demandas previstas no simulador hidráulico, é possível retornar os resultados de um conjunto de estratégias candidatas à operação. Essas estratégias são avaliadas, sendo escolhida a de melhor desempenho do ponto de vista técnico.

Na grande maioria dos casos reais, existem inúmeras estratégias que garantem a confiabilidade do sistema. Entretanto, além desse fator, também é importante que se considere a minimização dos custos de operação, sendo o energético o de maior valor.

2.2 GASTOS ENERGÉTICOS EM EMPRESAS DE SANEAMENTO

Atualmente, no Brasil e no mundo, têm-se reduzido os subsídios dados pelo poder público para a diminuição dos custos dos insumos água e energia, necessários aos projetos da área de saneamento. Esta diminuição de subsídios, principalmente das tarifas de energia elétrica, tem aumentado consideravelmente os custos energéticos nas empresas concessionárias de abastecimento de água (Gomes, 2009).

Segundo vários autores (Polito,2006; Bahia,1998; Tsutiya,2001; Gomes,2009), o consumo de energia elétrica é, na maioria dos casos, o segundo maior item de custo operacional dos prestadores de serviços de saneamento, sendo que o primeiro está relacionado às despesas com pessoal.

As principais oportunidades de economia de energia elétrica são encontradas nas melhorias de procedimentos operacionais, no redimensionamento de elementos hidráulicos (e.g. tubulações, bombas, reservatórios) e no uso de tecnologias eficientes.

O consumo de energia elétrica está diretamente associado ao consumo de água nos serviços de saneamento. Como, o índice de perdas de água no Brasil é de 39% por ano do total de água captada (SNIS,2007), pode-se afirmar que ações de combate a tais perdas também se configuram em efetivo potencial na redução do consumo de energia elétrica.

Tsutiya (2001), de uma forma mais sistemática e prática, apresenta uma série de medidas que pode levar a redução do consumo energético, destacando-se três grandes grupos:

- 1) Redução do custo sem a diminuição do consumo de energia elétrica:
 - Sem investimentos (ações administrativas): adequação da demanda contratada; alteração da estrutura tarifária; detecção de desvios de consumo; erros de leitura;
 - Com investimentos (ações operacionais): alteração da tensão de alimentação; melhoria do fator de carga; correção do fator de potência.
- 2) Redução do custo pela diminuição do consumo de energia elétrica:
 - Redução da altura manométrica: redução das perdas de carga;
 - Redução do volume de água distribuído: controle de perdas, uso racional da água;
 - Melhoria de rendimento dos conjuntos elevatórios: rendimento do motor; rendimento da bomba.
- 3) Redução do custo pela alteração do sistema operacional:
 - Alteração do sistema bombeamento-reservação;
 - Utilização de variadores de rotação;
 - Alteração nos procedimentos operacionais.

Pedrosa(2006) complementa a essas alternativas apresentadas por Tsutiya(2001) citando:

- 4) Redução do custo pela automação do sistema de abastecimento de água;
- 5) Redução do custo pela geração de energia elétrica por sistemas independentes.

Além das medidas sugeridas por Tsutiya(2001) e Pedrosa (2006) sugere-se:

- 6) Aproveitamento de energia elétrica por meio da instalação de turbinas em tubulações em que se deseja impor reduções de pressões.

Contudo, pode-se observar que são inúmeras as diretrizes de redução dos gastos com energia elétrica em uma empresa de saneamento. Entretanto, como a alteração do planejamento operacional das estações elevatórias não exige a necessidade de investimentos, além de propiciar um retorno em curto prazo, recomenda-se, em primeira instância, uma avaliação apurada sobre os benefícios energéticos que podem ser obtidos com as alterações das estratégias operacionais, considerando a variação das tarifas energéticas.

2.3 FORMULAÇÃO DE UM PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Os problemas de otimização apresentam alguns conceitos e definições largamente empregadas na literatura e de conhecimento imprescindível.

A formulação clássica do problema de otimização pode ser apresentada conforme o conjunto de equações a seguir.

$$\text{Max ou Min } f(x_1, x_2, x_3 \dots x_N) \quad (\text{função objetivo}) \quad [2.1]$$

sujeito a:

$$A_j \leq g(x_i) \leq B_j \quad j = 1,2,3, \dots J \quad (\text{restrições de comportamento}) \quad [2.2]$$

$$x_{i \min} \leq x_i \leq x_{i \max} \quad i = 1,2,3, \dots N \quad (\text{limites das variáveis de decisão}) \quad [2.3]$$

As incógnitas das equações são descritas juntos com as seguintes definições:

- Variável de decisão (x_i): são as variáveis que se alteram durante o processo de otimização. Elas podem ser contínuas (reais), inteiras ou binárias. Na operação em SAA podem representar os estados das bombas ou válvulas (aberta ou fechadas).
- Restrições ($g(x_i)$): são funções que restringem as soluções de forma a determinar sua viabilidade. No tema deste trabalho, poderia ser o limite mínimo (A_j) e máximo (B_j) dos níveis do reservatório j .

- Função objetivo (FO): É a função em que se deseja otimizar. O custo energético é um dos exemplos que se pode aplicar na operação de SAA.

2.4 TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO

Tradicionalmente os problemas de otimização em engenharia até a década de 80 eram resolvidos por meio de técnicas clássicas da pesquisa operacional como, por exemplo, a programação linear (PL), programação não-linear (PNL) e programação dinâmica (PD). Porém, o maior impasse da construção desses métodos determinísticos é que os mesmos fazem uso do cálculo de derivadas da função objetivo para a determinação da direção da busca da solução ótima.

Além da dificuldade do cálculo de derivadas, outras desvantagens dos algoritmos determinísticos, segundo Wu e Simpson (2001), são: dificuldade de adaptação a projetos com variáveis discretas e complexidade de aplicação em problemas práticos de engenharia. Em contrapartida, a maioria desses métodos apresenta rapidez e eficiência na procura de soluções ótimas.

A partir da década de 90, com a evolução das linguagens de programação, inúmeros pesquisadores desenvolveram trabalhos envolvendo otimização nas áreas de hidráulica e hidrologia utilizando-se de técnicas meta-heurísticas tais como, Algoritmos Genéticos, Redes Neurais Artificiais (RNA), Lógica Fuzzy, Simulated Annealing, Árvores de Decisão, etc.

De acordo com Goldberg(1989), os Algoritmos Genéticos (AGs) surgiram da analogia entre otimização e os mecanismos da genética e evolução natural das espécies, combinando os conceitos de adaptação seletiva, troca de material genético e sobrevivência dos indivíduos mais adaptados, sendo, por isso, classificados como um Algoritmo Evolutivo. Aqueles mecanismos são descritos no Capítulo 3 deste trabalho.

Dentre as vantagens do uso dos AGs destacam-se a sua capacidade de otimizar funções com variáveis contínuas e discretas, não necessitar de cálculo de derivadas e a possibilidade de aplicação em função descontínuas. Tais características tornam o AGs uma poderosa ferramenta, podendo a mesma ser aplicada numa grande variedade de problemas. Franca Alencar (2003), Carrijo(2004), Ribeiro(2005)

e Sousa(2007) descrevem alguns exemplos de aplicações dos AGs na otimização de problemas relacionados a recursos hídricos.

2.5 REVISÃO LITERÁRIA

2.5.1 Otimização aplicada em sistemas de abastecimento de água

Os primeiros trabalhos de otimização aplicados em sistemas de abastecimento de água procuravam minimizar o custo dos projetos das redes de distribuição de água. A partir da década de 60, com o trabalho desenvolvido por Karmeli et al.(1968), diversos trabalhos nesta linha de pesquisa foram publicados, resultado em uma vasta literatura sobre o tema.

Karmeli et al.(1968), apresentaram a PL como metodologia para a determinação dos diâmetros ótimos para pequenos sistemas de distribuição de água do tipo ramificado. Acreditava-se que não era possível utilizar a programação linear para a solução de problemas com redes malhadas.

O modelo apresentado por Alperovits e Shamir (1977) expande a formulação da programação linear desenvolvida por Karmeli et al. (1968) às redes malhadas. Esta nova proposição é composta por um método de resolução de dois estágios. A adoção dessa metodologia representou um avanço no dimensionamento das redes com o intuito de obter a otimização de redes malhadas, pois as metodologias até então utilizadas eram baseadas em um único estágio, adequando-se somente às redes ramificadas.

Inúmeros outros autores também se basearam na técnica de PL para minimizar o custo das redes de distribuição de água como, por exemplo, Morgan e Goulter (1985), Guercio e Xu(1997), Taher e Labadie (1996), Ostfeld e Karpibka (2005) e Samani e Mottaghi(2006).

Em relação à aplicação a PNL em otimização de SAAs encontrados na literatura podem-se citar: Raman (1970), Duan et al. (1988), Lanssey et al. (1989), Kim e Mays (1994), Varma et al. (1997), Ponte(2000), Sakarya e Mays (2000) e Burgschweiger et al. (2005).

Já os trabalhos desenvolvidos considerando a PD são em menos quantidade. Perez et al. (1993) e Kleiner et al. (2001), utilizaram essa técnica no dimensionamento e na reabilitação em redes de distribuição de água, respectivamente.

No que diz respeito ao grande número de técnicas convencionais terem sido desenvolvidas e aplicadas na área de abastecimento de água, Lansey e Mayes (1989) observam a atenção mais significativa aos problemas voltados a otimização de projetos de redes de distribuição, especialmente aqueles relativos ao dimensionamento das tubulações. Pedrosa(2006) sugere que um dos fatores que levam a esse maior interesse de investigação deve-se ao fato de que são as redes de distribuição que demandam o maior volume dos investimentos na implantação dos sistemas públicos de água.

A utilização dos algoritmos genéticos na otimização de SAAs somente foi iniciada ao fim da década de 80, com o trabalho de Goldberg e Kuo (1987). Os AGs vêm merecendo uma atenção especial nesse tipo de problema devido sua eficiência comprovada na busca de soluções de problemas complexos.

Pedrosa(2006) afirma que o foco da maioria dos trabalhos publicados, baseados nos AGs, continua sendo direcionado para otimização das variáveis relativas a projetos de redes, particularmente para as áreas de dimensionamento de condutos. Nessa linha de pesquisa, exemplificam-se os seguintes trabalhos: Simpson et al.(1994), Dandy et al.(1996), Savic e Walters (1997), Lippai et al. (1999), Kumar et al.(2000), Prasad e Park (2002), Franca Alencar(2003) e Vairevamoorthy e Ali (2005), Mota (2007).

Aplicações dos AGs em SAAs também podem ser vistas em áreas tais como, calibração (e.g. Gambale,2000;Righetto,2001; Araújo,2003; Silva,2006), confiabilidade (Wood e Rayes,1981), reabilitação de redes (Halhal, et al.,1997;Wu et al.,2001;Cheung,2004) e perdas físicas (Caliman et al.,2001).

O surgimento de dificuldades operacionais de SAAs ocasionados pelos aumentos das demandas, da complexidade dos sistemas e das tarifas de energia elétrica propiciou uma ampliação dos trabalhos nessa área de estudo.

No item 2.5.2, a seguir, apresenta-se uma revisão bibliográfica dos principais modelos de otimização desenvolvidos para a operação de SAAs.

2.5.2 Otimização na operação de sistemas de abastecimento de água

De forma semelhante aos estudos relacionados aos projetos de redes de distribuição de água, na área operacional também se observa o emprego de técnicas de otimização clássicas. A principal aplicação dessas técnicas foi na minimização dos custos de bombeamento, conforme podem ser vistos em: Little e McCrodden (1989), Jowitt e Xu (1990), Jowitt e Germanopoulos (1992), Venturini (1997), Barbosa et al.(1999) e Francato e Barbosa (1999), que fizeram uso da PL; Ormsbee et al.(1989), Zessler e Shamir (1989), Lansey e Awumah (1994) e Nitivattananon et al. (1996),que utilizaram a técnica de PD; Brion e Mays(1991), Santana (1999) e Almeida et al. (2000) que, por sua vez, utilizaram a PNL.

Entretanto, algumas limitações envolvem a aplicações dos métodos clássicos supracitados. Segundo Wu e Simpson (2001) as principais limitações que envolvem a aplicação desses métodos são: a facilidade de conduzir o processo de otimização para ótimos locais, a falta de flexibilidade no tratamento de variáveis discretas e a complexidade de implementação e uso. Já Mackle et al. (1995) mencionam que essas técnicas apresentam em comum a limitação do uso para pequenos sistemas, encontrando grandes dificuldades para utilização em sistemas maiores, restringindo sua aplicação em casos práticos na engenharia.

Assim como nas áreas correlatas, o uso dos AGs na otimização de operação de SAAs também vêm ganhando bastante destaque. Apesar do crescente uso dos AGs, segundo Pedrosa (2006), observa-se que numa revisão da literatura sobre o emprego de tal técnica nos processos operacionais, observa-se que as tentativas de redução dos custos de bombeamento de água para fins de abastecimento ficam, muitas vezes, restritas às estações elevatórias, tipo booster, instaladas em pontos estratégicos de redes de distribuição com objetivo definido.

Portanto, essas pesquisas não contemplam esquemas hidráulicos complexos, típicos de estações de bombeamento em sistemas públicos de abastecimento de água, citando-se como exemplo: associação de bombas centrífugas e recalque para vários reservatórios.

Um dos trabalhos pioneiros utilizando a técnica dos AGs foi o de Wood e Reddy (1994) apud Almeida (2001) que propuseram uma metodologia de controle de bombas com rotação variável, objetivando a redução dos custos de bombeamento e

as fugas na rede em período extensivo (24 horas). A técnica de resolução é baseada em um modelo dual, conectando um simulador hidráulico a um modelo de otimização, onde sua resolução é feita por meio do AG. O algoritmo genético é empregado para gerar um conjunto de variáveis de decisão (níveis dos reservatórios). Com base nestas variáveis, são obtidas as variáveis de estado (vazões e pressões) por meio do simulador hidráulico, que são utilizadas para avaliar a função objetivo e as restrições de contorno. Essa metodologia foi aplicada a uma rede de distribuição baseada em um setor conhecido como Argentine, da cidade de Kansas (EUA). Foi assumido pelos autores um custo energético de U\$ 0.05/kWh entre as 8 horas da noite e 8 horas da manhã e U\$ 0.10/kWh para as demais horas do dia. A economia conseguida empregando a metodologia proposta foi da ordem de 7.5%.

No Brasil, um dos primeiros estudos nessa linha de pesquisa foi o trabalho de Righetto (2002) que usou cinco índices de desempenho operacional ao longo de um ciclo de 24 horas de simulação. Tais índices consideram o consumo de energia elétrica, o nível de água em reservatório, o atendimento da demanda, a adequação da pressão média e uma possível alteração da operação. As variáveis de decisão do modelo são: o número de bombas em cada estação elevatória, a velocidade rotacional das bombas e a condição de abertura das válvulas de controle de vazão. A simulação hidráulica do modelo baseia-se no Método das Características para avaliar as soluções geradas pelo AG. Os resultados obtidos com a aplicação em um sistema hipotético simples foram satisfatórios.

É sabido que o nível inicial de operação dos reservatórios influencia no custo energético das soluções do problema de minimização do custo energético da operação de SAAs. Nesse contexto, Almeida e Barbosa (2002) apud Cunha (2009) pesquisaram a influência de percentuais iniciais de reservação no consumo de energia de uma bomba, de rotação variável, instalada numa rede de distribuição alimentada por dois reservatórios de montante. Os autores chegaram a conclusão de que, para o estudo de caso analisado, as condições iniciais dos níveis dos reservatórios podem propiciar economias de aproximadamente 35% com relação a um dia normal de operação.

Outros autores (e.g. Lansey e Awumah, 1994; Ribeiro, 2005; Sousa, 2007) também realizaram uma análise de sensibilidade sobre as condições iniciais de operação. Ribeiro (2005) concluiu que em uma operação, onde os níveis iniciais de reser-

vação apresentam 90% da capacidade máxima, proporciona maiores economias nos custos energéticos.

Carrijo (2004) também afirma que a manutenção dos níveis iniciais dos reservatórios próximos dos máximos pode resultar em benefícios na operação do sistema, enquanto que Pedrosa (2006) adotou em 80% o nível inicial dos reservatórios.

Em relação à utilização dos AGs, muitos autores consideram que esse método demanda um esforço computacional elevado e sofrem da falta de refinamento das soluções nas proximidades do ótimo. Sendo assim, algumas pesquisas focaram a alteração da estrutura original do AG convencional no intuito de aumentar a eficiência na busca de soluções ótimas na operação de SAAs.

Pezeshk e Helweg (1996) apresentam uma metodologia desenvolvida para a companhia de água de Memphis, Tennessee, o ASA (Adaptive Search Algorithm), para minimizar os custos de bombeamento de água. Esse algoritmo se diferencia do AG e de outros métodos pela estratégia de busca, pois, o ASA utiliza as características do sistema para gerar e melhorar suas soluções, de modo que, em cada iteração, uma melhoria é garantida, não sendo somente uma solução quase-randômica. O ASA utiliza o simulador KYPIPE para calcular as vazões e pressões.

As variáveis de decisão do ASA são, a saber, o estado (liga/desliga) e as rotações (para o caso de bombas com rotação variável). O ASA primeiro troca todas as bombas trabalhando com as opções on e off até que as restrições do sistema sejam satisfeitas. No estágio final, o programa também pode mudar as rotações para o caso de bombas com rotação variável. O ASA foi aplicado em um sistema de distribuição de água de Memphis, mostrando-se bastante eficiente na redução dos custos de bombeamento.

Wu e Simpson (2001) apud Pedrosa (2006) utilizaram uma técnica denominada Algoritmos Genéticos Competentes, para reduzir o tempo computacional de busca no AG convencional, possibilitando sua aplicação a grandes sistemas de abastecimento de água. Nessa metodologia as cadeias que representam possíveis soluções do problema têm comprimento variável, tanto ao longo das diversas gerações, como também numa mesma população. A performance dessa técnica, associada ao simulador hidráulico EPANET, foi testada em projetos de redes de abastecimento de

água nas cidades de New York e Moroccan, demonstrando que a solução de custo mínimo foi encontrada com cerca de 1/3 do número de gerações do AG tradicional.

Objetivando supervisionar o sistema da cidade de Sevilha na Espanha, León et al. (2000) criaram um modelo especialista de apoio à decisão denominado EXPLORE. O modelo criado funciona com base em regras heurísticas organizadas a partir do conhecimento físico do sistema, do histórico da variação de demandas, das tarifas de energia elétrica e da experiência prática dos operadores. Os autores conseguiram uma redução dos custos de energia da ordem de 25%.

Já Zyl et al. (2004) desenvolveram um AG híbrido por meio do acoplamento com o método de busca direta Hillclimber. Aplicações do modelo criado foram comparadas com o desempenho do AG tradicional, demonstrando mais agilidade e apresentando respostas de melhor qualidade quando aplicado a uma rede hipotética e a uma rede complexa em Yorkshire, Inglaterra.

A grande importância e utilização de recursos tecnológicos que consideram a ferramenta SIG propiciaram o desenvolvimento de vários trabalhos que utilizaram essa ferramenta de suporte na operação de SAAs tais como, Schindler e Garrard(1999), Maksimovic e Carmi(1999),Burrows et al.(1999) e Westphal et al. (2003).

Em conjunto com a minimização dos custos operacionais também foram considerados outros objetivos na operação de SAAs. Quando, de forma simultânea, vários objetivos são considerados em um mesmo processo de otimização, diz-se que esse tipo de problema é um Problema de Otimização Multi-Objetivo (POM).

Neste contexto, Sakarya e Mays (2000) incorporaram as funções de qualidade da água presentes na toolkit do EPANET2 ao método de otimização do gradiente reduzido generalizado para encontrar uma combinação horária de uma bomba instalada numa rede hipotética que viesse minimizar três diferentes funções objetivo: desvio dos valores de concentração das substâncias químicas presentes na água em relação a valores tolerados de concentração; tempo de funcionamento das bombas; custo total de energia elétrica. Os resultados apontaram que soluções com os objetivos considerados foram encontradas, entretanto tais soluções apresentaram grande quantidade de acionamentos por bomba, tornando o modelo impraticável para casos reais.

Sotelo et al.(2001) considerou a minimização simultânea de quatro objetivos: o custo de energia elétrica, o custo de manutenção das bombas, o custo de recuperação do nível inicial do reservatório e o custo da demanda de potência. Para tanto, utilizou-se os métodos SPEA e NSGA em uma rede hipotética formada por cinco bombas e um reservatório.

Já Carrijo (2004) também fez uso de um PMO. Para tanto, considerou a minimização do custo energético e a maximização do benefício hidráulico. O modelo computacional é formado pelo módulo de simulação hidráulica (EPANET) e pelo módulo de otimização (AG multiobjetivos – NSGA,SPEA e NSGAI). O autor obteve resultados satisfatórios para um sistema de distribuição real localizado na cidade de Goiânia (GO).

Mais recentemente, Pedrosa(2006) e Cunha(2009) desenvolveram modelos de otimização, a partir da junção do AG e o EPANET, para a minimização do custo energético do SAA que abastece a cidade de João Pessoa (PB). O segundo autor também considerou a otimização em tempo real. Trabalhos envolvendo esse ultimo tipo de otimização são apresentados no item que se segue.

2.5.3 Otimização em tempo real

Com o desenvolvimento dos instrumentos de medição e transmissão de dados (e.g. vazões nas tubulações, níveis dos reservatórios) e com a criação dos centros de controles operacionais na empresas de saneamento, motiva-se a utilização da otimização em tempo real. Neste tipo de otimização, as variáveis hidráulicas do sistema são obtidas em tempo real e, a partir destas, são determinadas as estratégias operacionais nas horas seguintes do dia. Como o funcionamento do sistema é extremamente dinâmico, tendo variações contínuas de suas variáveis hidráulicas, é interessante que as atualizações do planejamento estratégico ocorra inúmeras vezes ao dia, em intervalos semelhantes.

Portanto, a principal característica que um modelo de otimização em tempo real deve ter é sua rapidez no encontro de boas soluções, pois tais soluções devem ser determinadas entre os intervalos das atualizações do planejamento estratégico.

Coulbeck (1988) foi um dos pioneiros na otimização da operação de SAAs em tempo real. Para tanto, desenvolveu cinco softwares para as seguintes finalidades:

- GIPADS (Graphical Interactive Pump-source Analysis, Design and Simulation): utilizado para simular o comportamento das bombas e avaliar os custos associados com o modo de operação das mesmas;
- GINAS (Graphical Interactive Network Analysis and Simulation): utilizado para verificar os esquemas de operação de uma rede através de simulação. O programa possibilita a realização de simulações estáticas (instantâneas) e dinâmicas (período extensivo). O programa também gera o resultado do comportamento hidráulico de todos os componentes da rede, assim como, os custos de operação das estações de bombeamento e os custos de abastecimento e tratamento da água em pontos de injeção;
- GIPOS (Graphical Interactive Pump Optimization and Scheduling) e GIMPOS (Graphical Interactive Mult-station Pump Optimization and Scheduling): utilizados para a obtenção do esquema ótimo de operação de estações de bombeamento para alguns sistemas simples;
- GIPSOC (Graphical Interactive Pump Station Optimization and Control): utilizado para otimizar o esquema de operação e controle de um determinado sistema, provido de vários reservatórios e estações de bombeamento;
- GIDAP (Graphical Interactive Demand Analysis and Prediction): utilizado para previsão de demandas.

Com base nos softwares descritos o autor apresenta um esquema de controle em tempo de um sistema de abastecimento de água. Entretanto, apesar do trabalho ser bastante arrojado, não apresenta informações disponíveis sobre as técnicas utilizadas.

Lansey e Awumah (1994) e Nitivattananon et al. (1996) utilizaram a técnica de PD para determinar estratégias operacionais de bombas em tempo real. Ambos os modelos se apresentaram mais eficientes quando utilizados na definição de planejamento estratégico diário, isto é, não considerando as variações em tempo real.

Mais recentemente, Rao e Salomons (2007), objetivando reduzir o tempo computacional para o encontro de boas soluções, utilizou a técnica de RNA para

realizar as simulações hidráulicas das soluções geradas pelo AG. A função principal da RNA é a de replicar os dados gerados pelo simulador hidráulico EPANET. Para tanto, numa etapa anterior a otimização, geram-se aleatoriamente uma grande quantidade de soluções e, com os resultados calculados pelo EPANET, efetua-se o aprendizado da RNA, tornando a mesma capaz de “substituir” satisfatoriamente o EPANET.

Como as simulações de uma RNA treinada demandam um tempo computacional bem inferior quando se comparado ao EPANET (simulação estendida), Rao e Salomons (2007) conseguiram uma redução significativa ao aplicar o modelo RNA-AG em um sistema hipotético. Salomons et al.(2007) aplicaram aquele modelo em parte de um sistema de abastecimento localizado na cidade de Haifa, em Israel, denominado de Haifa-A. Esses autores chegaram a conclusão que o uso do AG-RNA mostrou-se aproximadamente 25 vezes mais rápido do que o AG-EPANET, sugerindo sua utilização em modelos em tempo real.

Dentre as desvantagens da utilização da RNA na replicação das simulações hidráulicas do EPANET destacam-se:

Falta de credibilidade dos resultados

Como o aprendizado da RNA é feito em cima dos valores calculados pelo EPANET, por meio de soluções geradas de forma aleatória, pode-se afirmar que a RNA somente conseguirá replicar o EPANET, de forma satisfatória, no caso de soluções semelhantes ou próximas daquelas que foram usadas no aprendizado da RNA.

Os algoritmos utilizados no cálculo de simulação estendida pelo EPANET são bastante complexos e extensos, pois envolvem uma grande quantidade de variáveis hidráulicas em vários passos de tempo. Portanto, é bastante viável considerar “limitada” a utilização da RNA para este fim.

Limitação do uso em SAAs simples

À medida que se aumenta a quantidade de respostas exigidas à RNA também se aumenta a dificuldade de seu aprendizado. Dessa forma, faz-se necessário uma redução desta quantidade para a utilização da RNA. Nessa linha de raciocínio, Rao

e Salomons(2007) e Salomons et al.(2007), em seus estudos de casos, inseriram no aprendizado da RNA somente os elementos hidráulicos utilizados no modelo de otimização, ou seja, apenas foram considerados os nós restritivos e os reservatórios.

Por exemplo, na rede utilizada por Rao e Salomons (2007) (o mesmo utilizado no item 5.2 desta tese) observa-se a existência de 19 nós. Entretanto, no aprendizado da RNA somente foi utilizado 3 desses nós, pois são os que apresentam limites mínimos de pressões. Portanto, para esse estudo de caso, a RNA não é capaz de identificar a existência de pressões negativas (descontinuidade do abastecimento) dos 16 nós que não foram considerados. Na operação de SAAs reais, é necessária a avaliação de inúmeros nós e reservatórios em cada passo de tempo, tornando desapropriado o modelo desenvolvido por aquele autor.

Problema com alterações nos sistemas

Para cada alteração na estrutura física do sistema (i.e. ampliação, substituição de tubulações) é necessário realizar um novo aprendizado na RNA. Tais alterações devem ser consideradas no EPANET para que, em seguida, sejam realizadas inúmeras simulações com esse simulador para, então, iniciar o processo de aprendizado da RNA. Apesar da ausência do EPANET no algoritmo principal de otimização, seu uso é extremamente necessário no processo como um todo.

Tendo em vista as desvantagens da utilização da RNA na replicação do EPANET, Shamir e Salomons (2008) utilizaram o algoritmo desenvolvido por Ulanici et al. (1996) para a criação de um modelo reduzido de uma segunda parte do SAA da cidade de Haifa (Haifa-B).

O SAA Haifa-B possui 867 nós, 987 tubos, 9 reservatórios, 17 bombas em 5 estações elevatórias, 8 válvulas redutoras de pressão e seis áreas de demandas. Já o sistema reduzido possui 77 nós e 92 tubos. Com esse sistema reduzido, obteve uma redução no tempo computacional na convergência de soluções ótimas em 15 vezes.

As simulações hidráulicas no método proposto por Shamir e Salomons (2008) são realizadas pelo EPANET, tornando esse modelo mais confiável, além de proporcionar sua utilização em sistemas mais complexos.

As inovações apresentadas neste trabalho atuam no processo de busca do modelo de otimização. Para tanto, foram criados novos algoritmos no intuito de re-

duzir o tempo computacional demandado por esse processo. No modelo desenvolvido, as simulações hidráulicas são realizadas pelo EPANET e a estrutura (quantidade de nós e trechos) do SAA considerada por esse simulador permanece a mesma da situação real.

3. ALGORITMOS GENÉTICOS

3.1 INTRODUÇÃO

Os algoritmos Genéticos (AGs), criado por Holland (1975), desenvolvido e consolidado por Goldberg (1989), são métodos estocásticos de busca global e que realizam tal busca através da evolução de uma população de indivíduos, onde cada indivíduo é a representação de uma possível solução do problema. O princípio de funcionamento está baseado na Teoria da Evolução de Darwin.

A seleção natural impõe certa ordem ao processo de evolução, o qual é dividido em partes. A primeira parte se caracteriza pela obtenção da diversidade ou variedade genética e é realizada aleatoriamente, sem uma ordem determinada. Na segunda parte atua a seleção e a diversidade genética é controlada, em certo grau, pelos fatores ecológicos do ambiente. Através da seleção natural, a conservação de um gene que representa características promissoras em relação ao ambiente aumenta gradativamente. O aumento dá-se pelo fato desta característica genética ser transmitida por meio da reprodução, pois os indivíduos mais aptos contêm tais genes e possuem maior tendência a sobreviverem e se reproduzirem.

Os AGs transformam uma população de indivíduos, cada um com um valor associado de adaptabilidade, chamado de aptidão, numa nova geração de indivíduos usando os princípios Darwinianos de reprodução e sobrevivência dos mais aptos, pela aplicação de operações genéticas.

Cada indivíduo na população representa uma possível solução para um dado problema, o que o AG faz é procurar aquela que seja muito boa ou a melhor para o problema analisado pela criação genética de populações de indivíduos cada vez mais aptos à maximização ou minimização da função objetivo de interesse.

Os AGs se diferem das técnicas convencionais de pesquisa, ao utilizarem um conjunto inicial randômico de soluções chamado população. Cada indivíduo na população é chamado de cromossomo, uma possível representação da solução para o problema analisado. Um cromossomo é uma seqüência de símbolos e normalmente, mas não necessariamente, uma cadeia binária. Os cromossomos evoluem através de sucessivas iterações, chamada geração. Durante cada geração, os cromossomos são mensurados através de algumas medidas de avaliação também chamadas de

função aptidão. Para criar a próxima geração, o novo cromossomo, chamado de filho, é formado utilizando: um operador de cruzamento que mescla dois cromossomos da geração atual e o operador de mutação que, por sua vez, altera alguns genes selecionados de forma aleatória.

Em seguida, uma nova geração é então formada: selecionando, de acordo com a avaliação dos cromossomos, alguns dos pais (descendentes) gerados; rejeitando outros cromossomos, de modo a manter as populações com tamanhos constantes. Depois de várias gerações, o algoritmo converge para o melhor cromossomo, o qual se espera que represente uma solução ótima ou próxima ao valor ótimo para o problema.

3.2 DEFINIÇÕES

As principais definições relacionadas com os AGs são:

- Cromossomo: Cadeia de caracteres representando alguma informação relativa às variáveis do problema. Cada cromossomo representa solução do problema.
- Gene: É a unidade básica do cromossomo. Cada cromossomo tem um certo número de genes, podendo representar, mas não necessariamente, uma certa variável do problema.
- População: Conjunto de cromossomos (soluções).
- Geração: Representa cada iteração que o AG executa.
- Operadores Genéticos: Operadores (algoritmos) que o AG realiza sobre os cromossomos, alterando-os no intuito de evoluí-los.
- Função objetivo ou de avaliação: É a função que se deseja otimizar. Nela contém a informação numérica do desempenho de cada cromossomo da população, estando representadas as características do problema que o AG necessita para realizar seu objetivo. Pode ser expressa como:

$$FO = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad [3.1]$$

Onde x_i são as variáveis que o algoritmo procura determinar para otimizar FO.

Dentre as definições do AG relacionadas ao aspecto matemático do problema citam-se o espaço de busca (i.e. região que compreende todas as soluções possíveis do problema a ser otimizado) e a região viável (i.e. região que compreende todas as soluções viáveis do problema).

3.3 ELEMENTOS DE UM ALGORITMO GENÉTICO

3.3.1 Representação e Codificação

A representação ou codificação das variáveis de projeto a serem otimizadas proporciona um grande impacto no desempenho de busca, devendo ser o mais simples possível sem perder, no entanto, as características de representação do problema tratado.

Existem inúmeras formas de representação das variáveis, tais como: binária, números reais ou números inteiros.

A primeira representação usada foi a binária onde os genes podem assumir os valores 0 ou 1. Para muitos problemas de otimização combinatória (e.g. problema da mochila binário) onde as variáveis do problema são binárias esta representação é ideal.

Para problemas de otimização com variáveis reais, uma codificação binária pode ser introduzida pela conversão de valores numéricos para valores binários de comprimentos fixos, sempre se necessitando realizar o caminho inverso para avaliação da função objetivo. Dessa forma, existe uma grande desvantagem no caso da representação binária, em problemas com variáveis reais, que seriam as constantes conversões entre valores de ponto flutuantes e binários e vice-versa, fazendo com que o algoritmo tenha uma convergência vagarosa. Uma solução para este impasse é a utilização direta das variáveis reais, sendo que, neste caso, é necessário realizar algumas adaptações nos operadores genéticos de cruzamento e mutação.

Segundo Goldberg (1989), o melhor método para trabalhar com AG é codificar os parâmetros de uma possível solução do problema em uma cadeia de bits binária. Segundo o autor, isto permite uma manipulação fácil e eficiente dos operado-

res genéticos sobre os cromossomos. Por outro lado, a representação real das variáveis gera cromossomos menores e é de fácil compreensão.

A melhor estratégia de representação de variáveis reais tem sido tema de várias pesquisas (e.g. Michalewicz e Attia, 1994; Haupt e Haupt, 1998) e muitas delas têm demonstrado a maior utilização da representação real.

Na representação inteira os genes podem assumir valores inteiros positivos. Este tipo de representação é usado principalmente em problemas como o da mochila, o do caixeiro viajante, o de seqüenciamento, entre outros.

Uma vez definidas as variáveis de projeto relevantes para a resolução do problema de otimização, bem como em qual forma tais variáveis serão representadas, deve-se organizar tais variáveis para formar os cromossomos.

3.3.2 Função Aptidão

Uma vez definidas as variáveis de projeto relevantes para a resolução do problema de otimização, bem como em qual forma tais variáveis serão representadas, devem-se organizar tais variáveis de forma a formarem os cromossomos.

A avaliação da população é realizada pela função de aptidão, que deve indicar a “qualidade” de cada indivíduo na população. Para problemas de otimização ela está intimamente ligada à função objetivo que se deseja otimizar. A função de aptidão (FA) pode ser tomada como uma modificação da função objetivo:

$$FA = f(FO) \quad [3.2]$$

A função aptidão pode ser igual à função objetivo, ou resultado de algumas técnicas aplicadas a função objetivo. Tais técnicas (e.g. escalonamento, ranking) ordenam e determinam valores aos indivíduos de acordo com sua eficiência dentro da população.

3.3.3 Geração da População Inicial

A população inicial de indivíduos ou cromossomos é na maioria das vezes realizada de forma aleatória, embora existam ocasiões onde é mais apropriada uma seleção heurística da mesma, introduzindo logo de início, um ou mais indivíduos “interessantes”.

Na forma aleatória existe a possibilidade da população inicial não explorar todas as regiões do espaço de busca e, por isso, precisar de uma população maior.

Já população inicial gerada baseada em boas soluções conhecidas tem o objetivo de fazer o AG obter melhores soluções em um tempo de execução menor em comparação a inicialização aleatória. Entretanto, existe a possibilidade de convergência prematura para uma solução de baixa qualidade.

Surry e Radcliffe (1996) apud Reeves e Rowe (2002) fizeram uma revisão das idéias sobre o processo de criação da população inicial e concluíram que havia uma tendência na inicialização com boas soluções de reduzir a qualidade da solução obtida em comparação com a inicialização aleatória.

3.3.4 Seleção

O processo de seleção baseia-se no princípio da “sobrevivência dos melhores indivíduos”, onde os cromossomos com melhor aptidão recebem uma maior probabilidade de serem selecionado para a etapa da reprodução. Em contrapartida, os indivíduos com baixa aptidão serão descartados da população conforme a pressão (preferência por indivíduos de alta aptidão) de seleção do esquema utilizado.

Inúmeros métodos de seleção foram propostos e implementados no uso dos AGs (Blickle e Thiele, 1995). Dentre esses métodos são discutidos o método da Roleta e a seleção por Torneio.

O método da Roleta foi o primeiro método de seleção criado (Holland, 1975). Nesse método cada indivíduo tem a probabilidade de seleção proporcional a sua aptidão em relação à população. A forma mais simples de implementar este método de seleção é atribuir um número real a cada indivíduo igual a sua aptidão dividida pela aptidão total da população. Dessa forma, os indivíduos receberão valores (apti-

dão relativa) entre 0 e 1. Em seguida, esses indivíduos são ordenados numa lista que pode ser representada graficamente como um disco, onde cada região é proporcional a probabilidade do indivíduo ser selecionado.

Numa etapa seguinte, geram-se N (tamanho da população) números aleatórios entre 0 e 1. O intervalo que este número estiver contido na lista de probabilidades acumuladas (aptidão acumulada) indica que aquele indivíduo foi selecionado. Este procedimento replica o comportamento de uma roleta como se a mesma fosse girada e parasse no indivíduo selecionado. A Tabela 3.1 e a Figura 3.1 ilustram este tipo de seleção, onde são mostrados seis indivíduos com suas respectivas representações e aptidões. Cada região do gráfico da roleta representa a probabilidade do indivíduo correspondente ser selecionado.

Tabela 3.1: Exemplo do método da roleta

Indivíduo (Si)	Aptidão	Aptidão relativa	Aptidão acumulada
S1	1.19	0.07	0.07
S2	9.69	0.55	0.62
S3	1.05	0.06	0.68
S4	3.05	0.17	0.85
S5	1.69	0.10	0.95
S6	0.81	0.05	1
Aptidão total	17.48	---	---

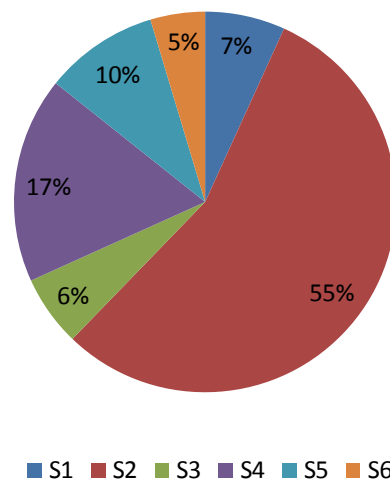


Figura 3.1: Ilustração da roleta

Numa população pequena é comum ocorrer indivíduos com alta aptidão (indivíduo S2), isto prejudica os métodos de seleção, pois a probabilidade destes indivíduos serem selecionados é bem maior que do resto da população. Tal comporta-

mento provoca a convergência prematura. No exemplo da Tabela 3.1, caso o número gerado esteja entre os valores 0.07 e 0.62, ocorrerá a seleção do indivíduo S2.

Na seleção por torneio n indivíduos são escolhidos, aleatoriamente e com probabilidades iguais. Em seguida, dentro deste grupo, selecionam-se, para participar do cruzamento, aquele indivíduo com melhor aptidão. Quanto maior o valor de n , maior a pressão sobre a população. Usualmente n recebe os valores 2 ou 3.

3.3.5 Reprodução

A operação de cruzamento crossover (representação binária) ou recombinação (representação real) é o processo de troca genética ocorrida, geralmente, entre dois indivíduos selecionados, objetivando a geração de novos indivíduos de maior aptidão.

Os seguintes tipos de cruzamento podem ser encontrados na literatura:

- Um ponto: um ponto de cruzamento é escolhido e a partir dele as informações genéticas são trocadas (Figura 3.2).
- Multi-pontos: semelhante ao cruzamento de um ponto, sendo que, neste caso, mais de um ponto de cruzamento pode ser utilizado.
- Uniforme: não utiliza pontos de corte. Os genes são repassados aos novos indivíduos a partir de uma máscara, onde cada gene possui a mesma probabilidade (0.5) (Figura 3.3).

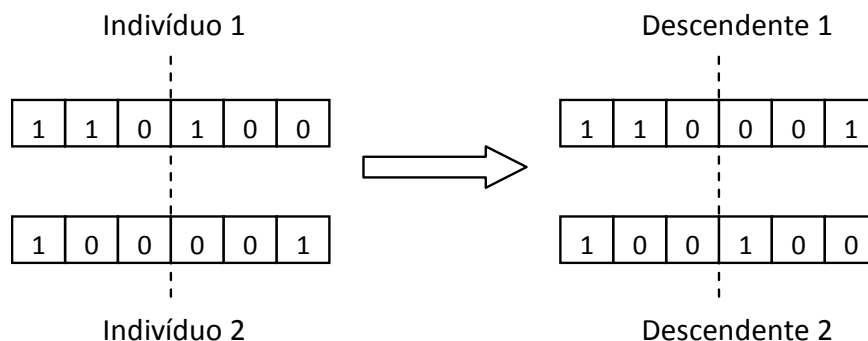


Figura 3.2: Cruzamento com um ponto

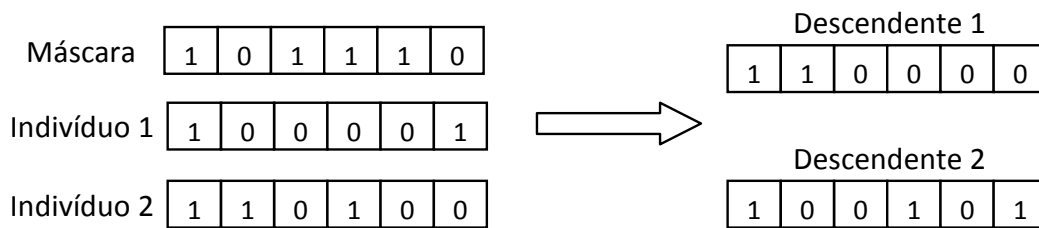


Figura 3.3: Cruzamento uniforme

O primeiro descendente no cruzamento uniforme (Figura 3.3) é criado da seguinte forma: caso o elemento do vetor máscara (gerado aleatoriamente) apresente o valor 0, então o gene daquele descendente recebe o gene do Indivíduo 1, caso apresente o valor 1, então o gene recebido será do indivíduo 2. O mesmo acontece com o descendente 2, sendo de forma contrária, ou seja, os valores 0 e 1 no vetor máscara indicam a recepção dos genes dos indivíduos 1 e 2, respectivamente

Segundo Man et al. (1996), de uma forma geral, o método de cruzamento com um ponto de corte é considerado experimentalmente fraco.

Já Michalewicz (1996) descreveu o método de recombinação uniforme como um operador que modifica as variáveis de decisão individuais de um vetor solução. O autor indicou a utilização desse tipo de operador para a representação binária.

Cada tipo de cruzamento tem seu grupo preferencial de problemas. O mesmo tipo de cruzamento pode ser adequado para um problema e não para outro. Para maiores detalhes sobre métodos de cruzamento, sugerem-se os trabalhos de Ochi (1994) e Soares (1997).

3.3.6 Mutação

A mutação consiste basicamente na alteração arbitrária dos genes dos indivíduos. Este operador provoca a diversidade da população, além de amenizar o problema de ótimos locais. Computacionalmente é considerado um método simples e rápido, conforme ilustra a figura 3.4.

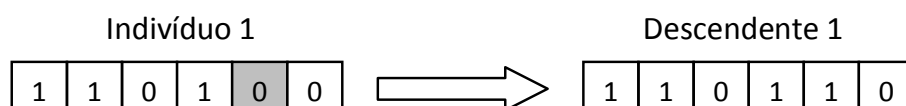


Figura 3.4: Exemplo de mutação

3.3.7 Elitismo

Elitismo trata-se da repetição dos indivíduos com maiores aptidões nas gerações seguintes a fim de evitar que todos os bons cromossomos sejam alterados pelo cruzamento e pela mutação. Dessa forma, o elitismo garante que os melhores indivíduos consigam sobreviver no decorrer das gerações. O uso do elitismo permite que o algoritmo convirja mais rapidamente para uma boa solução.

Este pequeno algoritmo, apesar de sua simplicidade, normalmente colabora de forma intensa para a melhoria do desempenho de uma execução de um AG, conforme afirmam muitos autores (e.g. Mitchell, 1996; Whitley, 1989).

Caso este método não seja utilizado devido à possibilidade de convergência prematura, devido à manutenção dos melhores indivíduos na população, sugere-se guardar separadamente a melhor solução encontrada durante cada geração para que no final da execução o melhor dentre esses indivíduos separados, sejam escolhido, mesmo que ele não esteja presente na última geração da execução.

3.3.8 Critério de Parada

Nos métodos onde se trabalham somente com uma solução por vez, o procedimento de otimização finaliza quando um ótimo local é obtido. Entretanto, como o AG atua em um conjunto de solução, tal critério não pode ser utilizado. Comumente, para encerrar a execução de um AG, utilizam-se as seguintes estratégias:

- Número máximo de gerações;
- Tempo de execução;
- Convergência.

Neste último caso, pode-se considerar, por exemplo, que o AG converge quando quase que a totalidade dos indivíduos de uma população são repetidos.

3.4 ESTRUTURA DO ALGORITMO GENÉTICO

Inúmeras estruturas de AGs podem ser encontradas na literatura, com variações de procedimentos e operadores empregados, entretanto optou-se por apresentar o esquema proposto por Cheung (2004) que, por sua vez, utilizou a configuração binária. (Figura 3.5).

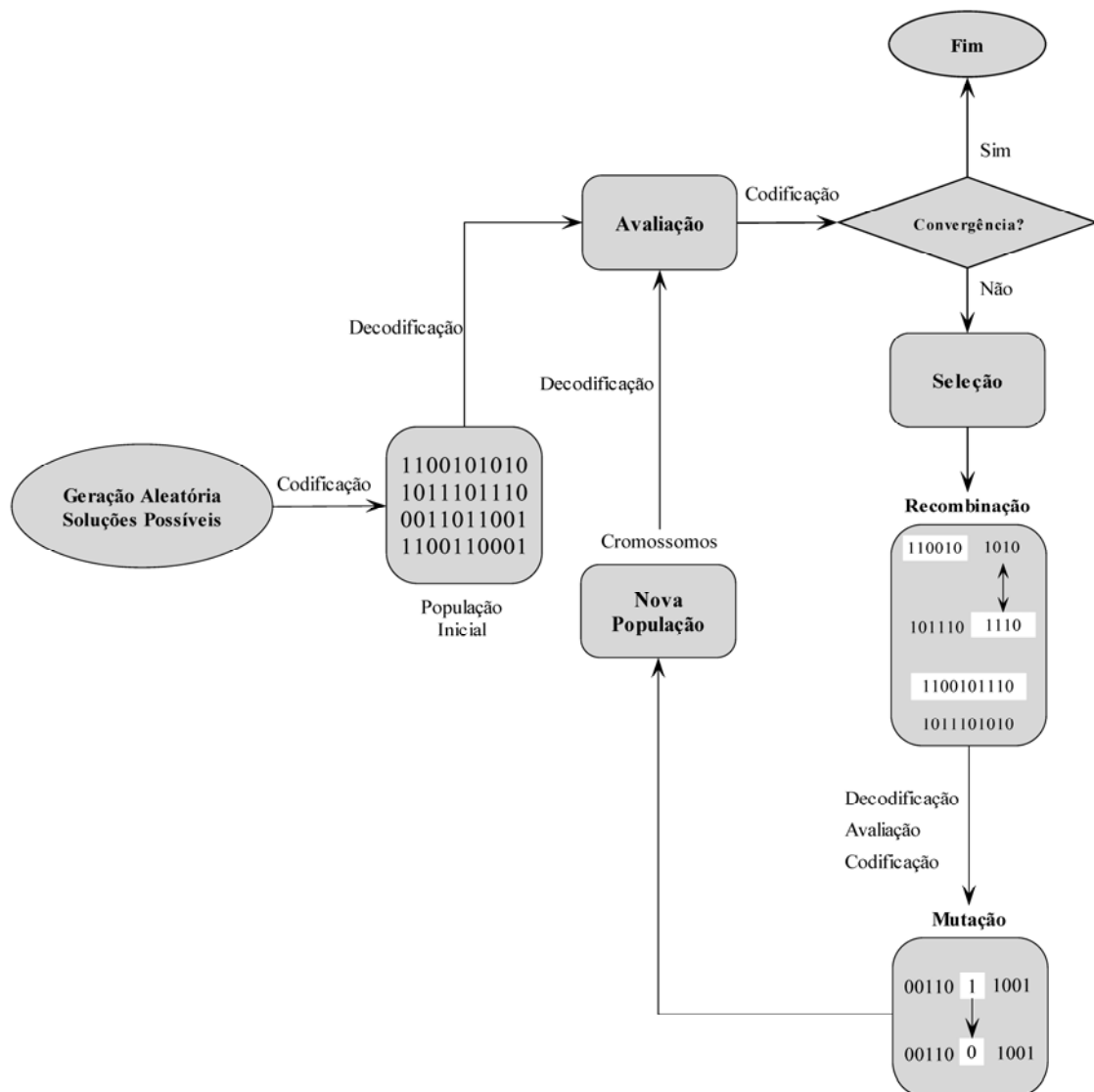


Figura 3.5: Esquema geral dos algoritmos genéticos convencionais (Fonte: Cheung,2004)

O funcionamento de um algoritmo genético consiste em gerar aleatoriamente uma população inicial de indivíduos. Cada indivíduo é gerado aleatoriamente dentro de certos intervalos de valores. Estes intervalos de valores delimitam o espaço de busca. Em seguida realiza-se a avaliação de cada indivíduo que, por sua vez, recebem um valor, denominado de aptidão, que estima a proximidade deste com relação

à solução ótima. Normalmente a própria função a ser otimizada é utilizada como função de aptidão ou como parte integrante desta.

Após a avaliação de todos os indivíduos, ocorre a etapa da seleção. Nesta etapa, os indivíduos que apresentam os melhores valores de aptidão têm maiores probabilidades de serem selecionados para se reproduzirem. Os melhores indivíduos da população corrente podem representar pontos próximos a algum ótimo local. Em contrapartida, os indivíduos pouco aptos podem dar origem ao indivíduo que represente a solução ótima, por meio da reprodução.

Os indivíduos selecionados passam pela etapa de reprodução, gerando descendentes (novos indivíduos). A reprodução é simulada através da aplicação dos operadores genéticos a um grupo de indivíduos selecionados, aleatoriamente. Os operadores de reprodução mais comuns são o cruzamento de um ponto e o cruzamento uniforme.

A mutação altera geneticamente um indivíduo, gerando um novo indivíduo, tendo como principal função fazer com que a busca seja orientada para diferentes regiões do espaço de busca, com o objetivo de não permitir uma convergência prematura para um ótimo local.

Contudo, os novos indivíduos são gerados e há maior probabilidade do aproveitamento dos indivíduos mais aptos a cada geração, conduzindo a evolução da população, seguindo as regras de seleção natural.

3.5 PARÂMETROS DO ALGORITMO GENÉTICO

A última etapa antes do início da execução dos AGs é a definição dos valores dos seus parâmetros, como tamanho da população, taxa de cruzamento e taxa de mutação. A eficiência do AG é altamente dependente dos seus parâmetros, sendo aqueles descritos a seguir.

3.5.1 Tamanho da população

O tamanho da população indica o número de indivíduos em cada população. Esse valor, geralmente, é constante durante toda a evolução.

A relação entre o tamanho da população e o funcionamento dos AGs é a seguinte: quanto maior a população, maior será a diversidade de soluções, entretanto a execução exigirá um maior esforço computacional, devido à maior quantidade de avaliações dos indivíduos e das operações genéticas; em contrapartida, em pequenas populações, apesar de demandar um tempo computacional inferior, fornece uma pequena cobertura do espaço de busca, tornando o algoritmo menos eficiente.

A escolha do tamanho da população deve se basear nos fatores eficiência e tempo computacional. Outra alternativa é relacionar o tamanho da população com o tamanho do indivíduo, pois é interessante aumentar as soluções em problemas com muitas variáveis a fim de se obter uma diversidade razoável.

3.5.2 Taxa de cruzamento

A taxa de cruzamento determina a probabilidade de ocorrer cruzamento entre os indivíduos da população. Quanto maior for esta taxa, mais rapidamente novas estruturas serão introduzidas na população. Em contrapartida, se ela for muito alta, estruturas com boas aptidões poderão ser retiradas mais rapidamente da população, ocorrendo perda de estruturas de alta aptidão. Já valores baixos podem tornar a convergência do algoritmo muito lenta.

De uma forma geral, a taxa de cruzamento adotada varia entre 0.5 e 0.95. Entretanto, esse valor é extremamente dependente do tipo de problema em que se deseja otimizar.

3.5.3 Taxa de mutação

A taxa de mutação indica a probabilidade de ocorrer mutação nos indivíduos da população. Alguns autores (e.g. Jong,1975) sugerem que a taxa de mutação deve ser inversamente proporcional ao tamanho da população.

Assim como na taxa de cruzamento, a taxa de mutação ideal dependerá do tipo de problema a ser resolvido. Todavia, comumente, utilizam-se os valores entre 0.001 e 0.02.

3.6 ALGORITMOS DE REPARAÇÃO

Os algoritmos de reparação consistem em um procedimento de busca local. Tal busca atua nas soluções inactivíveis no intuito de encontrar uma solução factível mais próxima ao redor daquelas soluções. Geralmente, esses algoritmos são utilizados após a aplicação dos operadores genéticos, onde se é realizada a reparação dos indivíduos inactivíveis gerados, tornando-os factíveis.

Segundo Concilio (2000), a maior desvantagem desta técnica é a dependência do problema estudado, ou seja, para cada tipo de problema existe seu determinado algoritmo de reparação.

3.7 ALGORITMOS HÍBRIDOS

Uma forma de tornar um AG mais robusto é combiná-lo com um ou mais métodos diferentes (Sinha e Goldberg, 2001). Vários autores (Davis, 1991) defendem que os algoritmos genéticos tradicionais não são eficientes para solucionar certos tipos de problemas (e.g. problemas com muitas restrições e com variáveis contínuas).

Dessa forma, tornar híbrido um AG com uma outra forma de algoritmo de busca tradicional ou com outro método que de alguma forma o auxilie, pode aumentar consideravelmente a eficiência do AG. Portanto, para um determinado tipo de problema, quando existem algoritmos, heurísticas de otimização ou conhecimento do domínio que podem ser adicionados à otimização do problema, é vantajosa a utilização de um algoritmo genético híbrido.

De acordo com Lin e Lee (1996), um algoritmo genético híbrido pode ser combinado com diversas técnicas de busca específicas para construir um híbrido que explora a perspectiva global do algoritmo genético (busca global) e a convergência da técnica adicionada (busca local).

4. MODELO COMPUTACIONAL

4.1 INTRODUÇÃO

A otimização em SAA pode ser aplicada em diferentes problemas como, por exemplo, no dimensionamento, na expansão, na reabilitação, na confiabilidade hidráulica, na redução de perdas e na racionalização do consumo de energia elétrica. No âmbito desse trabalho, o objetivo da otimização consiste na minimização do custo energético na operação de SAA.

O custo associado ao consumo de energia representa a maior parcela dos custos totais na operação de SAA. Sendo assim, o problema de otimização neste trabalho é tratado como uma otimização simples, ou seja, o objetivo principal é a busca de soluções viáveis com custo energético reduzido. Entretanto, uma segunda abordagem é feita nestas soluções: após o processo de otimização, cada solução viável encontrada é avaliada por meio de parâmetros que quantificam a confiabilidade do sistema, tornando possível a escolha da solução que melhor se adapte às exigências dos operadores.

Atualmente, as regras operacionais não seguem metodologias ou regras pré-definidas, variam de acordo com a experiência e o conhecimento da equipe de operação que, por sua vez, tomam decisões vinculadas a parâmetros limitantes como, por exemplo, os níveis dos reservatórios e a continuidade do abastecimento. Segundo Righetto (2001) é imprescindível a aplicação de modernas tecnologias em SAA, como forma de melhor viabilizar o seu funcionamento. Dentre essas melhorias, verifica-se a importância da utilização conjunta de métodos de otimização e simuladores hidráulicos possibilitando o uso eficiente da água e energia em SAA.

Objetivando minimizar as intervenções por parte da equipe de operadores desenvolveu-se um modelo computacional de otimização e avaliação operacional de SAA que permite maximizar o desempenho e a eficiência energética deste serviço.

Neste capítulo apresenta-se a estrutura do modelo computacional desenvolvido e descrevem-se os módulos que o compõem.

4.2 ESTRUTURA DO MODELO

De uma forma geral, o processo de determinação de estratégias operacionais ótimas de SAA requer a integração de dois módulos. O primeiro, um algoritmo de busca que, por sua vez, deve ser bastante eficaz, pois tem a finalidade de localizar boas soluções, sendo estas, difíceis de serem encontradas. O segundo módulo é composto por um simulador hidráulico e tem como objetivo principal efetuar a avaliação das soluções encontradas pelo primeiro módulo. A avaliação destas soluções é feita a partir de sua viabilidade hidráulica e de seu custo energético, ambos obtidos a partir do balanceamento hidráulico do sistema.

Nos últimos anos, dentre os vários algoritmos utilizados na otimização de SAA, o Algoritmo Genético (AG) vem sendo bastante usado devido sua flexibilidade na combinação com modelos de simulação hidráulica. Além disto, a possibilidade de utilização de variáveis discretas e contínuas aumenta a sua aplicabilidade em problemas na área de saneamento.

Atualmente, existem no mercado diversos modelos que permitem a simulação do funcionamento de sistemas de abastecimento de água (SAAs). Dentre estes, destacam-se: H2Onet – Montgomery Watson Inc.; EPANET – Environmental Protection Agency (EPA); Watercad – Haestad Methods Inc.; Kypipe (University of Kentucky) e MikeNet – Boss International. Por ser um programa de domínio público (freeware) e por possuir suas funções hidráulicas disponíveis para aplicações específicas por meio da extensão toolkit (Epanet2.dll), o EPANET tornou-se o simulador hidráulico mais difundido em todo o mundo. Portanto, o EPANET foi o simulador hidráulico escolhido para calcular os parâmetros hidráulicos necessários ao desenvolvimento do método proposto neste trabalho.

A utilização conjunta do AG e do EPANET vem se tornando bastante freqüente em pesquisas científicas sobre otimização de SAAs. A Figura 4.1 apresenta o fluxograma básico da integração desses dois módulos que, por sua vez, pode ser aplicado em diferentes objetivos como, por exemplo, no dimensionamento, na calibração, na reabilitação e na operação de SAAs.

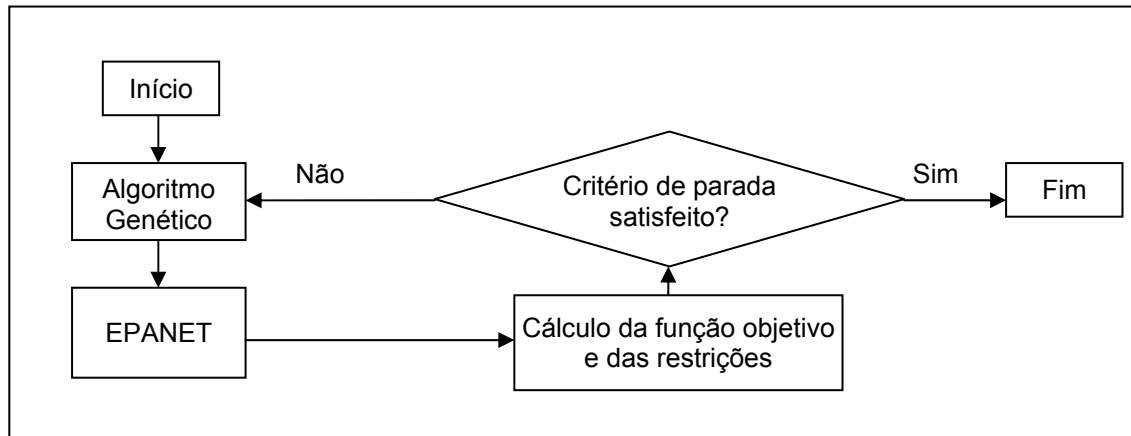


Figura 4.1: Fluxograma (AG e EPANET)

A dinâmica entre o AG e o EPANET é iterativa, ou seja, o processo é repetido até que o critério de parada estabelecido seja alcançado.

De acordo com o objetivo principal da otimização, as soluções geradas pelo AG podem conter diferentes tipos de variáveis de decisão tais como, diâmetros e rugosidades das tubulações, estados das bombas (ligadas/desligadas), níveis de abertura das válvulas, demandas dos nós, tipos de reparo nas tubulações (inserção, exclusão ou duplicação), dentre outros.

O simulador hidráulico EPANET tem como função principal calcular, para cada solução gerada pelo AG, as variáveis hidráulicas do SAA. A partir da determinação destas variáveis, dependendo do tipo de problema, é possível determinar o valor da função objetivo e das restrições.

Para o problema de otimização apresentado neste trabalho, as variáveis de decisão são os estados das bombas, a cada hora, durante um ciclo diário de operação. Neste caso, o EPANET é responsável pelo cálculo da função objetivo e de algumas das restrições. A função objetivo representa o custo energético diário de operação. Já as restrições dependentes da simulação hidráulica são: a variação do nível dos reservatórios e das pressões nos nós e a potência máxima das bombas.

O modelo computacional, desenvolvido em Delphi 7, emprega a combinação AG-EPANET de duas maneiras. Na primeira, utiliza-se um AGS para realizar a busca das soluções. Enquanto que na segunda forma de combinação, optou-se por utilizar um algoritmo genético híbrido que foi concebido através da introdução de algoritmos de reparação de soluções na estrutura computacional do AGS. O fluxograma

contendo a estrutura principal do modelo computacional é apresentado na Figura 4.2.

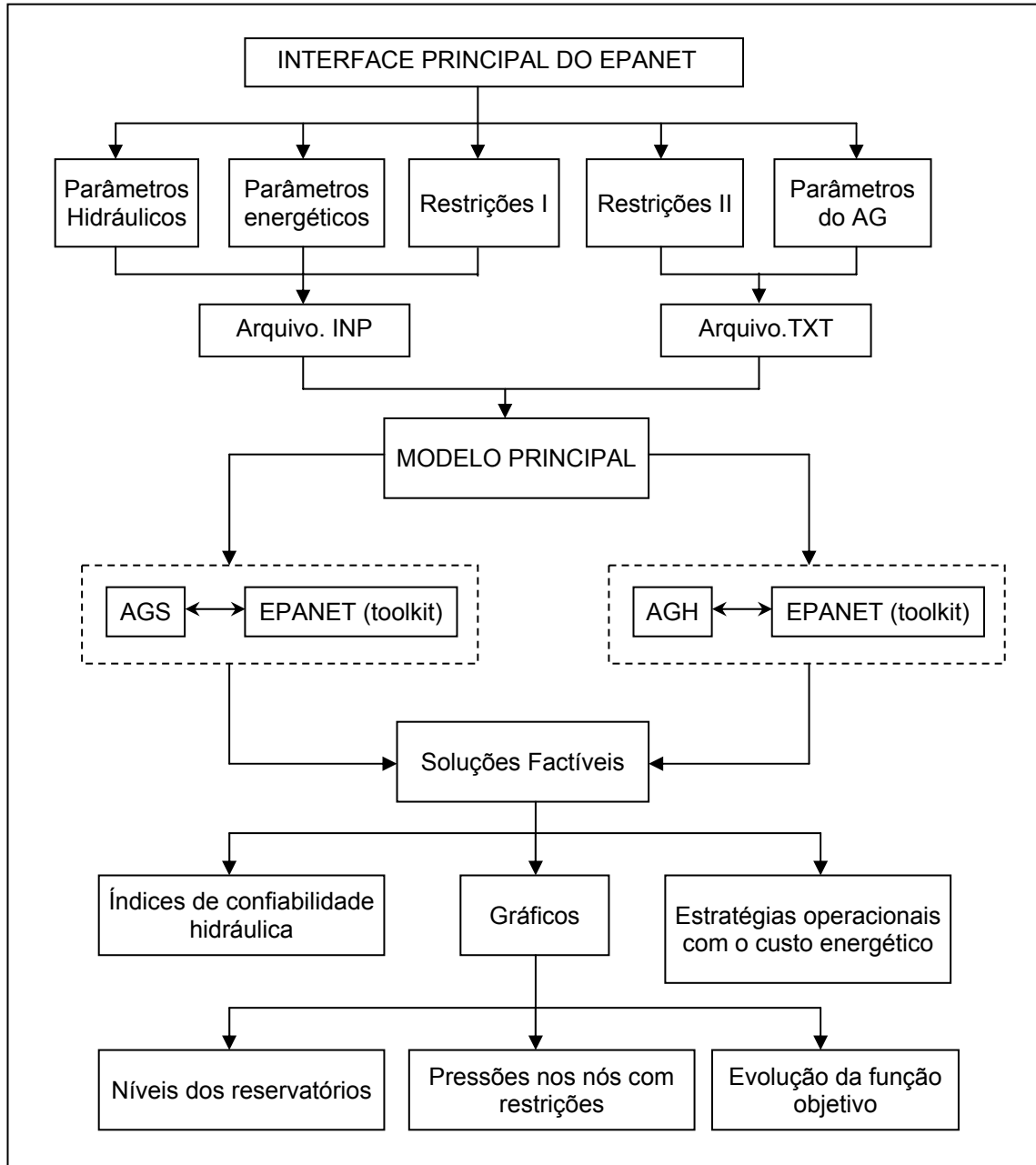


Figura 4.2: Estrutura do modelo desenvolvido

Pela Figura 4.2, pode-se observar que os dados necessários à formulação do modelo (função objetivo e restrições) são enviados ao algoritmo principal por meio de dois arquivos de formatos diferentes. O arquivo com extensão INP contém todas as informações utilizadas pelo EPANET. Já o arquivo do tipo texto possui todos os parâmetros que não são editáveis na versão original deste simulador. A criação au-

tomática deste arquivo somente foi possível após a inserção de novas funções à interface do mesmo tornando possível a edição e o armazenamento destes.

Portanto, o modelo principal acessa os parâmetros de otimização a partir do arquivo de extensão INP (diretamente ou por meio das funções da ferramenta toolkit do EPANET) e do arquivo do tipo texto.

Conforme o fluxograma da Figura 4.2, as variáveis necessárias à formulação da função objetivo e das restrições estão agrupadas da seguinte forma:

- **Parâmetros Hidráulicos:** layout do sistema (tubulações, nós, reservatórios, bombas e válvulas), curvas das bombas e variação das demandas;
- **Parâmetros Energéticos:** preço da energia e variação da tarifa energética (\$/kWh);
- **Parâmetros do AG:** tamanho da população, quantidade de gerações, probabilidade de cruzamento, probabilidade de mutação e tipo de algoritmo genético (AGS ou AGH);
- **Restrições I:** Níveis mínimos e máximos dos reservatórios e potência máxima das bombas (kW);
- **Restrições II:** Limites mínimos e máximos das pressões nos nós restritivos e quantidade máxima de acionamento de cada bomba.

Após a leitura de todos os parâmetros e restrições, o modelo principal inicia um processo iterativo entre o algoritmo genético (AGS ou AGH) e a ferramenta *toolkit* do EPANET. A cada iteração, as soluções geradas pelo AG são avaliadas. Uma vez verificada a viabilidade destas, as soluções são armazenadas e, após o processo iterativo, são enviadas à interface de apresentação dos resultados. As etapas do fluxograma da Figura 4.2 são descritas nos itens que se seguem.

4.3 FORMULAÇÃO DO MODELO

4.3.1 Considerações Iniciais

A operação eficiente dos SAAs é uma tarefa complexa devido à quantidade de variáveis de decisão envolvidas no processo, as especificidades de cada sistema, a quantidade de recursos tecnológicos disponíveis (ex: automação, telegestão e modelos de simulação), a variabilidade dos parâmetros de natureza elétrica e da experiência da equipe responsável pela operação do sistema.

A otimização da operação de um SAA pode ser definida como a busca de estratégias operacionais que, além de proporcionar a redução do custo energético produzido pelas bombas, devem garantir confiabilidade ao sistema.

De uma forma geral, a utilização de elevatórias em SAAs ocorre nos sistemas adutores. Tais sistemas interligam a captação, a estação de tratamento e os reservatórios que, por sua vez, são os responsáveis pela distribuição de água aos consumidores. A Figura 4.3 apresenta o esquema citado.

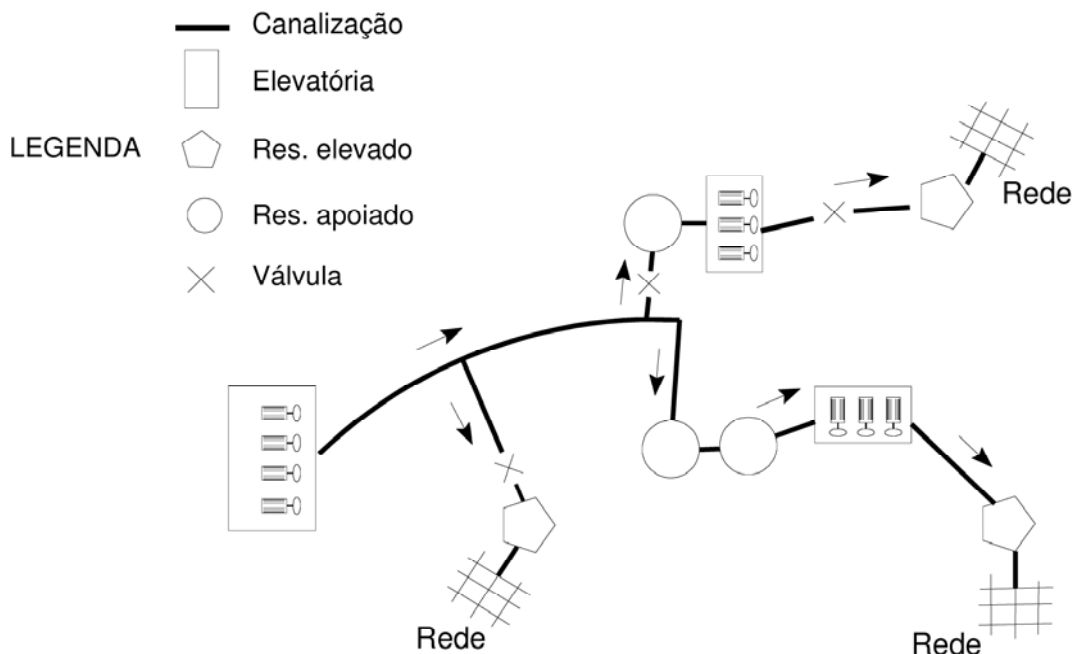


Figura 4.3: Esquema de um sistema adutor (Fonte: Pedrosa, 2006)

Na Figura 4.3, a estação de tratamento de água localiza-se nas proximidades da captação. Sendo assim, para esse caso, a função da adutora é a de transportar água tratada para os reservatórios.

Ainda pela Figura 4.3, pode-se observar a importância das estratégias operacionais das estações elevatórias na continuidade do abastecimento de água. As vazões efluentes dessas estações abastecem os reservatórios que têm a função de regularizar e suprir as demandas da rede de distribuição. Entretanto, os perfis de consumo de cada rede são específicos e variam sazonalmente ao longo do dia e do ano. Tal comportamento dificulta o trabalho dos operadores do sistema que por meio das estações elevatórias e das válvulas tentam manter os níveis dos reservatórios entre limites pré-estabelecidos e o abastecimento satisfatório nos pontos de consumo com pressões adequadas.

Outra dificuldade encontrada na operação do SAA é que, geralmente, a tarifa energética e o perfil de consumo nos pontos de demanda apresentam variações semelhantes, ou seja, os horários em que as demandas assumem os maiores valores são os mesmos em que a tarifa energética apresenta custos mais altos. Sendo assim, Ko et. al. (1997) afirma que a redução nos custos de energia elétrica pode ser obtida com uma maior utilização dos conjuntos elevatórios no período fora de pico de consumo de água, mas isto vai depender de uma complicada correlação entre demanda horária e tarifa de energia elétrica.

Contudo, pode-se afirmar que os modelos de otimização utilizados para solucionar esse tipo de problema devem ter as seguintes características:

- Suportar variáveis binárias e discretas necessárias a representação do estado das bombas (ligada/desligada);
- Conter algoritmos robustos de forma a permitir sua utilização em qualquer sistema construído no EPANET, resolvendo problemas com múltiplas bombas de características e tarifas energéticas diferentes, diversos perfis de demanda, múltiplos reservatórios de armazenamento e distribuição;
- Possuir acoplamento com modelos de simulação hidráulica;
- Apresentar eficiência e confiabilidade na busca de soluções com o custo energético reduzido;
- Possuir interface simples e amigável para que se tenha fácil aceitação no campo da engenharia;

- Permitir a inserção de alterações das características físicas do SAA após uma primeira otimização;
- Apresentar resultados eficientes em um intervalo de tempo viável.

Com o foco nesses conceitos, este trabalho além de propiciar a modelagem de um problema complexo e apresentar uma metodologia de busca de soluções com o custo energético de bombeamento reduzido, também tem o objetivo de “generalizar” a sua aplicação, podendo a mesma ser facilmente utilizada por qualquer operador que tenha um conhecimento básico sobre o EPANET.

4.3.2 Função Objetivo

O problema de otimização, deste trabalho, apresenta a estrutura clássica de um problema de otimização em que se procura minimizar uma função objetivo sujeita a um conjunto de restrições que representam os limites operacionais do sistema. A função objetivo é bem definida e equaciona a minimização dos custos de energia elétrica relativos ao bombeamento de um SAA.

A busca da operação ótima de bombas em um SAA real é encarada como um problema de elevada complexidade, pelo fato de envolver um grande número de variáveis de decisão e muitas restrições próprias de cada sistema. As variáveis de decisão são os estados operacionais das bombas. Para representar essas variáveis em cada passo de tempo, utiliza-se a notação binária. A configuração da bomba é representada por um bit onde 0 e 1 representam os estados desligado e ligado, respectivamente.

O objetivo principal do modelo é encontrar a configuração de bombas que proceda no menor custo energético possível no horizonte operacional. Sendo assim, a função objetivo pode ser definida como o somatório da energia gerada pelas bombas, em todo horizonte operacional, devido à potência originada com o atendimento aos pontos de consumos e o abastecimento dos reservatórios. Pode ser expressa de acordo com a equação:

$$\text{Min } CE = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^{24} C_{nt} E_{nt}(X_{nt}) \quad [4.1]$$

Onde:

n: bomba selecionada;

t: passo de tempo;

CE: custo energético diário (\$);

C_{nt} : custo tarifário (\$/kWh);

E_{nt} : energia consumida (kWh);

X_{nt} : estado de funcionamento da bomba (0:desligada,1:ligada);

N: quantidade de bombas do SAA;

A quantidade de energia elétrica a ser fornecida para que o conjunto motor-bomba execute o recalque, não é totalmente aproveitada para elevação do líquido, tendo em vista que parte dessa energia é consumida no motor, devido à transformação da energia elétrica em mecânica, e na bomba, na conversão desta energia mecânica em hidráulica (Figura 4.4).

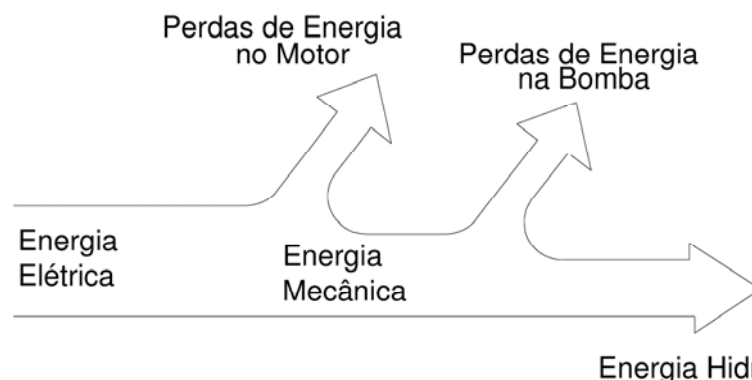


Figura 4.4: Esquema das perdas de energia num conjunto motor-bomba (Fonte: Pedrosa, 2006)

O consumo de energia da bomba, devido seu estado de funcionamento X_{nt} , está associado, principalmente, a potência motriz fornecida ao motor para que a bomba possa transportar o fluido na vazão desejada, altura manométrica estabelecida e com o rendimento esperado (Equação 4.2).

$$Pot_m = \frac{KQHm}{\eta} \quad [4.2]$$

Onde:

Pot_m : Potência motriz do conjunto motor-bomba (cv);

Q: Vazão bombeada (m³/h);

H_m: Altura manométrica total (m);

η: Rendimento do conjunto motor-bomba;

K: Constante para adequação de unidades, para Q(m³/h) e H_m(m), K=0.37;

No entanto, parte da potência motriz (potência cedida ao eixo da bomba pelo motor), é dissipada de forma que a potência hidráulica (potência fornecida pela bomba ao líquido) tem um valor um pouco inferior do que a potência motriz. Contudo, a relação entre essas duas potências denomina-se rendimento da bomba η e pode ser obtido por meio da seguinte equação:

$$\eta = 100 \frac{Pot_h}{Pot_m} \quad [4.3]$$

Sendo:

Pot_h: Potência hidráulica;

Pot_m: Potência motriz;

No custo energético diário CE (Equação 4.1) considera-se somente o custo associado aos acionamentos das bombas que estão diretamente relacionados com a variação da tarifa horária. O custo equivalente a potência contratada mensal foi desconsiderado por ser fixo. Sendo assim, esse custo não depende das estratégias operacionais adotadas, desde que a potência acumulada mensal não ultrapasse os limites pré-estabelecidos em contrato.

Entretanto, outros tipos de tarifas variáveis podem estar incluídos no custo mensal como, por exemplo, as tarifas relacionadas ao tempo de consumo nos horários de ponta. Entretanto, para esse tipo de tarifa, mesmo que indiretamente, pode-se afirmar que o modelo de otimização também considera esse tipo de custo, pois a redução do custo energético ocorre com a determinação de soluções que possui uma quantidade mínima de bombas ligadas nas horas de ponta, tendo em vista que a tarifa (horária) considerada no modelo assume os valores mais altos neste período.

As tarifas energéticas podem variar de acordo com o tipo de consumidor (e.g., residencial, industrial, comercial), valor da potência contratada, período do ano, da semana e da hora do dia.

O estado de funcionamento da bomba (X_{nt}) é a variável de decisão da função objetivo (Equação 4.1). Tal variável se caracteriza por um vetor solução e é representada por um vetor binário (0/1) que determina se a bomba está desligada ou ligada, a cada hora, durante um dia de operação. A equação a seguir expõe mais detalhadamente a representação da matriz ora citada para o caso de um SAA com duas bombas:

$$X_{nt} = (X_{1,1}, X_{2,1}, X_{1,2}, X_{2,2}, X_{1,3}, X_{2,3}, \dots, X_{1,24}, X_{2,24}) \quad [4.4]$$

Sendo n a bomba selecionada e t a hora do dia.

Dessa forma, no processo de otimização, as matrizes soluções que representam as estratégias operacionais diárias para n bombas deverá ter a dimensão $24 \times n$, onde, conforme citado anteriormente, n representa o número de bombas.

4.3.3 Restrições

Na formulação do problema de otimização na operação de SAA, as restrições têm a função de introduzir ao modelo limites hidráulicos e operacionais pré-estabelecidos de forma que as soluções que tenham esses limites violados sejam identificadas e descartadas. Tais soluções são inviáveis, pois certamente ocasionariam problemas operacionais caso fossem adotadas. Normalmente, para este tipo de problema, utilizam-se restrições implícitas e explícitas.

A cada avaliação das soluções, a primeira restrição a ser avaliada é a implícita. Essa restrição é constituída pelas equações da continuidade em cada nó e da conservação de energia em cada anel da rede. Essas equações estão implícitas no cálculo da função objetivo e precisam ser resolvidas para que se obtenha o custo energético total da solução a ser analisada. Esses procedimentos são desempenhados pelo simulador hidráulico EPANET.

Após a etapa supracitada, alguns parâmetros são verificados, visando avaliar o desempenho hidráulico da solução analisada. Essa avaliação é feita em cima de limites pré-estabelecidos. As restrições explícitas representam tais limites e, também, podem ser associadas ao conceito de confiabilidade hidráulica do sistema. Tais restrições são descritas e equacionadas a seguir:

I)Pressão: para cada hora as pressões em todos os nós restritivos devem estar entre os limites mínimos e máximos.

$$P_{min_i} \leq P_{it} \leq P_{max_i} \quad \forall_i, \forall_t \quad [4.5]$$

Onde P_{it} representa a pressão no nó i no passo de tempo t ; P_{min_i} e P_{max_i} são as pressões requeridas mínimas e máximas para o nó i .

II)Níveis dos reservatórios: Os níveis dos reservatórios devem ficar entre os limites mínimos e máximos para cada intervalo operacional (Equação 4.6). Além disso, ao fim do horizonte operacional (24h), esses níveis devem ser iguais ou superiores aos níveis do início do horizonte (0h). Esta última restrição garante que os níveis dos reservatórios não diminuam com as repetições dos ciclos operacionais (Equação 4.7).

$$NR_{min_j} \leq NR_{jt} \leq NR_{max_j} \quad \forall_j, \forall_t \quad [4.6]$$

$$NR_{j_{24}} \geq NR_{j_0} \quad \forall_j \quad [4.7]$$

Onde NR_{jt} : nível do reservatório j no passo de tempo t ; NR_{min_j} e NR_{max_j} : níveis mínimos e máximos do reservatório j .

III)Potência das Bombas: A potência gerada por cada bomba no decorrer do horizonte operacional devem ser inferiores a sua capacidade máxima.

$$PB_{kt} \leq CM_k \quad \forall_k \quad [4.8]$$

Onde PB_{kt} : potência gerada pela bomba k no passo de tempo t ; CM_k : capacidade máxima da bomba k .

IV)Acionamento das Bombas: A quantidade de acionamento das bombas da estratégia operacional deve ser inferior a um limite pré-estabelecido. Esta restrição, apresentada por Lansey e Awumah (1994), atua indiretamente na manutenção da bomba, pois quanto mais vezes ela for colocada em ação num mesmo ciclo operacional maior será o seu desgaste.

$$NA_k \leq NAm_{ax_k} \quad \forall_k \quad [4.9]$$

Onde NA_k e NAm_{ax_k} representam a quantidade máxima de acionamento da bomba durante um dia de operação e a quantidade máxima permitida de acionamentos para a bomba k .

4.3.4 Confiabilidade hidráulica

Além da redução dos custos operacionais, um objetivo importante, quando se pretende otimizar operacionalmente um sistema de abastecimento de água potável, é a maximização de sua confiabilidade. A confiabilidade é a medida da performance (desempenho) do sistema. A performance hidráulica depende das condições ideais que viabilizam: a interação entre o sistema de transporte, a conservação da capacidade de armazenamento, a conservação da capacidade de distribuição e o funcionamento do sistema com segurança, através do funcionamento adequado de válvulas reguladoras e bombas e maximização da confiabilidade dos componentes individuais do sistema (Bao e Mays, 1990 apud Carrijo, 2004).

A confiabilidade pode ser descrita através da minimização de dois tipos de falhas: mecânicas e hidráulicas. Falhas mecânicas são do tipo: rompimento de tubulações, falhas no bombeamento, falhas no controle de válvulas e perda de potência, dentre outras. São consideradas como falhas hidráulicas, as ocorrências de vazões e pressões inadequadas, para um ou mais pontos de demanda do sistema (Carrijo, 2004).

As soluções viáveis encontradas pelo modelo são avaliadas em nível de confiabilidade hidráulica (relativas às falhas hidráulicas) a partir da utilização de índices que procuram quantificar o desempenho hidráulico dessas soluções por meio da verificação das pressões nos nós restritivos e níveis dos reservatórios ao longo de um ciclo diário de operação. Tais índices foram elaborados baseados em estudos realizados por Gargano e Pianese (2000), Tanyimboh et al., Righetto (2002) e Carrijo (2004) e são apresentados a seguir:

$$IDH_{PN} = 1 - \frac{1}{nnr} \sum_{i=1}^{nnr} \frac{\sum_{t=1}^{24} (|P_{it} - P_{med_i}|)}{24P_{med_i}} \quad [4.10]$$

$$P_{it} = (P_{calc_{it}} - P_{min_i}) \quad [4.11]$$

$$P_{med_{it}} = \frac{(P_{max_i} - P_{min_i})}{2} \quad [4.12]$$

Onde:

IDH_{PN} : índice de desempenho hidráulico relativo às pressões nodais restritivas;

$P_{calc_{it}}$: pressão (calculada pelo EPANET) no nó i no passo de tempo t (m);

$P_{med_{it}}$: pressão média no nó i no passo tempo t (m);

P_{max_i} : pressão máxima requerida ao nó i (m);

P_{min_i} : pressão mínima requerida ao nó i (m);

nr : número de nós com restrições de pressão;

Em relação às pressões nos nós restritivos (Equação 4.10) considera-se que quanto mais distantes forem essas pressões de seus limites requeridos maior desempenho operacional terá o sistema. Sendo assim, o IDH_{PN} assumiria o valor máximo caso todos os nós restritivos em todos os horários tiverem a pressão com o valor médio dos limites mínimos e máximos.

Já para a variação dos níveis dos reservatórios admite-se que o índice relativo à confiabilidade hidráulica assume o valor máximo caso todos os reservatórios permanecessem cheios ao longo do horizonte operacional. Em contrapartida, o valor mínimo ocorre na situação inversa, ou seja, caso todos os reservatórios se deparassem no nível mínimo durante toda a operação, conforme demonstra a equação a seguir:

$$IDH_{NR1} = \frac{1}{nr} \sum_{j=1}^{nr} \left(\frac{NR_{med_j}}{NR_{u_j}} \right) \quad [4.13]$$

$$NR_{med_j} = \frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} (NR_{jt} - NR_{min_j}) \quad [4.14]$$

$$NR_{u_j} = NR_{max_j} - NR_{min_j} \quad [4.15]$$

Onde:

IDH_{NR1} : índice de desempenho hidráulico relativo aos níveis dos reservatórios ao longo do dia;

NR_{jt} : nível (calculado pelo EPANET) do reservatório j no passo de tempo t (m);

NR_{med_j} : nível médio do reservatório j (m);

NR_{min_j} : nível mínimo do reservatório j (m);

NR_{max_j} : nível máximo do reservatório j (m);

nr : número de reservatórios do sistema;

A restrição proposta pela Equação 4.7 garante que as soluções viáveis terão níveis finais de operação iguais ou superiores aos níveis iniciais. Entretanto, as soluções com níveis finais muito superiores aos iniciais serão impraticáveis, pois o volume excedente de água devido a essa diferença de nível forçaria uma mudança estratégica nos dias subsequentes de operação. Dessa forma, além da limitação dos níveis dos reservatórios também se considera como benefício hidráulico a proximidade entre os níveis iniciais (0h) e finais (24h) de operação. O índice que representa o benefício citado é equacionado a seguir:

$$IDH_{NR2} = 1 - \frac{1}{nr} \sum_{j=1}^{nr} \left(\frac{|NR_{j24} - NR_{j0}|}{NRu_j} \right) \quad [4.16]$$

Seguindo a linha de raciocínio dos índices apresentados, o valor máximo para o IDH_{NR2} ocorrerá quando os níveis dos reservatórios finais e iniciais no ciclo operacional forem iguais. Já o valor mínimo ocorreria em um caso extremo como, por exemplo, se no início e no fim da operação o reservatório encontrara-se cheio e seco, respectivamente. A diferença entre esses níveis é o nível útil (NRu_j).

Pode-se observar que os índices de benefício hidráulico (IDHs) são diretamente relacionados às equações restritivas (Equações 4.5 a 4.9). Contudo, não é correto afirmar que uma solução que não viole nenhuma restrição seja uma solução confiável. Tais soluções, apesar de não ultrapassar nenhum dos limites operacionais pré-estabelecidos, podem ser que ocasione riscos à continuidade do abastecimento. Sendo assim, uma solução para ser adotada deve ser viável (restrições invioladas) e apresentar elevados IDHs, garantindo uma maior segurança na operação do sistema.

Fiel a esse raciocínio, muitos autores introduziram o termo relativo à confiabilidade hidráulica à função objetivo, tornando o problema multiobjetivo (Walski,2001;Wu et al.,2002; Carrijo,2004;Sousa,2007;Cunha,2009). Nesse caso, o problema de otimização passa a ter dois objetivos distintos: minimizar o custo energético e maximizar a confiabilidade hidráulica do sistema. Entretanto, nesse trabalho, a avaliação da confiabilidade hidráulica é realizada em uma etapa pós-otimização.

A utilização de uma função multiobjetivo tornaria o processo de otimização mais lento e dificultaria o foco principal deste trabalho que é a realização de uma análise comparativa entre os algoritmos de otimização (AGS e AGH). Essa análise é

feita sob duas formas: tempo computacional e quantidade de soluções viáveis encontradas. Sendo assim, optou-se por efetuar o cálculo da confiabilidade hidráulica nas soluções viáveis encontradas por esses algoritmos, excluindo-o do processo de otimização.

Outra dificuldade encontrada no problema multiobjetivo é a determinação dos limites e valores que o termo relativo à confiabilidade hidráulica pode assumir na função objetivo. É interessante que esses valores sejam da mesma grandeza do termo que representa o custo energético para que se possa fazer uma avaliação simultânea do “valor” do benefício hidráulico e do custo energético. Geralmente, faz-se uma análise de sensibilidade, para cada sistema a ser analisado, para determinar coeficientes a fim de que o termo da função objetivo referente à confiabilidade hidráulica seja ajustado.

As equações que determinam os IDHs têm uma variação padronizada. Cada IDH varia de 0 a 1. Essa padronização foi necessária devido à possibilidade do uso do modelo para diferentes SAA. Sendo assim, para cada solução viável encontrada pelos algoritmos de otimização, além do custo energético, será possível verificar cada IDH sobre uma mesma variante para qualquer SAA. Contudo, o valor do benefício hidráulico total (BHT) de cada solução viável pode ser calculado pela equação:

$$BHT = IDH_{PN} + IDH_{NR1} + IDH_{NR2} \quad [4.16]$$

Apesar de não ser o foco principal do trabalho, optou-se por adotar os índices de desempenho hidráulico de forma a oferecer mais suporte ao usuário nas tomadas de decisões. Na apresentação dos resultados do modelo computacional, as soluções viáveis são apresentadas em ordem crescente de custo energético ou de BHT.

4.4 MÓDULO DE SIMULAÇÃO HIDRÁULICA

4.4.1 Considerações Iniciais

Um modelo de simulação geralmente refere-se ao processo de replicação do comportamento de um sistema real sob um dado conjunto de condições iniciais, por meio de algoritmos computacionais. Tais modelos englobam um ou mais modelos

matemáticos e são capazes de representar satisfatoriamente processos físicos, químicos e biológicos do sistema em estudo.

Walski (2001) afirma que apesar dos princípios fundamentais que regem a mecânica dos fluidos permanecerem os mesmos, com o desenvolvimento dos computadores, tornou-se viável a realização de cálculos mais complexos e precisos. Dessa forma, atualmente, tais procedimentos podem ser facilmente executados por modelos hidráulicos que, por meio de extensos códigos computacionais, são capazes de representar e fornecer previsões o mais próximo possível da realidade.

Heller e Pádua (2006) descrevem algumas características que esses modelos disponíveis no mercado têm em comum:

- Normalmente possuem uma interface gráfica;
- Admitem a possibilidade de trabalhar com mais de um sistema de unidades;
- Possibilitam a geração de relatórios tabulares e gráficos das variáveis selecionadas, dentre as envolvidas nos cálculos;
- Possuem a capacidade de simular diversos cenários, sejam eles físicos (configurações do sistema distribuidor, por exemplo), temporais (diversos tipos de projeções populacionais ou etapas de uma determinada projeção) ou até mesmo operacionais (determinada válvula fechada ou aberta, uma regra de automação para um determinado conjunto “elevatória-reservatório” ou outro tipo de arranjo operacional).

Dessa forma, com a utilização de tais modelos, é possível, facilmente, avaliar diferentes tipos concepções e alternativas para um mesmo projeto, tornando mais rápida e eficiente a tomada de decisões pelos profissionais responsáveis pela área técnica das empresas de saneamento.

Entretanto, pode-se considerar limitada a utilização de modelos computacionais pelas empresas de saneamento no Brasil. Procedimentos importantes como a avaliação da concepção de SAAs, na fase de elaboração de projeto, e a previsão das variáveis de estado devido a mudanças operacionais e alterações físicas no sistema não são feitos com segurança devido à ausência de tais modelos. Esses problemas são resolvidos baseados na experiência dos funcionários dessas empresas

que, por sua vez, não utilizam nenhuma ferramenta científica para tomar tais decisões.

Segundo Pedrosa (2006) o desinteresse dessas empresas pela utilização de modelos computacionais de simulação hidráulica deve-se a fatores como:

- Custo elevado dos pacotes comerciais disponíveis;
- Falta de suporte técnico local;
- Resistência à incorporação de novas tecnologias;
- Falta de *know-how* dos técnicos para modelação dos sistemas;
- Insuficiência de dados cadastrais para alimentar o programa;
- Não estão traduzidos para a língua portuguesa
- Apresentam aspectos em desacordo com as normas técnicas brasileiras.

Além das considerações propostas por Pedrosa (2006) pode-se também considerar: a dificuldade de aquisição e manipulação dos dados (e.g. distribuição de demandas, pressões nodais) necessários a calibração do modelo hidráulico e de integração entre plataformas de desenho (*CAD – Computer Aided Design*), de bancos de dados geo-referenciados (*GIS – Geographical Information System*), comumente utilizados em empresas de saneamento, e esses modelos.

4.4.2 Equilíbrio Hidráulico

A principal restrição (implícita) do modelo de otimização é o equilíbrio hidráulico da rede. Para que essa restrição não seja violada é necessário que as equações da conservação de massa (equação da continuidade) e da conservação de energia, que caracterizam as condições de equilíbrio hidráulico da rede sejam resolvidas, considerando o regime permanente e a água como fluido incompressível.

As equações da conservação de massa estabelecem que, para cada nó da rede, o somatório das vazões que entram e saem deve ser igual a zero, conforme mostra a equação que se segue:

$$\sum Qa_i - \sum Qe_i = q_i \quad [4.17]$$

Onde Qa_i e Qe_i são as vazões afluentes e efluentes das tubulações com extremidades no nó i , respectivamente, e q_i o consumo no referido nó.

Já a equação da conservação de energia estabelece que a soma algébrica entre todos os incrementos de perda carga (e.g. tubulações, válvulas) ou de energia (bombas) entre dois nós deve ser igual à diferença de energias desses. Equaciona-se essa definição conforme Lansey e Mays (2000) apud Cheung(2004):

$$\sum_{i \in \zeta} hp_i + \sum_{i \in \zeta} hb_i = \Delta E \quad [4.18]$$

Onde:

ζ : representa um circuito (aberto ou fechado);

hp_i : perda de carga do componente i pertencente ao circuito ζ ;

hb_i : energia adicionada pela bomba no trecho i pertencente ao circuito ζ ;

ΔE : diferença de energia entre os pontos extremos do circuito.

Referindo-se a Equação 4.18, Cheung(2004) ainda afirma que um balanço de energia entre tubulações e nós podem ser descrito de três formas: entre dois pontos de um trecho, entre dois nós de energia constante contendo uma série de tubulações, válvulas e bombas entre esses pontos e um circuito que começa e termina no mesmo ponto. Entretanto, geralmente, na literatura especializada, ao se referir sobre a equação da continuidade, apenas a terceira forma é citada.

O termo relativo à perda de carga na Equação 4.18 torna o problema não-linear. A relação entre a perda de carga, o diâmetro e a vazão das tubulações pode ser representada da seguinte forma:

$$J = A \frac{Q^B}{D^C} \quad [4.19]$$

Sendo j a perda de carga unitária, Q a vazão (m^3/s), D o diâmetro (m) da tubulação, A um coeficiente (adimensional) que varia de acordo com o tipo de material (atrito) da parede da tubulação e os expoentes B (adimensional) e C (adimensional) que são maiores que 1, caracterizando a não-linearidade da equação.

Dessa forma, pelas equações ora citadas pode-se observar a influência que as vazões nas tubulações exercem sobre as equações da continuidade e da conservação de energia. Quando se determinam um conjunto de vazões que equilibram ambas as equações, pode-se afirmar que o equilíbrio hidráulico da rede foi alcançado.

Para resolver as Equações 4.17 e 4.18 e, conseqüentemente, atingir as condições de equilíbrio hidráulico da rede, vários métodos numéricos podem ser utilizados como, por exemplo, os de Hardy-Cross, Newton-Raphson e linear.

4.4.3 Simulador hidráulico: EPANET

O EPANET é um programa desenvolvido pela equipe de Lewis Rossman, para a Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos, com o intuito de simular o comportamento e a qualidade da água em sistemas de condutos sob pressão e regime de escoamento permanente.

Para o cálculo das equações 4.17 e 4.18 o EPANET faz uso do método apresentado por Todini e Pilati (1998). De acordo com Cheung (2004), a formulação proposta por esses autores utiliza o método de Newton-Raphson para linearizar as equações não lineares e obter um sistema de equações lineares. Essas últimas são resolvidas pela fatorização incompleta de Cholesky, em conjunto com o método do gradiente conjugado.

Considerando um sistema com nós com cota piezométrica variável e fixa (tanques e reservatórios), a relação entre vazão e perda de carga nas tubulações entre os nós i e j , utilizada pelo EPANET, pode ser obtida pela seguinte expressão:

$$H_i - H_j = h_{ij} = rQ_{ij}^n + mQ_{ij}^2 \quad [4.20]$$

Sendo:

H : cota piezométrica do nó (m);

h_{ij} : perda de carga total entre os nós i e j (m);

r : termo da perda de carga que depende da fórmula adotada (adimensional);

Q_{ij} : vazão entre os nós i e j (m^3/s);

n: expoente da vazão (adimensional);

m: coeficiente de perda de carga localizada (adimensional);

Para o caso das bombas, a parcela da perda de carga pode ser representada pela seguinte equação:

$$h_{ij} = -w^2 \left(h_0 - r \left(\frac{Q_{ij}}{w} \right)^n \right) \quad [4.21]$$

Em que:

h_0 : altura de elevação para o ponto de funcionamento de vazão nula [L];

w: coeficiente relacionado a velocidade de rotação da bomba (adimensional);

r: coeficiente da curva da bomba (adimensional);

n: coeficiente da curva da bomba (adimensional);

Dessa forma, a partir das cotas piezométricas fixas de determinados nós (reservatórios e tanques), pretende-se obter os valores de cota piezométrica dos nós de consumo, H_i , e das vazões nos trechos, Q_{ij} , na rede que satisfaçam as equações 4.17 e 4.20. Mais detalhe do algoritmo utilizado pode ser obtido em Rossman (2000).

Além de simulações estáticas, para apenas um dado cenário de consumo, o EPANET também possibilita a realização de simulações dinâmicas. Rao e Bree (1977) afirmam que esse tipo de simulação pode ser entendido como um conjunto de várias simulações estáticas integradas, cada uma representando um passo de tempo pré-estabelecido, possibilitando o cálculo das mudanças de níveis dos reservatórios, alteração nos estados das bombas e válvulas e considerando um padrão de demanda. Alonso et al.(2000) apresenta um fluxograma que esquematiza o procedimento utilizado pelo EPANET para simulações estendidas (Figura 4.5).

Dentre os motivos da utilização do EPANET destaca-se o fato do mesmo ser disponibilizado gratuitamente, além da possibilidade de acesso ao seu código fonte tornando possível introduzir melhorias na sua interface e funcionalidade, fato esse imprescindível nesta pesquisa.

O EPANET compreende um conjunto de funções que permite executar simulações estáticas e dinâmicas do comportamento hidráulico e de qualidade de água em sistemas de distribuição. Tais funções podem ser acessadas por programadores,

por meio do arquivo Epanet2.dll, e interligadas a modelos de otimização para solucionar problemas específicos. Esse conjunto de funções é disponibilizado em um pacote computacional chamado de *Toolkit* e pode ser acessado pelas linguagens C/C++, Delphi Pascal e Visual Basic.

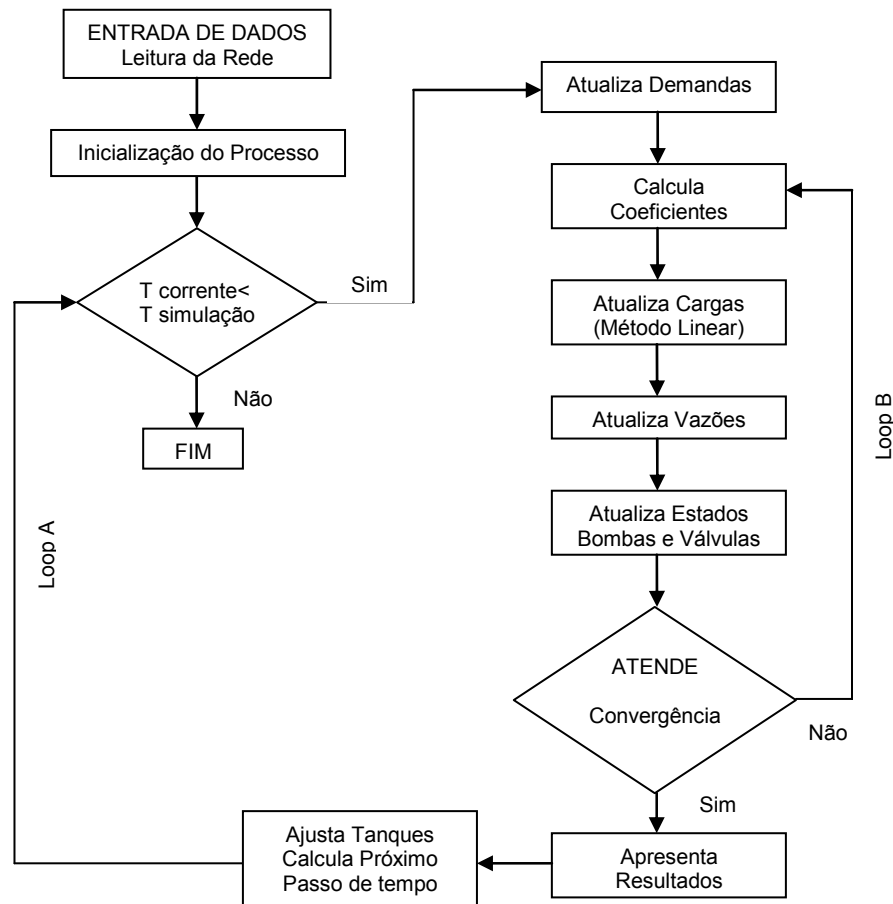


Figura 4.5: Fluxograma de uma simulação hidráulica estendida no EPANET (Alonso et al,2000)

Contudo, podemos citar as seguintes vantagens proporcionadas pelo EPANET, todas necessárias ao desenvolvimento desta pesquisa:

- Possibilidade de interligação com modelos de otimização (toolkit);
- Facilidade na determinação de estratégias operacionais das bombas para um período operacional entendido;
- Credibilidade do cálculo das variáveis de estado (e.g. vazões, pressões, níveis dos reservatórios);
- Possibilidade da alteração da interface gráfica permitindo a inserção de novos parâmetros relativos à otimização (compilador Delphi 7);

- Praticidade na obtenção da energia consumida pelas bombas para um período estendido;
- Avaliação das variáveis de estados (níveis dos reservatórios, pressões nodais) relativas às restrições do modelo, verificando se as mesmas foram violadas ou não, em cada hora;

A possibilidade do EPANET de trabalhar em período estendido é uma característica fundamental para o desenvolvimento deste trabalho, pois a operação de um SAA é dependente de fatores que variam ao longo do dia como, por exemplo, as demandas nodais, níveis dos reservatórios e estados das bombas.

4.4.4 Funções utilizadas da extensão Toolkit

A extensão toolkit possibilita a conexão entre algoritmos elaborados em diferentes linguagens de programação (e.g. C++, Visual Basic e Pascal-Delphi) e rotinas de cálculo utilizadas pelo EPANET. Essa conexão é feita a partir do arquivo EPANET2.DLL e, a partir dessa, são possíveis: a realização de alterações no funcionamento do sistema (e.g. estado das bombas), a obtenção dos valores das variáveis de estado (e.g. níveis dos reservatórios) e do custo energético, além da alteração de parâmetros físicos da rede (e.g. diâmetro das tubulações). Dentre as 51 funções disponíveis pela ferramenta toolkit, as seguintes foram utilizadas com seus respectivos objetivos:

- ENopen: para abrir o arquivo (.INP) exportado pelo EPANET. Esse arquivo contém todas as informações hidráulicas relativas ao sistema em análise. Também, é por meio dessa função que o modelo principal importa os parâmetros hidráulicos, os parâmetros energéticos e restrições I (Figura 4.2);
- ENsetnodevalue(EN_Basedemand): visando tornar nulo o consumo-base de todos os nós da rede. Esta ação é utilizada somente no procedimento de análise de sensibilidade dos elementos hidráulicos (descrita mais detalhadamente na subseção 4.7.3);
- ENgetlinknodes: para identificar os nós iniciais e finais de cada trecho. Utilizada na análise de sensibilidade (subseção 4.7.3);

- ENsetlinkvalue(EN_Initstatus): para interromper o fluxo dos trechos a jusante e a montante dos reservatórios de níveis variados. (subseção 4.7.3);
- ENsetpatternvalue: para alterar o padrão de funcionamento das bombas. É com essa função que se atribui as estratégias operacionais geradas pelo AG às bombas do sistema. Cada bomba, ao longo do ciclo operacional, segue um padrão que, por sua vez, pode ser representado como um vetor de 24 elementos, onde cada elemento contém o estado (0:desligada/1:ligada) da bomba em cada hora. As soluções geradas pelo AG são associadas a esses vetores. Dessa maneira, garante-se que as simulações hidráulicas seguirão fielmente as estratégias propostas pelo AG;
- ENgetpatternvalue: para obter a variação horária da tarifa energética;
- ENopenh: para dar início a simulação hidráulica em período estendido; Com essa função é possível avaliar as variáveis de estado em cada passo de tempo;
- ENinith: Inicializar as variáveis hidráulicas do sistema (e.g. níveis dos reservatórios, estado das bombas);
- ENrunh (t): para executar a simulação hidráulica. Essa função retorna dois valores: a variável t que representa o tempo decorrido da operação em segundos e uma variável inteira que define se nesse período t ocorreu algum tipo de erro.
- ENnext (tstep): para adiantar um passo de tempo na simulação hidráulica. A variável tstep representa o passo de tempo do cálculo hidráulico, ou seja, o tempo em que cada simulação estática é realizada. A simulação estendida é o conjunto dessas simulações estáticas;
- ENgetcount: essa função retorna a quantidade de específicos elementos hidráulicos da rede como, por exemplo, a quantidade de nós, trechos, reservatórios, dentre outros.

- ENgetlinkvalue(EN_energy): para obter a energia consumida pelas bombas. A partir desses valores e da variação horária da tarifa energética calcula-se o custo energético diário de operação;
- ENgetnodevalue: para obter os valores das pressões no nós restritivos e níveis dos reservatórios em cada hora. Com esses valores é possível determinar se ocorreu alguma violação nas restrições I.

Todas essas funções estão integradas com o módulo de otimização (AG). Tais funções repassam os valores necessários ao cálculo da função objetivo, à verificação da violação das restrições, à definição do tipo de algoritmo de reparação a ser utilizado, dentre outros.

4.5 MÓDULO DE OTIMIZAÇÃO: ALGORITMO GENÉTICO

4.5.1 Considerações Iniciais

A definição de estratégias ótimas de operação em SAA requer uma grande demanda computacional, pois para cada passo de tempo é necessário avaliar o comportamento do sistema e tomar decisões complexas. Inúmeros métodos de otimização foram aplicados para atingir esse objetivo (e.g. programação não linear, programação dinâmica, busca tabu, simulated aleanning). Entretanto, optou-se pelo Algoritmo Genético que, além de oferecer grande flexibilidade na exploração do espaço de busca e possibilitar a utilização de variáveis discretas, proporciona maior facilidade na implementação dos algoritmos de reparação propostos nesse trabalho, devido à formatação binária adotada pelo mesmo.

O algoritmo genético foi desenvolvido na linguagem ObjectPascal, por meio do compilador DELPHI 7. As rotinas computacionais que compõem esse algoritmo são: geração inicial, seleção, cruzamento, mutação e substituição. Para cada SAA criado no EPANET, uma solução (Equação 4.4) é gerada e, em seguida, dá-se início àquelas rotinas. A Figura 4.6 ilustra o formato de um vetor solução, com 96 elementos, composto por quatro bombas (B1,B2,B3 e B4).

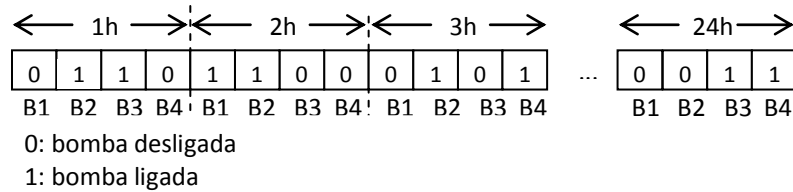


Figura 4.6: Representação da solução

4.5.2 Validação

Devido à grande expansão das aplicações dos algoritmos genéticos nos últimos anos, várias rotinas, em diferentes linguagens de programação, foram desenvolvidas com abordagem segundo aqueles algoritmos. Dentre as bibliotecas disponíveis, destacam-se o Galib (C++) e o OptiGA (Visual Basic). Já, no formato de pacote computacional, o MATLAB é o mais difundido.

Como a metodologia apresentada neste trabalho exige significativas intervenções no código original do AG, foi necessário o desenvolvimento de todo o código fonte do mesmo, visando uma maior flexibilidade no acoplamento com os algoritmos de reparação de soluções. Sendo assim, é imprescindível a aplicação do algoritmo em um problema de soluções conhecidas, de forma a avaliar a sua eficiência. Para tanto, optou-se por utilizar um problema clássico de otimização conhecido como o problema da mochila. Esse tipo de problema foi apresentado por Dantzig (1963) e caracteriza-se pelo estreito relacionamento com um grande número de outros modelos de programação. Segundo Goldberg e Luna (2005), devido ao seu aspecto matemático, o formato do problema da mochila pode ser resolvido por técnicas de programação inteira, otimização combinatória e programação dinâmica.

A literatura relaciona inúmeros trabalhos envolvendo a aplicação de AG em problemas de otimização combinatória. Contudo, além dessa aplicabilidade, a escolha do problema supracitado dá-se por dois motivos: por ser um problema com vetores soluções semelhantes ao problema da otimização desta pesquisa e por também possuir um caráter restritivo.

O problema da mochila pode ser entendido como o desafio de encher uma mochila, com produtos de custo e pesos diferentes, sem ultrapassar um determinado limite de peso, objetivando otimizar (maximizar) o custo total a ser transportado (Figura 4.7).

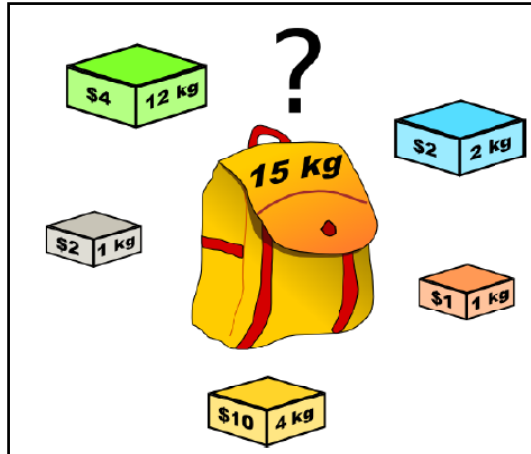


Figura 4.7: Exemplo do problema da mochila (Fonte:Wikipedia,2010)

No exemplo mostrado na Figura 4.7, o peso máximo suportado pela bolsa é de 15 kg. Existem cinco tipos de produtos diferentes a serem levados. A formulação principal consiste em colocar o máximo de objetos em uma mochila que possui uma carga limitada (b). Cada objeto (x_j) possui seu peso (w_j) e valor (c_j). Matematicamente, esse tipo de problema pode ser descrito conforme as equações que se seguem:

$$\text{Maximizar } z = \sum_{j=1}^n c_j x_j \quad [4.22]$$

Sujeito a:

$$\sum_{j=1}^n w_j x_j \leq b \quad [4.23]$$

$$x_j \geq 0 \text{ e inteiro} \quad [4.24]$$

Sendo z o custo total e n a quantidade de produtos.

O formato do vetor solução do problema de otimização proposto neste trabalho é do tipo binário. Sendo assim, optou-se por utilizar o problema da mochila booleano, também denominado de problema da mochila 0/1, onde cada produto pode ser inserido na mochila somente uma única vez. Com isto, a nova configuração passa a conter elementos do vetor solução com os valores 0 ou 1 onde, 0 significa a ausência do produto e 1, a sua inserção na mochila. Para tanto, simplificou-se o problema considerando-se a Equação 4.25, em vez da Equação 4.24.

$$x_j \in \{0,1\} \quad [4.25]$$

O exemplo utilizado para a validação do AG caracteriza-se por uma mochila com capacidade máxima de 13 kg. Existem 12 produtos disponíveis. Os valores dos pesos e custo desses produtos estão na tabela 4.1.

Tabela 4.1: Peso e custo dos produtos

Produto	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Peso (Kg)	2	3	4	5	1	5	4	2	3	7	4	5
Custo (R\$)	4	3	2	1	5	2	1	4	2	1	5	3

O vetor que representa as soluções do problema da mochila apresentado é composto por 12 elementos binários. Para avaliar a eficácia do AG, optou-se por gerar todas as soluções possíveis, totalizando 4096 (2^{12}) soluções. Após essa avaliação verificou-se que apenas 426 (10.4%) são factíveis, ou seja, soma um peso inferior a 13 kg. Tais soluções são apresentadas na Figura 4.8, a seguir.

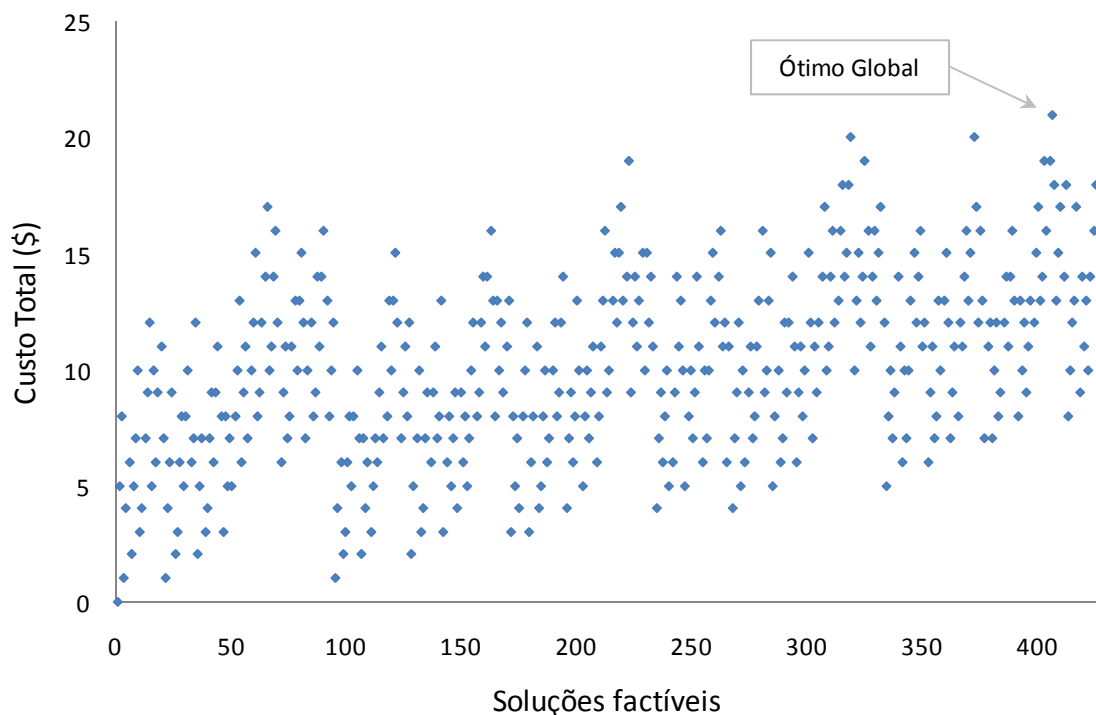


Figura 4.8: Soluções factíveis (peso total inferior a 13 kg)

Objetivando avaliar a eficiência do AG, encontrou-se a solução ótima global (Figura 4.8) no intuito de investigar a proximidade da solução obtida pelo AG em relação àquela solução. Contudo, provido do conhecimento de todas as soluções factíveis, avaliou-se a eficiência do AG desenvolvido. As soluções encontradas pelo AG

com pesos superiores ao máximo foram penalizadas de acordo com o Método da Penalidade Multiplicativa (Hilton e Culver,2000). Dessa forma, a função objetivo passa a ser determinada conforme a Equação 4.26.

$$\text{Maximizar } FO = \frac{Z}{k} \quad [4.26]$$

Sendo:

$$k = 1, \text{ se } p \leq b \quad [4.27]$$

$$k = p - b + 1, \text{ se } p \geq b \quad [4.28]$$

Onde:

$$p = \sum_{j=1}^n w_j x_j \quad [4.29]$$

Inserida a função objetivo (Equação 4.26) no código fonte do AG, executou-se esta rotina com os seguintes parâmetros: tamanho da população: 50; número de gerações: 100; tamanho do indivíduo: 12 (binário); tipo de cruzamento: uniforme com taxa de 0.8; taxa de mutação: 0.01 e substituição com elitismo.

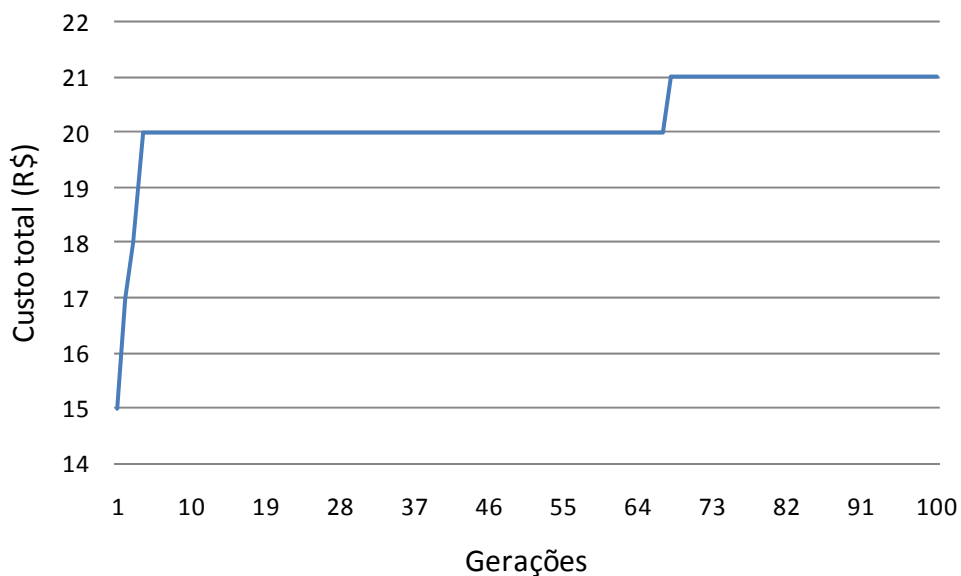


Figura 4.9: Evolução do AG

Foram realizadas dez simulações. Em todas as simulações verificou-se a convergência a solução ótima em menos de 100 gerações. Todas as simulações demandaram um tempo computacional inferior a um segundo. A Figura 4.9 apresen-

ta, entre aquelas simulações, a evolução da simulação de menor eficiência. O peso total da solução ótima global (Tabela 4.2) é de 12 kg.

Tabela 4.2: Solução ótima global (problema da mochila)

Produto	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Solução ótima global (0/1)	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0

Apesar do problema utilizado como validação ser bastante simples quando se comparado ao problema de otimização na operação de SAAs, nota-se a semelhança quanto ao formato do problema (i.e. variáveis de decisão binária, problema com restrição). Naquele caso, o AG padrão mostrou-se ser bastante eficiente, confirmando, assim, uma correta construção do mesmo, reforçando a possibilidade de sua utilização no problema principal analisado neste trabalho.

4.5.3 Funções Penalidades

Como a aplicação dos Algoritmos Genéticos é destinada a problemas sem restrições, de uma forma geral, utiliza-se o método das penalidades para superar essa limitação. Com a utilização desse método, as restrições são tratadas como penalidades e aplicadas à função objetivo. Cada restrição violada é traduzida como funções custos que, por sua vez, são acrescentadas a função objetivo.

Entretanto, devido à adequação supracitada, a penalização da função objetivo não é uma tarefa fácil, pois exige certo conhecimento sobre as restrições que envolvem o problema. Segundo Deb (2000), a maior dificuldade na utilização de funções penalidade é encontrar parâmetros de penalidade mais adequados para guiar a busca dos AGs até a solução ótima. Ainda assim, Wu e Simpson (2002) comentam que se o fator de penalidade é muito baixo, muitas soluções não-factíveis dominam a população do algoritmo genético. Em contrapartida, se o fator de penalidade é muito alto, boas soluções serão eliminadas do processo de busca do AG. Portanto, pode-se afirmar que a escolha desse fator influencia diretamente no desempenho do AG.

Apesar do foco principal deste trabalho ser o desenvolvimento de um algoritmo eficiente na factibilização de soluções, no que diz respeito às penalidades, utilizou-se o Método da Penalidade Multiplicativa (MPM) proposto por Hilton e Culver (2000). No MPM, as penalidades são adicionadas à função objetivo por meio da mul-

tiplicação. Já nos métodos de penalidade convencionais, as penalidades são somadas à função objetivo. As equações 4.30 e 4.31 exemplificam esse dois métodos, respectivamente.

$$FO = CEPen \quad [4.30]$$

$$FO = CE + \alpha_1 Pen_1 + \alpha_2 Pen_2 + \dots + \alpha_n Pen_n \quad [4.31]$$

Sendo:

CE: custo energético diário (\$);

Pen_i: função penalidade;

α_i: fator de penalidade;

Visando contornar o problema restritivo inerente à otimização do custo energético em estações elevatórias, Carrijo(2004), Pedrosa (2006), Sousa(2007), Cunha(2009), dentre outros, utilizaram o formato da Equação 4.31 em suas funções objetivos. A principal dificuldade do uso dessa equação é devido à escolha dos valores dos fatores de penalidade (α_n). Tais fatores têm a função de ajustar cada penalidade de forma que o somatório dessas seja compatível com o valor do custo energético total do sistema.

A utilização da Equação 4.31 exige, para cada SAA em que se deseja minimizar o custo energético de sua operação, a realização de uma análise de sensibilidade objetivando identificar a importância de cada restrição no processo de otimização, numa tentativa de classificá-las quanto à severidade dos fatores de sensibilidades a ser atribuído a cada função penalidade.

Os estudos feitos pelos autores ora citados foram aplicados em casos específicos. Sendo assim, a utilização da Equação 4.31 não ocasionou nenhum tipo de problema. Entretanto, como o modelo criado nesse trabalho propõe a generalização de sua aplicação, a Equação 4.31 não pôde ser aproveitada, pois para cada SAA seria necessário determinar o melhor fator a ser utilizado em cada penalidade. Dessa forma, optou-se por adotar a Equação 4.30, em vez da 4.31. Essa adoção dispensa a determinação desses fatores de penalidade. A função penalidade utilizada no modelo é demonstrada nas equações que se seguem:

$$Pen = P_{N1}P_{N2}P_{R1}P_{R2}P_{B1}P_{B2} \quad [4.32]$$

$$P_{TR} = \prod_{i=1}^{N_{TR}} k \quad [4.33]$$

Onde:

TR: tipo de restrição;

N_{TR} : quantidade de elementos hidráulicos (nós, reservatórios ou bombas) que violaram determinada restrição;

k: coeficiente que varia de acordo com o elemento hidráulico e tipo de restrição violada.

A tabela 4.3 apresenta os valores do coeficiente k em função do tipo de restrição violada.

Tabela 4.3: Valores do coeficiente k

TR	Elemento Hidráulico	Restrição Violada	k
N1	Nós	Pressões entre os limites (min. e max.)	1.05
N2		Pressões positivas (continuidade do abastecimento)	1.80
R1	Reservatórios	Níveis entre os limites (min. e max.)	1.20
R2		Nível final (24h) igual ou superior ao nível inicial (0h)	1.50
B1	Bombas	Potência máxima	1.20
B2		Quantidade de acionamentos	1.50

Os valores do coeficiente k representam o quanto o custo energético será aumentado para o determinado tipo de restrição (TR) que for violada. Esses valores foram determinados a partir da quantidade e importância das restrições no modelo. Analisando os valores extremos (1.05 e 1.80), tem-se que para cada nó com pressões fora de seus limites aumenta-se 5% ao valor da função objetivo. Adotou-se o menor valor para essa violação, pois, geralmente, a quantidade de nós em um SAA é bem superior a quantidade de reservatórios e bombas.

Em contrapartida, como a descontinuidade do abastecimento ocorre no sistema como um todo e, além disso, apresenta extrema importância na viabilidade da solução, adotou-se o valor máximo para esse tipo de violação, aumentando-se em 80% o valor do custo energético. Seguindo essa linha de raciocínio, os demais valores assumem valores intermediários.

O coeficiente k é considerado na Equação 4.33 para cada elemento hidráulico responsável pela violação de alguma restrição em todo ciclo operacional. Quando a restrição não é violada o coeficiente assume o valor unitário.

Por fim, vale reforçar que o objetivo principal do uso da Equação 4.32 deve-se ao fato da mesma propiciar o uso do modelo de otimização desenvolvido em qualquer sistema de abastecimento de água.

4.5.4 Tipo de Seleção Utilizada

A idéia principal do operador de seleção em um algoritmo genético é oferecer aos melhores indivíduos da população corrente preferência para o processo de reprodução, permitindo que estes indivíduos possam passar as suas características às próximas gerações. Vários métodos podem ser utilizados para execução dessa tarefa, entre eles, destaca-se o método da roleta e o torneio.

O método da roleta foi originalmente proposto por Holland (1975) e, por esta razão, ainda é muito utilizado na implementação dos Algoritmos Genéticos. Entretanto, esse método apresenta algumas falhas relevantes.

Primeiramente, esse método apresenta uma tendência de selecionar um grande número de indivíduos com boas aptidões, ocasionando uma diminuição na diversidade da população. Esta falha pode ocasionar uma convergência prematura do algoritmo para uma solução não desejada.

Outra desvantagem deste método é sua forte dependência da função aptidão, aumentando consideravelmente a influência dos coeficientes de penalidades na evolução das soluções. Além disto, o método é composto por várias etapas (e.g. cálculo da probabilidade de seleção, da função aptidão, da aptidão acumulada e relativa), incidindo em um maior custo computacional. A tabela 4.4 e figura 4.10 apresentam um exemplo de seleção do método da roleta.

Tabela 4.4: Exemplo do método da roleta

Indivíduo (S_i)	Aptidão $f(S_i)$	Aptidão relativa
S1	1.19	0.05
S2	9.69	0.40
S3	1.05	0.04
S4	3.05	0.13
S5	1.69	0.07
S6	0.81	0.03
S7	2.45	0.10

S8	1.21	0.05
S9	0.93	0.04
S10	2.05	0.08

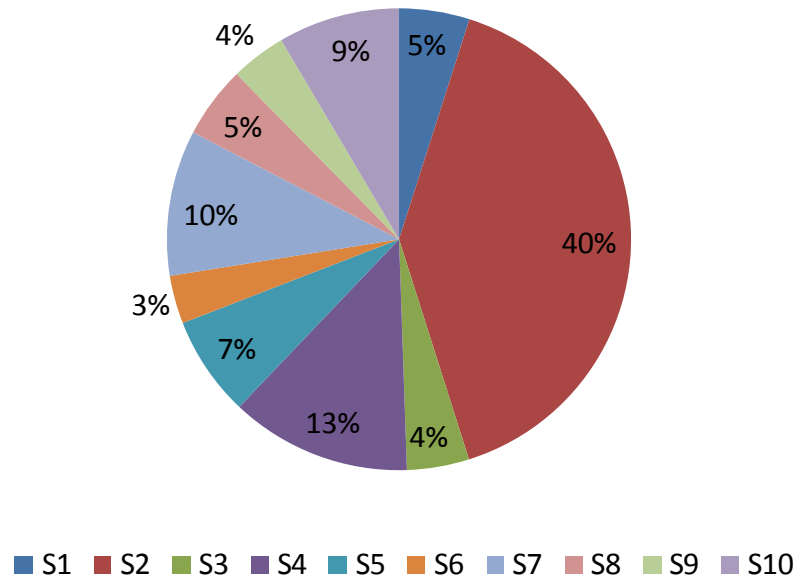


Figura 4.10: Exemplo do método da roleta

A Tabela 4.4 e a Figura 4.10 exemplificam bem as desvantagens supracitadas do método da roleta. Analisando-se o indivíduo S2, percebe-se que sua função aptidão é bem superior às demais soluções e, conseqüentemente, possui uma probabilidade (0.4) de seleção elevada. Dessa forma, existe uma forte tendência que esse indivíduo seja escolhido repetidamente, ocasionando, assim, uma convergência prematura.

Ao se utilizar do torneio ($n=2$) no exemplo adotado, o indivíduo S2 tem sua probabilidade de seleção reduzida pela metade, isto é, de 0.4 para 0.2 ($1/10 + 9/10 \times 1/9$). Contudo, pode-se afirmar que a existência de super-indivíduos na população exerce menos influência naquele método.

Em relação ao ponto de vista computacional, a seleção por torneio, além de apresentar maior simplicidade em sua implementação, demanda um tempo computacional inferior quando comparado ao método da roleta.

Além dos argumentos mencionados, vale destacar que alguns autores (e.g. Linden, 2006) sugerem que o método do torneio com dois participantes ($n=2$) seja melhor que o método da roleta.

4.5.5 Tipo de Cruzamento Utilizado

No processo de seleção não ocorre alteração dos indivíduos, ou seja, novos indivíduos não são introduzidos à população. Já na etapa do cruzamento, por meio de procedimentos aleatórios, o algoritmo tenta criar novas e melhores soluções.

A forma mais conhecida do cruzamento é o cruzamento de um ponto. De acordo com esse método, um ponto do cromossomo é sorteado aleatoriamente e a troca do material genético é feita na região à direita do ponto escolhido. A Figura 4.11 demonstra o cruzamento de um ponto em dois indivíduos no formato do problema de otimização deste trabalho, considerando um SAA com uma bomba.

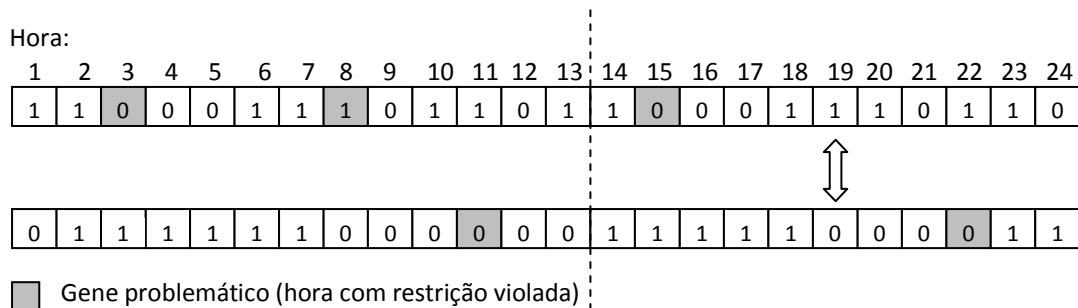


Figura 4.11: Cruzamento de um ponto

O princípio do cruzamento de um ponto fundamenta-se na mistura de blocos (conjunto de genes). O objetivo principal é que a mistura de bons blocos construídos dê origem a indivíduos de melhor aptidão. Entretanto, no problema considerado, as restrições violadas podem ser originadas a partir do valor de um gene, pois os limites das variáveis restritivas (e.g. níveis dos reservatórios, pressões nos nós) são avaliados a cada hora do dia. É bastante improvável que a troca de configurações da bomba entre duas estratégias operacionais, por meio de um conjunto de horas contendo alguma violação, resulte em uma estratégia viável (Figura 4.11). Possivelmente a violação permanecerá, mesmo que em um horário (gene) diferente.

Outra desvantagem desse tipo de cruzamento na busca de estratégias operacionais viáveis é que o primeiro bloco do indivíduo permanece inalterado. A presença de genes problemáticos nesse bloco não será corrigida com a troca do segundo bloco. Em outras palavras, a alteração da configuração da bomba em uma segunda porção do dia não corrige os problemas originados pela estratégia adotada ao início do dia.

Por fim, não existe a surgimento de novos indivíduos no cruzamento de um ponto realizado em dois indivíduos semelhantes, tornando a população menos diversificada.

Em suma, devido às incompatibilidades do tipo de cruzamento supracitado ao problema de otimização em estudo, optou-se por utilizar o cruzamento uniforme. Esse tipo de cruzamento não utiliza pontos de cruzamento e, devido sua atuação ocorrer diretamente em cada gene do indivíduo, possui uma maior possibilidade de alterar os genes responsáveis pela inviabilidade da solução.

4.6 EPANET - ALGORITMO GENÉTICO SIMPLES

A junção do EPANET com o algoritmo genético é uma prática freqüente na otimização de SAAs. Tal junção também tem sido bastante aplicada na definição de estratégias operacionais com custo energético reduzido como, por exemplo, em Carrijo (2004), Ribeiro (2005), Pedrosa (2006), Sousa (2007) e Cunha (2009). O fluxograma base do acoplamento do algoritmo genético padrão com o EPANET, na busca de soluções operacionais ótimas, é apresentado na Figura 4.12.

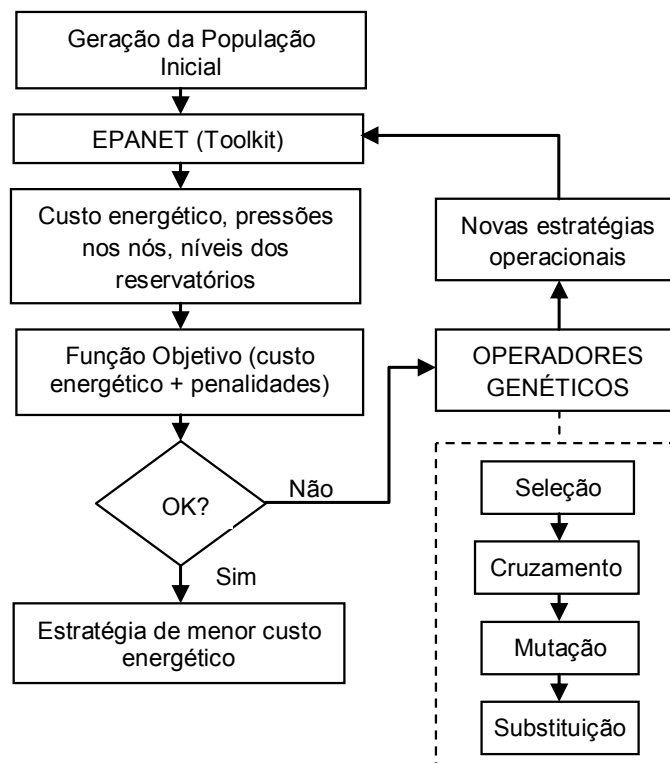


Figura 4.12: EPANET-AGS

A primeira etapa do processo caracteriza-se pela geração da população inicial (geração aleatória) das soluções contendo as regras operacionais. Em seguida, estas variáveis são utilizadas pelo EPANET que, por sua vez, calcula as pressões nos nós, a energia consumida, os níveis dos reservatórios, e todos os parâmetros necessários à avaliação da solução. A etapa seguinte caracteriza-se pelo cálculo da função objetivo que é obtida a partir do custo total energético e da função penalidade, caso a solução seja inviável. O processo é repetido, com o uso dos operadores genéticos, até que se atinja o objetivo esperado ou o número máximo de gerações. A cada geração, a estratégia operacional de menor custo energético que atenda a todas as solicitações hidráulicas é armazenada para que, ao fim do processo, seja apresentada.

Pela Figura 4.12, pode-se observar que os algoritmos responsáveis pela alteração das soluções são apenas os operadores genéticos de cruzamento e mutação. Os operadores de seleção e substituição são responsáveis somente pela alteração da população corrente. Portanto, afirma-se que a diversificação do processo de busca fundamenta-se basicamente no cruzamento, tendo em vista que a mutação é bem menos determinante. Por fim, assegura-se que esse processo é intensamente estocástico e não considera as características e limitações do problema.

Em relação às soluções inviáveis, a penalização é a única ferramenta utilizada. Nesse procedimento “rotulam-se” aquelas soluções para que as mesmas tenham as aptidões reduzidas ou sejam eliminadas no processo de evolução.

4.7 EPANET - ALGORITMO GENÉTICO HÍBRIDO

4.7.1 Descrição Geral

No processo de avaliação da função objetivo, as variáveis restritivas explícitas (Equações: 4.5,4.6,4.7 e 4.8) podem ser avaliadas a cada hora. Dessa forma, nesse intervalo de tempo, é possível verificar os tipos de restrições que foram violados. Diante disto, foram criados algoritmos de reparação de soluções que tentam “corrigir”, em cada passo de tempo, as soluções geradas pelo AG, tornando-as hidráulicamente factíveis. O layout do modelo é apresentado na Figura 4.13.

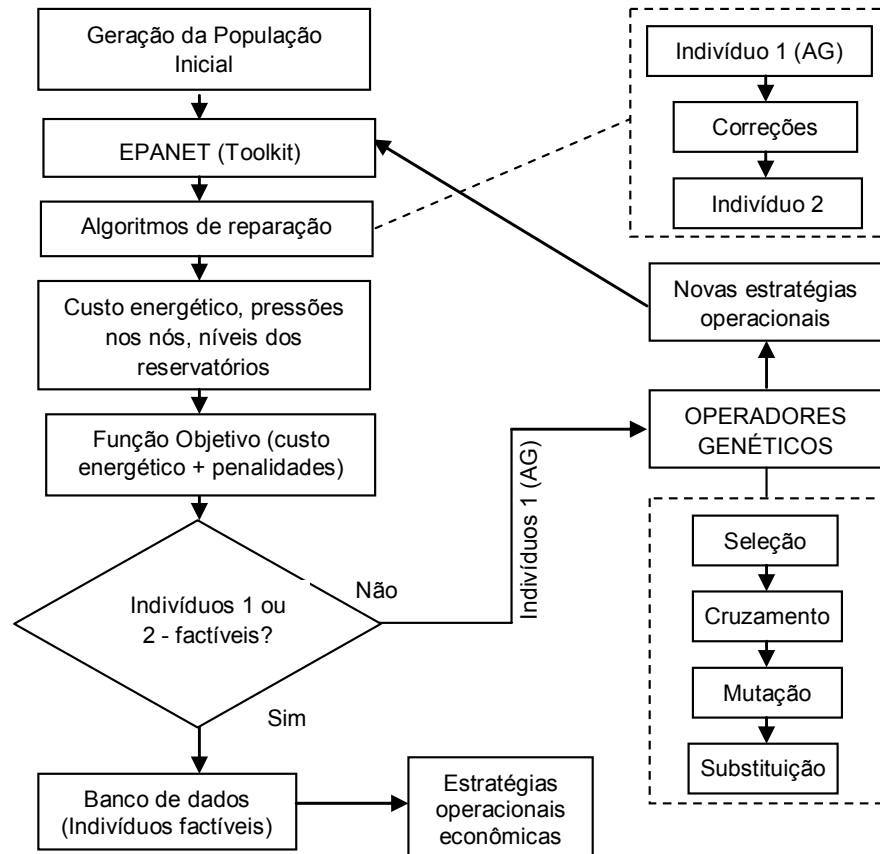


Figura 4.13: EPANET-AGH

Cada soluç o infact vel gerada pelo AG   repassada aos algoritmos de reparaç o ap s operador de substituiç o. Ap s esta etapa s o armazenadas duas soluç es: a soluç o original (soluç o 1), gerada pelo AG, e a soluç o reparada (soluç o 2), gerada ap s as tentativas de correç es. Se a funç o penalidade das soluç es 1 ou 2 forem nulas, ent o a(s) mesma(s) ser ( o) enviada(s) a um banco de dados, caso contr rio, esta soluç o ser  descartada. Independente do destino da soluç o modificada, a soluç o original, sendo infact vel ou n o, ser  conservada e enviada  s pr ximas geraç es do AG, evitando-se assim uma converg ncia prematura das soluç es e mantendo-se a originalidade do algoritmo gen tico.

A atuaç o dos algoritmos de reparaç o   feita em cada atualizaç o da populaç o. Diversos algoritmos s o utilizados objetivando tornar fact veis os indiv duos dessa nova populaç o. Cada nova soluç o vi vel encontrada   armazenada em um banco de dados para que, ao fim do algoritmo, possam ser avaliadas quanto ao custo energ tico (Equaç o 4.1) e desempenho hidr ulico (Equaç o 4.16).

O objetivo principal da utilização dos algoritmos de reparação é reduzir o comportamento estocástico que o AGS apresenta. Com o uso daqueles algoritmos, ferramentas determinísticas são incluídas no processo de otimização, propiciando o encontro de soluções viáveis em uma quantidade menor de gerações.

4.7.2 Algoritmos de Reparação

O procedimento de reparação das soluções inviáveis é formado por um conjunto de cinco algoritmos. Cada algoritmo atua diretamente em um determinado tipo de restrição violada. O esquema geral do funcionamento entre esses algoritmos é demonstrado no fluxograma da Figura 4.14.

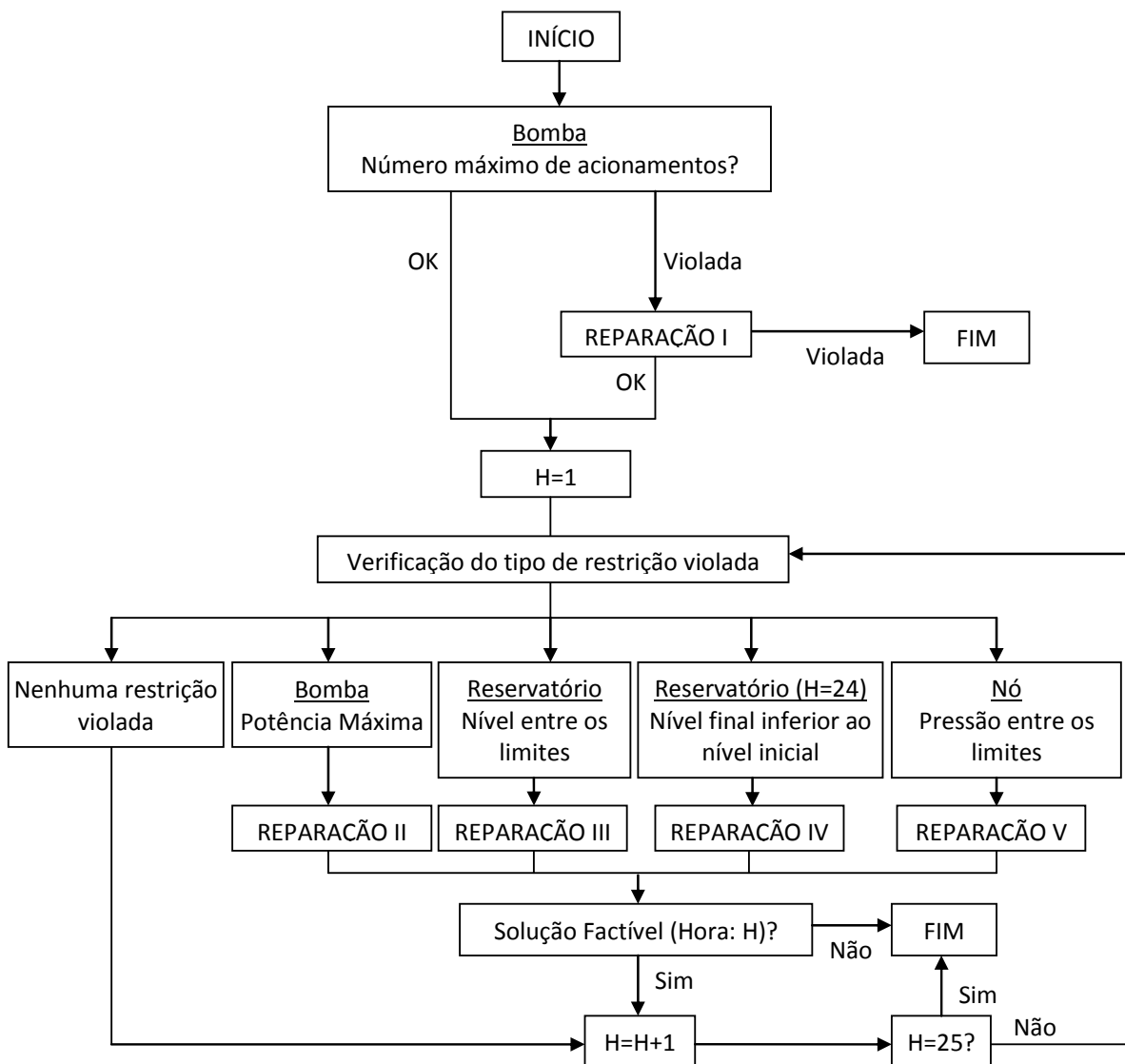


Figura 4.14: Fluxograma geral do funcionamento dos algoritmos de reparação

A primeira alteração nas soluções inviáveis ocorre na Reparação I (Figura 4.14). Neste algoritmo, tenta-se alterar as soluções que violam a restrição responsável pelo número máximo de acionamentos por bombas, objetivando-se reduzir a quantidade de acionamento para um número inferior ao máximo permitido. Esse algoritmo atua apenas uma vez nessas soluções inviáveis. Caso as alterações não reparem esse tipo de problema, finaliza-se o algoritmo como um todo. Esse comportamento ocorre para todas as outras reparações, ou seja, cada tentativa falha de correção de um determinado problema encerra-se o algoritmo de reparação no indivíduo corrente, dando reinício aquele algoritmo para o indivíduo ineficaz seguinte da população, até que todos os indivíduos factíveis sejam avaliados.

Caso a Reparação I corrija o problema a que se destina, dão-se início as demais reparações. Com exceção da Reparação IV, que atua somente no último horário de operação, os algoritmos de reparação agem em cada hora, do início ao fim do horizonte operacional. Tal ordem é seguida, pois as modificações realizadas na estratégia operacional somente refletem no comportamento do sistema em um período posterior a essa alteração.

De uma forma geral, ao tentar-se corrigir determinado tipo de problema em uma hora específica, outros problemas também são resolvidos na mesma hora ou em horas posteriores. Por exemplo, supondo-se que em um SAA, de 13 as 15 horas, o nível de um determinado reservatório encontra-se inferior ao mínimo, ao tentar corrigir esse problema as 13 horas, ligando-se alguma bomba, é possível que o nível desse reservatório fique superior ao mínimo, tanto na hora (13h) cuja estratégia foi alterada, como em horas posteriores (14h e 15h). Além disto, com o ligamento da bomba, também é possível que outros problemas sejam resolvidos como, por exemplo, em pressões nodais inferiores a pressão mínima no período considerado.

O comportamento supracitado ocorre devido ao fato de que se a quantidade de energia ofertada ao sistema é inferior à mínima necessária, para que as condições hidráulicas sejam atendidas, é provável que o fornecimento de energia (acionamento das bombas) a esse sistema torne a operação viável do ponto de vista hidráulico.

Em contrapartida, também é possível que a alteração do estado da bomba em uma determinada hora resulte na violação de restrições em horas posteriores. Caso

essas restrições não sejam reparadas pelos algoritmos de reparação, a solução corrente é descartada, iniciando-se um novo procedimento de reparação.

Existe uma restrição no problema que é independente do comportamento hidráulico do sistema. Os horários em que as bombas são ligadas influenciam diretamente nas restrições hidráulicas das soluções, porém, a quantidade de acionamentos das mesmas está relacionada somente as suas manutenções, não tendo importância do aspecto hidráulico do problema. Portanto, as soluções obtidas com a Reparação I, servem de guia para as demais reparações que, por sua vez, tentam corrigir essas soluções considerando sempre a número máximo de acionamento, tendo em vista que tais correções podem alterar essa limitação. A descrição detalhada de cada algoritmo de reparação é apresentada a seguir.

Reparação I (Número máximo de acionamentos)

Dentre os algoritmos de reparação, o algoritmo Reparação I é o único que não utiliza as rotinas do EPANET (*toolkit*). Para cada solução, com a quantidade de acionamentos superior a quantidade máxima, pequenas alterações são realizadas. Tais alterações atuam diretamente nos genes, conforme mostra a figura 4.15.

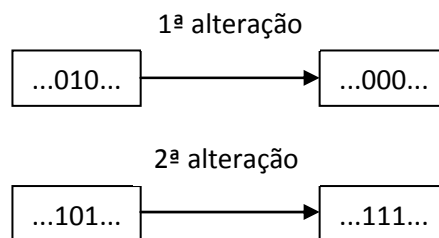


Figura 4.15: Fluxograma Reparação I

O par de genes “01” representa um acionamento. Essa configuração significa que em determinada hora a bomba encontra-se desligada e na hora seguinte ligada, caracterizando um acionamento. Os conjuntos de genes “010” e “101” representam acionamentos repentinos (1h) para uma determinada bomba. Sendo assim, eliminando-se essas situações por meio das alterações apresentadas na Figura 4.15, reduz-se consideravelmente a quantidade de arranques alterando-se o mínimo possível na configuração original da solução. A Figura 4.16 exemplifica essas alterações para uma solução contendo uma bomba.

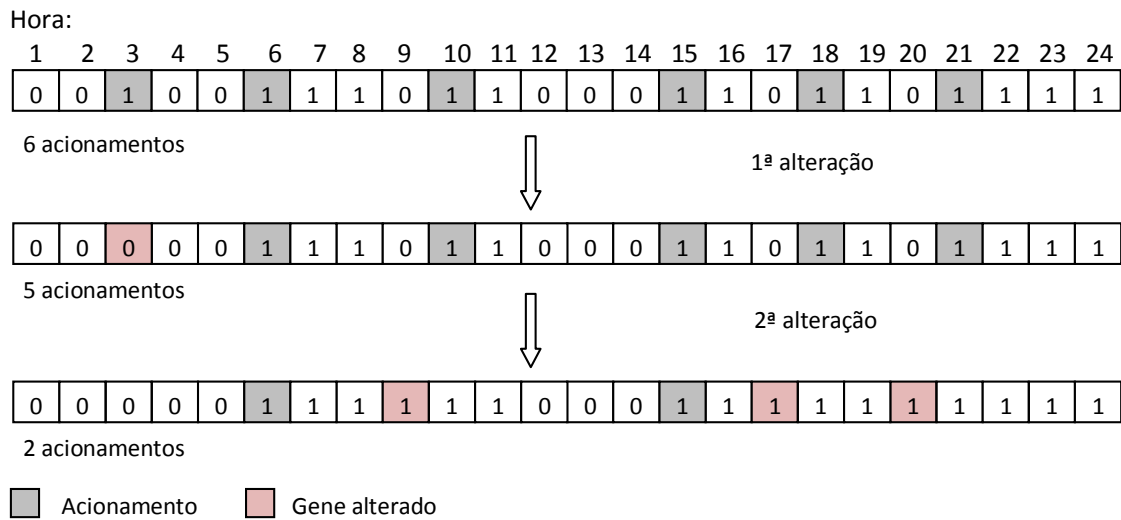


Figura 4.16: Aplicação do algoritmo Reparação I

No exemplo da Figura 4.16, com apenas quatro alterações, foi possível reduzir de seis para dois a quantidade de acionamentos da solução. Além da redução considerável da quantidade de acionamentos, também é possível observar uma maior uniformidade dos horários em que a bomba encontra-se ligada. A solução alterada passou a ter apenas dois períodos com a bomba em funcionamento. A utilização da bomba em longos períodos é característica das estratégias comumente utilizadas em sistemas reais, devido à menor intervenção na operação e redução no desgaste das bombas.

Objetivando realizar uma análise mais aprofundada sobre importância da Reparação I na factibilização de soluções, agruparam-se todas as soluções possíveis por quantidade de acionamentos. Tal distribuição é apresentada na tabela 4.6.

Tabela 4.6: Número de soluções por quantidade de acionamentos (1 bomba)

Quantidade de acionamento	Nº de soluções	Probabilidade	Probabilidade Acumulada
0	2	< 0.0001	< 0.0001
1	552	< 0.0001	< 0.0001
2	21252	0.0012	0.0012
3	269192	0.0160	0.0173
4	1470942	0.0876	0.1050
5	3922512	0.2338	0.3388
6	5408312	0.3223	0.6612
7	3922512	0.2338	0.8950
8	1470942	0.0876	0.9826
9	269192	0.0160	0.9987
10	21252	0.0012	> 0.9999
11	552	< 0.0001	> 0.9999
12	2	< 0.0001	1
TOTAL	16777216	1.0000	---

A partir da Tabela 4.6 pode-se observar que a quantidade total de estratégias que podem ser geradas para cada bomba é de 16777216 (2^{24}). As soluções com nenhum acionamento são as que mantêm as bombas ligadas (“111111...1”) e desligadas (“000000...0”) por 24 horas. Já nas soluções com doze acionamentos ocorre o ligamento e o desligamento, de hora em hora, de forma intercalada (“101010...10” “010101...01”). Ainda, por aquela tabela, também se pode concluir que aproximadamente 1/3 das soluções apresentam seis acionamentos (situação escolhida para o exemplo da Figura 4.16).

Pedrosa (2006) sugere que uma bomba deve ser acionada no máximo três vezes por dia. Adotando-se esse valor, tem-se que apenas 1.7% (probabilidade acumulada: 0.0173) das soluções se adequariam a esse tipo de restrição (Tabela 4.6 e Figura 4.17). Portanto, devido à pequeníssima parcela de soluções com até três acionamentos, comprova-se a importância da utilização do algoritmo de reparação ora descrito.

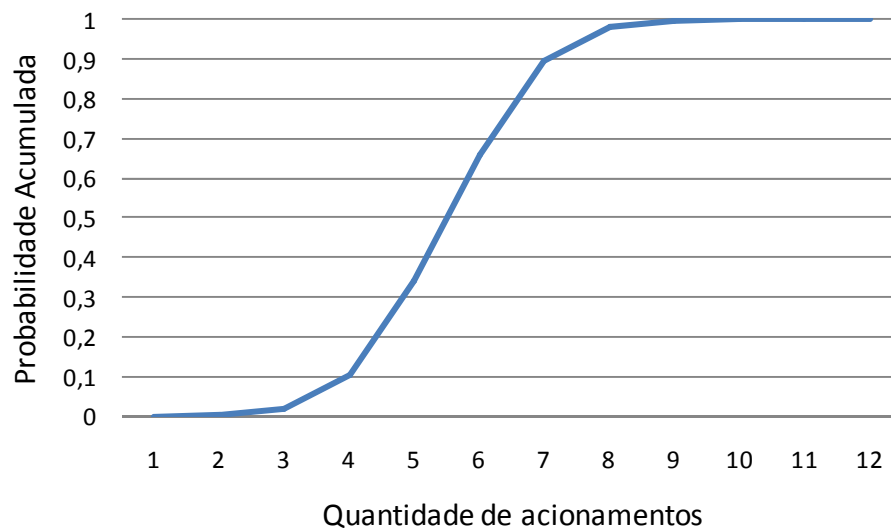


Figura 4.17: Probabilidade acumulada das quantidades de acionamentos por bomba

Reparação II (Potência Máxima)

O funcionamento das bombas no EPANET dá-se por meio da curva “vazão x altura manométrica”. No decorrer da operação, caso a demanda do sistema solicite uma potência superior à máxima permitida (vazão ou perda de carga superiores àquelas inseridas na curva da bomba), um código de alerta é repassado a função EN-runh(t), onde t retorna o momento em que ocorreu a anormalidade. Portanto, no

passo de tempo em que a bomba não oferta a vazão ou a carga solicitada, tenta-se ligar outras bombas (desligadas) na mesma estação elevatória, de forma a dar suporte a(s) bomba(s) que se encontra(m) ligada(s). Um exemplo contendo quatro bombas em uma mesma estação elevatória é apresentado na Figura 4.18.

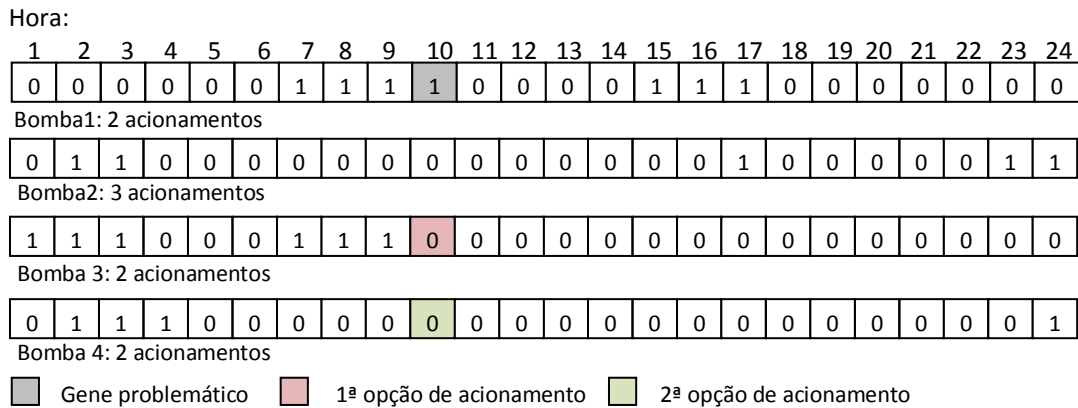


Figura 4.18: Aplicação do algoritmo Reparação II

No exemplo apresentado, supõe-se que é permitido até três acionamentos por dia. Na tentativa de corrigir esta solução procura-se ligar outra bomba no mesmo horário (10h) cuja restrição da potência máxima foi violada. Para tanto, procuram-se as bombas com menores quantidades de acionamentos (i.e. bombas 3 e 4) e, dentre essas, primeiramente, liga-se aquela em que uma possível alteração não resultará em um novo acionamento (e.g. bomba 3). Caso o problema não seja resolvido, as outras bombas desse conjunto são ligadas, uma a uma, até solucionar o problema.

A regra de preferência de acionamento das bombas ora citada também é utilizada pelos algoritmos de Reparação III, IV e V. A utilização dessa regra guia esses algoritmos de forma a tentar evitar que as alterações das soluções não violem a restrição de acionamento máximo por bombas. Além disto, com essa regra, aumenta-se a possibilidade de alterações viáveis nas horas seguintes do dia.

O modelo desenvolvido considera que as bombas com o mesmo nó a jusante participam de uma mesma estação elevatória (Figura 4.19).

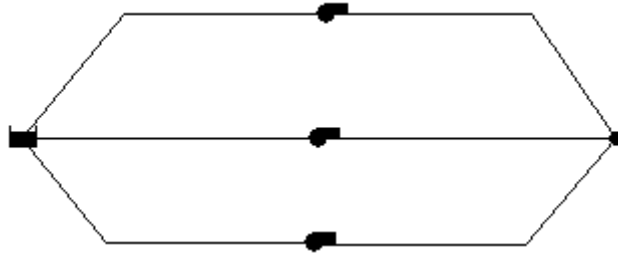


Figura 4.19: Exemplo de uma estação elevatória com três bombas

Reparação III e V (Níveis dos reservatórios e pressões nos nós)

As reparações responsáveis pela correção das soluções em que os níveis dos reservatórios e as pressões nos nós restritivos ultrapassam os seus limites em algum momento da operação funcionam de forma semelhante. Para cada hora em que se constata a violação dessas restrições, ligam-se ou desligam-se as bombas conforme o limite excedido.

Caso, em uma determinada hora, seja verificado que o nível de algum reservatório ou a pressão de algum nó esteja superior ao limite máximo, desliga-se a(s) bomba(s). Em contrapartida, liga-se a(s) bomba(s) se esses valores estiverem inferiores ao limite mínimo. O ligamento ou desligamento ocorre de uma bomba por vez, até que a solução seja reparada.

Reparação IV (Nível final do reservatório)

Para cada reservatório em que o nível final (24h) esteja inferior ao nível inicial (0h), liga(m)-se a(s) bomba(s) desligada(s), um por vez, de 24 às 22 horas, de hora em hora, até que o nível final fique superior ao inicial. A Figura 4.20 ilustra um fluxograma com as etapas da Reparação IV para um reservatório com o comportamento mencionado.

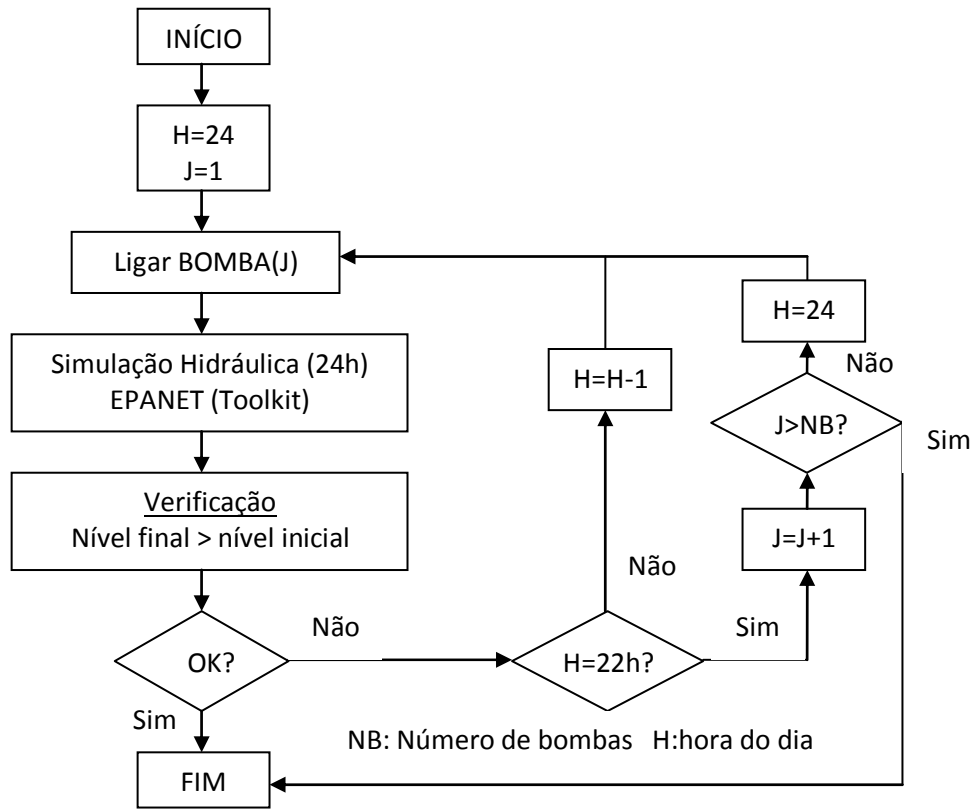


Figura 4.20: Algoritmo de Reparação IV para um reservatório

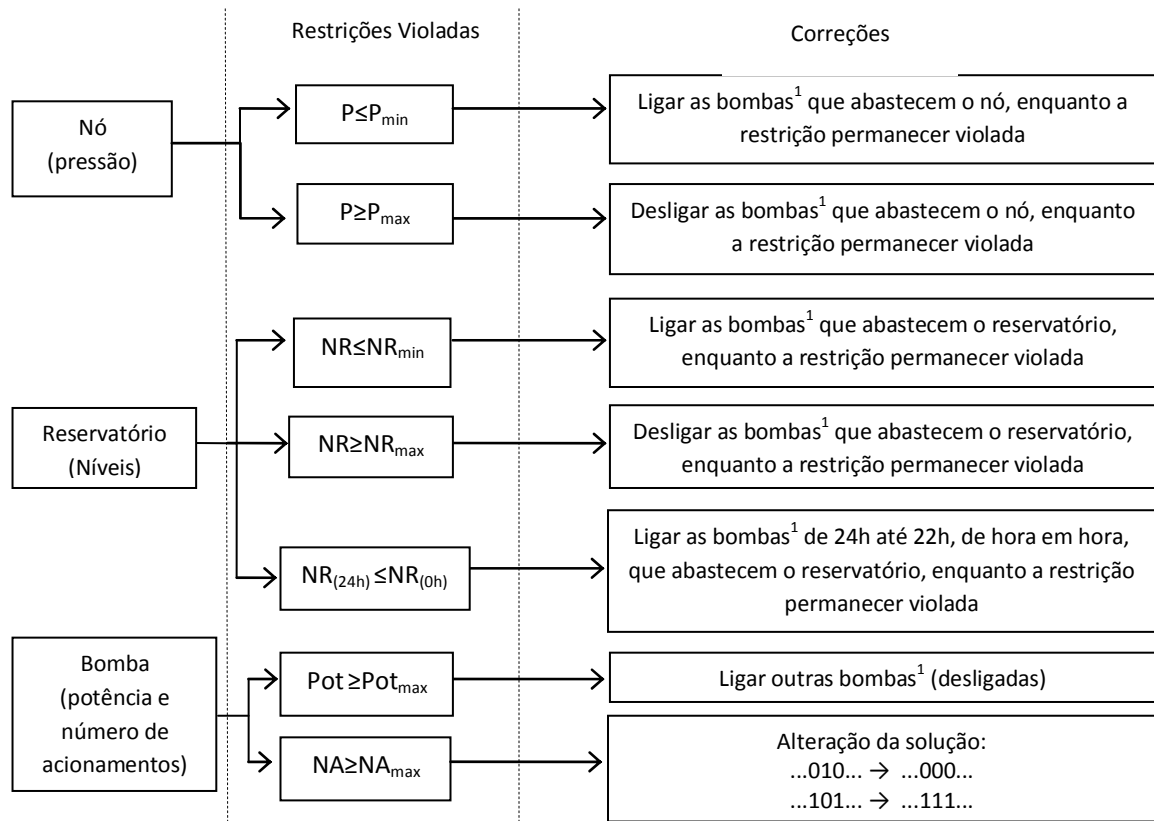
Considerações finais sobre os Algoritmos de Reparação

A principal característica dos Algoritmos de Reparação é que cada alteração genética é motivada por uma falha da solução. Com esses algoritmos, os indivíduos problemáticos recebem tratamentos individuais, isto é, para cada tipo de problema, existe um tipo de tratamento. Ao contrário do que acontece no AG padrão, onde as alterações genéticas são realizadas sem nenhum critério, tanto em indivíduos problemáticos, como em indivíduos promissores.

Outro aspecto fundamental desses algoritmos é a ausência de ferramentas estocásticas. Portanto, caso um mesmo indivíduo seja submetido a esses algoritmos, sempre sofrerá as mesmas alterações, confirmando um total determinismo no processo de reparação.

Vale ressaltar que as soluções com pressões negativas (descontinuidade do abastecimento) são apenas penalizadas, pois, geralmente, essas soluções possuem estratégias bem diferentes daquelas necessárias a viabilização da solução, tornando sua reparação mais complicada.

Por fim, objetivando uma visualização esquemática de todos os algoritmos desenvolvidos, apresenta-se a Figura 4.21.



1: uma bomba por vez

Figura 4.21: Esquema das alterações genéticas por restrição violada

4.7.3 Análise de Sensibilidade Hidráulica

Para tornar os Algoritmos de Reparação aplicável a SAAs com mais de uma estação elevatória foi necessário o desenvolvimento de um algoritmo que determine a influência de cada bomba sobre os nós restritivos e reservatórios. Para identificar quais reservatórios são abastecidos por cada bomba é realizado o seguinte procedimento: tornam-se nulas as demandas de todos os nós e, em seguida, ligam-se as bombas, uma por uma, verificando os reservatórios que tiverem seus níveis alterados. Aqueles que não tiveram seus níveis alterados não são abastecidos pela bomba que foi ligada.

Já para determinar a influência das bombas nos nós restritivos, primeiramente fecham-se todos os trechos a montante e jusante de todos os reservatórios. Posteri-

ormente, ligam-se as bombas e verificam-se os nós com pressões positivas e negativas.

As etapas de ambas as análises descritas, para cada bomba, são ilustradas nos fluxogramas das Figuras 4.22 e 4.23.



Figura 4.22: Determinação das bombas que influenciam cada reservatório

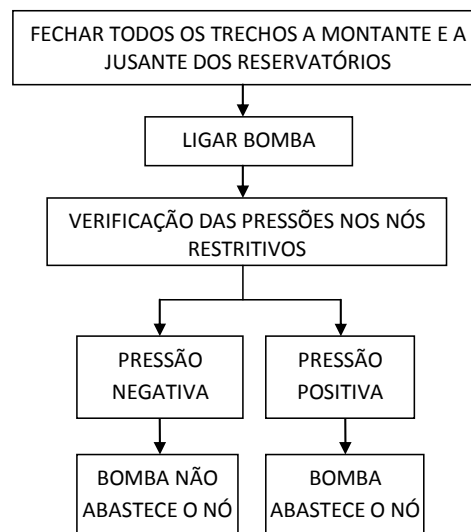


Figura 4.23: Determinação das bombas que influenciam cada nó

Essas análises são importantes, pois em situações com mais de uma estação elevatória é necessário identificar qual possível bomba resolveria o problema da violação de restrições de determinado reservatório ou nó.

4.8 INTERFACE DO MODELO

4.8.1 Considerações Iniciais

Atualmente, o modelo hidráulico de maior facilidade de aquisição, nos meios acadêmicos e nas empresas, é o EPANET, que disponibiliza inclusive os códigos fonte para aqueles que pretendem personalizar o *software*, ou introduzir melhorias na sua interface e/ou na sua funcionalidade (Heller e Pádua, 2006). Dentro desse contexto, optou-se por alterar a interface daquele simulador hidráulico possibilitando sua utilização para a otimização da operação de sistemas de abastecimento de água.

Para tanto, foram criados dois botões (indicados na Figura 4.24), na interface principal do EPANET, responsáveis pela inserção dos parâmetros e execução da otimização.

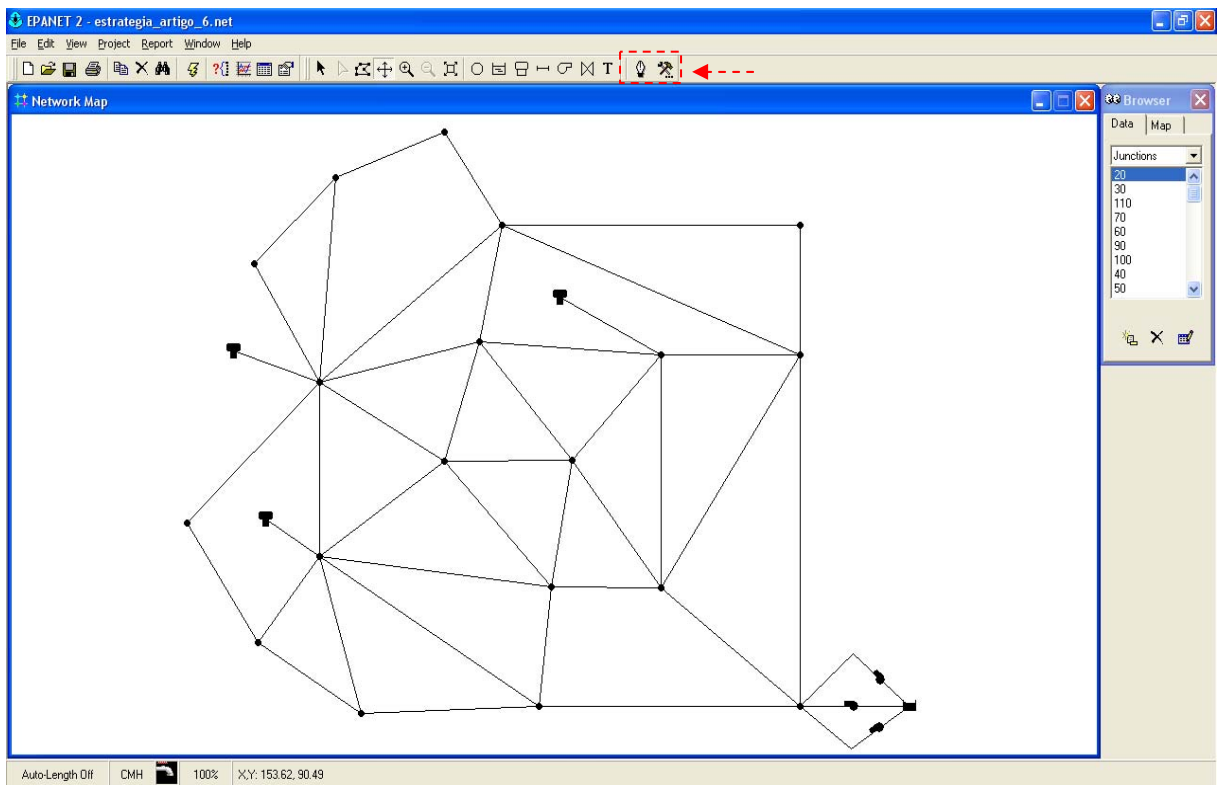


Figura 4.24: Interface principal do EPANET com as novas funções de otimização

4.8.2 Etapas da Otimização

Inicialmente é necessário inserir todos os valores que compõem as restrições do problema. Os níveis iniciais, mínimos e máximos dos reservatórios podem ser introduzidos por meio da janela de edição dos reservatórios (Figura 4.25).



Property	Value
*Tank ID	265
X-Coordinate	-7.96
Y-Coordinate	72.25
Description	
Tag	
*Elevation	0
*Initial Level	67.032
*Minimum Level	66.53
*Maximum Level	71.53
*Diameter	21.55
Minimum Volume	0
Volume Curve	
Mixing Model	MIXED
Mixing Fraction	
Reaction Coeff.	
Initial Quality	
Source Quality	

Figura 4.25: Janela de edição dos reservatórios

A versão original do EPANET não permite a inserção de limites de pressão dos nós e nem da quantidade máxima de acionamentos por bomba. Para tanto, a partir da compilação do EPANET no software Delphi 7, foi possível alterar a versão padrão desse simulador, adicionando-se duas janelas de edição. Tais janelas são acionadas após duas ações. Primeiramente ativa-se um dos novos botões (botão esquerdo) da interface principal do EPANET (Figura 4.24) e, em seguida, seleciona-se o nó ou a bomba em que se deseja inserir aqueles parâmetros. As Figuras 4.26 e 4.27 apresentam essas novas janelas de edição para o nós e a bombas, respectivamente.

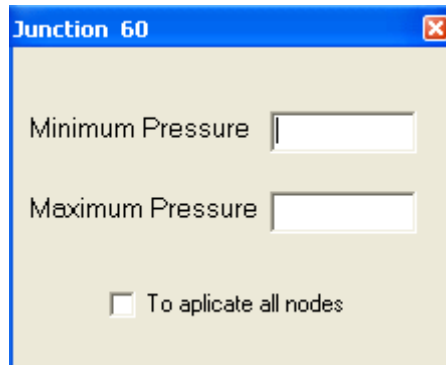


Figura 4.26: Janela de edição dos limites de pressão dos nós

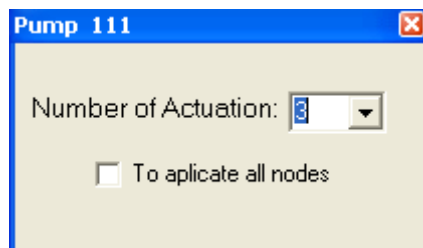


Figura 4.27: Janela de edição para a quantidade máxima de acionamentos

Depois de inseridos todos os parâmetros hidráulicos necessários à otimização, faz-se a definição dos parâmetros do Algoritmo Genético. A janela de inserção desses parâmetros, também adicionada nesta nova versão do simulador, (Figura 4.28) é acionada por meio do segundo botão adicionado à interface do EPANET (Figura 4.24).

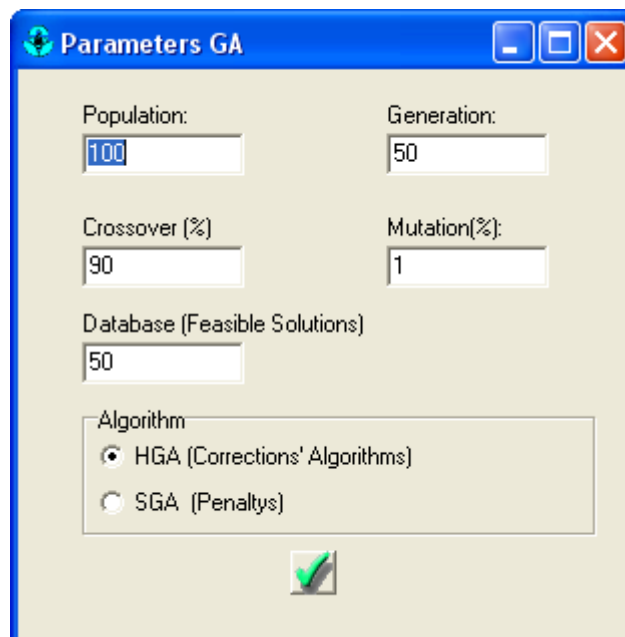


Figura 4.28: Nova janela de edição para os parâmetros do Algoritmo Genético

Na mesma janela de edição dos parâmetros do AG, seleciona-se o tipo de otimização (AGS ou AGH) que se deseja executar. O programa responsável pela otimização importa todos os dados inseridos no EPANET por meio de dois arquivos de extensões .INP e .TXT. Esse programa é do tipo “console application” e funciona de forma independente, não tendo nenhuma ligação com o EPANET.

4.8.3 Apresentação dos Resultados

Finalizadas todas as iterações, uma janela é ativada no intuito de apresentar as soluções viáveis encontradas. Tais soluções podem ser organizadas em ordem crescente de custo energético ou de benefício hidráulico. Para cada solução, é possível visualizar as estratégias operacionais, os índices de desempenho hidráulico e as variações dos níveis dos reservatórios e pressões nos nós restritivos.

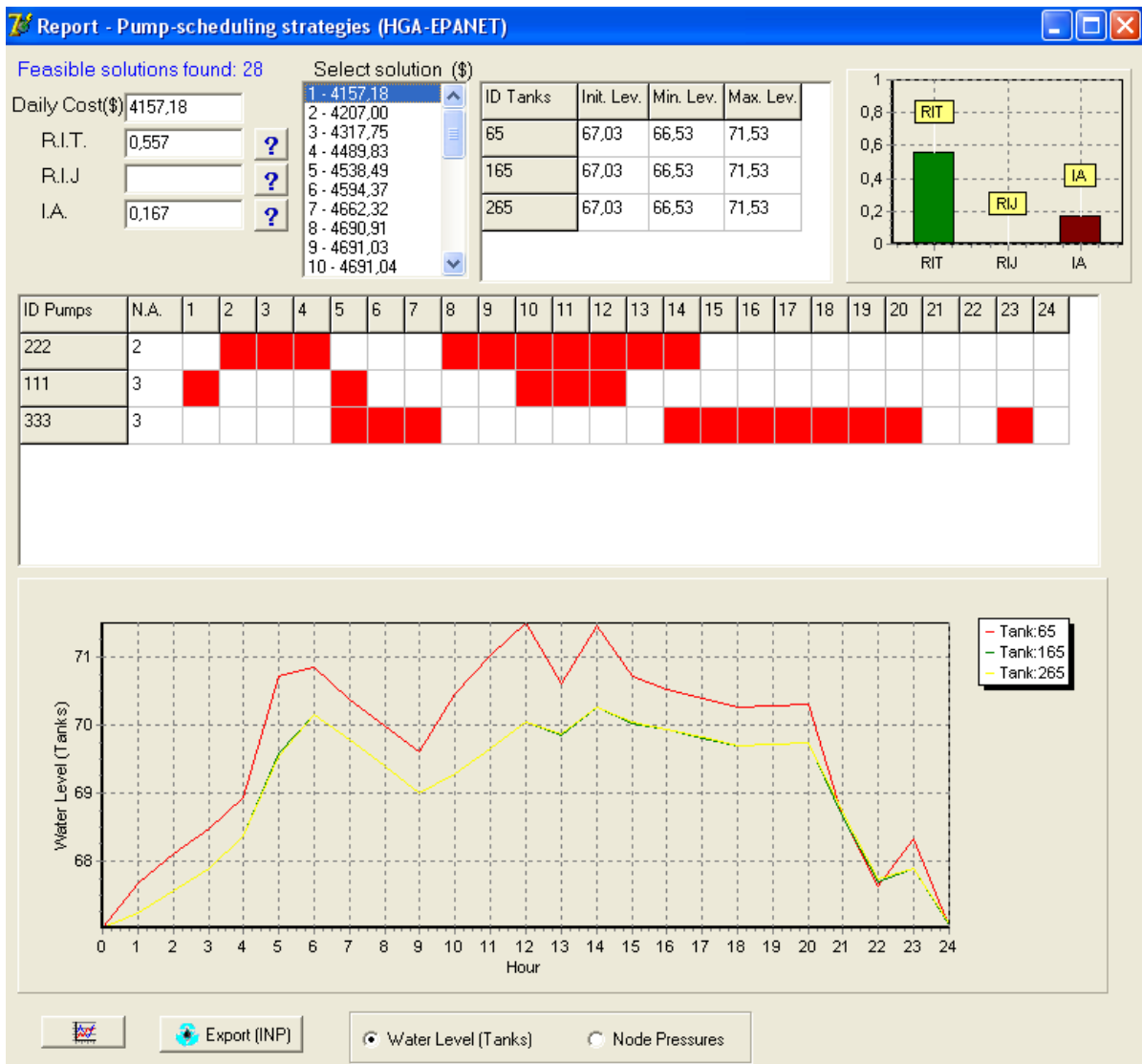


Figura 4.29: Apresentação das soluções factíveis

Contudo, pode-se afirmar que a definição dos parâmetros necessários à otimização, assim como a interpretação dos resultados, devida às interfaces intuitivas desenvolvidas, proporciona uma maior acessibilidade ao modelo de otimização pelos usuários do EPANET. Com auxílio do custo energético e dos índices de desempenho hidráulico, esses usuários poderão realizar uma análise mais apurada em cima das soluções viáveis encontradas.

5. APLICAÇÕES DO MODELO PROPOSTO

5.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Nas aplicações do modelo proposto foram utilizados três estudos de casos. Os dois primeiros caracterizam-se por terem seu estudo aplicado a redes hipotéticas. Já no terceiro, utilizou-se um sistema adutor localizado na cidade de Ourém, em Portugal.

Cada estudo de caso possui uma particularidade específica. A escolha do primeiro caso, adaptado de Almeida (2001), apesar de ter uma topologia mais simples que as demais, motivou-se por permitir que uma avaliação mais completa fosse feita por meio da exploração de todo o espaço amostral de suas soluções.

A segunda aplicação já tinha sido objeto de estudo de Rao e Salomons (2007). Desta forma, foi possível fazer uma análise comparativa entre os resultados encontrados por estes autores e aqueles obtidos pelo modelo proposto neste trabalho. Além disso, a escolha deste caso foi motivada por ser uma rede um pouco mais complexa que a anterior e por apresentar restrições de pressões em três nós críticos.

A implementação do estudo de caso 3 foi possível devido ao fornecimento de todos os dados necessários à aplicação do modelo pelos engenheiros responsáveis pela operação do SAA da cidade de Ourém, a cargo da empresa Veolia. Além da importância da aplicação do modelo desenvolvido em um caso real, por intermédio deste caso foi possível a utilização do algoritmo de análise de sensibilidade (item 4.7.3), pois o sistema contém duas estações elevatórias independentes. Também se aplicou os índices de confiabilidade hidráulica (item 4.3.4).

A determinação dos operadores genéticos tem forte influência no processo de convergência do Algoritmo Genético. A definição desses parâmetros é função da natureza e complexidade do problema de otimização em foco. De acordo com Goldberg (1989), aumenta-se o desempenho do AG combinando uma alta probabilidade de cruzamento com uma baixa probabilidade de mutação e com um tamanho de população moderado. Os parâmetros de entrada utilizados nos três estudos de caso são os mesmos adotados por Pedrosa (2006) que, para o mesmo tipo de problema,

concluiu que os melhores valores são: probabilidade de cruzamento de 0.7; probabilidade de mutação de 0.009 e tamanho da população de 100 indivíduos.

O tipo de seleção escolhido foi o torneio ($n = 2$), por requerer uma demanda computacional menor que os demais tipos, e o tipo de cruzamento foi o uniforme, conforme justificado nos itens 4.5.4 e 4.5.5, respectivamente. Utilizou-se, ainda, na evolução das gerações o procedimento elitismo na taxa de 1%. As curvas características das bombas para os estudos de casos encontram-se em anexo.

Os resultados apresentados foram obtidos a partir de três execuções, sendo considerado aquele de melhor desempenho, para cada modelo. Por fim, vale ressaltar que todas as análises deste trabalho foram feitas em um computador com processador AMD Athlon X2 1.58Ghz, com 1.87GB RAM.

5.2 ESTUDO DE CASO 1

Neste primeiro estudo de caso utilizou-se um SAA hipotético adaptado de Almeida (2001). Ele é composto por uma rede de distribuição e dois reservatórios circulares de níveis variados, RNV1 e RNV2. Por sua vez, cada um deles é abastecido por uma estação de tratamento de água, respectivamente, ETA1 e ETA2. Tem-se, à jusante do RNV1, uma estação elevatória que é provida somente de uma bomba. Esta contém uma tubulação em paralelo que funciona como um by-pass, permitindo a continuidade do fluxo de água por gravidade nos momentos em que a mesma encontra-se desligada.

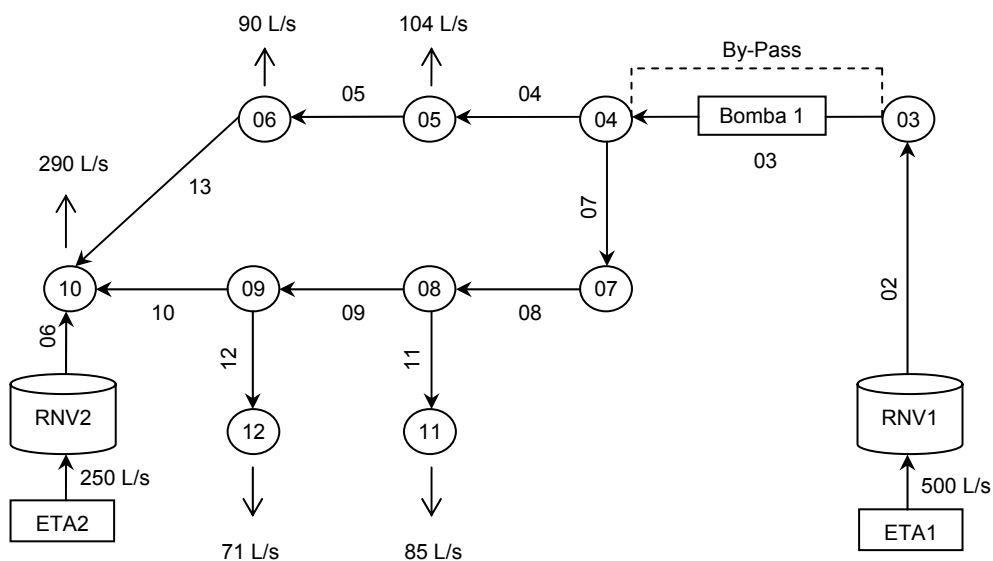


Figura 5.1: Topologia da rede (adaptado de Almeida,2001)

Conforme mostra a Figura 5.1, a rede de distribuição é composta por 10 nós. Dentre estes, os nós 5,6,10,11 e 12 apresentam demandas médias diárias. O sistema como um todo é composto por 13 tubulações. No que diz respeito aos níveis dos reservatórios, o RNV1 (diâmetro de 22.6 m) possui cota piezométrica mínima de 726 m e máxima de 731 m; o RNV2 (diâmetro de 30.9 m) tem 722 m de cota mínima e 730 m de cota máxima. Já os níveis iniciais dos reservatórios são, respectivamente, 3 m e 5 m. Vale ressaltar que as vazões das duas ETAs são consideradas constantes, sendo de 500L/s para a ETA1 e de 250 L/s para a ETA2.

As Tabelas 5.1 e 5.2 especificam, a fim de complementar a topologia da rede, as cotas e demandas dos nós, bem como o comprimento, rugosidade (C de Hazen-Williams) e diâmetro das tubulações.

Tabela 5.1: Característica dos nós

Nós		
ID	Cota(m)	Consumo (L/S)
03	715	-
04	720	-
05	714	104
06	713	90
07	717	-
08	715	-
09	710	-
10	716	290
11	713	85
12	707	71

Tabela 5.2: Característica dos trechos

Tubulações			
ID	Comprimento(m)	Diâmetro(mm)	C (H-W)
02	100	450	130
03	500	450	130
04	500	540	130
05	550	450	130
06	100	400	130
07	800	450	130
08	500	450	130
09	550	400	130
10	500	400	130
11	200	350	130
12	200	350	130
13	900	400	130
By-pass	500	400	130

O fator de demanda, razão entre vazão horária (Q_t) e vazão média (Q_m), dos nós considerados ao longo do horizonte operacional pode ser observada na Figura

5.2. Verificam-se, então, dois picos de consumo, sendo o primeiro às 11h e o segundo às 19h.

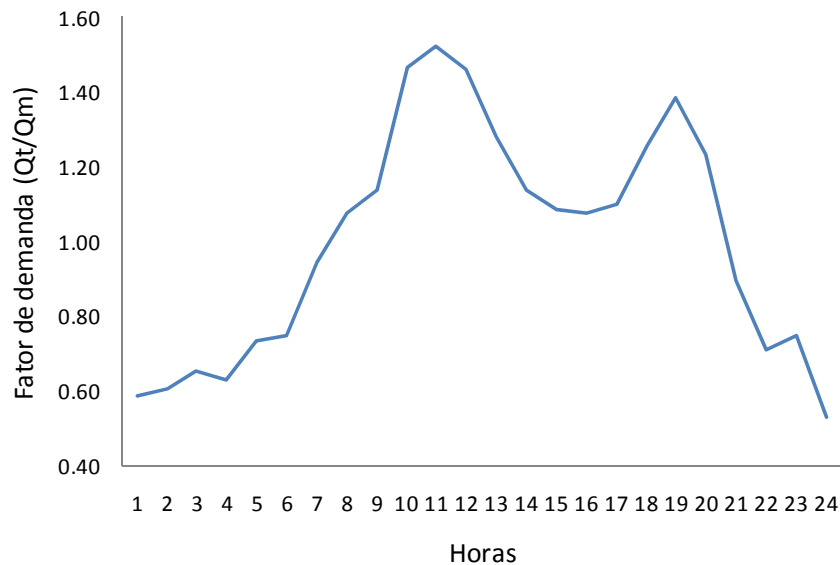


Figura 5.2: Variação do fator de demanda

A bomba utilizada no sistema é do fabricante ABS modelo Z22-500/400-60 (anexo). O rendimento (constante) adotado foi de 75%. Como os objetivos operacionais (e.g. minimização da vazão bombeada) de Almeida (2001) não incluíam o custo energético, a tarifa energética horária adotada para este estudo de caso foi a mesma utilizada por Rao e Salomons (2007). Ela assume, ao longo do dia, três valores: 0.1814 \$/kWh, 0.3528 \$/kWh e 0.8097\$/kWh, sendo distribuídas em quatro intervalos distintos (Figura 5.3). A maior tarifa dá-se no período compreendido entre 18 e 21h.

As tarifas ora citadas foram criadas por Rao e Salomon (2007) a fim de serem aplicadas no exemplo hipotético estudado pelos mesmos. Portanto, tais autores optaram por não definir a moeda relativa a essas tarifas. Neste trabalho, nos estudos de casos 1 e 2, por também serem exemplos hipotéticos, optou-se por manter a moeda indefinida.

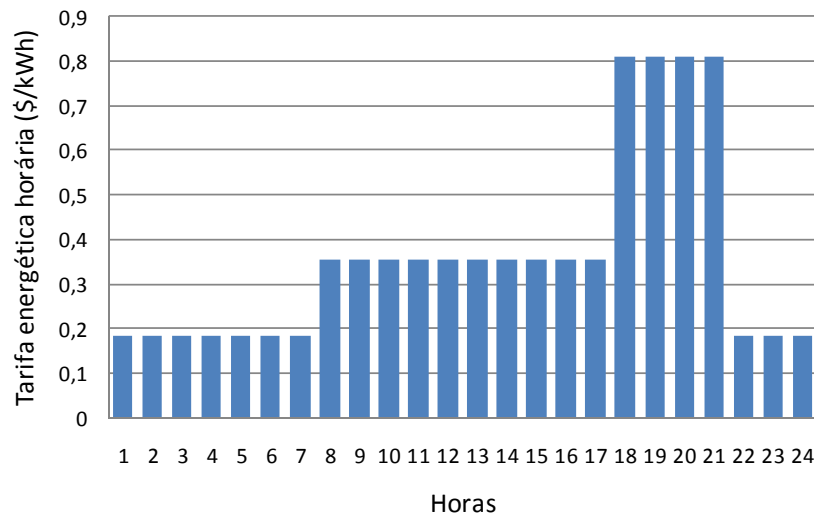


Figura 5.3: Variação da tarifa energética

Uma das questões mais importantes no presente estudo de caso é verificar o quão realmente próximo da solução ótima global (SOG) são as soluções finais obtidas pelo AGS e AGH. Para tanto, é necessário percorrer todo o espaço de busca. Em seguida, armazenar dentre todas as soluções, aquelas que são hidráulicamente factíveis e, finalmente, poder determinar, de fato, a estratégia operacional de menor custo energético possível. No entanto, devido à grande quantidade de soluções a serem avaliadas, esta tarefa apenas se torna possível para um SAA provido de uma bomba. Aqui já se tem um espaço de busca de, aproximadamente, 16 milhões de soluções. Trabalhar com duas ou mais bombas, acarretaria um uma quantidade tão grande de soluções a serem avaliadas que é computacionalmente inviável tal procedimento. Assim, justifica-se a escolha do sistema hipotético utilizado por Almeida (2001).

Desta forma, realizou-se a simulação hidráulica de todas as soluções do sistema hipotético em análise. Esse procedimento consumiu um tempo computacional de, aproximadamente, 32 horas. Conforme a justificativa supracitada, caso esta busca fosse realizada levando em consideração duas ou mais bombas, este tempo ultrapassaria milhares de anos.

Inicialmente, consideraram-se como soluções viáveis aquelas que, além de não violar nenhuma restrição hidráulica, contenham até três acionamentos, (Figura 5.4) perfazendo um total de 14553 soluções, que representa 0.08 % do espaço total de busca.

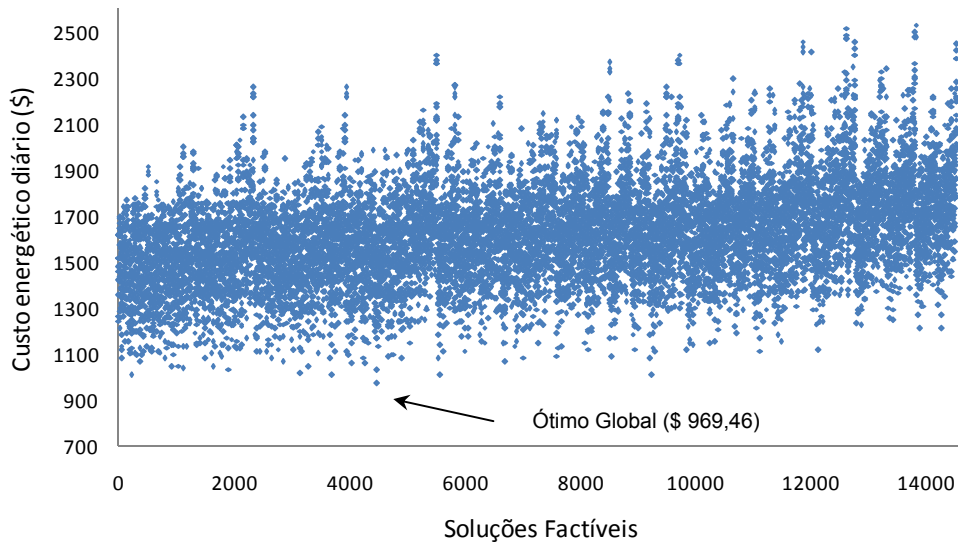


Figura 5.4: Soluções factíveis (até três acionamentos)

A partir do gráfico presente na Figura 5.4, é possível observar que existem várias soluções com o mesmo custo energético diário. Essas soluções possuem, para uma mesma tarifa horária, quantidades iguais de horas com a bomba em funcionamento. O valor encontrado para a solução ótima global com no máximo três acionamentos (SOG3) foi de \$ 969.46. Também, observa-se a existência de uma quantidade razoável de soluções “quase-ótimas”.

Na figura 5.5 tem-se a SOG3 juntamente com a variação horária da tarifa energética. Das doze horas em que a bomba manteve-se em funcionamento, cinco foram no período em que a tarifa é mais baixa, seis com tarifa intermediária e apenas uma no período de maior tarifa.

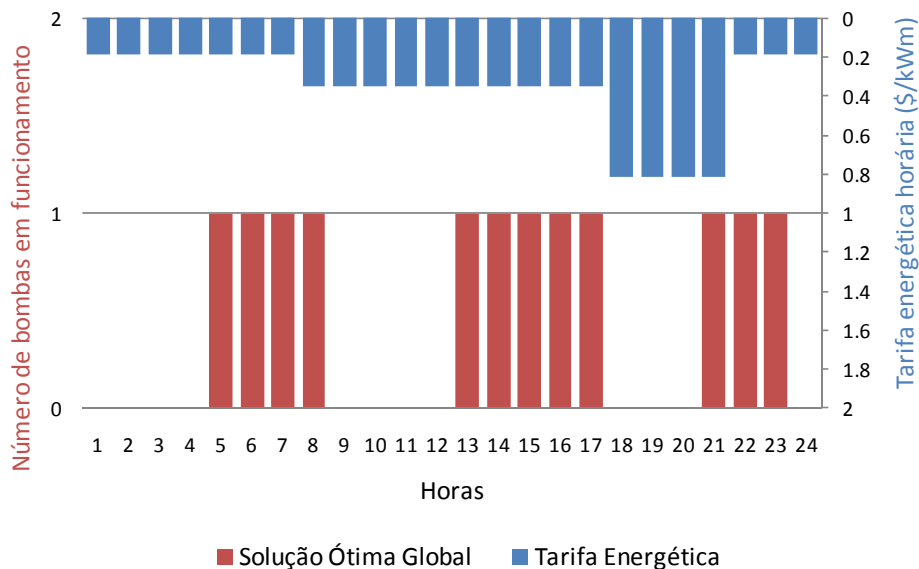


Figura 5.5: Solução ótima global (SOG3) e tarifa energética

A partir das Figuras 5.5 e 5.6 é possível verificar que a variação do nível dos reservatórios está diretamente ligada ao funcionamento das bombas. Durante os períodos em que a bomba encontra-se desligada, o nível do RNV1 aumenta e o nível do RNV2 diminui. Já ao ligar a bomba dá-se o inverso.

Tal comportamento ocorre porque, quando a bomba está ligada, a maior parte do volume de água que abastece a rede de distribuição é provinda do RNV1, que por sua vez é abastecido pela ETA1 (500 L/s). Isto faz com que a vazão solicitada ao RNV2 seja inferior àquela produzida pela ETA2 (250 L/s), provocando aumento no seu nível.

Desta forma, pode-se concluir que os limitantes principais do funcionamento da bomba são os limites dos níveis dos reservatórios, ou seja, a bomba pode permanecer ligada até que o RNV2 atinja o nível máximo ou o RNV1 atinja o mínimo. Fato este que ocorre na SOG3 (Figura 5.5) às 8h e 17h. Em contrapartida, a bomba deverá permanecer desligada respeitando os níveis dos reservatórios RNV2 (mínimo) e RNV1 (máximo). Isto explica o porquê da bomba ter sido ligada às 21h, no período de tarifa mais elevada. Por fim, tem-se um desligamento da bomba às 23h para que a restrição referente à Equação 4.7 ao RNV1 não seja violada, fazendo com que o seu nível final de operação seja superior ao inicial.

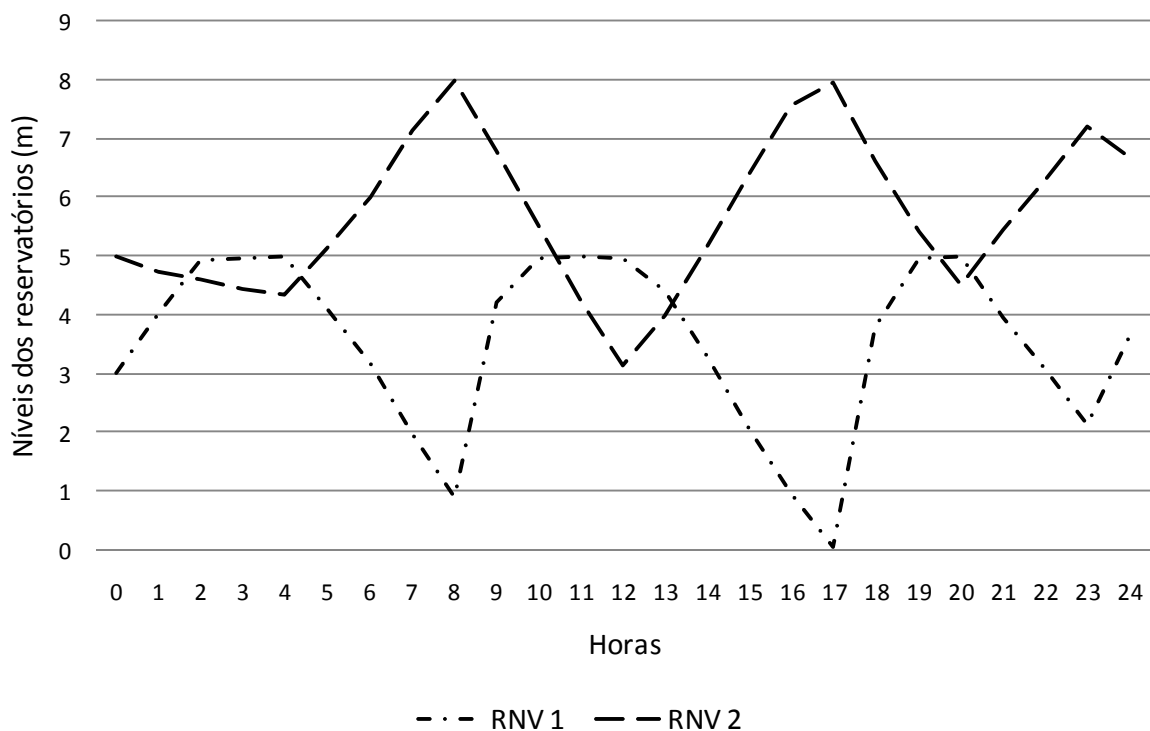


Figura 5.6: Variação dos níveis dos reservatórios RNV1 e RNV2

Far-se-á, em seguida, uma análise da evolução das FOs para ambos os modelos, AGH e AGS. Na primeira geração o AGH encontrou uma solução viável, sendo o valor da FO igual ao custo energético. Para o AGS, até a sexta geração (após 1.13 min), a FO representava o custo energético mais as penalidades, tendo em vista que somente a partir dessa geração encontrou-se a primeira solução viável, tendo um custo energético de \$ 1739.03.

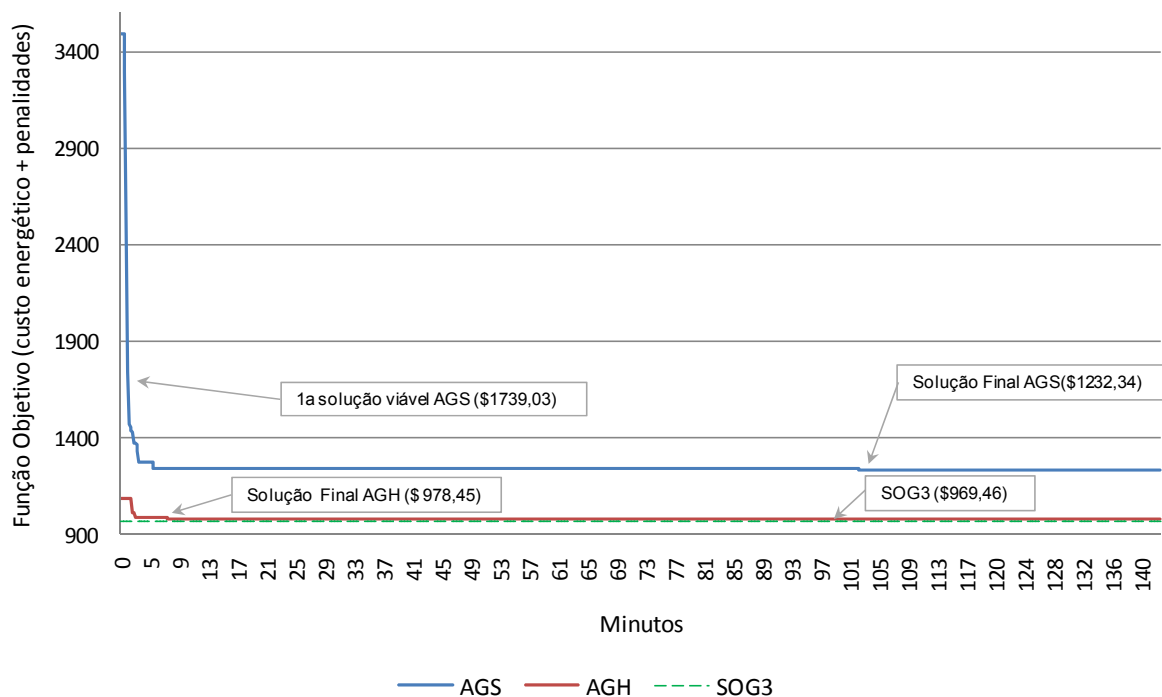


Figura 5.7: Evolução do AGH e AGS para soluções com até três acionamentos

Enquanto que o AGH demandou um tempo de 7.4 min para encontrar uma solução final de \$978.45, na vigésima oitava geração, o AGS encontrou uma solução final de \$ 1232.34, na septuagésima décima primeira geração, necessitando de 102.06 min. Além da solução final obtida pelo AGH ser mais próxima da SOG3 (\$ 969.46) quando comparado com a solução final do AGS, outra vantagem é a sua capacidade de localizar soluções viáveis. Durante todo o processo de otimização (143 min), o AGH (532 gerações) encontrou 578 soluções viáveis, enquanto que o AGS (1000 gerações) 68 soluções viáveis.

As soluções finais encontradas por meio do AGH e AGS são apresentadas nas Figuras 5.8 e 5.9.

Pode-se perceber que na solução final encontrada pelo AGH, a bomba não entrou em funcionamento durante o período de tarifa mais elevada. Entretanto, a mesma possui custo energético um pouco maior (aproximadamente 1%) em relação àquele da SOG3 devido ao tempo de funcionamento da bomba ter sido de 13 horas, uma hora a mais que na SOG3.

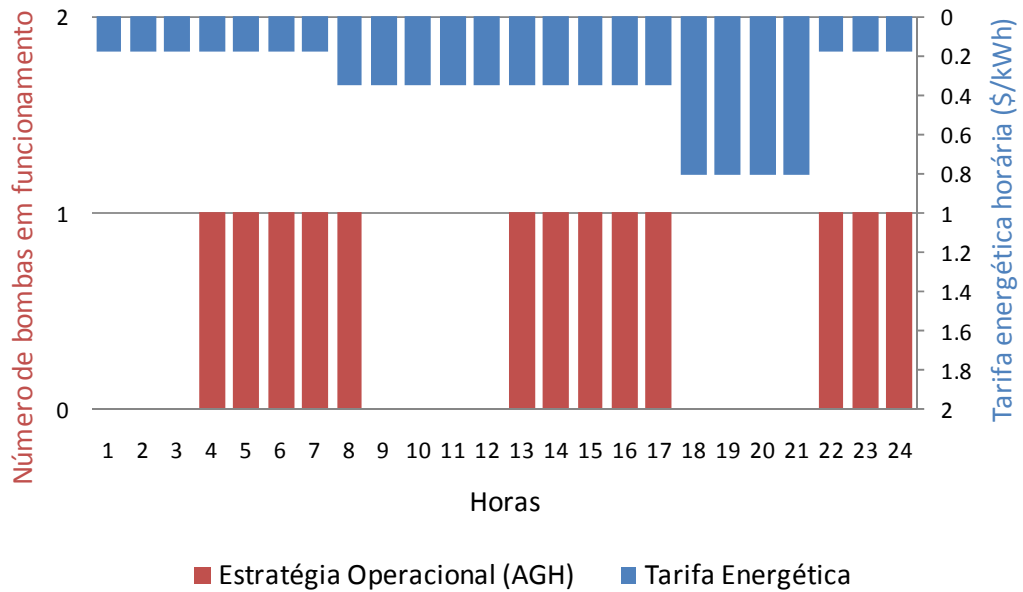


Figura 5.8: Solução ótima (AGH) com até três acionamentos

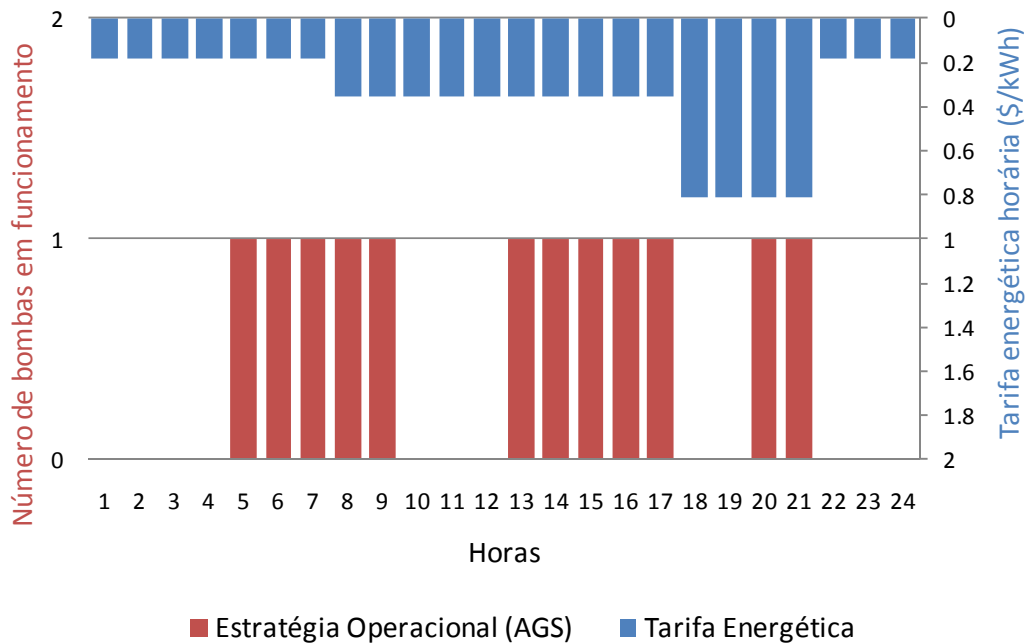


Figura 5.9: Solução ótima (AGS) com até três acionamentos

No que tange à solução final obtida pelo AGS, observa-se que ela apresentou um custo energético bem superior ao da SOG3. Isto se explica pelo fato de que a bomba manteve-se ligada 7 horas durante o intervalo de tempo de tarifa intermediária e duas horas (20h e 21h) durante o horário de tarifa elevada, sendo que às 20h o fator de demanda nodal é de 1.23 (Figura 5.3), aumentando a vazão aduzida pela bomba e, conseqüentemente, elevando sua potência.

Objetivando-se aumentar a acurácia desta análise, optou-se por avaliar o desempenho do AGH e do AGS em uma problemática mais complexa para o presente estudo de caso. Para tanto, sem alterar qualquer outro parâmetro hidráulico e energético, restringiu-se o número máximo de acionamentos para dois, reduzindo drasticamente a quantidade de soluções viáveis. Na Figura 5.10 têm-se tais soluções.

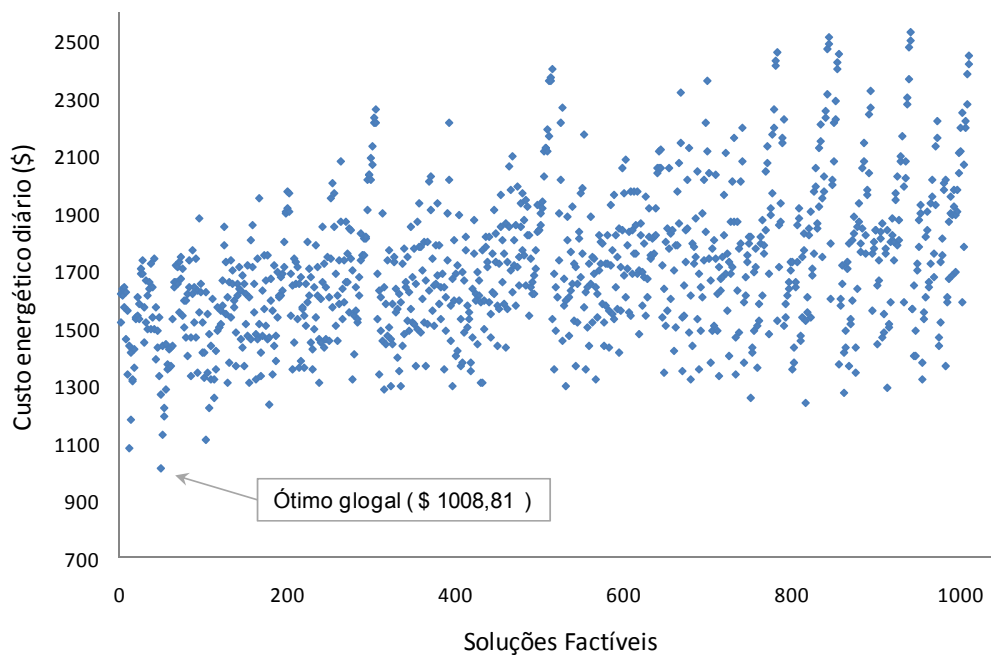


Figura 5.10: Soluções factíveis (até dois acionamentos)

O número de soluções viáveis nesta situação reduziu-se para 1013, sendo de \$ 1008.81 o custo energético da solução ótima global (SOG2). Com isso a quantidade de soluções viáveis representa 0.006% do espaço de busca. A evolução do AGH e AGS pode ser observada na Figura 5.11.

Para esta segunda análise, o AGH também encontrou uma solução viável logo na primeira geração. A solução final, obtida na décima segunda geração (2.62

min), foi de \$ 1318.47. Percebe-se que, devido ao aumento da complexidade do problema, a proximidade com a SOG2 reduziu-se em relação à análise anterior, onde se tinha até três acionamentos. Ainda assim, foram encontradas 65 soluções viáveis.

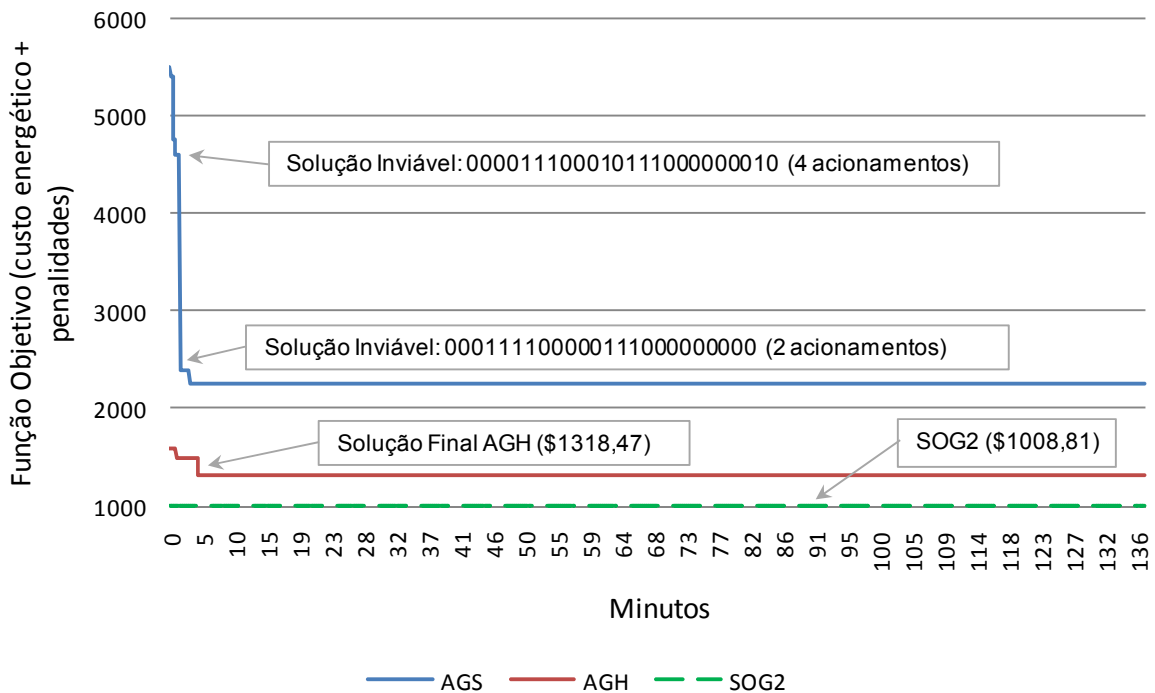


Figura 5.11: Evolução do AGH e AGS para soluções com até dois acionamentos

Por sua vez, em 1000 gerações, o AGS não encontrou nenhuma solução viável. Em última análise, pode-se afirmar que a redução brusca ocorrida na função objetivo é devida à redução do valor das penalidades. Isto ocorre porque a restrição da quantidade máxima de acionamentos passou a ser atendida no momento em que a melhor solução das gerações passou a ter dois acionamentos, que até então eram quatro, como mostra Figura (5.11).

As Figuras 5.12 e 5.13 mostram a SOG2 e a solução final obtida pelo AGH. Verifica-se que, apesar de a bomba não ter sido acionada em nenhum momento no horário de maior tarifa no AGH, a mesma passou 14 horas em funcionamento, elevando o custo energético quando comparado com a SOG2. Esta, mesmo contando com uma hora de funcionamento da bomba no período de tarifa elevada (21 h), manteve todas as restrições invioladas com 11 horas de funcionamento.

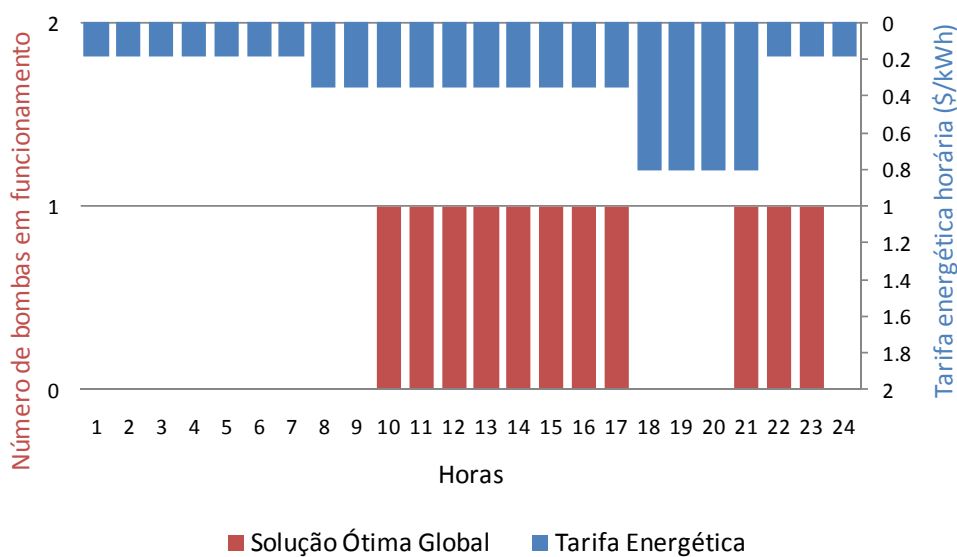


Figura 5.12: Solução ótima global (SOG2)

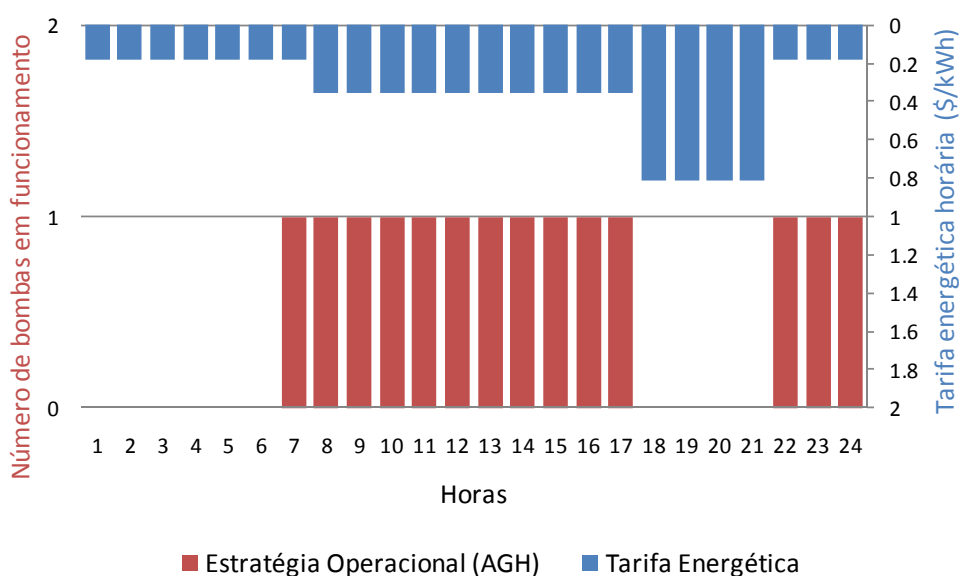


Figura 5.13: Solução ótima (AGH) com até dois acionamentos

Por fim, reduzindo-se ainda mais o número de soluções viáveis, tem-se agora um limite máximo de acionamentos da bomba igual a 1. Assim, foram obtidas apenas 15 soluções que são evidenciadas na Figura 5.14. Dentre elas a solução ótima global (SOG1) foi de \$ 1355.39.

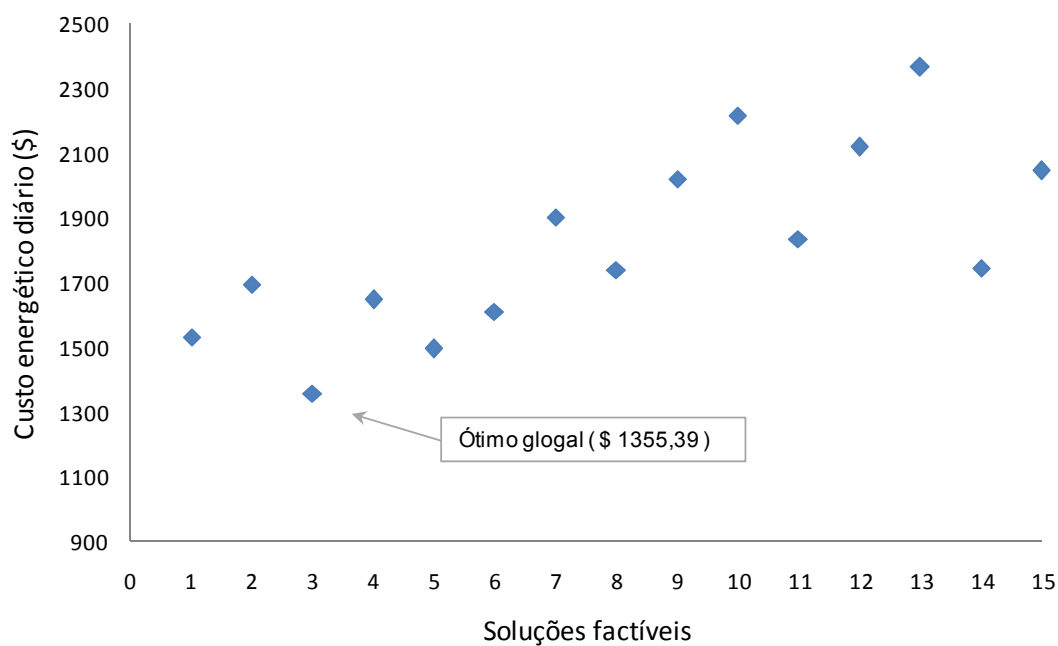


Figura 5.14: Soluções factíveis (um acionamento)

Seguindo a mesma linha de raciocínio das análises anteriores, tem a convergência de ambos os métodos na Figura 5.15.

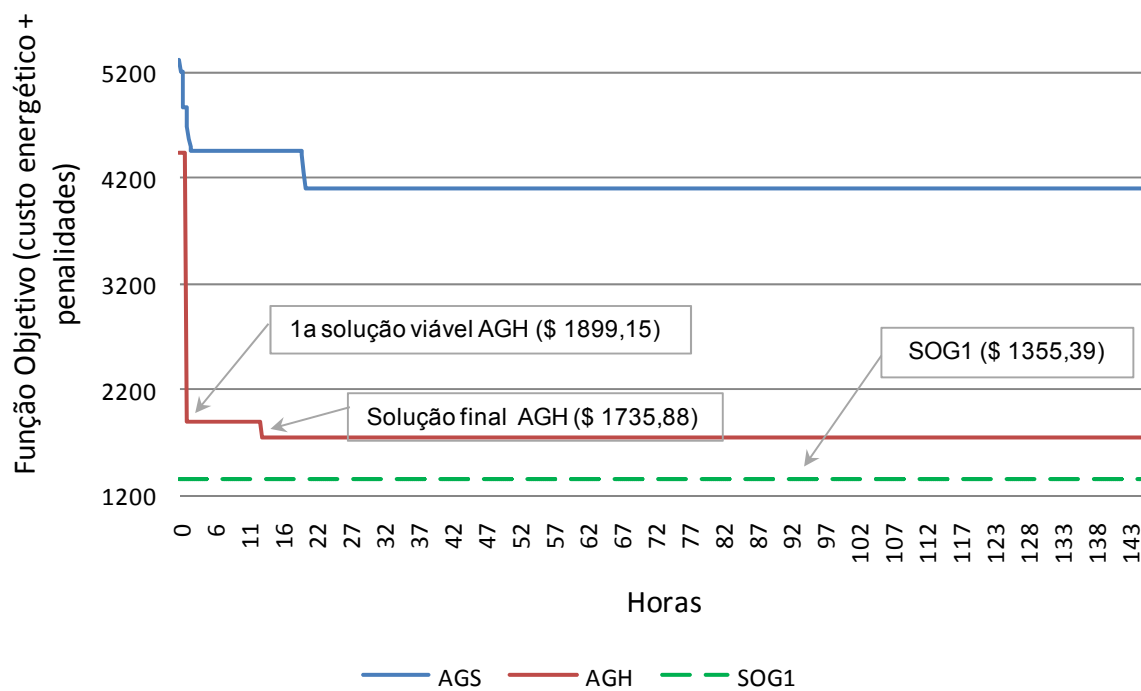


Figura 5.15: Evolução do AGH e AGS para soluções com um acionamento

Pelo AGH obteve-se a primeira solução viável, na oitava geração, tendo um valor de \$1899.15 (1.23 min). A solução final foi de \$ 1735.88, encontrada após 13.46 min. Estas duas soluções foram as únicas factíveis encontradas pelo AGH. Quanto ao AGS, nenhuma solução viável foi encontrada em mil gerações.

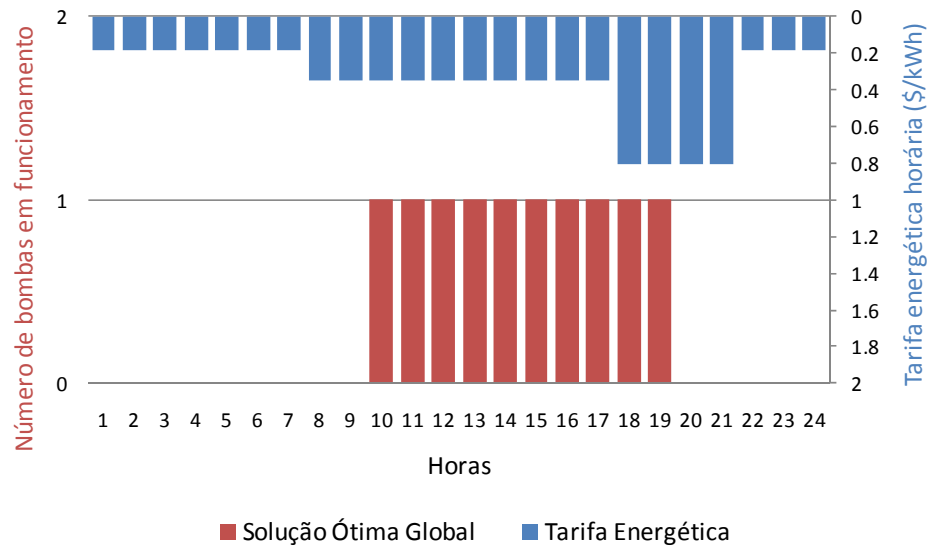


Figura 5.16: Solução ótima global (SOG1)

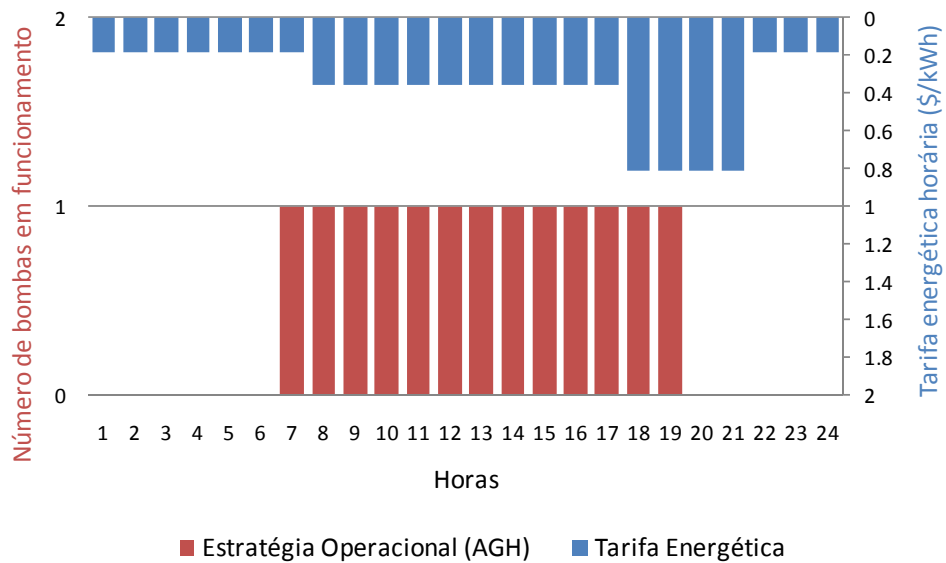


Figura 5.17: Solução ótima (AGH) com um acionamento

Em complemento, aponta-se que a diferença entre a solução final do AGH e a SOG1 está no número de horas de funcionamento da bomba. Enquanto que no AGH a bomba permaneceu ligada durante 13 Horas, na SOG1 permaneceram 10 horas. Em ambos os casos a bomba foi ligada durante duas horas no período de tarifa elevada.

5.3 ESTUDO DE CASO 2

A rede que servirá de base para o presente estudo de caso foi utilizada por Rao e Salomons (2007) que, por sua vez, também empregaram Algoritmo Genético na otimização da operação de sistemas de bombeamento, visando à redução do custo energético, e consideraram o mesmo formato (codificação binária) das variáveis de decisão.

Rao e Salomons (2007), atualizando a rede criada por Walski et al (1987), denominaram-na de Any Town (modificada) ou AT(M). Esta é composta por uma fonte de abastecimento, três bombas com velocidades constantes, três reservatórios de armazenamento e três nós com pressões críticas. A Figura 5.18 e a Tabela 5.3 apresentam a topologia e as características físicas da rede, respectivamente.

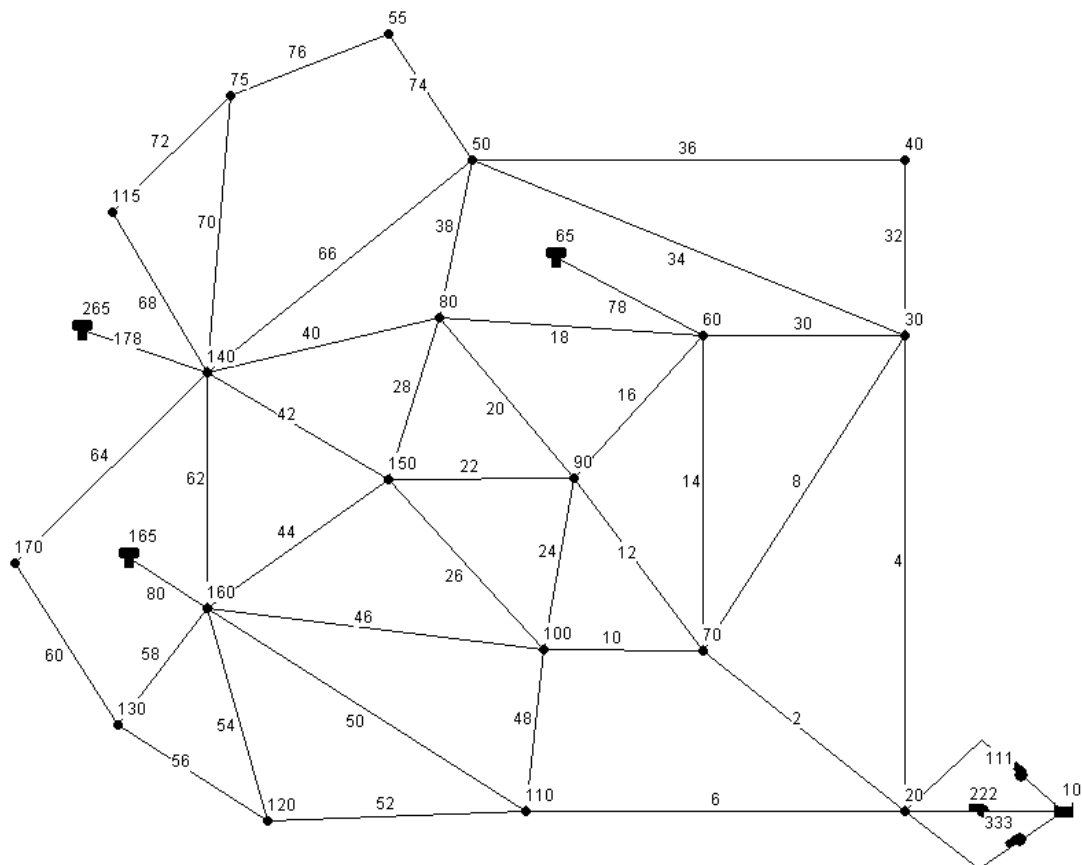


Figura 5.18: Topologia da rede AT(M)

Tabela 5.3: Características dos nós da rede AT(M)

Nós			
ID	Cota(m)	Consumo (L/S)	Pressão Mínima (mca)
20	6.10	31.55	-
30	15.25	12.62	-
110	15.25	31.55	-
70	15.25	31.55	-
60	15.25	31.55	-
90	15.25	63.09	51
100	15.25	31.55	-
40	15.25	12.62	-
50	15.25	12.62	-
80	15.25	31.55	-
150	36.60	12.62	-
140	24.40	12.62	-
170	36.60	12.62	30
130	36.60	12.62	-
160	36.60	50.55	-
120	36.60	12.62	-
55	24.40	6.31	42
75	24.40	6.31	-
115	24.40	6.31	-

Tabela 5.4: Características das tubulações da rede AT(M)

Tubulações			
ID	Comprimento(m)	Diâmetro(mm)	C (H-W)
4	3660.0	600	120
30	1830.0	500	120
16	1830.0	150	120
14	1830.0	400	120
12	1830.0	250	120
2	3660.0	600	120
6	3660.0	450	120
48	1830.0	300	120
24	1830.0	500	120
10	1830.0	600	120
32	1830.0	200	120
36	1830.0	300	120
38	1830.0	200	120
18	1830.0	450	120
20	1830.0	400	120
66	3660.0	200	120
40	1830.0	300	120
28	1830.0	450	120
22	1830.0	150	120
26	1830.0	600	120
42	1830.0	500	120
64	3660.0	300	120
60	1830.0	300	120
58	1830.0	400	120

44	1830.0	350	120
50	1830.0	300	120
52	1830.0	350	120
56	1830.0	300	120
62	1830.0	500	120
46	1830.0	450	120
34	2745.0	350	120
78	30.5	500	120
80	30.5	400	120
8	2745.0	350	120
74	1830.0	300	120
76	1830.0	300	120
72	1830.0	300	120
68	1830.0	300	120
70	1830.0	300	120
178	30.5	400	120
54	2745.0	300	120

As limitações dos níveis dos reservatórios, das pressões dos nós críticos e das vazões das bombas compõem as restrições do problema. Os níveis máximos e mínimos dos três reservatórios são de 71.53m e 66.53m, respectivamente. As pressões mínimas para os nós críticos são 51m (nó 90), 42m (nó 55) e 30m (nó 170).

Os padrões de demanda (Figura 5.19), a curva característica das bombas (Anexo), as restrições e o custo tarifário (Figura 5.4) aplicados na rede são os mesmos utilizados por Rao e Salomons (2007). Desta forma, é possível avaliar o modelo desenvolvido, comparando-se os resultados.

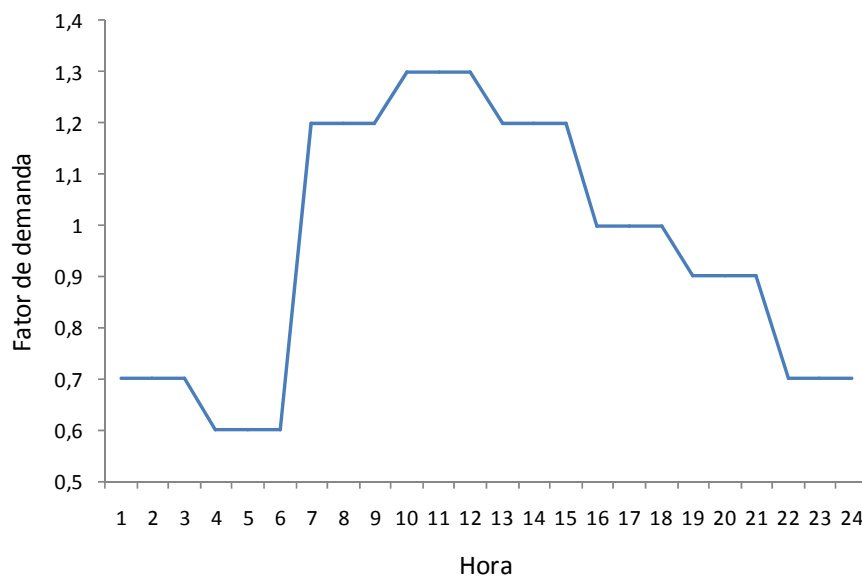


Figura 5.19: Variação do fator de demanda

Para um passo de tempo de 1h e um horizonte operacional de 24h, a quantidade de variáveis de decisão é 72, pois para cada hora têm-se três bombas. O número de gerações totalizou 1000 (AGS) e 150 (AGH). A evolução para os métodos é mostrada na Figura 5.20.

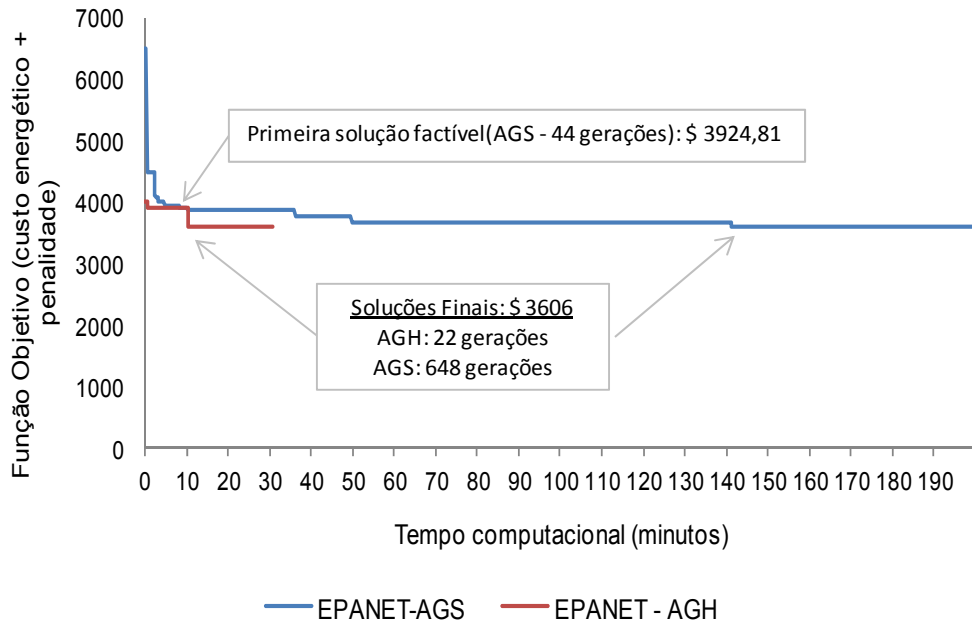


Figura 5.20: Evolução do AGH e AGS

As soluções finais encontradas, no valor de \$ 3606.18, foram semelhantes para ambos os métodos, isto é, para cada hora tem-se a mesma quantidade de bombas ligadas. No entanto, o tempo computacional gasto pelo AGH (11.23 min) foi menor que aquele demandado pelo AGS (141.77 min). Além disso, a quantidade de soluções viáveis encontrada pelo AGH (1206 soluções) foi superior aquela encontrada por meio do AGS (173).

No que diz respeito à solução ótima encontrada por Rao e Salomons (2007), tem-se que o custo energético foi o mesmo daquele obtido pelo AGH e AGS. Tal fato ocorreu visto que as pequenas diferenças entre as soluções se sucederam em grupos horários de mesmo custo tarifário. Fazendo-se uma análise nas 24 horas, a quantidade de decisões contendo nenhuma, uma ou duas bombas ligadas, foi a mesma (Figuras 5.21 e 5.22).

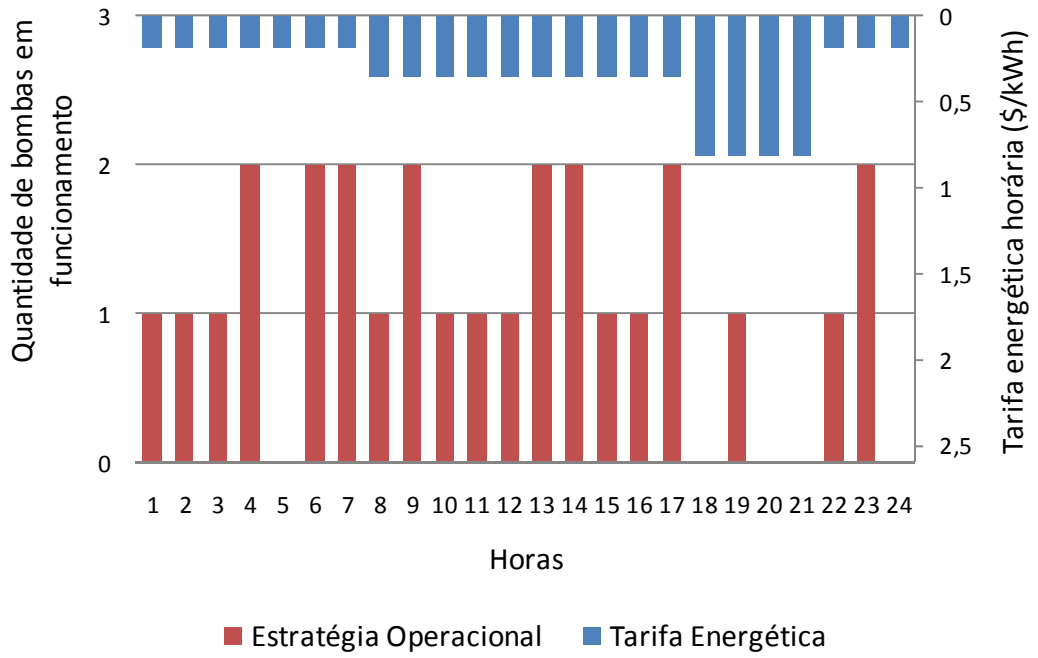


Figura 5.21: Solução ótima (Rao e Salomons,2007)

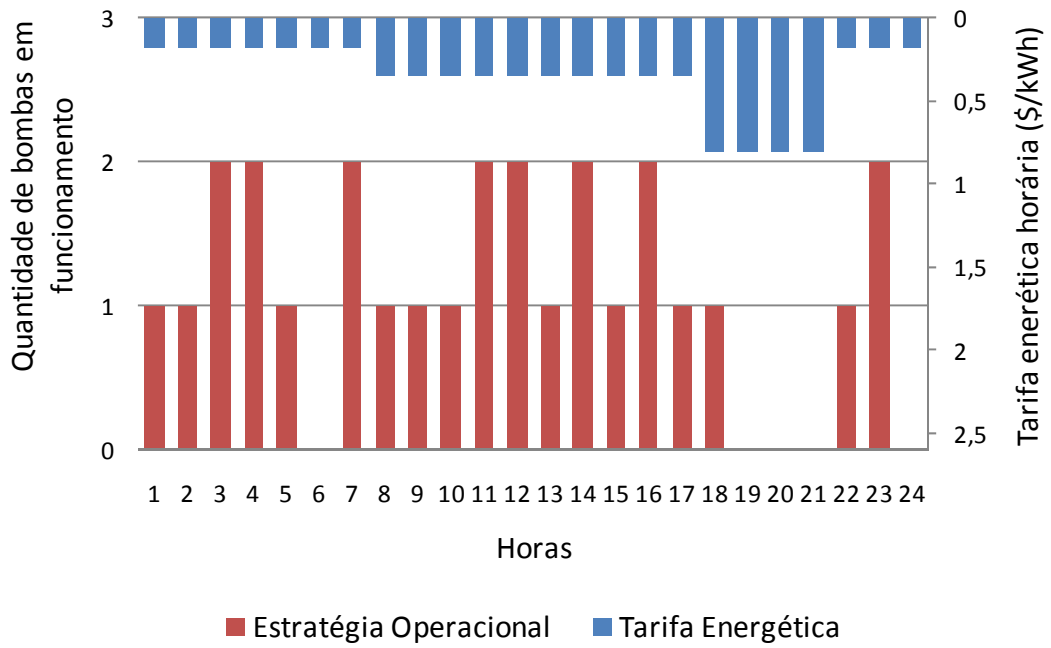


Figura 5.22: Solução ótima (AGH e AGS)

A variação dos níveis dos reservatórios e das pressões nos nós críticos, na solução final encontrada pelo AGH e AGS, pode ser observada pelas figuras 5.23 e 5.24.

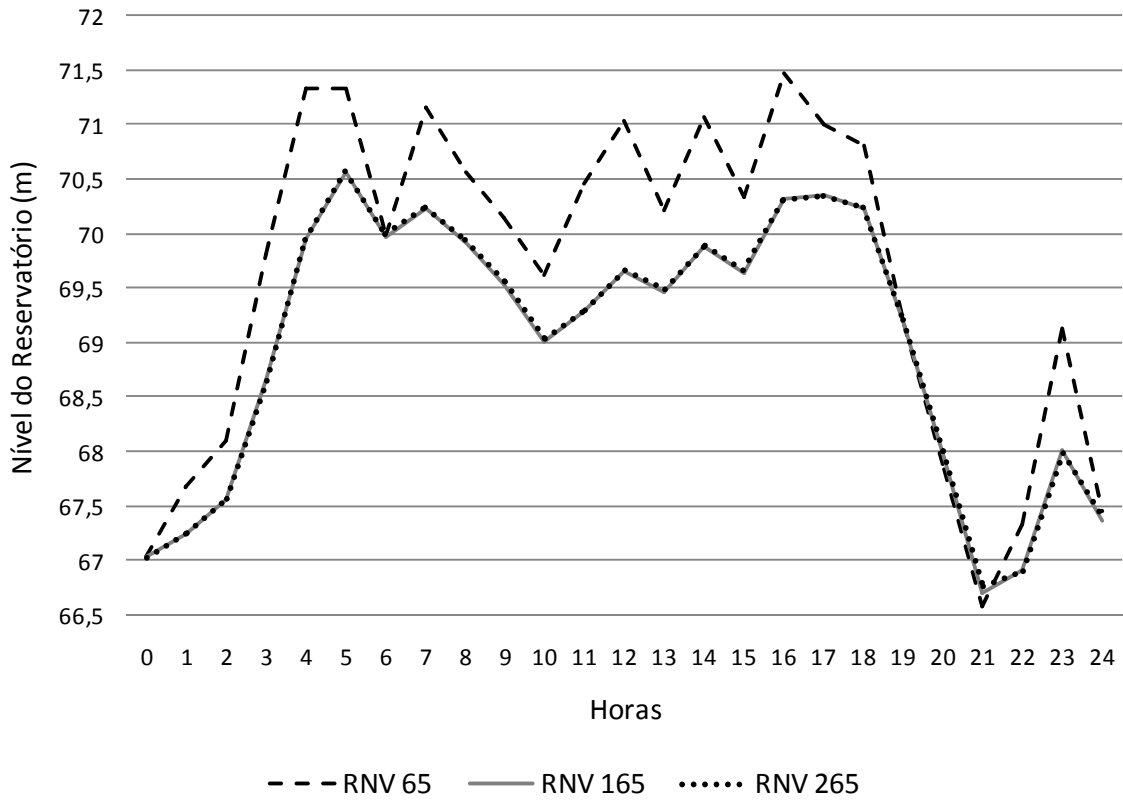


Figura 5.23: Variação dos níveis dos reservatórios

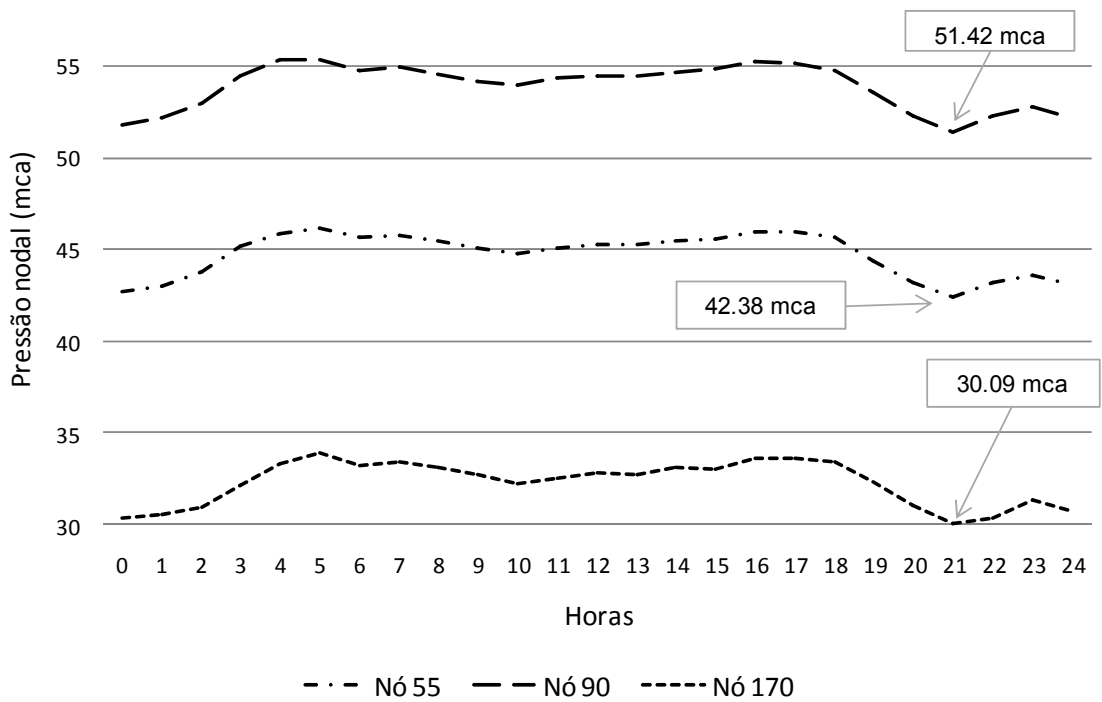


Figura 5.24: Variação das pressões nos nós críticos

Em relação às restrições nos nós críticos, apenas no passo de tempo 21h as pressões assumiram valores próximos do limite mínimo, sendo o nó 90 o que mais se aproximou do limite, com 30.09m. Foi também no passo de tempo 21h que os níveis dos reservatórios atingiram valores mínimos. Sendo o reservatório 65 o mais desfavorável, atingindo 66.58m. Esta redução nos níveis dos reservatórios ocorreu devido ao desligamento de todas as bombas nos passos de tempo 19h, 20h e 21h, período em que a tarifa energética está mais cara. Os níveis dos reservatórios ao fim do horizonte operacional se mantiveram superiores aos níveis iniciais.

5.4 ESTUDO DE CASO 3

O sistema adutor de Ourém é composto por 22 captações, 10 estações de tratamento, 36 estações elevatórias e 64 reservatórios. A água é distribuída aos consumidores ao longo de 1111 km de rede de distribuição e adução. Atualmente o sistema é gerenciado pela empresa Veolia Água – Águas de Ourém que é responsável pela captação, tratamento e distribuição da água. Por meio do sistema de telegestão desta empresa, todos os dados necessários ao desenvolvimento do presente estudo de caso foram disponibilizados.

De todo o SAA de Ourém, duas adutoras foram escolhidas. A primeira abastece o reservatório Fazarga com cota de soleira de 402m. Este reservatório é responsável pelo atendimento às demandas da região de Fátima e outras localidades adjacentes. Essa adução é feita por meio de uma estação elevatória (EE1) localizada nas proximidades do reservatório Cascalheira (cota de soleira de 375m). Este último é abastecido pela EPAL (Empresa Portuguesa das Águas Livres) e fornece, por gravidade, água às localidades de Aljustrel e Cova da Ira e ao reservatório Fontainhas.

O segundo sistema adutor utilizado na otimização é formado por outra estação elevatória (EE2) que abastece o reservatório de São Gens (cota: 267m) a partir de uma fonte de água na localidade de Caridade (cota 152 m). Por sua vez, aquele reservatório abastece as localidades de Autoguia e Alqueidão (Figura 5.25). Ambas as estações elevatórias são providas de quatro bombas, cujas curvas características encontram-se em anexo.

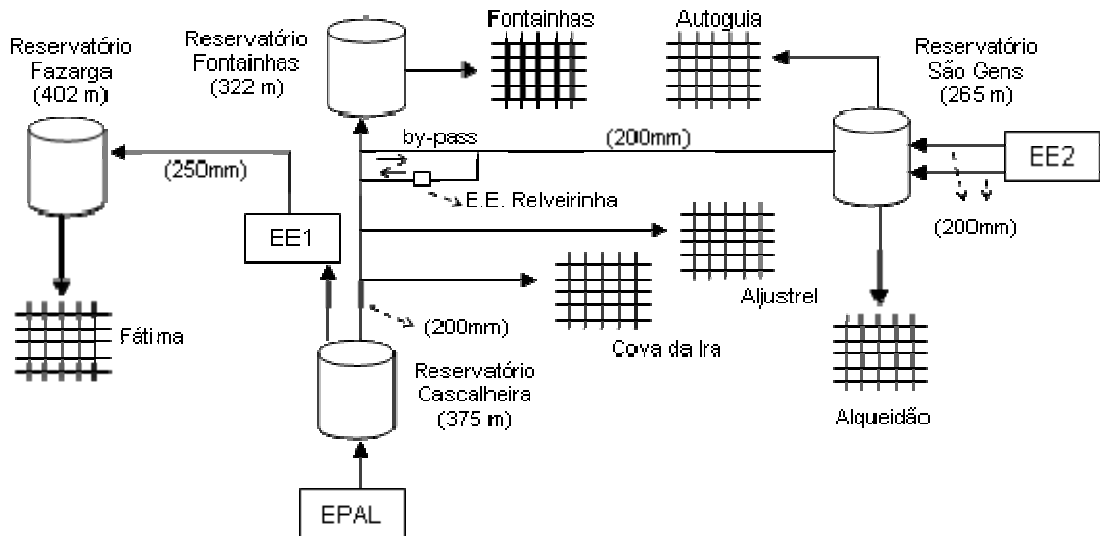


Figura 5.25: Topologia do sistema adutor de Ourém

Conforme citado anteriormente, o abastecimento de água do reservatório Cascalheira é feito pela EPAL. O custo gerado à Veolia por este fornecimento está relacionado somente com o volume de água efluente deste reservatório e não é dependente de qualquer alteração na operação da estação elevatória da adutora entre os reservatórios Cascalheira e Fazarga. A redução deste custo somente seria possível com a diminuição do consumo nos pontos de demanda ou com a implementação de políticas de redução de perdas de água por vazamento. O nível do reservatório Cascalheira é mantido sempre próximo ao seu limite máximo de forma a aumentar a confiabilidade do sistema. Desta forma no modelo de otimização, na elevatória Cascalheira/Fazarga, optou-se por considerar somente a variação do nível do reservatório Fazarga que, por sua vez, encontra-se a jusante da EE1. Na figura 5.26 tem-se o esquema do reservatório Cascalheira e seus respectivos fluxos efluentes e afluentes. Enquanto que, a Figura 5.27 apresenta o esquema da estação elevatória da Relveirinha.

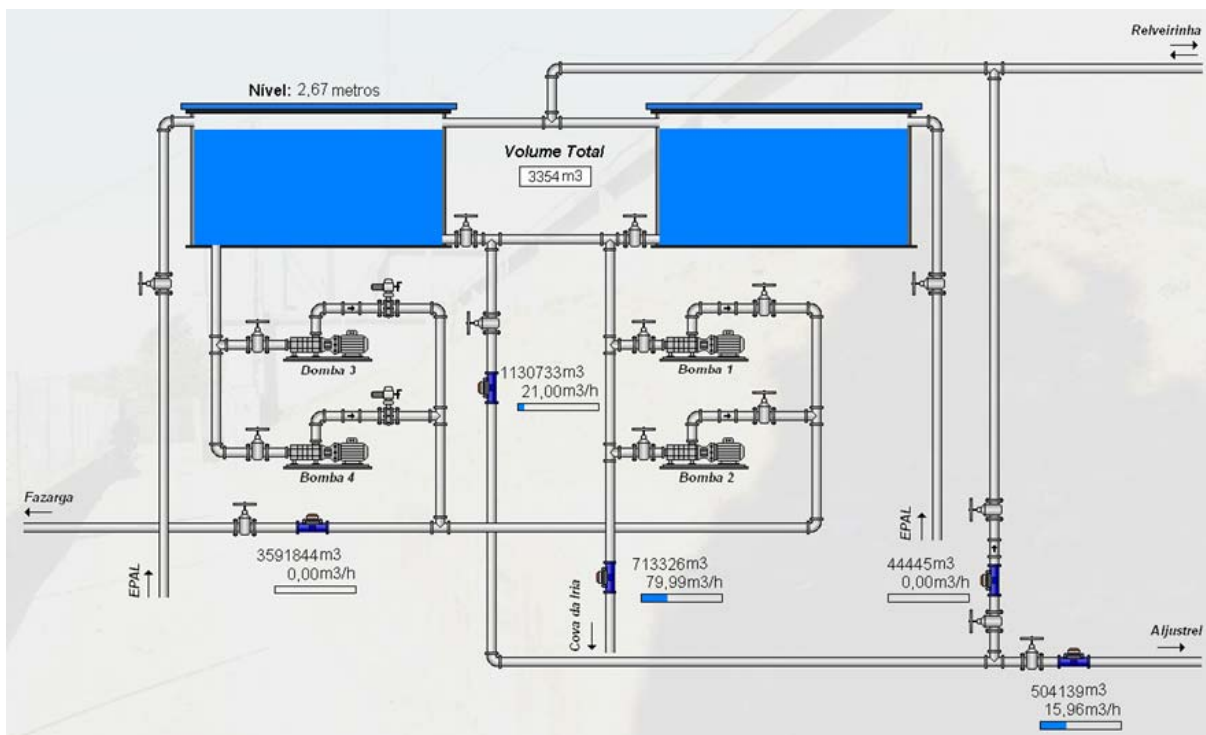


Figura 5.26 : Esquema do reservatório Cascalheira - EE1

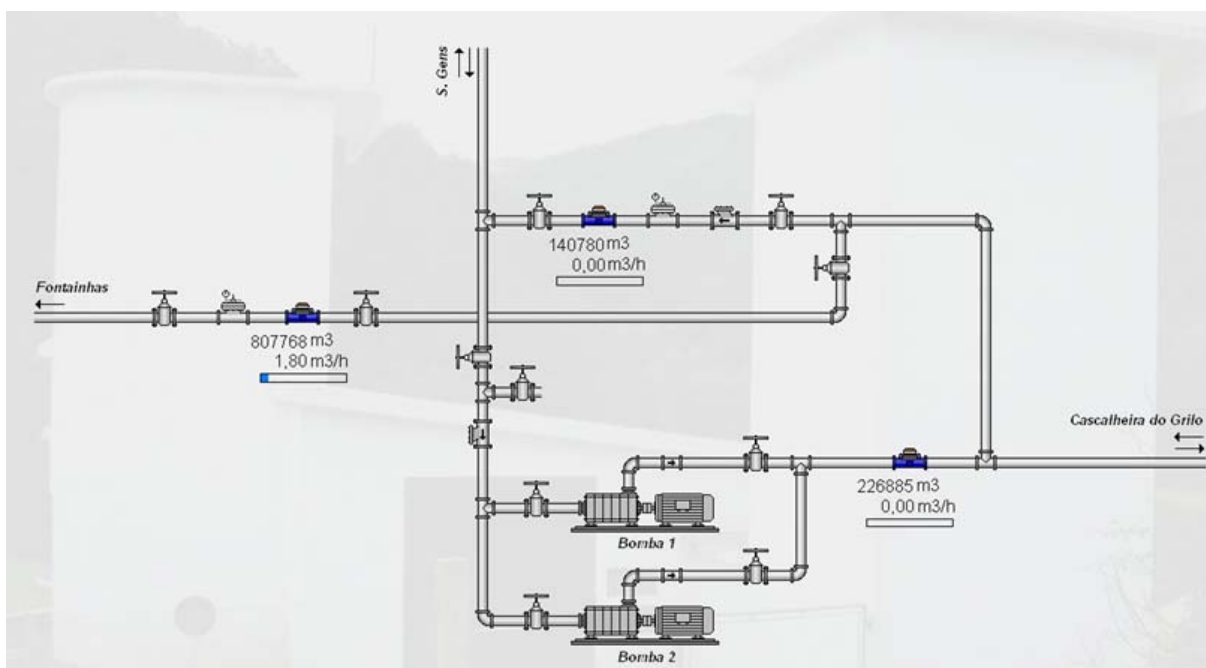


Figura 5.27 : Esquema da estação elevatória da Relveirinha

O contrato celebrado entre a VEOLIA e a EPAL prevê um volume anual fixo de água a ser fornecido ao reservatório Cascalheira. Geralmente ao final do mês de novembro de cada ano faz-se um balanço desse volume. Caso seja constatado que o volume de água já fornecido esteja próximo daquele pré-estabelecido, então o reservatório de Cascalheira será abastecido também pelo reservatório São Gens por

meio da estação elevatória de Relveirinha (Figura 5.27), objetivando reduzir a oferta de água da EPAL. Se ao invés disso, ocorrer que haja uma grande disponibilidade de água ainda a ser fornecida, o fluxo de água dar-se-á no sentido do reservatório Cascalheira para o São Gens (Figura 5.28), por gravidade.

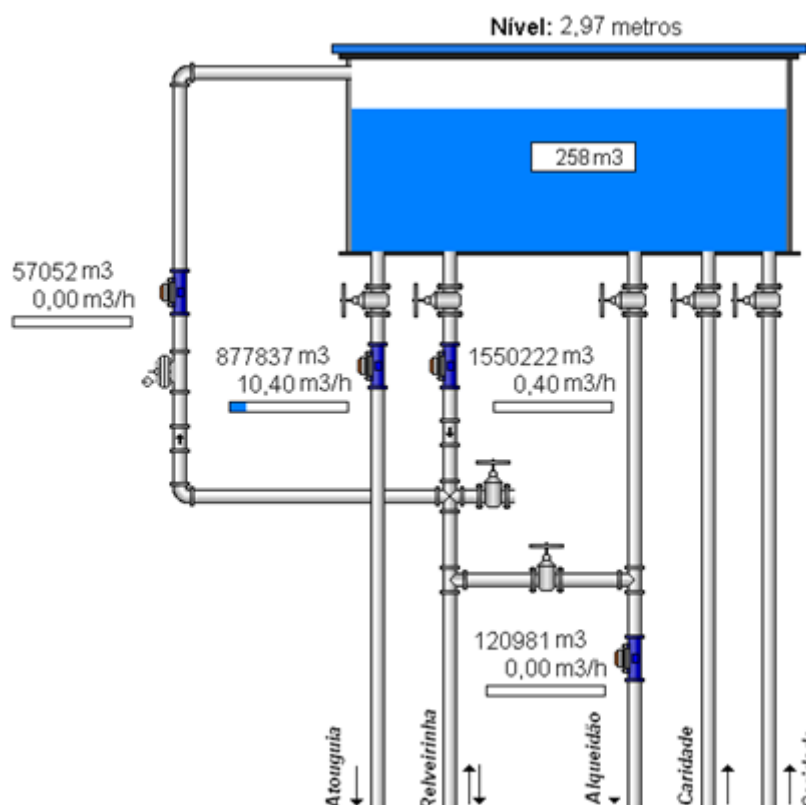


Figura 5.28: Esquema do reservatório São Gens

O reservatório de Cascalheira tem capacidade de armazenar 4000m³ de água. Já o Fazarga possui um volume total de 347m³ e opera com os níveis inicial, mínimo e máximo de 2.0m, 0.3m e 2.3m, respectivamente. A estação elevatória é constituída por quatro bombas do tipo Grundfos NK65-250 que, no sistema analisado, trabalham numa vazão média de 42 L/s com um rendimento de 65 %.

Por sua vez, o reservatório São Gens possui um volume máximo de 328.9 m³. Os níveis inicial, máximo e mínimo são 3.61 m, 3.8 m e 0.3 m. Ligada a este reservatório tem-se a EE2 provida de quatro bombas em paralelo do tipo Caprari HV65/2C. A adução é devida à duas tubulações com diâmetros nominais de 250 mm.

O consumo médio diário nas regiões de Fátima (21.31L/s), Autoguia (8.81L/s) e Alqueidão (1.1L/s) ao longo do dia foi obtido a partir de sensores de vazão localizados na saída dos reservatórios (Fazarga e São Gens). O período analisado foi de

julho a setembro de 2007. O consumo de água neste período do ano é mais acentuado por abranger a estação verão. A Figura 5.29 apresenta o fator de demanda dos consumos supracitados.

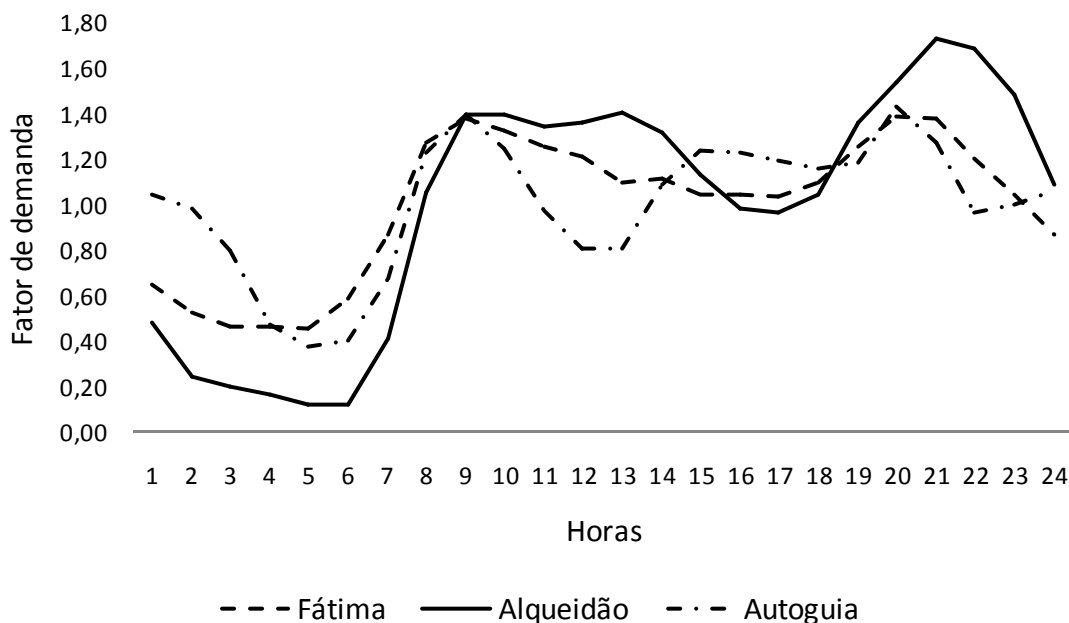


Figura 5.29: Variação do fator de demanda (Fátima, Alqueidão e Autoguia)

A modelagem de SAA requer a representação do sistema real de maneira mais fidedigna possível para que se possa reproduzir o comportamento do mesmo. Heller e Pádua (2006) afirmam que os níveis dos reservatórios também podem ser utilizados como parâmetros para calibração.

Neste contexto, para o SAA analisado, escolheu-se uma data (12/07/2007) em que as bombas mantiveram-se ligadas em intervalos semelhantes ao formato (discretos a cada hora) considerado no modelo de otimização. Em seguida, a operação realizada neste dia foi simulada no EPANET. Isto permitiu a análise comparativa entre a variação dos níveis reais dos reservatórios (Fazarga e São Gens) e aquela calculada pelo EPANET.

A partir da análise comparativa supracitada, feita para os dois reservatórios em estudo, foi possível verificar a semelhança entre o comportamento real e aquele obtido por meio do modelo hidráulico. As Figuras 5.30 e 5.31 evidenciam este resultado.

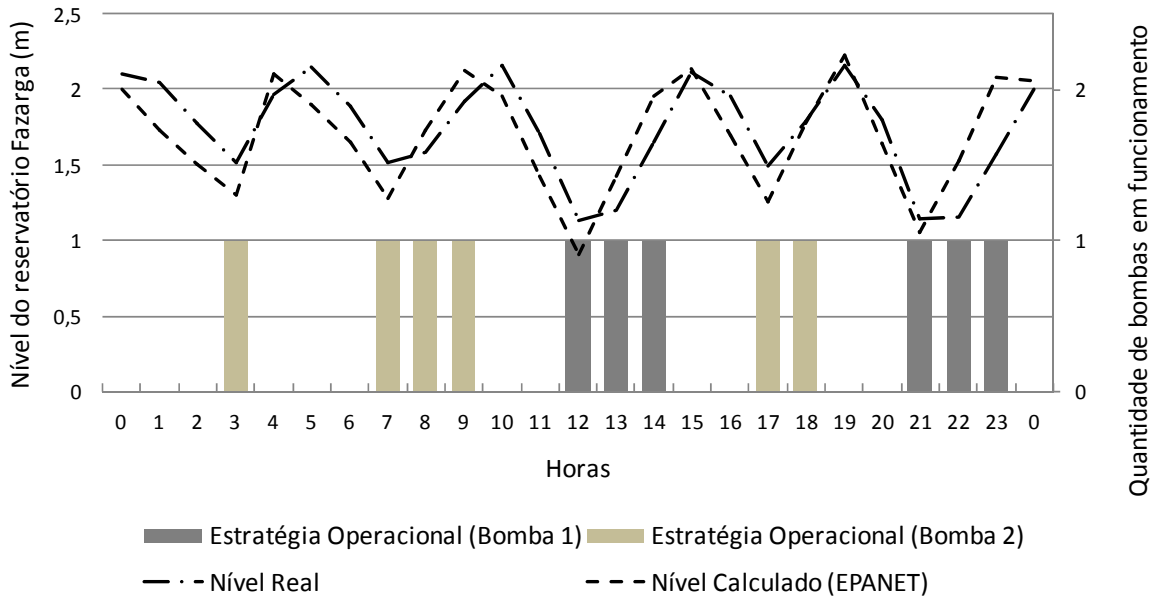


Figura 5.29: Estratégia operacional da empresa VEOLIA (12/07/07) para EE1

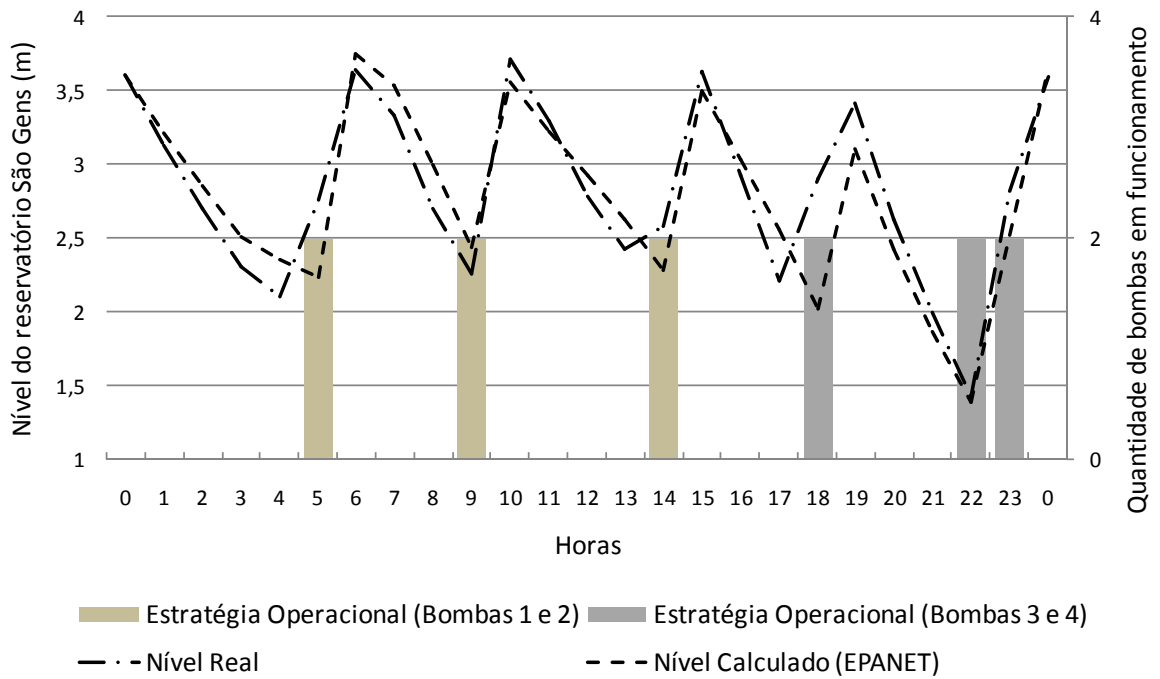


Figura 5.30: Estratégia operacional da empresa VEOLIA (12/07/07) para EE2

Desta forma, pode-se concluir que o modelo encontra-se calibrado no que diz respeito ao parâmetro nível do reservatório. Além disso, depende-se das duas Figuras anteriores, que o número máximo de acionamentos para a EE1 e a EE2 foi de 3 e que os níveis finais reais mantiveram-se próximos dos níveis iniciais de operação.

O custo unitário de energia, em unidades monetárias por kWh, foi considerado em conformidade com as tarifas cobradas pela empresa concessionária de energia elétrica EDP (Energias de Portugal) para o ano de 2007. As tarifas cobradas aos clientes finais estruturam-se tanto por níveis de tensão (muito alta, alta, média, baixa especial e baixa normal) como por limites da potência contratada. Os períodos horários dividem-se em horas fora de vazio (i.e. horas de ponta, horas cheias) e horas de vazio (i.e. horas de vazio normal e horas de super vazio). Para o verão, essa divisão compreende os horários conforme a tabela 5.1, a seguir:

Tabela 5.4: Classificação do período de hora legal no verão

Ciclo diário - Verão	
Classificação	Horas
Ponta	10:30/12:30
	20:00/22:00
Cheias	09:00/10:30
	12:30/20:00
	22:00/23:00
Vazio	23:00/09:00
Super vazio	02:00/06:00
Vazio normal	23:00/02:00
	06:00/09:00

Pode se observar que existe um período (10:30/12:30) no horário de ponta que não se enquadra no formato horário considerado pelo modelo, ou seja, para um mesmo horário existem duas tarifas diferentes. Para adaptar tal tarifa ao modelo, considerou-se que o primeiro período de horas de ponta varia de 10 às 13 horas.

A tarifa energética, em 2007, relacionada à EE1 é empregada para longas utilizações e tem variação tri-horária. Deve ser usada para níveis de baixa tensão especial, com potência contratada superior a 41.4 kW. Já a EE2 enquadra-se como tensão média, com longas utilizações e tem variação tetra-horária. A tarifa horária, em cada período, para ambas as estações elevatórias encontram-se nas tabelas 5.5 e 5.6.

Tabela 5.5: Tarifa energética horária EE1

EE1	
Classificação	Tarifa (€/kWh)
Ponta	0.1299
Cheias	0.0819
Vazio	0.0501

Tabela 5.6: Tarifa energética horária EE2

EE1	
Classificação	Tarifa (€/kWh)
Ponta	0.1152
Cheias	0.0704
Vazio normal	0.0444
Super vazio	0.0414

Inseridos todos os parâmetros (e.g. tarifas energética, restrições hidráulicas) necessários, aplicaram-se os modelos de otimização. A evolução das soluções finais encontra-se evidenciada na Figura 5.31.

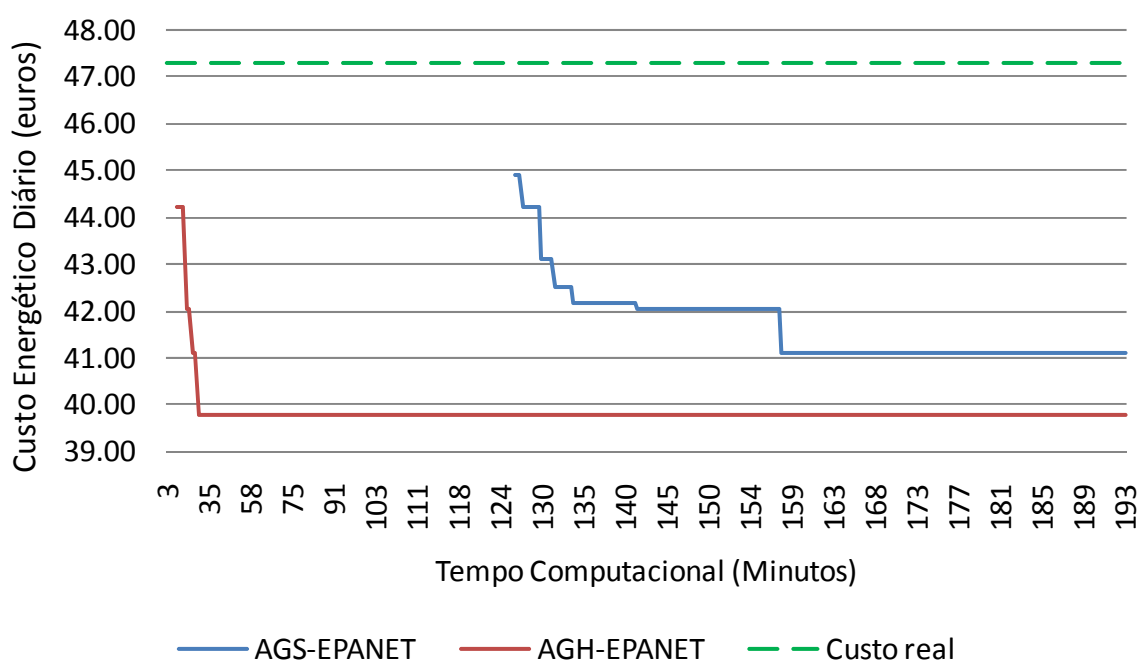


Figura 5.31: Evolução das soluções viáveis – AGH e AGS

Objetivando uma melhor visualização dos gráficos, abstraiu-se destes a parte referente às soluções infactíveis. Assim, na Figura 5.31 tem-se que as ordenadas representam apenas o custo energético. Mais uma vez observa-se a superioridade do AGH em relação ao AGS. Este obteve a primeira solução factível (\$44.89), das 18 encontradas, aos 126.68 min e a solução final (\$41.10) aos 157.7 min. Para o AGH, que contou com 72 soluções viáveis, esses valores são, respectivamente, (\$44.22) 12.23 min e (\$39.76) 28.86 min. Isto representou uma economia de 16% para o AGH e 13% para o AGS, levando em consideração que o custo energético da operação realizada (27/07/2007) pela VEOLIA foi de \$47.29.

Conclui-se, então, que para a presente aplicação, os métodos encontraram soluções finais satisfatórias, apesar da diferença no tempo computacional gasto para tanto.

As figuras 5.32, 5.33, 5.34 e 5.35 contêm as estratégias operacionais de ambas as estações elevatórias para o AGH e AGS.

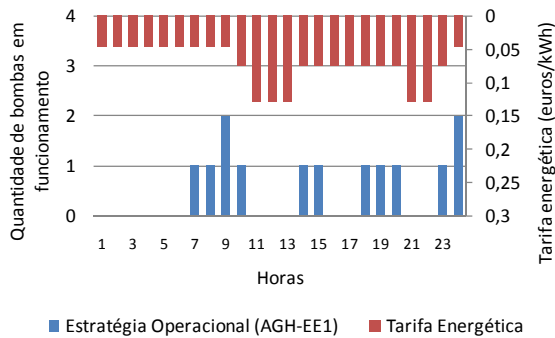


Figura 5.32: Solução ótima (AGH-EE1)

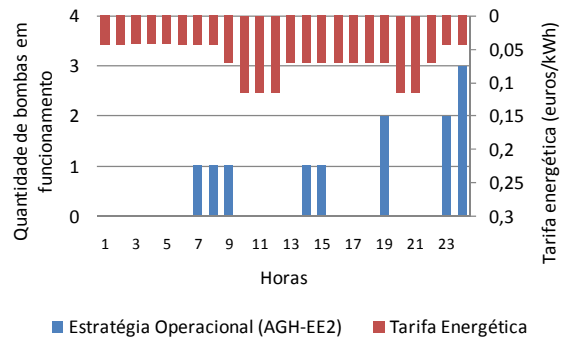


Figura 5.33: Solução ótima (AGH-EE2)

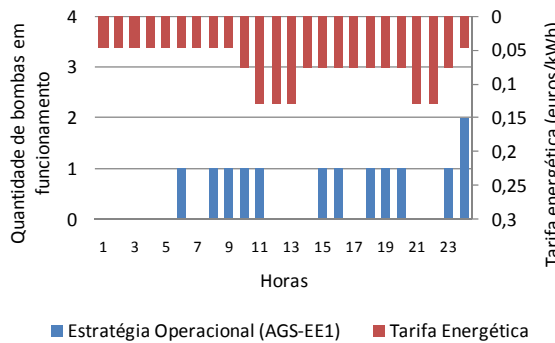


Figura 5.34: Solução ótima (AGS-EE1)

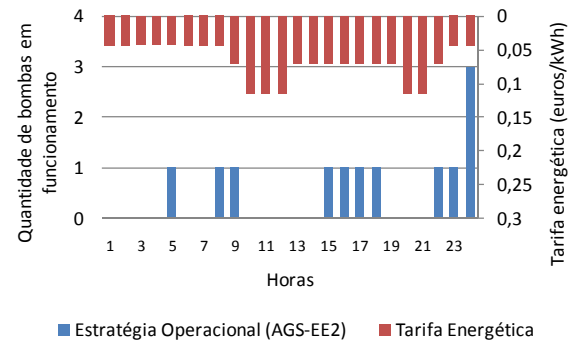


Figura 5.35: Solução ótima (AGS-EE2)

Diferentemente da operação realizada pela VEOLIA, a solução final obtida pelo AGH não utilizou a bomba em nenhum período de hora de ponta. Já o AGS considerou a bomba ligada nesse período apenas uma hora na EE1. Um dos motivos que explica tal fato é a política operacional da referida empresa de tentar manter o nível dos reservatórios o mais distante do mínimo possível, de forma a aumentar a confiabilidade hidráulica do sistema, conforme se pode bem observar nas Figuras 5.36 e 5.37.

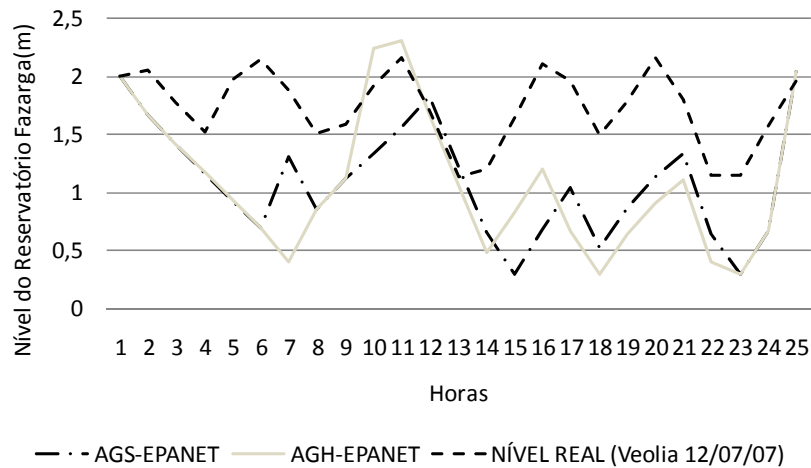


Figura 5.36: Variação do nível do reservatório Fazarga

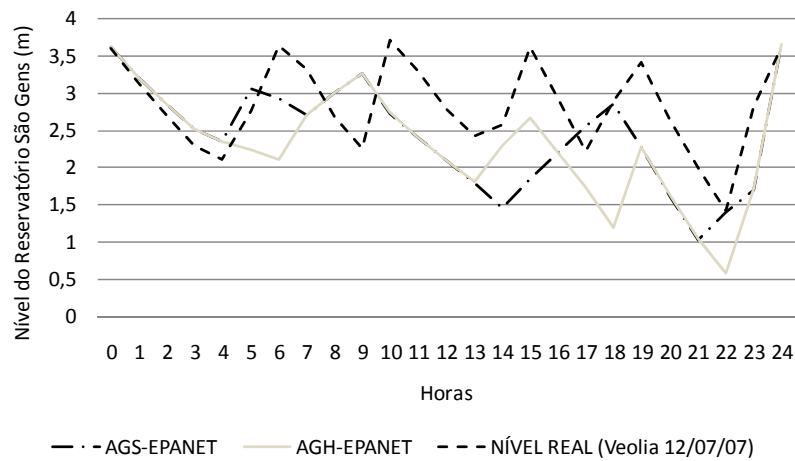


Figura 5.37: Variação do nível do reservatório São Gens

À guisa de quantificar o desempenho hidráulico das três estratégias apresentadas utilizou-se os índices IDH1 e IDH2 (item 4.3.4), cujos valores calculados são respectivamente iguais a 0.58 e 0.98 (AGH), 0.60 e 0.98 (AGS) e 0.83 e 0.99 (VEOLIA). Como não existem limitações de pressão para este caso, não foi considerado o IDHp.

Em última análise, do ponto de vista operacional, pode-se considerar as estratégias obtidas pelos modelos de otimização mais “ousadas”. Os IDH1 mais baixos confirmam isto, haja vista que os níveis mínimos chegaram próximos de serem atingidos. Note-se que, em relação à variação real, os níveis dos reservatórios possuem valores médios mais elevados, sendo todos superiores a 1m, conforme indica o seu IDH1. Os valores do IDH2 confirmam o que se pode observar mais facilmente nas Figuras 5.36 e 5.37: para as três situações, os níveis finais dos reservatórios estão próximos de seus níveis iniciais.

5.5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

5.5.1 Aspectos computacionais

Os algoritmos genéticos são tradicionalmente utilizados em problemas de otimização que não apresentam nenhum tipo de restrição. Como os operadores genéticos convencionais de cruzamento e mutação não tratam diretamente restrições, a aplicação desses algoritmos em problemas restritivos não é imediata. Assim como afirma Michalewicz (1996): o problema de como trabalhar com indivíduos inactíveis está longe de ser trivial.

O maior problema enfrentado pelos AGs em espaços de busca com restrições é a impossibilidade de garantir que indivíduos (factíveis ou inactíveis) gerem descendentes factíveis. A alteração dos genes dos indivíduos por meio dos operadores genéticos convencionais (i.e. cruzamento e mutação) não garante a factibilização dos indivíduos.

Conforme argumenta Michalewicz (1996), muito dos problemas que apresentam um domínio discreto, contêm uma série de restrições que devem ser atendidas simultaneamente. Acrescenta, ainda, que em geral um espaço de busca consiste em dois subconjuntos disjuntos de subespaços: factíveis (atendem todas as restrições simultaneamente) e inactíveis (violam uma ou mais restrições). A Figura 5.38 apresenta um exemplo de espaço de busca com seus subconjuntos.

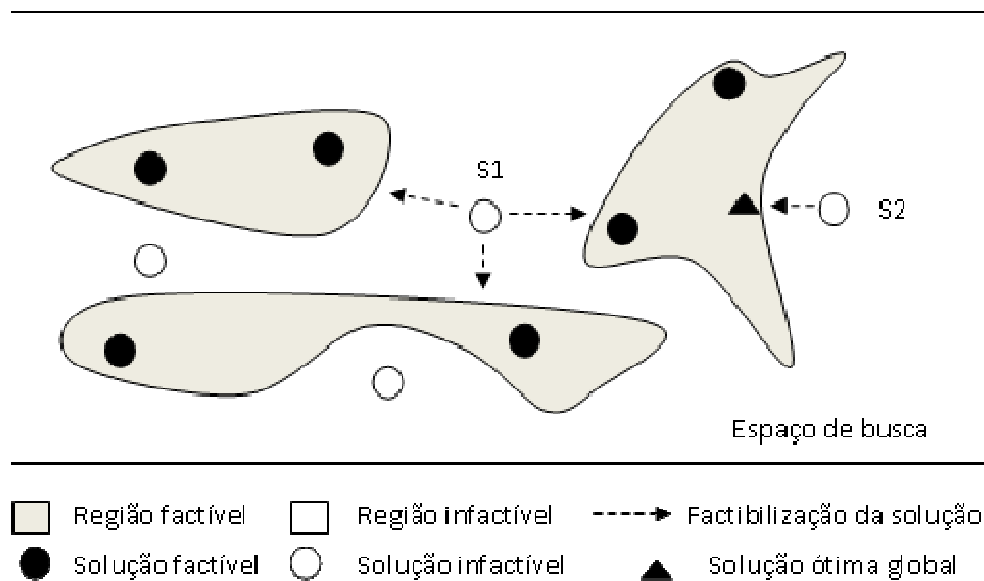


Figura 5.38: Representação do espaço de busca

Neste contexto, para o problema da mochila apresentado no item 4.5.2 existe apenas uma restrição que é o peso máximo suportado pela mochila. A reparação de uma solução inactível para este tipo de problema pode ser feita a partir da alteração de diferentes genes. Por exemplo: supondo-se que o peso máximo seja de 10 kg e uma solução inactível qualquer apresente um peso total de 12 kg, para reparar este indivíduo somente seria necessário alterar (de 1 para 0) o gene representante de qualquer produto com mais de 1 kg, ou então, dois genes representantes de produtos de 1kg, reduzindo-se o peso total da mochila para um valor igual ou inferior ao máximo (10 kg).

Para o exemplo supracitado, há mais de um tipo de reparação para o indivíduo inactível. Sendo assim, a factibilização do mesmo pode transpor tal solução para diferentes regiões factíveis como, por exemplo, a solução S1 (Figura 5.38). Dessa forma, para esse tipo de aplicação, pode-se afirmar que um procedimento de busca local simples seria suficiente para aumentar consideravelmente a eficiência de um AG convencional.

Entretanto, o tratamento de restrições para o problema apresentado neste trabalho contém algumas particularidades que dificultam consideravelmente a reparação de soluções inactíveis. Enquanto que no problema da mochila a restrição é inviolada quando o somatório dos pesos ultrapassa o limite pré-estabelecido, as restrições invioladas no problema de otimização de bombeamento ocorrem a cada hora, ou seja, para reparar um indivíduo inactível é necessário tratar diretamente o(s) gene(s) “problemático(s)”.

Em termos mais práticos, reduzir o peso da mochila para um valor inferior ao máximo suportado é necessário apenas retirar alguns produtos, sem a necessidade da especificação do tipo de produto. Já na operação de um SAA, para corrigir uma solução inactível é necessário determinar o tipo de restrição e localizar o fato gerador da mesma. Por exemplo: supondo-se que uma solução está inviável devido ao nível de um determinado reservatório encontrar-se fora de seus limites às 15 horas; dessa forma, a estratégia de bombeamento deve ser alterada neste respectivo horário e em uma bomba específica, ou seja, aquela que exerce influência no reservatório cujo nível ultrapassou os seus limites.

O problema da operação de SAA é extremamente restritivo. Inúmeras restrições devem ser consideradas, a cada hora, para que a estratégia operacional esco-

lhida atenda todas as exigências hidráulicas. A partir do primeiro estudo de caso que, por sua vez, caracteriza-se por ser um sistema bastante simples, pôde-se comprovar tão quanto restritivo é este tipo de problema. Na avaliação menos restritiva (até 3 acionamentos) verificou-se que somente 0.08% das soluções são factíveis. Seguindo o raciocínio da Figura 5.39, é correto afirmar que essas soluções formam pequeníssimas regiões distintas no espaço de busca. Sendo assim, também é correto afirmar que essas regiões são contornadas por inúmeras soluções infactíveis. Portanto, pode-se representar sucintamente parte do espaço de busca para o problema analisado (Figura 5.39).

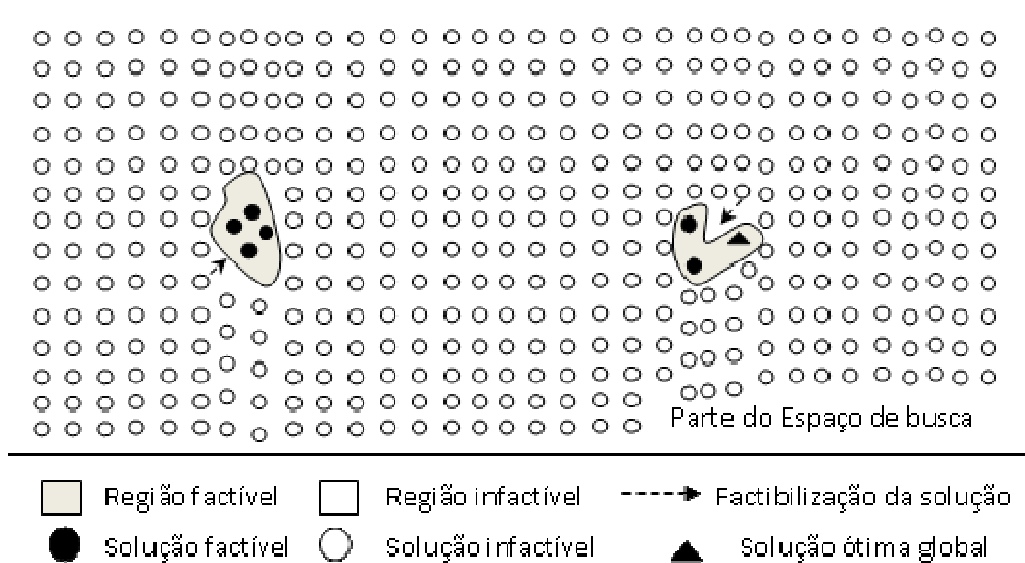


Figura 5.39: Representação do espaço de busca para problemas extremamente restritivos

Com a utilização dos algoritmos de reparação pode-se dividir as soluções em três subconjuntos: soluções factíveis, soluções infactíveis irreparáveis e soluções infactíveis passíveis de factibilização (SIPFs). Essas últimas são soluções que, apesar de violar algumas das restrições, estão próximas das regiões factíveis e que, com a aplicação dos algoritmos reparadores, tornar-se-ão soluções factíveis. Além disso, também pode ocorrer que alguma SIPF esteja mais próxima de alguma solução ótima local ou global do que alguma factível encontrada pelo AG como, por exemplo, a solução S2 da Figura 5.38.

Já com o uso dos AGs tradicionais existem somente dois tipos de soluções: factíveis e infactíveis. As soluções factíveis podem ser mantidas aos longos das gerações por algum operador de substituição (e.g. elitismo). No decorrer das iterações, os indivíduos infactíveis não são reparados, e sim descartados ou depreciados por

meio da penalização da função objetivo. A figura a seguir apresenta um esquema contendo um exemplo das alterações feitas em um indivíduo infactível (passível de factibilização) por meio do cruzamento, da mutação e dos algoritmos de reparação.

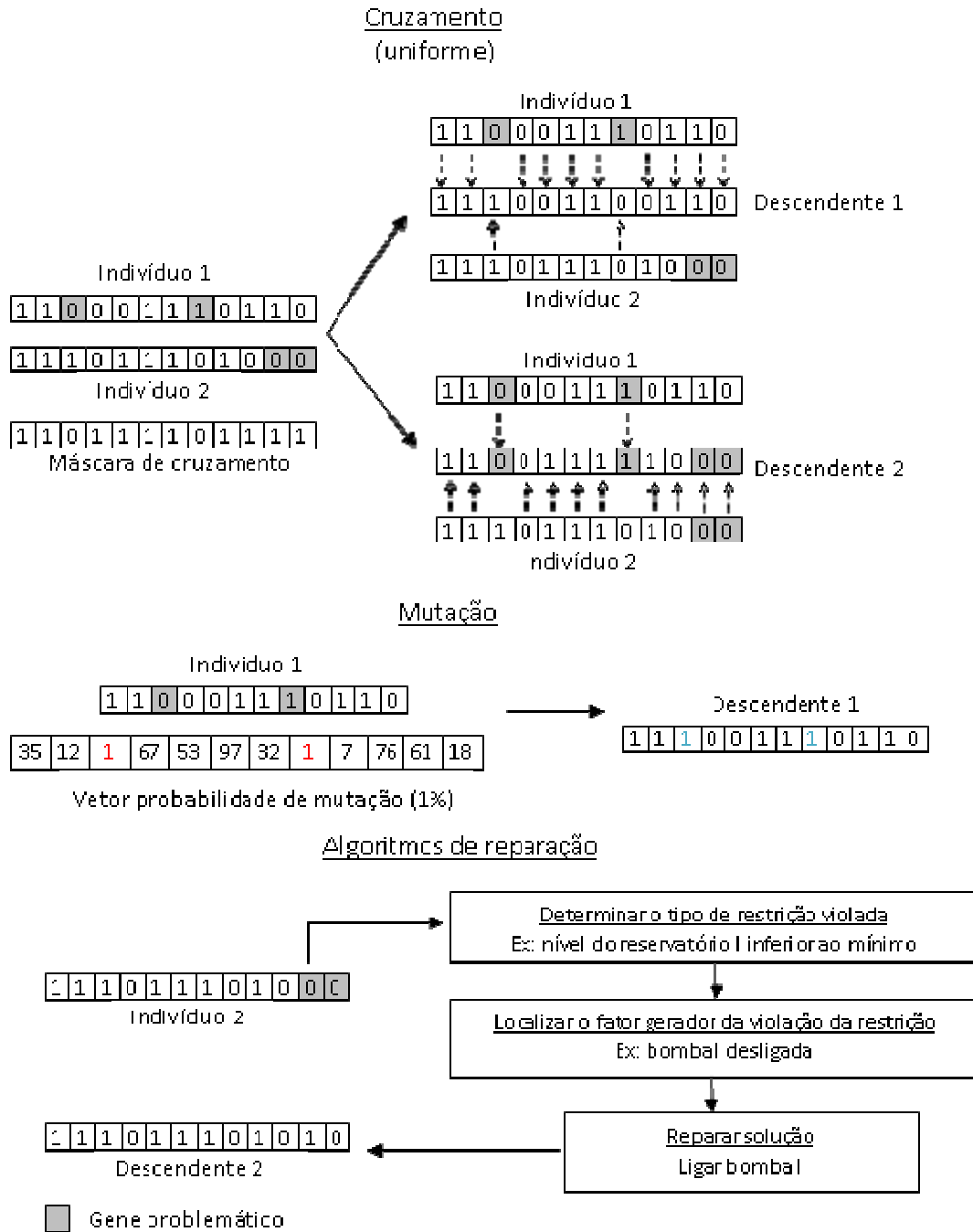


Figura 5.40: Factibilização pelo AGS e AGH

A alteração do indivíduo no cruzamento é dependente de dois eventos. O primeiro ocorre na geração aleatória do vetor máscara de cruzamento e o segundo na recepção dos genes pelos descendentes a partir dos indivíduos participantes do cruzamento. No exemplo da Figura 5.40 ocorre a factibilização do indivíduo 1. Para

que esse indivíduo torne-se factível é necessário que a máscara de cruzamento gerada seja a mesma do exemplo apresentado. Além disso, os valores dos genes responsáveis pela reparação do indivíduo 1 estão no indivíduo 2. Portanto, além da necessidade de que a máscara de cruzamento associe que o descendente 1 receba exatamente os genes 3 e 8 do indivíduo 2 (genes 0 – máscara de cruzamento), é necessário que os valores desses genes (3 e 8) sejam diferentes dos indivíduos 1, pois somente assim a haverá a reparação do indivíduo 1 com a geração do descendente 1. A probabilidade de ocorrer esses dois eventos é bastante remota.

Outra característica do cruzamento uniforme é que, provavelmente, na geração de um descendente reparado ocorra a geração de um descendente infactível. A probabilidade de que os genes problemáticos não herdados ao descendente 1 repare o segundo descendente também é mínima.

Na mutação, as alterações realizadas nos indivíduos é menos intensa quando comparado ao cruzamento. Inicialmente é gerado um número aleatório para cada gene, caso o valor desse número seja inferior a probabilidade de mutação ocorrerá a alteração do gene. Para o exemplo da figura analisada, a probabilidade para que um gene sofra mutação é de 1%. Dessa forma, quando o elemento do vetor probabilidade de mutação assumir valor 1 ocorrerá alteração no respectivo gene do indivíduo. As taxas de mutação utilizadas geralmente são baixas. Para uma taxa de 1%, seria garantido afirmar que somente ocorreria alteração no indivíduo caso esse seja formado por um conjunto de no mínimo 100 genes. Sendo assim, no problema de otimização de bombeamento com até três bombas (3 x 24 genes) ocorrerão indivíduos que não passarão pelo processo de mutação.

Contudo, além da probabilidade que um indivíduo sofra mutação em algum gene, é necessário que o gene escolhido seja o “problemático”, como ocorre no exemplo da Figura 5.40. Neste caso, para que ocorra uma reparação, todos e somente os genes problemáticos devem ser alterados. A dificuldade de reparação de um indivíduo passível de factibilidade por meio da mutação é inquestionável.

Com as explicações supracitadas é perceptível o quanto os operadores genéticos são estocásticos e desprezados das restrições do problema. Dependendo da configuração adotada na utilização do AG (e.g. taxa de cruzamento, taxa de mutação, tamanho da população e número de gerações) há garantias que uma parte

considerável do espaço de busca seja analisada. Entretanto, quanto mais extenso e restritivo for o espaço de busca, menos eficientes serão os operadores genéticos.

Vale ressaltar que, de uma forma geral, os AGs encontram soluções factíveis pelo seu processo de busca aleatório e não pela reparação de SIPFs. Porém, mesmo para um evento raro, não é impossível que os operadores genéticos, apenas com ferramentas estocásticas, evoluam de indivíduos passíveis de factibilização a um indivíduo factível.

Os algoritmos de reparação atuam unicamente nos genes responsáveis pela infactibilização da solução. Dessa forma, não ocorre alteração genética desnecessária. Cada gene “problemático” é avaliado e, em seguida, é verificado o tipo de restrição que foi violada e sua possível reparação. Como a alteração é feita em cada gene “problemático” pode-se colacionar o algoritmo de reparação como uma mutação induzida.

No modelo AGH-EPANET, para cada tentativa de reparação de solução, o EPANET é chamado para que se possa verificar se a solução tornou-se viável ou não. Entretanto, não é possível determinar o número de vezes que o EPANET é chamado a cada solução inviável encontrada, pois ao corrigir uma solução devido a um tipo de restrição, possivelmente outros tipos restrições que até então estavam violadas passaram a manter-se dentro de seus limites pré-estabelecidos. Por exemplo: em uma solução infactível observou-se que às 7 horas o nível e a pressão de um reservatório e um nó atingiram valores superiores aos limites máximos. Ao tentar corrigir a solução (i.e. desligando uma bomba) devido à restrição relativa ao nível do reservatório, provavelmente a pressão no nó ora citado assumirá um valor inferior ao seu limite máximo. Além disso, é possível que essa correção solucione problemas com restrições de horas posteriores às 7 horas (e.g indivíduo 2 – algoritmos de reparação – Figura 5.40). A partir do momento em que não se obtém sucesso em alguma correção, os algoritmos de reparação são finalizados.

Já para o AGS-EPANET o procedimento é mais simples e rápido. A cada solução inviável, o EPANET é chamado apenas uma vez, objetivando verificar as restrições violadas e, em seguida, calcular as penalidades que serão aplicadas à função objetivo. O tempo computacional de cada iteração utilizado pelo AGS-EPANET é inferior quando comparado com o AGH-EPANET. Entretanto, a quantidade de itera-

ções necessárias a obtenção de boas soluções é o principal fator no tempo total estimado para o fim a que o modelo se destina.

O AGH se diferencia do AGS devido ao uso das características do sistema para gerar e melhorar suas soluções, de modo que, a cada iteração, uma melhoria é garantida, pois não se utiliza somente ferramentas randômicas. A sua principal vantagem é que devido à rapidez de convergência do processo, o ótimo global não é garantido. Entretanto, para um espaço de busca extremamente restritivo, o encontro de boas soluções e de soluções ótimas locais torna a utilização do AGH bastante vantajosa, conforme se demonstrou nos estudos de casos apresentados e analisados no tópico a seguir.

5.5.2 Aspectos hidráulicos

É possível aumentar o nível de dificuldade do problema da otimização na operação de SAA por meio de duas formas: acrescentando-se restrições ou expandindo-se o espaço de busca. As restrições estão relacionadas com a quantidade de reservatórios e nós com limites de pressões, quantidade de acionamentos por bomba e número de bombas. Já esse último é a única variante que exerce influência no tamanho do espaço de busca.

Dentre os estudos de caso, o primeiro apresenta o menor espaço de busca e quantidade de restrições, pois o SAA contém apenas uma bomba e dois reservatórios. Devido à possibilidade de determinação de todas as soluções do problema, optou-se por aumentar gradativamente a dificuldade do mesmo, por meio da redução do número máximo de acionamentos, e verificar a eficiência do AGS e do AGH.

A avaliação dos algoritmos de otimização foi feita sob duas maneiras: pela aproximação da solução final com a solução ótima global e pelo tempo de convergência. Pelos resultados obtidos no estudo de caso 1 pode se verificar a superioridade do AGH em ambas as avaliações. A tabela 5.7 apresenta, para cada número máximo de acionamentos (NMAs), as soluções ótimas globais (SOGs), a quantidade total de soluções factíveis do espaço de busca (QTSF), as soluções finais (SFs), o tempo de convergência (TC) em minutos e a quantidade de soluções factíveis (QSFs) encontradas pelos modelos para os exemplos do primeiro estudo de caso.

Tabela 5.7: Resultados do estudo de caso 1

NMAs	SOG (\$)	QTSFs	AGH			AGS		
			SFs	TC (min.)	QSFs	SFs	TC (min.)	QSFs
3	969.46	14553	978.45	7.40	578	1232.34	102.06	68
2	1008.81	1013	1318.47	2.62	65	-	-	-
1	1355.39	15	1735.88	13.43	2	-	-	-

O AGS encontrou soluções factíveis apenas na situação onde é permitido até três acionamentos na bomba. Nesse caso, o AGH convergiu, aproximadamente, 13 vezes mais rápido que o AGS. Além disso, o AGH e o AGS encontraram 578 e 68 soluções factíveis, respectivamente.

Diferentemente do AGH, com a redução do NMAs, nenhuma solução factível foi encontrada pelo AGS (1000 gerações). Também é possível observar que com essa redução, as soluções finais encontradas pelo AGH vão se distanciando da solução ótima global. Como a região factível reduz bruscamente com a redução do NMA, o encontro de soluções (SIPFs) próximas a essas regiões vai se tornando mais difícil.

No segundo estudo de caso, as regiões factíveis são maiores quando comparada com o primeiro estudo de caso. Tal fato ocorre devido à existência de três bombas em uma única estação elevatória, aumentando o conjunto de combinações possíveis para uma mesma estratégia. Sendo assim, um conjunto de soluções semelhantes tem o mesmo impacto hidráulico no sistema.

Nesse contexto, as soluções finais encontradas por ambos os modelos são diferentes, porém apresentam a mesma quantidade de bombas ligadas a cada hora, resultando em uma mesma reação hidráulica do sistema e um mesmo custo energético. Já, em relação à solução obtida por Rao e Salomons (2007), em algumas horas, a quantidade de bombas ligadas são diferentes (Figura 5.21 e Figura 5.22). Entretanto, o custo total é o mesmo, pois para cada período com a mesma tarifa, o tempo total de bombas ligadas é igual.

Pela tabela 5.8 é possível observar que as soluções obtidas pelo AGH e AGS possuem três acionamentos em cada bomba. Também se pode confirmar que existem inúmeras configurações que, para cada hora, tenham a mesma quantidade de bombas ligadas. Essa tabela não apresenta a solução obtida por Rao e Salomons

(2007), pois o mesmo demonstra apenas a quantidade total de bombas a cada hora (Figura 5.21).

Tabela 5.8: Soluções finais do estudo de caso 2

Solução	Bomba	Horas																							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
AGS	1																								
	2																								
	3																								
AGH	1																								
	2																								
	3																								

Outra característica do sistema é que, como os três reservatórios e os três nós críticos são abastecidos pela mesma estação elevatória (três bombas), a reparação da solução devido a um tipo de restrição, possivelmente, corrigirá outros tipos de restrições que também, até então, estavam violadas. Contudo, alterações na estação elevatória ocasionam reações semelhantes para todos os reservatórios e nós restritivos, conforme pode ser visto na variação dos níveis e pressões dos reservatórios nas figuras 5.23 e 5.24 (página 107).

O terceiro estudo de caso caracteriza-se por um SAA real composto de duas estações elevatórias independentes sendo que, cada uma, formada por quatro bombas. Sendo assim, cada solução possui 192 (8 x 24) variáveis binárias. Para que os algoritmos de reparação atuem de forma correta neste estudo de caso foi necessária a elaboração do algoritmo de sensibilidade hidráulica. Dessa forma, as alterações nas bombas são feitas nas respectivas estações elevatórias que responsáveis pela inviabilidade da solução.

Da forma semelhante ao segundo estudo de caso, devido a cada estação elevatória conter quatro bombas, existem inúmeras soluções que resultam em uma mesma quantidade total de bombas ligadas a cada hora. Tal fato aumenta consideravelmente as regiões de soluções factíveis facilitando o encontro de soluções viáveis pelo AGS e AGH. Diferentemente do que ocorreria se no SAA existissem oito bombas independentes.

Seguindo o mesmo padrão de convergência dos estudos de casos anteriores, o AGH foi bem mais eficiente. Ainda assim, ambos os algoritmos atingiram boas so-

luções. A economia obtida pelo AGH e AGS foi de 16% e 13%, respectivamente, em relação à operação realizada pela VEOLIA na data (27/07/2007) em estudo. Como esta redução do custo energético é pequena e a operação da VEOLIA na data citada apresentou IDHs bem superiores àqueles obtidos pelo AGH e AGS, pode-se afirmar que a estratégia adotada por esta empresa considera de forma eficaz a confiabilidade hidráulica e a eficiência energética na operação do SAA selecionado para análise.

Por fim, na Figura 5.41, apresenta-se uma análise comparativa contendo parâmetros que quantificam a rapidez (Equação 5.1) e a redução do custo energético (RCE) das soluções finais (Equação 5.2), bem como a quantidade de soluções factíveis (Equação 5.3) obtidas pelo AGH em relação ao AGS.

$$TC (AGS/AGH) = \frac{TC_{AGS}}{TC_{AGH}} \quad [5.1]$$

$$RCE (AGH/AGS) = \left(1 - \frac{SF_{AGH}}{SF_{AGS}}\right) 100 \quad [5.2]$$

$$QSFS (AGH/AGS) = \frac{QSFS_{AGH}}{QSFS_{AGS}} \quad [5.3]$$

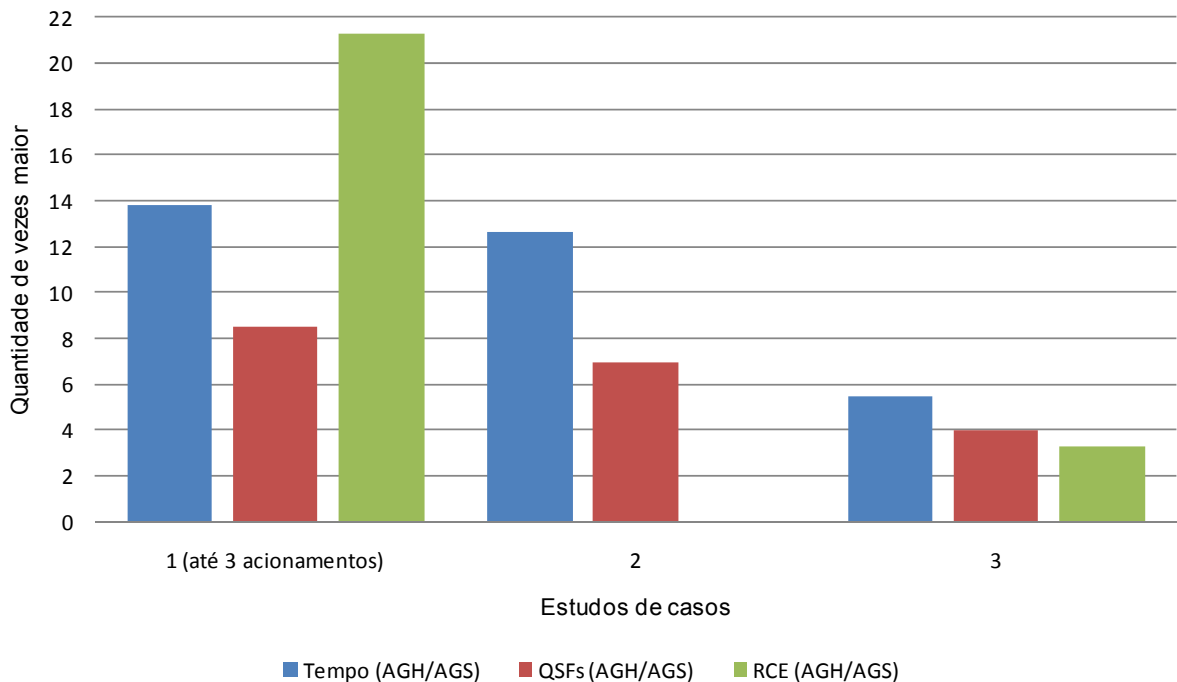


Figura 5.41: Análise comparativa entre o AGH e o AGS

Pela Figura 5.41 percebe-se a vantagem da utilização do AGH em relação ao tempo computacional, a quantidade de soluções factíveis encontradas e o valor do custo energético da solução final. Essas três avaliações foram bastante satisfatórias para as três análises, com exceção do custo energético do estudo de caso 2, onde ambos os algoritmos convergiram para os mesmos valores.

Com relação ao tempo computacional necessário à obtenção da solução final, nas duas primeiras avaliações, o AGH convergiu acima de doze vezes mais rapidamente quando comparado ao AGS e, ainda assim, encontrou uma quantidade de soluções factíveis seis vezes maior.

No estudo de caso 3, o tempo de convergência da solução final encontrada pelo AGH foi, aproximadamente, cinco vezes inferior em relação ao tempo demandado pelo AGS. Já a quantidade de soluções factíveis encontradas pelo AGH foi 4 vezes maior. Para esse estudo de caso, observa-se uma redução considerável do valor do parâmetro TC (AGS/AGH). Tal comportamento ocorre, pois, como o sistema contém estações elevatórias independentes com quatro bombas cada uma, então, a cada restrição violada, o algoritmo de reparação demanda certo tempo computacional para localizar a bomba responsável pela violação e, em seguida, alterar sua configuração no intuito de corrigir a solução. Ou seja, além de identificar qual estação elevatória é responsável pelo reservatório que teve seus limites ultrapassados, tenta-se reparar a solução em apenas quatro das oito bombas. Esse procedimento não ocorre em sistemas onde todas as bombas exercem influência em todas as restrições, como é o caso do estudo de caso 1 e 2.

Outro fator responsável pela redução do TC (AGS/AGH) no estudo de caso 3 é que, como o vetor solução apresenta um tamanho maior (192), a quantidade de genes problemáticos também é maior, tornando o processo de reparação mais demorado.

A utilização de algoritmos reparadores é essencial em problemas com comportamentos extremamente restritivos. No presente estudo verificou-se que, com a utilização desses algoritmos, uma maior quantidade de soluções viáveis foi encontrada em um intervalo de tempo consideravelmente menor, confirmando a importância da utilização dos algoritmos criados e adaptados ao problema em análise.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

6.1 SÍNTESE GERAL DO TRABALHO

Neste trabalho foi desenvolvido um novo modelo computacional visando à otimização do custo energético na operação de SAA ao longo de um horizonte operacional de 24 horas. Para tanto foram considerados três módulos: módulo de simulação hidráulica (EPANET), algoritmo genético padrão e algoritmos de reparação. Com a junção desses dois últimos criou-se um algoritmo genético híbrido. A principal inovação introduzida por meio deste expediente reside na análise feita diretamente nas soluções inviáveis geradas pelo AG padrão, alterando as variáveis de decisão na tentativa de tornar estas soluções factíveis.

A formulação do problema de otimização é composta por duas partes essenciais: função objetivo e conjunto de restrições. A função objetivo representa o custo energético do sistema, admitindo-se uma série de considerações (e.g. potência das bombas, tarifa energética) em função do contexto em que o sistema se encontra inserido. O conjunto de restrições é composto por equações e inequações matemáticas que definem a operação do sistema e de seus elementos, sendo composto pelas relações: conservação da massa; conservação da energia; regime de operação dos elementos do sistema (bombas); limitações operacionais do sistema e de seus elementos (e.g. pressões nos nós, níveis dos reservatórios, número máximo de acionamentos por bomba).

O algoritmo de busca (AG) e os algoritmos de reparação, ambos desenvolvidos na linguagem pascal (Delphi 7), foram acoplados diretamente na interface computacional do simulador hidráulico EPANET, facilitando sua utilização pelos gestores dos sistemas de abastecimento de água, propiciando a redução no desperdício de energia elétrica, sem comprometer a produtividade do sistema.

O modelo computacional desenvolvido foi aplicado em três estudos de casos, sendo dois hipotéticos e um real. Desta forma, foi possível fazer uma avaliação do benefício que a utilização dos algoritmos de reparação pôde propiciar na busca de soluções viáveis com custo energético reduzido. A escolha daqueles foi baseada em suas características específicas (subseção 5.1) e, por conta disto, propiciaram a rea-

lização de análises comparativas para diferentes níveis de dificuldades, por meio da redução das regiões factíveis e do aumento do espaço de busca.

6.2 CONCLUSÕES

A investigação do algoritmo genético híbrido desenvolvido neste trabalho, a partir da comparação com o algoritmo genético simples, apresentou vários resultados que possibilitaram conclusões interessantes sobre a utilização dos algoritmos de reparação de soluções e sobre a aplicação do modelo proposto em três estudos de casos. As principais conclusões são relatadas a seguir.

Primeiramente, confirma-se a rapidez com que o AGH encontra boas soluções viáveis. Em dois dos três estudos de casos (estudos de caso 1 e 2), o mesmo encontrou soluções com custos energéticos reduzidos, aproximadamente, doze vezes mais rápido quando comparados ao AGS.

Pode-se afirmar que a forma com que os algoritmos genéticos padrões alteram suas soluções, no processo de otimização, não é adequada ao tipo de problema estudado nesse trabalho, principalmente, quando aplicados em sistemas mais complexos e de maiores extensão (e.g. estudo de caso 3 – sistema adutor de Ourém). Pedrosa (2006) e Cunha (2009), para esses tipos de sistemas, também concluíram que, do ponto de vista de tempo de processamento, o Algoritmo Genético mostrou-se excessivamente longo para a aplicação em tempo real, isto é, o tempo necessário para se obter uma solução ótima é superior ao passo de tempo (uma hora).

Vale ressaltar que, diferente do proposto por Rao e Salomons (2007), neste trabalho, as alterações realizadas no modelo tradicional de otimização da operação de SAA foram feitas diretamente no algoritmo de busca, e não no simulador hidráulico, mantendo-se assim os cálculos hidráulicos precisos e credíveis, devido ao uso do EPANET. Conforme mencionado no Capítulo 2, a metodologia desenvolvida pelos autores citados não deve ser aplicada a SAA mais complexos.

Outra grande vantagem da utilização do AGH é sua eficácia no encontro de soluções viáveis. Dentre os estudos de casos analisados, na menor diferença em relação ao AGS, o AGH encontrou o quádruplo de soluções factíveis. A factibilização das soluções realizadas pelo AGH ocorre a partir das características e restrições

inerentes de cada sistema. A atuação direta nas variáveis de decisão responsáveis pela violação das restrições torna o processo bem menos estocástico, propiciando alterações genéticas mais “seguras” e, com isto, ocasionando um aumento da garantia da evolução das soluções. Além disto, essa redução da aleatoriedade no processo de evolução, torna a eficiência do AGH mais independente da escolha dos parâmetros e operadores genéticos utilizados no processo de otimização.

A formulação do problema de otimização deste trabalho caracteriza-se por ter um aspecto mono-objetivo, ou seja, apenas um objetivo é considerado, que é a redução do custo energético gerado pela operação das bombas no sistema. A literatura apresenta diversos trabalhos envolvendo algoritmos genéticos multi-objetivos para este tipo de problema (e.g. Carrijo,2004; Sousa,2007). Entretanto, devido à dificuldade que os AGs padrões têm de encontrar soluções factíveis em pouco tempo, questiona-se a utilização de funções multi-objetivos, já que, ao se considerar apenas o objetivo de redução do custo energético, essa ferramenta não apresenta eficácia no encontro de soluções hidraulicamente factíveis. Adicionar novos objetivos ao problema torna o processo de otimização ainda mais lento.

Contudo, os resultados das três simulações hidráulicas apresentadas, tomadas como representativas da investigação deste trabalho, comprovam a grande eficácia de convergência dos AGHs na definição de estratégias operacionais ótimas, demonstrando a vantagem da utilização desse método em relação ao AGS.

O autor não poderia deixar de citar a importância, durante o desenvolvimento desse trabalho, do estágio realizado, pelo período de 5 meses, no Instituto Superior Técnico de Lisboa (IST), em Portugal. Foi a partir desse estágio e da disponibilidade da empresa VEOLIA que se tornou possível a aplicação do modelo desenvolvido em um sistema de abastecimento real (i.e. estudo de caso 3 – sistema adutor de Ourém). A partir dessa aplicação comprovou-se que a estratégia operacional adotada pelos engenheiros responsáveis pela operação do sistema adutor de Ourém, na data de estudo, considera bem a variação da tarifa energética e propicia a confiabilidade hidráulica do sistema.

Em relação à eficiência no encontro de soluções viáveis, o modelo criado propicia, aos operadores do sistema, um conjunto maior de estratégias operacionais viáveis, permitindo, assim, uma melhor avaliação de parâmetros que envolvem a segurança e a qualidade do abastecimento de água.

Por fim, devido ao rápido tempo de convergência do AGH no encontro de soluções ótimas, o presente trabalho contribui na utilização de modelos de otimização na operação em tempo real, podendo seguramente ser utilizado como ferramenta em sistemas de automação, facilitando consideravelmente a tarefa dos setores de operação de empresas de abastecimento de água.

6.3 RECOMENDAÇÕES

Com o intuito de expandir a aplicabilidade e o conhecimento do trabalho desenvolvido, apresentam-se algumas sugestões, que parecem relevantes, no prosseguimento do tema estudado:

- Estudar a possibilidade de inserção de bombas com velocidades variáveis e de válvulas com diferentes níveis de aberturas;
- Criar novos algoritmos de reparação considerando a recomendação supracitada;
- Fazer um novo estudo do problema utilizando otimização multi-objetiva, acoplando ao modelo (AGH) novas funções objetivos com vistas a maximização da confiabilidade hidráulica e da qualidade da água;
- Verificar a possibilidade da utilização de algoritmos visando o aumento da eficiência energética por meio da utilização de turbinas visando à geração de energia elétrica em trechos onde se necessita reduzir a pressão;
- Pesquisar novas possibilidades de redução do tempo computacional necessário a busca de soluções ótimas como, por exemplo, a simplificação do layout de SAAs.
- Verificação da eficiência dos algoritmos de reparação sem a utilização dos operadores genéticos (e.g: aplicação em um grande conjunto de soluções geradas por um processo aleatório);
- Verificar a possibilidade de redução do passo de tempo para meia hora, objetivando tornar as estratégias mais flexíveis devido ao aumento de possibilidades de intervenção na operação;

- Estudar a influência do nível inicial dos reservatórios, bem como do aumento do volume do reservatório, no aspecto energético, hidráulico e da qualidade de água;
- Utilização de modelos de previsão de demanda para aplicação em tempo real, além da elaboração de algoritmos que determine estratégias viáveis devido a eventuais problemas ocorridos no sistema (e.g. rompimento da tubulação, manutenção de trechos e bombas).

7. BIBLIOGRAFIA

7.1 LISTA DE PUBLICAÇÕES

O modelo computacional apresentado nesta pesquisa propiciou a realização dos seguintes trabalhos científicos:

- COSTA,L.H.M.;RAMOS,H.;CASTRO,M.A.H. (2009). *Hybrid genetic algorithms with advanced search for optimized operation of water supply networks*. Integrating Water Systems, 621-626. Taylor & Francis Group, London, ISBN 978-0-415-54851-9.
- COSTA,L.H.M.;RAMOS,H.;CASTRO,M.A.H. *Hybrid genetic algorithms in the optimization of energy costs in water supply networks*. Water Science and Technology (Aceito em 02/2010).
- COSTA,L.H.M.;CASTRO,M.A.H.; RAMOS,H. *Utilização de um algoritmo genético híbrido para operação ótima de sistemas de abastecimento de água*. Revista Engenharia Sanitária e Ambiental (Aceito em 05/2010).

7.2 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, R., FRANCATO, A., L., BARBOSA, P. S. F. (2000). *Algoritmos de Otimização para a Operação em Tempo Real de Sistemas Urbanos de Abastecimento de Água*. In: XIX Congresso Latinoamericano de Hidráulica, Córdoba, Argentina.

ALMEIDA, R., (2001). *Operação de Sistemas Urbanos de Abastecimento de Água com Base em Modelos de Otimização Não-Lineares*, Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Civil da UNICAMP.

ALMEIDA, R.; BARBOSA, P. S. F. (2002). *Efeito da Reservação Inicial Sobre o Desempenho Operacional de Sistemas de Abastecimento de Água*. In: SEMINÁRIO: Planejamento, Projeto e Operação de Redes de Abastecimento de Água: O Estado da Arte e Questões Avançadas, João Pessoa-PB, Brasil. Anais do II SEREA, CD-ROM.

ALONSO, J. M.; ALVARRUIZ, F.; GUERRERO, D.; HERNÁNDEZ, V.; RUIZ, P. A.; VIDAL, A. M.; MARTÍNEZ, J. V.; ULANICKI, B. (2000). *Parallel Computing in Water Network Analysis and Leakage Minimization*. Journal of Water Resources Planning and Management, Vol. 126, N04, p.251-260.

ALPEROVITS, E.; SHAMIR, U. (1977). *Design of Optimal Water Distribution System*. Water Resources Research. Vol.13, n.6, p.885-900.

ARAÚJO, J.K. (2003). *Calibração de Redes de Distribuição de Água pelo Método Inverso Aplicado a Escoamento Transiente*. São Carlos. Tese de Doutorado – Escola de Engenharia de São Carlos.

BAO, Y.; MAYS, L.W. (1990). Model for Water Distribution System Reliability. Journal of Hydraulic Engineering, v.116, n.9, p.1119-1137.

BAHIA, S. R. (1998). *Eficiência Energética nos Sistemas de Saneamento*. Rio de Janeiro: IBAM - ELETROBRÁS/PROCEL.

BARBOSA, P. S. F., COSTA, A. A., SANTOS Jr, J. B. S. (1999). *Um Algoritmo de Programação Linear para Análise de Redes Hidráulicas*. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 4 n. 4, p.75-84.

BLICKLE, T. and THIELE, L. (1995). *A Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithms*. Report No. 11, Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), Zurich.

BRASIL (2004). *Portaria Ministério da Saúde nº 518 de 25 mar. 2004*. Estabelece os procedimentos e responsabilidades relativos ao controle e vigilância da qualidade da água para consumo humano e seu padrão de potabilidade, e dá outras providências. Diário Oficial da União, Brasília, 26 mar. 2004.

BRION, L. M., MAYS, L. W. (1991). *Methodology for Optimal Operation of Pumps Stations in Water Distribution Systems*. Journal of Hydraulic Engineering, ASCE, v. 117, n. 1, p.1551-1568.

BURGSCHWEIGER, J.; GNÄDIG, B.; STEINBACH, M. C. (2005). Nonlinear programming techniques for operative planning in large drinking water networks. Disponível em: www.zib.de/Publications/abstracts/ZR-05-31/.

BURROWS, R.; CROWDER, G.S.; ZHANG, J. (1999). *Application of Network Modelling for Operational Management of Water Distribution Systems*. Water Industry Systems: modeling and optimization applications. Volume 1. Research Studies Press Ltd. Exeter, England, p. 229-241.

CALIMAN, R.O. ; REIS, L.F.R. ; SILVA, F.G.B.; PORTO, R.M.; CHAUDHRY, F.H. (2001). *Determinação de Parâmetros do Modelo Pressão x Vazamento para um Sub- Setor da Cidade de São Carlos-S.P.*, com a Utilização de Algoritmos Genéticos. In: XIV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Aracaju, Se, Brasil, 15p.

CARRIJO, I. B. (2004). *Extração de regras operacionais ótimas de sistemas de distribuição de água através de A.G. multiobjetivo e aprendizado de máquina*. São Carlos. 234p. Tese(Doutorado) - Escola de Engenharia de São Carlos.

CHEUNG, P.B.(2004). *Análise de Reabilitação de Redes de Distribuição de Água de Abastecimento via Algoritmos Genéticos Multiobjetivo*. São Carlos - S.P. 268p. Tese (Doutorado)-Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo.

CONCILIO, R. (2000). *Contribuições à solução de problemas de escalonamento pela aplicação conjunta de computação evolutiva e otimização com restrições*. Dissertação. Mestrado. Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas. Campinas.

COULBECK, B.; ORR, C.H.; BRDYS, M. (1988). Real-time optimized control of water distribution systems. International Conference on Control. Abril, p. 634-640.

CUNHA, A. A. R. (2009). *Otimização Energética em Tempo Real da Operação de Sistemas de Abastecimento de Água*. 174 p. Dissertação Mestrado – Escola de Engenharia, Universidade de São Paulo, São Carlos.

DANDY, G.C.; ENGELHARDT, M. (2001). *Optimal Scheduling of Water Pipe Replacement Using Genetic Algorithms*. J. Water Resour. Plng. and Mgmt., v. 127, n. 4, p. 214-223.

DANTZIG, G. B. Linear Programming and Extensions. New Jersey - Princeton: Princeton University Press, 1963.

DAVIS, L. (1991). *Handbook of genetic algorithms*, Van Nostrand Reinold Company Inc., New York.

DEB, K., (2000). *Evolutionary Algorithms for Multi-Criterion Optimization in Engineering Design*. Kanpur Genetic Algorithms Laboratory (KanGAL), Indian Institute of Technology Kanpur, Kanpur.

DUAN, N.; MAYS, L. W.; LANSEY, K. E. (1990). *Optimal reability-based design of pumping and distribution systems*. Journal of Hydraulic Engineering, v. 116, n. 2, p. 249-268.

FRANCA ALENCAR, M.N. (2003). *Otimização de redes de distribuição de água por algoritmos genéticos*. Dissertação de mestrado - Universidade Federal do Ceará.

FRANCATO, L. A., BARBOSA, P. S. F. (1999). *Operação Ótima de Sistemas Urbanos de Abastecimento de Água*. In: XV Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, Águas de Lindóia, São Paulo.

GAMBALE, S. R. (2000). *Aplicação de Algoritmo Genético na Calibração de Redes de Água*. Dissertação de Mestrado. Escola Politécnica da USP.

GARGANO, R.; PIANESE, D. (2000). *Reliability as Tool for Hydraulic Network Planning*. Journal of Hydraulic Engineering, v.126, n.5, May, p.354-364.

GOLDBARG, M.C; LUNA, H.P. (2005). *Otimização Combinatória e Programação Linear – Modelos e Algoritmos*. Editora Campus.

- GOLDBERG, D.E.; KUO, C. (1987). *Genetic Algorithms in Pipeline Optimization*. Journal of Computing in Civil Engineering, 1(20), p. 128-141.
- GOLDBERG, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimisation and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA.
- GOMES,H.P. (2009), *Eficiência Hidráulica e Energética em Saneamento – Análise Econômica de Projetos*. Editora ABES.
- GUERCIO, R.; XU, Z. (1997). *Linearized Optimization Model for Reliability-Based Design of Water Systems*. J. Hydr. Engrg., v. 123, n. 11, p. 1020-1026.
- HALHAL, D.; WALTERS, G.A.; OUAZAR, D.; SAVIC, D.A. (1997). *Water Network Rehabilitation with Structured Messy Genetic Algorithm*. Journal of Water Resources Planning and Management, v.123, n.3, May/June, p. 137-146.
- HAUPT, R.L; HAUPT, S.E. (2004). *Practical genetic algorithms*. John Wiley & Sons Inc., Hoboken, New Jersey, USA, 2^a ed., 253 pp.
- HELLER,L.;PÁDUA,V.L.(2006). *Abastecimento de Água para Consumo Humano*. Editora UFMG.
- HILTON, A.B.C.; CULVER, T.B. (2000). *Constraint Handling for genetic algorithms in optimal remediation design*. J.Wat. Res. Plann. Mngmnt. ASCE 126 (3), 128-137.
- HOLLAND, J.H. (1975). *Adaptation in natural artificial systems*. University of Michigan Press, Michigan, 211 pp.
- JONG, K. A. (1975). *An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive System*. PhD Thesis, Department of Computer and Comunnication Science, University of Michigan.
- JOWITT, P. W. XU, C. (1990). *Optimal Valves Control in Water-Distribution Networks*. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, v. 116, n. 4, p.455-472.
- JOWITT, P. W., GERMANOPOULOS, G. (1992). *Optimal Pump Scheduling in Water-Supply Networks*. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, v. 118, n. 4, p.406-422.
- KARMELI, D.; GADISH, Y.; MEYERS, S.(1968). *Design of Optimal Water Distribution Systems*. Proceeding American Society Civil Engineering. Vol. 94, N0 PL1, p.1-10.
- KIM, J. H.; MAYS, L. W. (1994). *Optimal rehabilitation model for water-distribution systems*. J. Water Resour. Plng. and Mgmt., v. 120, n.5, p. 674-692.
- KLEINER, Y; ADAMS, B. J. (2001). *Water Distribution Network Renewal Planning*. J. Comp. in Civ. Engrg., v. 15, n. 1, p. 15-26

KO, S.K.; OH, M.H.; FONTANE, D.G. (1997). Multiobjective Analysis of Service- Water-Transmission Systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, v.123, n.2, March, p.79-83.

KUMAR, S. V.; DOBY, T. A.; BAUGH, J. W.; BRILL, E. D.; RANJITHAN, S. R. (2000). *Method for Least Cost Design of Looped Pipe Networks for Different Levels of Redundancy Using Genetic Algorithms*. Joint Conference on Water Resource Engineering and Water Resources Planning & Management, Minneapolis, Minnesota, USA.

LANSEY, K.; MAYS, L. W. (1989). *Optimization model for water distribution system design*. *Journal of Hydraulic Engineering*, v. 115, n. 10, p. 1401-1419.

LANSEY, K. E., AWUMAH, K.(1994). *Optimal Pump Operations Considering Pump Switches*. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, v. 120, n. 1, p.17-35.

LÉON, C.; MARTÍN, S.; ELENA, J.M. ; LUQUE, J. (2000). *Explore-Hybrid Expert System for Water Networks Management*. *Journal of Water Resources Planning and Management*, v.126, n.2, March, p. 65-74.

LIN, C. T.; LEE, C. S. G. (1996). *Neural fuzzy systems : a neuro-fuzzy synergism to intelligent systems*, New York: Prentice-Hall, 797 p.

LINDEN, R. (2006). *Algoritmos genéticos: uma importante ferramenta da inteligência computacional*. Rio de Janeiro: Brasport.

LIPPAI, I.; HEANEY, J. P.; LAGUNA, M.(1999).*Robust Water System Design With Commercial Intelligent Search Optimizers*. *Journal of Computing in Civil Engineering*. Vol. 13, N03, p.135-143.

LITTLE, K. W., McCRODDEN, B. J.(1989). Minimization of Raw Water Pumping Cost Using MILP. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, v. 115, n. 4, p.511-522.

MACKLE, G., SAVIC, D. A.; WALTERS, G. A. (1995) *Application of Genetic Algorithms to Pump Scheduling for Water Supply*. Proc., IEEE GALESIA Conf., p.400-405.

MAKSIMOVIC, C.; CARMI, N. (1999). *Gis Supported Analysis of Pressure Dependant Vulnerability of Distribution Networks to Leakage*. *Water Industry Systems: modeling and optimization applications*. Volume 2. Research Studies Press Ltd. Exeter, England, p. 85-96.

MAN, K. F.; TANG, K. S.; KWONG, S. (1996). Genetic Algorithms: Concepts and Applications, *IEEE Transactions on Industrial Eletronics*, v. 43, n. 50, p. 519 – 534.

MICHALEWICZ, Z.; ATTIA, N. (1994). *Evolutionary Optimization of Constrained Problems*. In *Proceedings of The Third Annual Conference on Evolutionary Programming*, p. 98-108.

- MICHALEWICZ, Z. (1996). *Genetic Algorithms + Data Structures=Evolution Programs*. Springer-Verlag. New York.
- MITCHELL, M. (1996). *An Introduction to Genetic Algorithms*, The MIT Press.
- MORGAN, D.R.; GOULTER, I.C. (1985). *Optimal Urban Water Distribution Design*. *Water Resources Research*, v.21, n.5, may, p. 642-652.
- MOTA, H.J.S. (2007). *Dimensionamento Econômico de Redes de Distribuição de Água Aplicando Algoritmo Genético*. 267 p. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Ceará.
- NITIVATTANANON, V., SADOWSKI, C. E., QUIMPO, R. G. (1996). *Optimization of Water Supply System Operation*. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, v. 122, n. 5, p.374-384.
- OCHI, L. S. (1994). *Conhecimento Heurístico: Aplicações em Problemas de Otimização*. In: XIV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação/xiii jornada de atualização em informática, 1994, Caxambú. Apostila. Minas Gerais, 43p.
- ORMSBEE, L. E., WASKI, T. M., CHASE, D. V., SHARP, W. W. (1989). *Methodology for Improving Pump Operation Efficiency*. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, v. 115, n. 2, p.148-164.
- OSTFELD, A.; KARPIBKA, A. (2005). A GA-LP Approach to Water Distribution Systems Optimal Design. World Water and Environmental Resources Congress, 2005, Anchorage, Alaska, USA.
- PEDROSA, L. A. F. (2006). *Um Modelo de Operação de Sistemas Adutores de Abastecimento de Água com vistas a Minimização dos Custos Energéticos*. Campina Grande, PB. 174 p. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Campina Grande.
- PEREZ, R.; MARTINEZ F.; VELA A. (1993). *Improved design of branched networks by using pressure-reducing valves*. *J. Hydr. Engrg.*, v.119, n. 2, p. 164-180.
- PEZESHK, S., HELWEG, O. J. (1996). *Adaptive Search Optimization in Reducing Pump Operating Costs*. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, v. 122, n. 1, p.57- 63.
- POLITO, R. (2006). *Eficiência Energética: bom Negócio para Todos*. *Revista Brasil Energia*, Rio de Janeiro, nº 305, p. 92-103.
- PONTE, V. M. R. (2000) *Otimização de redes de distribuição de água aplicando programação linear e não linear*. Dissertação de Mestrado, Fortaleza: UFC.
- PRASAD, T. D.; PARK, N. (2004). *Multiobjective Genetic Algorithms for Design of Water Distribution Networks*. *J. Water Resour. Plng. and Mgmt.*, v. 130, n.1, p. 73-82
- RAMAN, V.(1970) *Developments in water system network design*. *Journal of the Sanitary Engineering Division*. Oct, 1970, p.1249-1263.

RAO, H.S.; BREE, W.D. (1977). *Extended Period Simulation of Water Systems-Part A*. Journal of The Hydraulics Division, v.103, n.HY2, February, p. 97-108.

RAO, Z.; SALOMONS, E. (2007). *Development of a Real-Time, Near Optimal Control Process for Water-Distribution Networks*. Journal of Hydroinformatics, v. 09.1, p.25–38.

REEVES, C.R.; ROWE, J.E. (2002). *Genetic Algorithms: Principles and Perspective: a Guide to GA Theory*. Kluwer Academic Publishers, New York, 332 p.

RIBEIRO, G.P. (2005). *Operação Otimizada do Sistema Adutor Metropolitano Utilizando Algoritmos Genéticos. Estudo de caso: SAM Leste da Região Metropolitana de São Paulo*. São Paulo-SP. 239p. Tese (Doutorado) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.

RIGHETTO, A.M. (2001). *Calibração de Modelo Hidráulico de Rede de Distribuição*. Revista ABRH, v.6, n.3, p.33-44, Setembro.

RIGHETTO, A.M. (2002). *Operação Ótima de Sistema Urbano de Distribuição de Água*. In: *Seminário-Planejamento, Projeto e Operação de Redes de Abastecimento de Água*. O Estado da Arte e Questões Avançadas. João Pessoa. CD-Rom. 16p.

ROSSMAN, L.A., (2000). *EPANET2 - Users Manual*, U.S. Environmental Protection Agency, Cincinnati, Ohio.

SAKARYA, B. A., MAYS, L. W.(2000). *Optimal Operation of Water Distribution Pumps Considering Water Quality*. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, v. 126, n. 4, p.210-220.

SALOMONS, E.; GORYASHKO, A.; SHAMIR, U.; RAO, Z.; ALVISI, S. (2007). *Optimizing the Operation of the Haifa-A Water-Distribution Network*. Journal of Hydroinformatics, v. 09.1, p.51–64.

SAMANI, H. M. V.; MOTTAGHI, A. (2006). *Optimization of Water Distribution Networks Using Integer Linear Programming*. J. Hydr. Engrg., v. 132, n. 5, p. 501-509
SAVIC, D. A.; HALHAL, D.; WALTERS, G. A.; OUAZAR, D. (1997). *Water network rehabilitation with structured messy genetic algorithm*. J. Water Resour. Plng. And Mgmt., v.123, n.3, p. 137-146.

SANTANA, G. C. (1999). *Otimização da Operação de Sistemas de Distribuição de Água Abastecidos por Bombeamento e Reservatórios de Regularização*. 184p. Campinas, Tese de Doutorado - Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, UNICAMP.

SAVIC, D. A.; WALTERS, G.A. (1997). *Genetic Algorithms for Least-Cost Design of Water Distribution Networks*. J. Water Resour. Plng. and Mgmt., v. 123, n. 2, p. 67-77.

SCHINDLER D.F.; GARRARD, T.P. (1999). *GIS as an Active Management Tool in Water Distribution. Water Industry Systems: modeling and optimization applications*. Volume 2. Research Studies Press Ltd. Exeter, England, p. 95-111.

SHAMIR, U.; SALOMONS, E. (2008). *Optimal Real-Time Operation of Urban Water Distribution Systems Using Reduced Model*. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, v 181, p 181-185.

SILVA, A. C. A. (2006). *Calibração automática de rugosidades de tubulações em sistemas de distribuição de água com aplicação de algoritmos genéticos*. 175 p. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Ceará.

SIMPSON, A. R.; DANDY, G. C.; MURPHY L. J. (1994). *Genetic Algorithms Compared to Other Techniques for Pipe Optimization*. J. Water Resource Plng. And Mgmt., v. 120, n.4, p. 423-443.

SINHA, A.; GOLDBERG, D. E. (2001). *Verification and extension of the theory of globallocal hybrids Illinois* : Illinois Genetic Algorithms Laboratory. 11 p. (IlligAL, 2001010).

SNIS (2007). *Diagnóstico dos Serviços de Água e Esgotos 2004*, PMSS/SNIS – Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento, Brasília: volume 10, disponível em www.snis.gov.br.

SOARES, G. L. (1997). *Algoritmos Genéticos: Estudo, Novas Técnicas e Aplicações*. Belo Horizonte. 137p. Monografia (Especialização em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia, UFMG.

SOTELO, A.; MASULADO, J.; DOLDÁN, P.; BARÁN, B. (2001). *Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos Combinados para la Optimación de la Programación de Bombeo em Sistemas de Suministro de Agua*. Jornadas de Informática y Telecomunicaciones - Conferencia de Informática y Tecnología Aplicada (JITCITA 2001). Asunción-Paraguay .

SOUSA C. A. M. (2007). *Otimização Multicritério da Operação de Sistemas de Abastecimento de Água Utilizando Algoritmos Genéticos*. Lisboa – Portugal. 207 p. Dissertação (Mestrado) – Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa.

SURRY, P.D.; RADCLIFFE, N.J. (1996) *Inoculation to initialise evolutionary search*. In T.C.Fogarty (Ed.) (1996) *Evolutionary Computing: AISB Workshop*, Brighton, UK, April 1996; Selected Papers, Springer- Verlag, Berlin, 269-285.

TAHER, S. A.; LABADIE, J. W. (1996). *Optimal Design of Water-Distribution Networks with GIS*. J. Water Resour. Plng. and Mgmt., v. 122, n. 4, p. 301-311.

TANYIMBOH, T.T.; TABESH, M.; BURROWS, R. (2001). *Appraisal of Source Head Methods for Calculating Reliability of Water Distribution Networks*. Journal of Water Resources Planning and Management, v.127, n.4, July-August, p. 206-213.

TODINI, E.; PILATI, S. (1987). A Gradient Method for the Analysis of Pipe Networks. International Conference Applications for Water Supply and Distribution, Leicester Polytechnic, UK NO. 9, p.8-10.

TSUTIYA, M. T. (2001). *Redução do Custo de Energia Elétrica em Sistemas de Abastecimento de Água*. Editora ABES.

TSUTIYA, M. T. (2004). *Abastecimento de Água*. São Paulo – SP. Departamento de Engenharia Hidráulica e Sanitária. 643 p.

VAIREVAMOORTHY, K.; ALI, M. (2005). *Pipe Index Vector: A Method to Improve Genetic-Algorithm-Based Pipe Optimization*. J. Hydr. Engrg., v. 131, n. 12, p. 1117-1125

VARMA, K. V. K.; NARASIMHAN, S.; BHALLAMUDI, S. M. (1997). *Optimal Design of Water Distribution Systems Using an NLP Method*. J. Envir. Engrg., v. 123, n.4, p. 381-388

VENTURINI, M. A. A. G. (1997). *Contribuição ao Estudo de Otimização de Redes Hidráulicas através de um Modelo de Programação Linear*. Campinas, 1997. 97p. Dissertação de Mestrado - Faculdade de Engenharia Civil, UNICAMP.

WALSKI, T. M.; BRILL Jr., E. D.; GESSLER, J.; GOULTER, I. C.; JEPSON, R. M.; LANSEY, K.; LEE, H.; LIEBMAN, J. C.; MAYS, L.; MORGAN, D. R.; ORMSBEE, L. (1987). *Battle of the network models: epilogue*. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, Vol. 113, No. 2, p.191-203.

WALSKI, T.M. (2001). *The Wrong Paradigm-Why Water Distribution Optimization Doesn't Work*. Journal of Water Resources Planning and Management, v.122, n.4, July, p. 203-205.

WATERGY (2009) - <http://www.watergy.net/>. Acessado em: 28/09/2009.

WESTPHAL, K.S.; VOGEL, R.M.; KIRSHEN, P.; CHAPRA, S.C. (2003). *Decision Support System for Adaptive Water Supply Management*. Journal of Water Resources Planning and Management, v.129, n.3, May, p. 165-177.

WHITLEY, D. (1989). *A Genetic Algorithm Tutorial*, Computer Science Department, Colorado State University.

WIKIPEDIA (2010) - http://pt.wikipedia.org/wiki/Problema_da_mochila, Acessado em: 06/01/2010.

WOOD, D. J., REDDY, L. S. (1994). *Control de Bombas de Velocidad Variable y Modelos en Tiempo Real para Minimizar Fugas y Costes Energéticos*, In: Mejora del Rendimiento y de La Fiabilidad en Sistemas de Distribucion de Agua. Valência, Espanha: Editores E. Cabrera, U. D. Mecánica de Fluidos, Universidad Politécnica de Valencia, A. F. Vela e Universitat Jaume I de Castellón, p.173-207.

WU, Y. Z.; SIMPSON, A. R. (2001). *Competent Genetic-Evolutionary Optimization of Water Distribution Systems* - Journal of Computing in Civil Engineering, Vol. 15, N° 2, p.89-101.

WU, Y. Z.; BOULOS, P. F.; ORR, C. H.; RO, J. J. (2001). *Using Genetic Algorithms to Rehabilitate Systems*. Journal of American Water Works Association, Vol. 93, N011, p.74-85.

WU, Y. Z.; SIMPSON, A. R.; BOULOS, P. F. (2002). *Optimal Capacity Design of Water Distribution Systems*. Conference on Water Resources Planning and Management. Roanoke, VA, USA. May. Proceedings, 10p.

ZESSLER, U., SHAMIR, U. (1989). Optimal Operation of Water Distribution Systems. Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE, v. 115, n.6, p.735-752.

ZYL, J.E.; SAVIC, D.A.; WALTERS, G.A. (2004). *Operational Optimization of Water Distribution Systems Using a Hybrid Genetic Algorithm*. Journal of Water Resources Planning and Management, v.130, n.2, March, p. 160-170.

8. ANEXOS

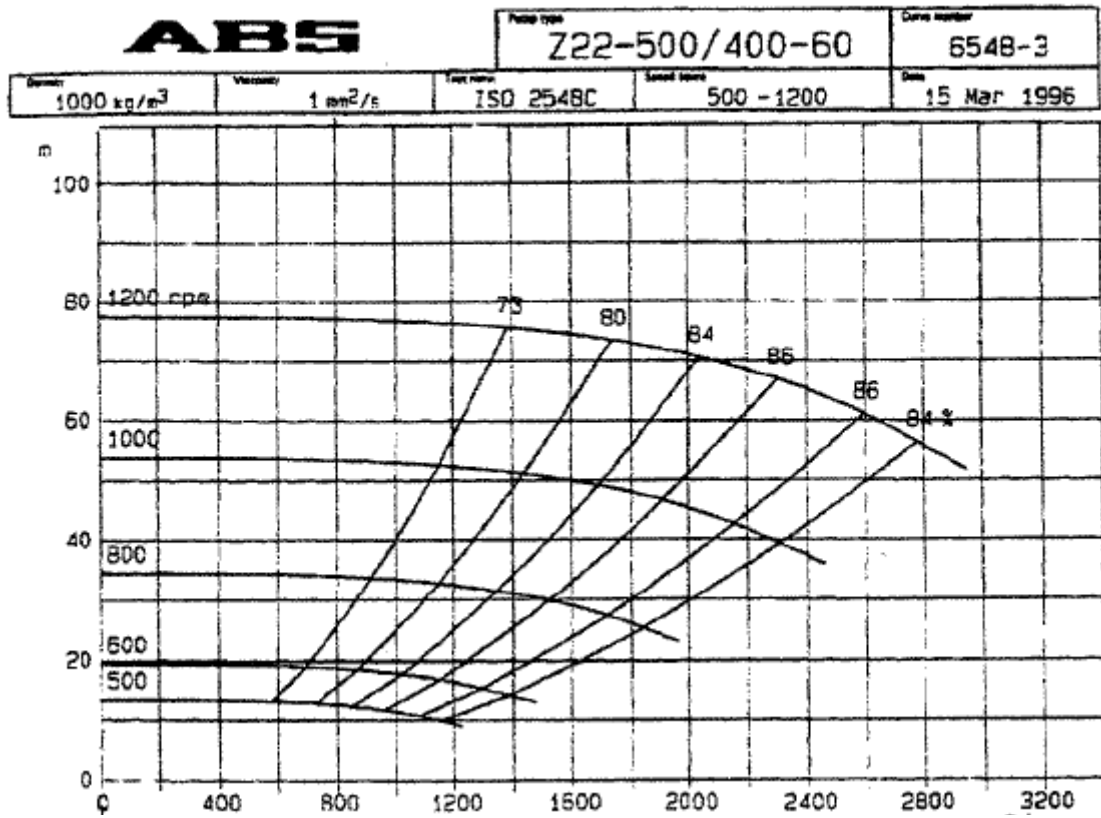


Figura A1: Curva da bomba – Hm(m) x vazão (m³/h) (estudo de caso 1)

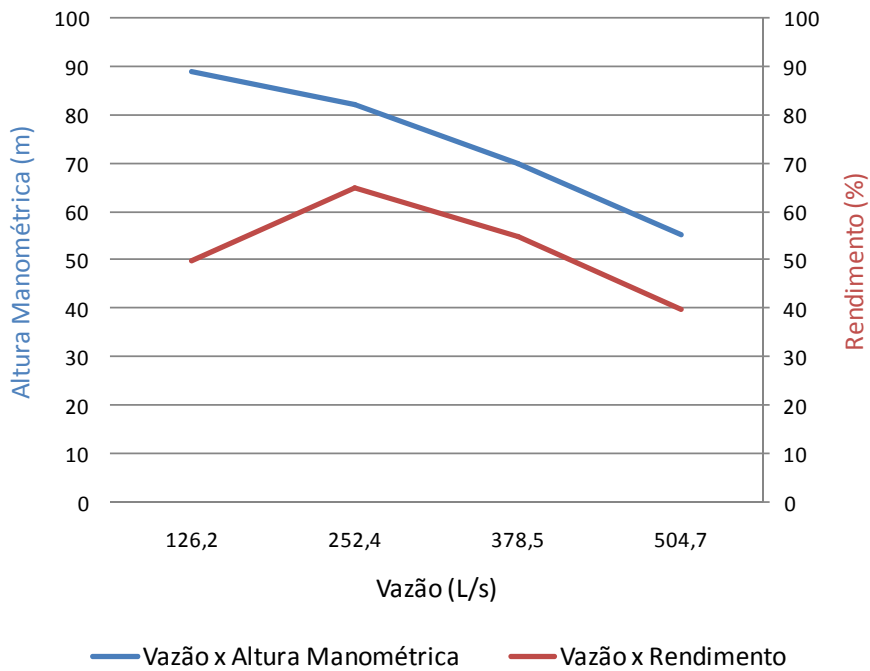


Figura A2: Curva da bomba (Rao e Salomons,2007 – estudo de caso 2)

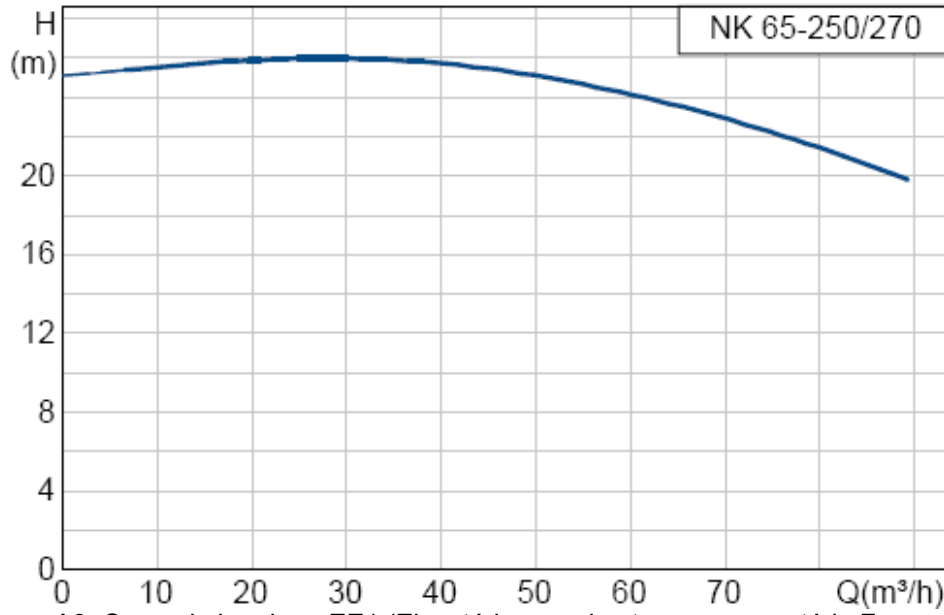


Figura A3: Curva da bomba – EE1 (Elevatória que abastece o reservatório Fazarga)

Tipo-type-type **HV65**

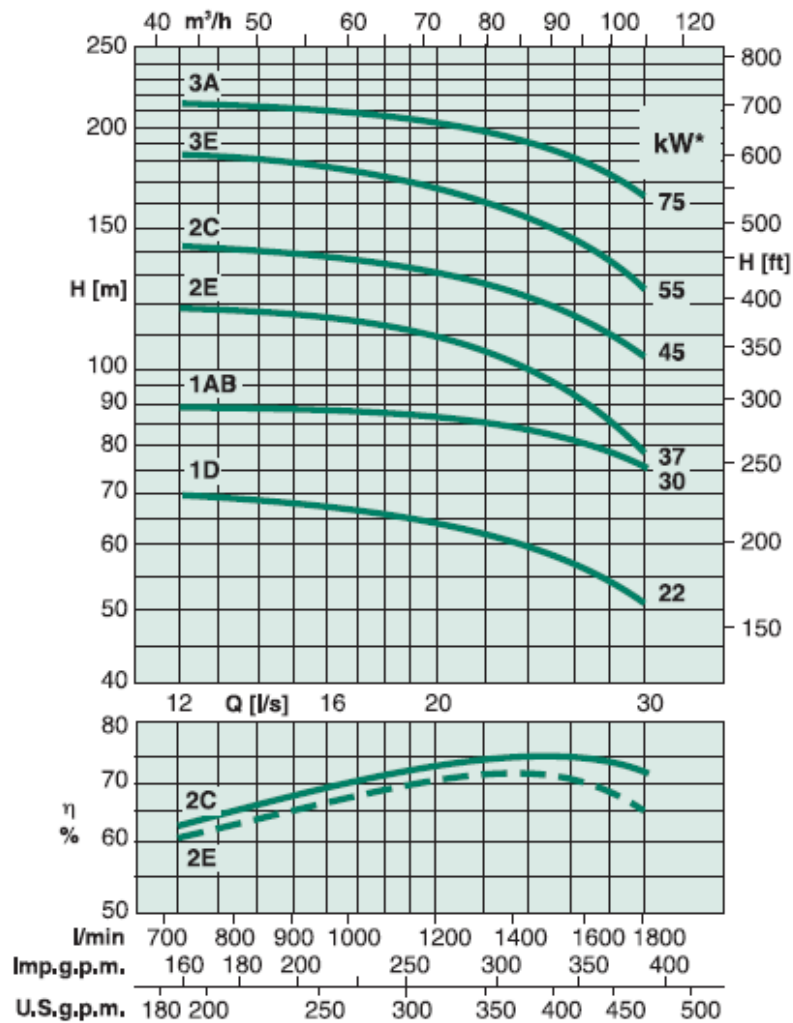


Figura A4: Curva da bomba – EE2 (Elevatória que abastece o reservatório São Gens)