



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

JOSÉ VALMIR FARIAS MAIA JUNIOR

**COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE DIMENSIONAMENTO EM REDES DE
DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA**

FORTALEZA

2012

JOSÉ VALMIR FARIAS MAIA JUNIOR

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE DIMENSIONAMENTO EM REDES DE
DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

Dissertação submetida à coordenação do curso de mestrado em Engenharia Civil, da Universidade Federal do Ceará como requisito parcial para a obtenção do grau de mestre.
Área de Concentração: Recursos Hídricos.

Orientador: Prof. PhD Marco Aurélio Holanda de Castro.

Fortaleza
2012

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós Graduação em Engenharia

-
- M186c Maia Júnior, José Valmir Farias.
 Comparação de métodos de dimensionamento em redes de distribuição de água / José Valmir
Farias Maia Júnior. – 2012.
 144 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de
Engenharia Hidráulica e Ambiental, Programa de Pós – Graduação em Engenharia Civil, Fortaleza,
2012.
 Área de Concentração: Recursos Hídricos
 Orientação: Prof. Dr. Marco Aurélio Holanda de castro.
1. Recursos Hídricos. 2. Abastecimento de água. 3. Algoritmos genéticos. I. Título.

CDD 627

JOSÉ VALMIR FARIAS MAIA JUNIOR

COMPARAÇÃO DE MÉTODOS DE DIMENSIONAMENTO EM REDES DE
DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

Dissertação de mestrado apresentada ao programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do Título de Mestre. Área de concentração: Recursos Hídricos

Aprovada em: 21/12/2012

BANCA EXAMINADORA

Prof.PhD. Marco Aurélio Holanda de Castro (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof.Dr.John Kenedy de Araújo
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof.Dr.Mariano da Franca de Alencar Neto
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE)

A Deus.

Aos meus Pais Valmir e Zuleide.

Aos meus irmãos Luís e Leandro.

A minha namorada Cristina.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, o professor Marco Aurélio Holanda de Castro, pelo seu incentivo e dedicação ao trabalho.

À CAPES (Coordenadoria de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pela concessão da bolsa de estudos durante esse período.

À UFC (Universidade Federal do Ceará) pela oportunidade da realização do curso.

Aos professores do DEHA (Departamento de Engenharia Hidráulica e Ambiental) pelo tempo concedido ao esclarecimento de dúvidas.

Aos colegas de trabalho (Renan, Erlandson, José Marcelo, Marcos, Gilnário, Anderson e Daniel) do LAHC (Laboratório de Hidráulica Computacional).

A todos aquelas pessoas que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

Este trabalho apresenta um modelo computacional para o dimensionamento otimizado de mínimo custo em redes de distribuição de água. O modelo é um complemento do sistema UFC4 (Módulo para dimensionamento de redes de abastecimento de água). O modelo utiliza a técnica dos Algoritmos Genéticos e a simulação hidráulica é feita pelo EPANET. Foram feitas várias simulações variando individualmente cada parâmetro do algoritmo para se obter um melhor desempenho em termos de convergência, tempo de processamento e qualidade final das soluções. Seu resultado é comparado ao obtido pelo LENHSNET para a mesma rede. O custo comparado foi o de implantação das tubulações. O modelo proposto se mostrou satisfatório para o dimensionamento otimizado de redes de distribuição de água.

Palavras-chave: redes de distribuição de água, algoritmos genéticos, LENHSNET.

ABSTRACT

This work presents a computational model for the dimensioning of optimized minimum cost of water distribution network. The model is an addition to the system UFC4(module for dimensioning water supply networks). The model uses the technique of Genetic Algorithms and the hydraulic simulation is done by EPANET. Multiple simulations have been made individually varying each parameter in the algorithm to achieve better performance in terms of convergence, processing time and the final of the quality solutions. Its results is compared to that obtained by LENHSNET for the same network. The cost compared was the of implementation of pipes. The proposed model has proved satisfactory for optimized dimensioning of network.

Key-words: water distribution networks, Genetic Algorithms, LENHSNET.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1-Roleta para indivíduos do exemplo da função quadrática.....	37
Tabela 2-Unidades no SI para as grandezas envolvidas na equação da continuidade.	51
Tabela 3-Unidades no S.I. para as grandezas envolvidas na equação de Bernoulli.	52
Tabela 4-Fórmulas empíricas para o fator de atrito.....	55
Tabela 5-Fórmulas empíricas para o cálculo da perda de carga unitária.....	56
Tabela 6-Velocidade máxima e vazão máxima em função do diâmetro.	58
Tabela 7-Elementos necessários para o cálculo de uma rede ramificada.....	60
Tabela 8-Arquivos disponíveis para download.	71
Tabela 9-Diâmetros disponíveis e sua codificação.....	75
Tabela 10-Custo unitário por diâmetro.....	79
Tabela 11-Comprimento dos trechos da rede exemplo 1.	87
Tabela 12-Demanda e cota geométrica para rede exemplo 1.....	88
Tabela 13-Diâmetros disponíveis e suas características.....	90
Tabela 14-Simulação com N=20 e G=100.	94
Tabela 15-Simulação com N=30 e G=150.	94
Tabela 16-Simulação com N=40 e G=200.	95
Tabela 17-Simulação com N=150 e G=200.	97
Tabela 18-Simulação adotando o valor limite para a perda de carga.	99
Tabela 19-Comparação dos resultados para rede exemplo1.	100
Tabela 20-Comprimentos da rede exemplo 2.....	102
Tabela 21-Cota e demanda para rede exemplo 2.....	103
Tabela 22-Resultados obtidos pelo LENHSNET para os trechos.	107
Tabela 23-Simulação rede exemplo2 para N=50 e G=150.	109
Tabela 24-Simulação para rede exemplo2 para N=100 e G=200.....	109
Tabela 25-Simulação da rede exemplo2 para N=150 e G=250.....	110
Tabela 26-Resultado encontrado pelo UFC-4 para rede exemplo 2 (trechos).	110
Tabela 27-Resultado para rede exemplo 2 levando em conta a perda de carga.	111
Tabela 28-Configurações ótimas encontradas pelo UFC-4 para rede exemplo 2.	112
Tabela 29-Características ótimas dos nós para rede exemplo 2.	113
Tabela 30-Comparação dos resultados para rede exemplo 2.	114
Tabela 31-Comprimentos dos trechos da rede exemplo 3.....	116
Tabela 32-Cota e demanda para os nós da rede exemplo 3.....	117

Tabela 33-Valores para os trechos dados pelo LENHSNET.....	121
Tabela 34-Simulação rede exemplo 3 para N=50 e G=100.	123
Tabela 35-Simulações da rede exemplo 3 para N=100 e G=150.	124
Tabela 36-Simulação para rede exemplo 3 com N=150 e G=150.....	125
Tabela 37-Simulação para rede exemplo 3 com N=200 e G=200.....	126
Tabela 38-Simulação para rede exemplo3 para N=500 e G=300.....	126
Tabela 39-Valores nos trechos para rede exemplo 3 obtidos pelo UFC-4.	127
Tabela 40-Pressões nos nós para rede exemplo 3 obtidas pelo UFC-4.	128
Tabela 41-Simulação da rede exemplo 3 levando em consideração a perda de carga.	129
Tabela 42-Valores nos os trechos da rede exemplo 3, levando em consideração a perda de carga.....	130
Tabela 43-Pressões nos nós da rede exemplo 3 levando em consideração a perda de carga limite.....	131
Tabela 44- Comparação dos resultados para rede exemplo 3.	132
Tabela 45- Simulação com N=200 e G=300 para rede exemplo 4.....	137
Tabela 46-Simulação com N=400 e G=400 para rede exemplo 4.....	138
Tabela 47- Simulação com N=30 e G=3000 para rede exemplo 4.....	139

LISTA DE FIGURAS

Figura 1-Máximo local e máximo global.	29
Figura 2-Algoritmo genético típico.	34
Figura 3-Método da roleta.	38
Figura 4-Algoritmo da roleta.	38
Figura 5-Realização de um torneio.	39
Figura 6-Pontos de corte.	40
Figura 7-Operador crossover de um ponto.	41
Figura 8-Operador de mutação.	42
Figura 9-Versão final de um AG simples.	43
Figura 10-Crossover para representação real.	45
Figura 11-Mutação para representação real.	45
Figura 12-Rede ramificada.	47
Figura 13-Rede malhada.	48
Figura 14-Vazões em um nó.	62
Figura 15-Sentidos das vazões na malha.	63
Figura 16-EPANET.	69
Figura 17-Módulo UFC4.	72
Figura 18-Visualização da rede.	73
Figura 19-Restrições no programa.	73
Figura 20-Módulo otimizador por AG.	74
Figura 21-Dados de entrada.	75
Figura 22-Rede hipotética.	78
Figura 23-Pressões nos nós.	80
Figura 24-LENHSNET.	82
Figura 25-Janela dados do projeto.	83
Figura 26-Configuração dos diâmetros.	84
Figura 27-Relatório gerado.	84
Figura 28-Rede exemplo 1.	89
Figura 29-Tipo de dimensionamento.	91
Figura 30-Diâmetros usados pelo LENHSNET.	91
Figura 31-Relatório para rede exemplo 1.	92
Figura 32-Valores nos trechos para rede exemplo 1 (LENHSNET).	92

Figura 33-Pressões nos nós obtidas pelo LENHSNET.	93
Figura 34-Parâmetros ideais para rede exemplo 1.....	95
Figura 35-Gráfico obtido para altas taxas de mutação.	96
Figura 36-Valores obtidos para os trechos (UFC4).....	97
Figura 37-Valores obtidos para os nós (UFC4).....	98
Figura 38-Opções de otimização do UFC4.	98
Figura 39-Melhor resultado levando em consideração a perda de carga.	99
Figura 40-Função objetivo convergindo para o melhor valor.	101
Figura 41-Rede exemplo 2.	104
Figura 42-Configuração do LENHSNET (rede exemplo 2).....	105
Figura 43-Diâmetros utilizados pelo LENHSNET (rede exemplo 2).	105
Figura 44-Relatório para rede exemplo 2.	106
Figura 45-Pressões obtidas pelo LENHSNET para rede exemplo 2.	108
Figura 46-Parâmetros utilizados na rede exemplo 2.	114
Figura 47-Convergência da função objetivo para rede exemplo 2.....	115
Figura 48-Rede exemplo 3.	118
Figura 49-Configuração do LENHSNET para rede exemplo 3.	119
Figura 50-Configuração dos diâmetros utilizados para rede exemplo 3.	119
Figura 51-Relatório do LENHSNET para rede exemplo 3.	120
Figura 52-Pressões obtidas pelo LENHSNET para rede exemplo 3.	122
Figura 53-Gráfico da função objetivo para rede exemplo 3.....	133
Figura 54-Rede exemplo 4.	134
Figura 55-Configuração do tipo de dimensionamento para rede exemplo 4.....	135
Figura 56-Configuração dos diâmetros para rede exemplo 4.....	135
Figura 57-Mensagem emitida pelo LENHSNET.	136
Figura 58-Nova configuração do LENHSNET.	136
Figura 59-Mensagem de erro do LENHSNET.....	136
Figura 60- Gráfico para a simulação 5.	137
Figura 61- Gráfico da simulação 5 com os parâmetros aumentados.	138
Figura 62- Convergência da função objetivo.	139

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	17
1.1	Objetivos.....	18
1.2	Organização da Dissertação.....	18
2	MÉTODOS CLÁSSICOS DE OTIMIZAÇÃO.....	20
2.1	Otimização.....	20
2.2	Definições.....	22
2.2.1	Variável de projeto.....	22
2.2.2	Restrições.....	22
2.2.3	Espaço de busca.....	22
2.2.4	Função objetivo ou de avaliação.....	22
2.2.5	Ponto ótimo.....	22
2.2.6	Valor ótimo.....	22
2.2.7	Solução ótima.....	23
2.3	Desvantagem dos métodos clássicos.....	23
2.4	Programação Linear.....	23
2.5	Programação não linear.....	23
3	ALGORITMOS GENÉTICOS.....	26
3.1	História dos Algoritmos Genéticos.....	26
3.2	Definição de Algoritmo Genético.....	28
3.3	Terminologia.....	31
3.3.1	Cromossomo e Genoma.....	32
3.3.2	Gene.....	32
3.3.3	Indivíduo.....	32
3.3.4	Genótipo.....	32
3.3.5	Fenótipo.....	32

3.3.6	Alelo	33
3.3.7	Epistasia.....	33
3.4	Esquema de um Algoritmo Genético.....	33
3.5	Representação Cromossomial.....	34
3.6	População inicial.....	35
3.7	Função de avaliação.....	35
3.8	Seleção dos pais	36
3.8.1	Método da Roleta	36
3.8.2	Método do Torneio	39
3.9	Operadores Genéticos	40
3.9.1	Crossover.....	40
3.9.2	Mutação	41
3.10	Módulo de população	42
3.11	Representação numérica.....	44
3.11.1	Operador de crossover Real.....	44
3.11.2	Operador de mutação Real	45
4	REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA	46
4.1	Tipos de Rede	46
4.1.1	Rede ramificada.....	46
4.1.2	Rede Malhada.....	48
4.2	Conceitos Básicos	49
4.3	Equações fundamentais do escoamento.....	50
4.3.1	Equação da continuidade.....	50
4.3.2	Equação da quantidade de movimento	51
4.3.3	Equação de Bernoulli.....	52
4.3.4	Equações da Perda de Carga.....	53
4.4	Restrições do Projeto	57

4.4.1	Pressões mínimas e máximas na rede.....	57
4.4.2	Velocidades mínimas e máximas	58
4.4.3	Diâmetro mínimo.....	59
4.4.4	Perda de carga.....	59
4.5	Cálculos de dimensionamento de redes de abastecimento de água	59
4.5.1	Cálculo das redes ramificadas	59
4.5.2	Cálculo das redes malhadas.....	61
4.6	Aplicações do Algoritmo Genético em Redes de água.....	66
5	OS PROGRAMAS	69
5.1	EPANET	69
5.2	UFC-4 (Otimização por Algoritmo Genético).....	71
5.2.1	Representação dos elementos (cromossomos)	75
5.2.2	População Inicial	76
5.2.3	Seleção.....	76
5.2.4	Operadores genéticos.....	76
5.2.5	Critério de parada	78
5.2.6	Função de avaliação e restrições	78
5.2.7	A opção OTIMIZAR	81
5.3	O LENHSNET	82
5.3.1	Dados do projeto.....	83
5.3.2	Dados dos Tubos	83
5.3.3	Executar Dimensionamento.....	84
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	87
6.1	Rede Exemplo 1	87
6.1.1	Descrição dos parâmetros do projeto.....	87
6.1.2	Resultados do LENHSNET	91
6.1.3	Configurações, parâmetros e resultados do UFC4	94

6.1.4	Comparação do resultados para rede exemplo1	100
6.2	Rede Exemplo 2.....	102
6.2.1	Descrição dos parâmetros do projeto.....	102
6.2.2	Configurações e resultados do LENHSNET	105
6.2.3	Configurações, parâmetros e resultados do UFC-4.....	109
6.2.4	Comparação dos resultados para a rede exemplo 2.....	114
6.3	Rede exemplo 3	116
6.3.1	Descrição dos parâmetros do projeto.....	116
6.3.2	Configurações e resultados do LENHSNET	119
6.3.3	Configurações, parâmetros e resultados do UFC-4	123
6.3.4	Comparação dos resultados para rede exemplo 3.....	132
6.4	Rede exemplo 4	134
6.4.1	Descrição dos parâmetros do projeto.....	134
6.4.2	Configurações e resultados do LENHSNET	135
6.4.3	Configurações, parâmetros e resultados do UFC-4.....	137
6.4.4	Comparação dos resultados para a rede exemplo 4.....	140
7	CONCLUSÕES	141
8	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	142

1 INTRODUÇÃO

Rede de distribuição de água é a parte do sistema de abastecimento formada de tubulações e órgãos acessórios, destinados a colocar água potável à disposição dos consumidores, de forma contínua, em quantidade, qualidade, e pressão adequadas.

A rede de distribuição é, em geral, o componente de maior custo do sistema de abastecimento de água, compreendendo, cerca de 50 a 75% do custo total de todas as obras de abastecimento.

Dimensionar uma rede de distribuição de água significa determinar os diâmetros das tubulações a fim de satisfazer todas as condições de funcionamento da rede, como as pressões nos nós, a perda de carga, vazão.

A solução para problemas de redes é obtida quando as vazões satisfazem a equação da continuidade em cada nó e a equação da energia em cada anel. A formulação matemática que descreve o fluxo em redes são equações não lineares, ou seja, não podem ser resolvidas pela álgebra linear clássica.

Dois tipos de problemas podem ser analisados: O primeiro é o problema de verificação, que consiste em determinar as vazões nos trechos e as cotas piezométricas nos nós, para uma rede com diâmetros e comprimentos conhecidos. Este problema é determinado e tem solução única. O segundo é o problema de determinação dos diâmetros, com condicionamento nas velocidades e pressões, ou seja, as restrições do problema. Este problema admite várias soluções, interessando na maioria das vezes a configuração de diâmetros, ou solução de menor custo. (PORTO,1999)

Com o desenvolvimento da tecnologia nos últimos anos, os computadores tornaram-se melhores com relação ao armazenamento e processamento. Devido a isso, a busca por métodos clássicos de dimensionamento, ou seja, que não levam em consideração a solução mais econômica, foram ficando cada vez mais em desuso, surgindo assim técnicas de otimização que buscam soluções melhores, as de mínimo custo.

Entre estas técnicas destaca-se a aplicação dos algoritmos genéticos (AG's), que têm se mostrado um eficiente método para a solução de problemas de otimização não lineares, tendo com isso conquistado a aceitação entre os planejadores e gestores de recursos hídricos.

Este método tem sido amplamente estudado no caso de otimização de projetos de redes de distribuição de água, buscando-se modificar ou aperfeiçoar o processo visando a maior rapidez no processo e também soluções melhores.

A proposta da dissertação é aplicar a técnica dos algoritmos genéticos, comparando o resultado obtido quanto ao custo de implantação das tubulações ao resultado obtido pelo LENHSNET para a mesma rede, seus objetivos são apresentados a seguir.

1.1 Objetivos

Desenvolver um modelo computacional cuja finalidade é otimizar uma rede de distribuição de água através dos critérios econômicos. Este modelo utiliza a técnica dos algoritmos genéticos. O resultado da simulação é comparado ao resultado obtido pelo LENHSNET para a mesma rede e os mesmos valores dos materiais.

1.2 Organização da Dissertação

Esta dissertação é dividida em 7 capítulos. O presente capítulo oferece uma introdução ao tema desenvolvido, seus objetivos e justificativas.

O capítulo 2 contém uma revisão bibliográfica dos métodos clássicos de otimização.

O capítulo 3 fornece uma base teórica do algoritmo genético básico objetivando o entendimento da elaboração e aplicação do algoritmo genético no modelo desenvolvido.

O capítulo 4 fornece uma base teórica das redes de distribuição de água objetivando a complexidade do problema.

O capítulo 5 apresenta os programas utilizados no trabalho e também a descrição do modelo desenvolvido, mostrando os fundamentos do algoritmo genético desenvolvido e sua interligação com o modelo de simulação hidráulica.

O capítulo 6 apresenta os resultados obtidos por cada programa e também a comparação dos resultados em quatro casos de estudo.

O capítulo 7 apresenta as conclusões desta pesquisa.

2 MÉTODOS CLÁSSICOS DE OTIMIZAÇÃO

Os princípios de otimização são de fundamental importância em problemas modernos de modelagem em engenharia, bem como na operação de sistemas em diversas áreas. Seu desenvolvimento recente tem sido influenciado pela disponibilidade de computadores capazes de resolver problemas de grande escala e pela criação de novas técnicas correspondentes de otimização, de modo que esse campo veio a se transformar por si só numa área de grande interesse.

Neste capítulo são apresentados alguns conceitos básicos sobre otimização, bem como uma breve descrição dos principais métodos de programação matemática, computação natural e computação evolucionária.

Será abordada de forma mais detalhada os algoritmos genéticos no próximo capítulo. Esta abordagem está relacionada com os procedimentos, configurações, técnicas básicas, operadores, vantagens e desvantagens.

2.1 Otimização

A otimização matemática é uma área da ciência computacional que busca responder à pergunta “o que é melhor?” para problemas em que a qualidade de uma resposta pode ser medida por um número. Estes problemas aparecem em praticamente todas as áreas do conhecimento: negócios, ciências físicas, químicas e biológicas, engenharia, arquitetura, economia e administração. A quantidade de ferramentas disponíveis para auxiliar nesta tarefa é quase tão grande quanto o número de aplicações.

Para resolver um problema, é preciso primeiro formulá-lo. A função objetivo é uma função que associa cada ponto no espaço de soluções a um número real. Este número permite medir a qualidade de uma resposta: no problema de minimização, quanto menor este valor, melhor a resposta. No problema de maximização, o inverso ocorre. O tratamento matemático de problemas de maximização e minimização é análogo, existem maneiras de converter um problema no outro.

Um método de otimização é chamado determinístico se for possível prever todos os seus passos conhecendo seu ponto de partida. Em ou outras palavras, um método determinístico sempre leva à mesma resposta se partir do mesmo ponto inicial. Em oposição a estes métodos existem os chamados métodos estocásticos ou aleatórios, onde o caráter aleatório de vários processos é simulado. Nestes métodos, várias escolhas são feitas com base em números aleatórios, sorteados no momento do início da simulação. Como a cada execução do código os números sorteados são diferentes, um método aleatório não executará a mesma sequência de operações em duas execuções sucessivas. Partindo de um mesmo ponto inicial, cada execução do código seguirá o seu próprio caminho, e provavelmente levará a uma resposta final diferente.

A função objetivo e as funções de restrição podem ser lineares ou não lineares em relação às variáveis de projeto e, por esta razão, os métodos de otimização podem ser divididos em dois grandes grupos: programação linear e programação não – linear.

O problema clássico da otimização é:

$$\begin{array}{ll} \text{Maximizar ou Minimizar} & f(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \text{Sujeito a} & \left\{ \begin{array}{l} g_j(x) \geq 0; j = 1, 2, \dots, J \\ h_k(x) = 0; k = 1, 2, \dots, K \\ x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}; i = 1, 2, \dots, N \end{array} \right. \end{array} \quad (1.1)$$

Onde $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ é a função objetivo, $g(x)$ e $h(x)$ são as restrições de comportamento e $x_i^{(L)}$ e $x_i^{(U)}$ são as restrições laterais nas variáveis de projeto x_i .

2.2 Definições

A seguir será apresentada as definições mais importantes para os elementos envolvidos nas técnicas de otimização.

2.2.1 Variável de projeto

As variáveis de projeto são aquelas que se alteram durante o processo de otimização. Elas podem ser contínuas (reais), inteiras ou discretas (valores compreendidos dentro de um certo conjunto fixo).

2.2.2 Restrições

As restrições são funções de igualdade ou desigualdade que descrevem situações indesejáveis de projeto.

2.2.3 Espaço de busca

É o conjunto, espaço ou região que compreende as soluções possíveis ou viáveis do problema a ser otimizado. Deve ser caracterizado pelas funções de restrição, que definem as soluções viáveis do problema a ser resolvido.

2.2.4 Função objetivo ou de avaliação

É a função que se quer otimizar. Ela pode ser de uma, duas ou mais variáveis, ou seja pode ser do tipo unidimensional ou multidimensional respectivamente.

2.2.5 Ponto ótimo

É o ponto, caracterizado pelo vetor $x_{otimo} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ formado pelas N variáveis de projeto envolvidas que otimizam a função objetivo dada.

2.2.6 Valor ótimo

É o valor da função objetivo $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ no ponto ótimo.

2.2.7 Solução ótima

É o par formado pelo ponto ótimo e o valor ótimo, ou seja, $[x_{otimo}, f(x_1, x_2, \dots, x_n)]$.

2.3 Desvantagem dos métodos clássicos

Os métodos matemáticos geralmente apresentam teoremas que lhes garantem a convergência para uma solução ótima. Entretanto, ela não será necessariamente uma solução ótima global, o que pode, eventualmente, até ocorrer. Em geral, esta fato dependerá do ponto de partida fornecido para o método utilizado. Este é um problema que tem sido abordado há muito tempo pelos pesquisadores mas que ainda não se encontra ser resolvido.

2.4 Programação Linear

A programação linear ou otimização linear consiste em métodos de resolução de problemas com restrições, ou seja, métodos para se encontrar um máximo (ou um mínimo) $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ de uma função objetivo linear

$$z = f(x) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_Nx_N \quad (1.2)$$

que satisfaça às restrições. Estas últimas são desigualdades lineares. Em 1948, G. B. Dantzig desenvolveu um método iterativo, chamado de método simplex, para resolver esse tipo de problema de otimização.

2.5 Programação não linear

Trata dos problemas de otimização na qual a função objetivo, ou algumas das restrições são funções não lineares das variáveis envolvidas. Esses métodos são divididos em dois grandes grupos: os métodos determinísticos e os não determinísticos.

Nos métodos determinísticos, também conhecidos como métodos clássicos, a busca do ponto ótimo utiliza as coordenadas da posição corrente (x_k) como ponto de partida para a iteração seguinte ($k + 1$). A solução de problemas sem restrição consiste em se aplicar, de forma iterativa, a equação:

$$x_{k+1} \approx x_k + \lambda_k d_k \quad (1.3)$$

onde λ_k é o passo de cálculo e d_k é a direção de busca do ponto ótimo. Em geral, a obtenção da direção de busca envolve o cálculo analítico de derivadas (ou aproximações numéricas destas) cuja ordem caracteriza o método utilizado.

O passo de cálculo controla a evolução da solução e seu valor pode ser obtido por métodos do tipo golden section (seção áurea) e Fibonacci, dentre outros. A diferença entre métodos de programação não linear consiste na estratégia adotada para a determinação do vetor d_k . Dentre os métodos de otimização sem restrições conhecidos na literatura técnica, destacam-se: o método de máximo declive (método do gradiente), o método de Newton Raphson, o método dos gradientes conjugados e os quase Newton. Com relação a minimização com restrições, destacam-se: o método das penalidades, o método das barreiras, o método da programação quadrática sequencial e o método do Lagrangeano aumentado.

Os métodos não determinísticos são aqueles que procuram imitar fenômenos ou processos encontrados na natureza e, por esse motivo, pertencem a uma área denominada computação natural. Uma grande variedade de técnicas se destaca neste conjunto de métodos, dentre eles temos os algoritmos genéticos.

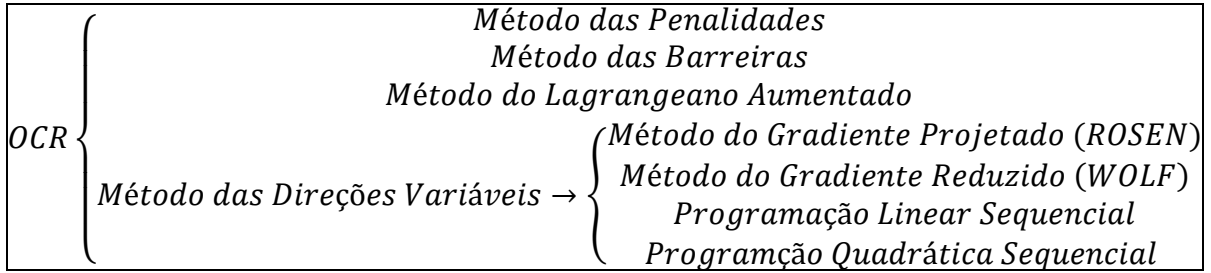
Para finalizar este tópico, a seguir é apresentado uma possível classificação geral dos métodos clássicos de otimização.

$$\boxed{\text{Otimização Clássica} \left\{ \begin{array}{l} \text{Programação Linear} \\ \text{Programação não Linear} \end{array} \right.}$$

Para a programação linear um método bastante usual é o método simplex. A programação não – linear divide-se em dois tipos.

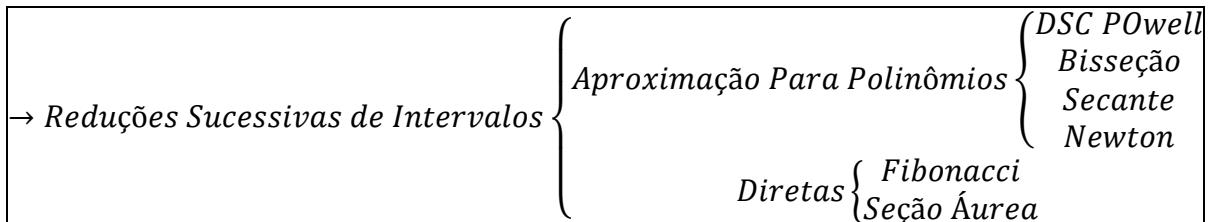
$$\boxed{\text{Programação não Linear} \left\{ \begin{array}{l} \text{Otimização sem Restrição} \\ \text{Otimização com Restrição} \end{array} \right.}$$

As sub – divisões da otimização com restrição (OCR) são:



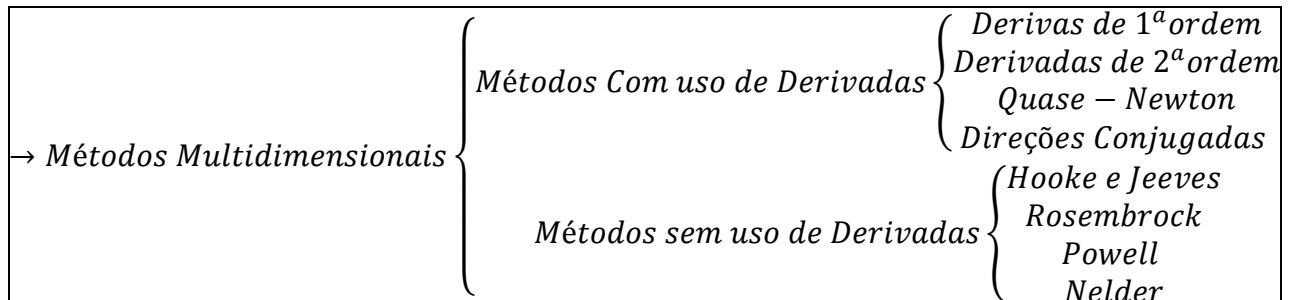
A otimização sem restrição (OSR) é sub – dividido em duas grandes classes: a primeira trata de problemas unidimensionais e a segunda multidimensionais.

OSR → Métodos Unidimensionais



E por último a que trata de problemas multidimensionais.

OSR



3 ALGORITMOS GENÉTICOS

3.1 História dos Algoritmos Genéticos

A história dos algoritmos genéticos inicia-se na década de 40, quando os cientistas começam a tentar se inspirar na natureza para criar o ramo da inteligência artificial. A pesquisa se desenvolveu mais nos ramos da pesquisa cognitiva e na compreensão dos processos de raciocínios e aprendizado até o final da década de 50, quando começou-se a buscar modelos de sistemas genéricos que pudessem gerar soluções candidatas para problemas que eram difíceis demais para resolver computacionalmente.

Uma das primeiras tentativas de se associar a evolução natural a problemas de otimização foi feita em 1957, quando Box apresentou seu esquema de operações evolucionárias. Estas eram um método de perturbar de forma sistemática duas ou três variáveis de controle de uma instalação, de forma análoga ao que entendemos hoje como operadores de mutação e seleção (Goldberg, 1989). Logo depois, no começo da década de 1960, Bledsoe e Bremmerman começaram a trabalhar com genes, usando tanto representação binária quanto a inteira e a real, e desenvolvendo os precursores dos operadores de recombinação (crossover).

Uma tentativa de usar processos evolutivos para resolver problemas foi feita por I. Rechenberg, na primeira metade da década de 60, quando ele desenvolveu as estratégias evolucionárias (*evolutionary strategies*) (Rechenberg, 1973). Esta mantinha uma população de dois indivíduos com cromossomos compostos de números reais em cada instante, sendo que um dos dois era filho do outro, e era gerado através de aplicação exclusiva do operador de mutação. O processo descrito por Rechenberg tinha ampla fundamentação teórica, sendo que a mutação era aplicada a partir de uma distribuição gaussiana dos parâmetros e foi usado com sucesso em vários problemas práticos. Mesmo não incluindo conceitos amplamente aceitos atualmente, tais como populações maiores e operador de crossover, o trabalho de Rechenberg pode ser considerado pioneiro, por ter introduzido a computação evolucionária às aplicações práticas.

Em trabalhos posteriores, as estratégias evolucionárias suprimiram estas falhas, sendo modificadas para incluir conceitos de população e operador de crossover. A maneira como

elas aplicam este operador é interessante, pois inclui a ideia de utilizar a média como operador além de poder envolver muitos pais, idéias estas que podem ser aplicadas aos algoritmos genéticos quando usamos cromossomos com uma representação contínua. Entretanto, apesar de não ser o primeiro investigador da área, aquele que seria designado o pai dos algoritmos genéticos mostrou-se finalmente no final da década de 60, quando John Holland “inventa” os algoritmos genéticos, embora codificado eminentemente na codificação discreta.

Holland estudou formalmente a evolução das espécies e propôs um modelo heurístico computacional que quando implementado poderia oferecer boas soluções para problemas extremamente difíceis que eram insolúveis até aquela época. Em 1975 Holland publicou seu livro, “Adaptation in Natural and Artificial System”, no qual faz um estudo dos processos evolutivos, em vez de projetar novos algoritmos genéticos, como a maioria pensa. O trabalho de Holland apresenta os algoritmos genéticos como uma metáfora para os processos evolutivos, de forma que ele pudesse estudar a adaptação e a evolução no mundo real, simulando-a dentro de computadores. Entretanto, os algoritmos genéticos transcenderam o papel originalmente imaginado por Holland e transformaram-se em uma ferramenta de uso disseminado pelos cientistas da computação.

Um fato interessante quanto ao trabalho de Holland e sua influência na área de GA é que ele usou originalmente cromossomos binários, cujos genes eram apenas zeros e uns. Esta limitação foi abolida por pesquisadores posteriores, mais ainda hoje muitos cientistas insistem em usar apenas a representação binária, mesmo quando há outras que podem se mostrar mais adequada para a resolução do problema em questão.

Desde então os algoritmos genéticos começaram a se expandir por toda a comunidade científica, gerando uma série de aplicações que puderam ajudar a resolver problemas extremamente importantes que talvez não fossem abordados de outra maneira. Além deste progresso científico, também houve o desenvolvimento comercial: nos anos 80 surgiram pacotes comerciais usando algoritmos genéticos. Muitos artigos afirmam que o primeiro pacote comercial desenvolvido foi o Evolver®, que já estava disponível desde 1988 e que inclui um programa adicional para o Excel® e uma API (Interface de Programação de Aplicativos) para desenvolver programas que acessem dados provenientes de diferentes aplicativos. Hoje existem dezenas de outros aplicativos que têm as mesmas características.

Na década de 80, o progresso dos algoritmos genéticos evolucionários e sua popularização no meio científico fizeram com que surgissem as primeiras conferências dedicadas exclusivamente a estes tópicos.

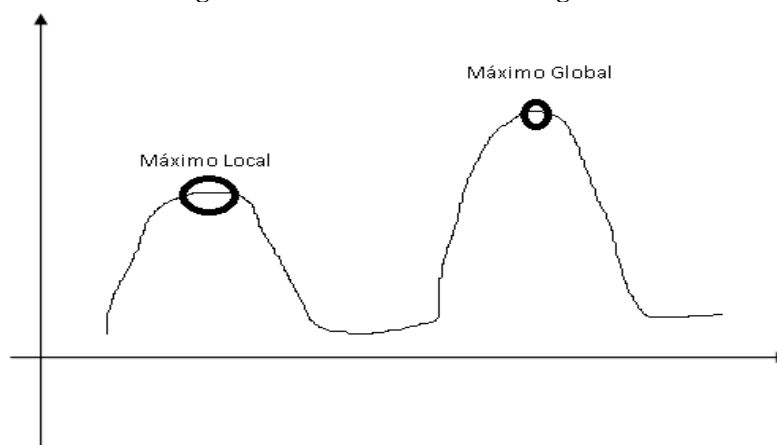
Hoje em dia, os algoritmos genéticos têm se beneficiado muito da interdisciplinaridade. Cada vez mais cientistas da computação buscam inspiração em outras áreas de pesquisa de forma a absorver suas ideias e fazer com que os algoritmos genéticos sejam mais eficientes e inteligentes na resolução de problemas.

3.2 Definição de Algoritmo Genético

Algoritmos Genéticos são uma técnica de busca extremamente eficiente no seu objetivo de varrer o espaço de soluções próximas da solução ótima, quase sem necessitar interferência humana, sendo uma das várias técnicas da inteligência computacional dignas de estudo. O problema dos algoritmos genéticos é que eles não são tão bons assim com relação a tempo de processamento. Logo, eles são mais adequados em problemas especialmente difíceis.

Algoritmos Genéticos são um ramo dos algoritmos evolucionários e como tal podem ser definidos como uma técnica de busca baseada numa metáfora do processo biológico de evolução natural.

Os algoritmos genéticos são técnicas heurísticas de otimização global. O termo heurístico está relacionado com o fato de que eles nem sempre encontram uma solução ótima para o problema, e quando encontram, nem sempre é a mesma solução. A questão da otimização global opõe os Algoritmos Genéticos aos métodos como gradiente (*hill climbing*), que seguem a derivada de uma função de forma a encontrar o máximo de função, ficando facilmente retido em máximos locais como na figura 1.

Figura 1-Máximo local e máximo global.

Uma técnica de gradiente se inicia em qualquer posição da função (ponto de início) e seguirá o gradiente (direção de maior crescimento) e acabará presa no ponto de máximo local (onde a derivada é zero). Os algoritmos genéticos não tem esta dependência tão forte dos valores iniciais.

Nos algoritmos genéticos, as populações de indivíduos são criadas e submetidas aos operadores genéticos: seleção, recombinação (crossover) e mutação. Estes operadores utilizam uma caracterização da qualidade da cada indivíduo como solução do problema em questão chamada de avaliação e vão gerar um processo de evolução natural destes indivíduos, que eventualmente deverá gerar um indivíduo que caracterizará um boa solução, talvez a melhor solução, para o nosso problema.

Definindo de outra maneira, podemos dizer que algoritmos genéticos são algoritmos de busca baseados nos mecanismos de seleção natural e genética. Eles combinam a sobrevivência entre os melhores com uma forma estruturada de troca de informação genética entre dois indivíduos para formar uma estrutura heurística de busca.

Como vimos anteriormente, os algoritmos genéticos não são métodos de *hill climbing*, logo eles não ficarão estagnados simplesmente pelo fato de terem encontrado um máximo local. Neste ponto, eles se parecem com a evolução natural, que só porque encontrou um indivíduo que é instantaneamente o melhor de um certo grupo não para de “procurar” outros indivíduos ainda melhores. Na evolução natural isto também decorre de circunstâncias que mudam de um momento para outro. Uma bactéria pode ser a melhor em um ambiente livre de

antibióticos, mas quando estes são usados, outras antes que eram menos fortes tornaram-se as únicas sobreviventes por serem as únicas adaptadas.

No caso dos algoritmos genéticos, o ambiente normalmente é um só. Entretanto, conforme as gerações vão se passando e operadores genéticos vão atuando, faz-se uma grande busca pelo espaço de soluções, busca esta que seria realizada pela evolução natural (das bactérias ou de qualquer outro organismo) se elas ficassem permanentemente em um ambiente imutável.

Mas, ao contrário do que as pessoas costumam pensar, é importante ser ressaltado que a evolução natural não é um processo dirigido à obtenção da solução ótima. Na verdade, o processo simplesmente consiste em fazer competir uma série de indivíduos e pelo processo de sobrevivência do mais apto, os melhores indivíduos tendem a sobreviver. Um algoritmo genético tem o mesmo comportamento que a evolução natural: a competição entre os indivíduos é que determina as soluções obtidas. Eventualmente, devido a sobrevivência do mais apto, os melhores indivíduos prevalecerão. É claro que pode acontecer de uma geração ser muito pior que a que a antecedeu, apesar de isto não ser muito comum (nem provável).

Sendo assim, devemos salientar que os algoritmos genéticos, apesar do seu nome implicar no contrário não constituem um algoritmo de busca da solução ótima de um problema, mas sim uma heurística que encontra boas soluções a cada execução, mas não necessariamente a mesma todas as vezes.

A codificação da informação em cromossomos é um ponto crucial dentro dos algoritmos genéticos, e é, junto com a função de avaliação, o que liga o algoritmo genético ao problema a ser resolvido. Se a codificação for feita de forma inteligente, esta incluirá as idiossincrasias do problema (como por exemplo restrições do problema) e permitirá que se evitem testes de viabilidade de cada uma das soluções geradas. Ao fim da execução do nosso algoritmo a solução deve ser decodificada para ser utilizada na prática.

Assim como na natureza, a informação deve ser codificada nos cromossomos (ou genomas) e a reprodução (que no caso dos algoritmos genéticos é equivalente à reprodução sexuada) se encarregará a fazer com que a população evolua. A mutação cria diversidade, mudando aleatoriamente genes dentro de indivíduos e, assim como na natureza, é aplicada de

forma menos frequente que a recombinação, que é o fruto da reprodução (no contexto dos algoritmos genéticos chamaremos de operador de crossover).

A reprodução e a mutação são aplicadas em indivíduos selecionados dentro da nossa população. A seleção deve ser feita de tal forma que os indivíduos mais aptos sejam selecionados mais frequentemente do que aqueles menos aptos, de forma que as boas características daqueles passem a predominar dentro na nova população de soluções. De forma alguma os indivíduos menos aptos tem que ser todos descartados da população reprodutora. Isto causaria uma rápida convergência genética de todas as soluções para um mesmo conjunto de características e evitaria uma busca mais ampla pelo espaço de soluções. Na natureza os indivíduos menos aptos conseguem se reproduzir, só que menos frequentemente do que os mais fortes. Certas espécies possuem mecanismos extremamente violentos e impressionantes para que os machos mais fracos tentem passar seus genes adiante incluindo estupro, enganação, traição e outras atitudes que seriam crimes em qualquer sociedade humana organizada. A convergência genética se traduz em um população com baixa diversidade genética que, por possuir genes similares, não conseguem evoluir, a não ser pela ocorrência de mutações aleatórias que sejam positivas. Isto pode ser traduzido em outro conceito interessante, a perda de diversidade, que pode ser definida como sendo o número de indivíduos que nunca são escolhidos pelo método de seleção dos pais. Quanto maior for a perda de diversidade, mais rápida será a convergência genética de nosso algoritmo genético (Blickle, 1997).

3.3 Terminologia

Na biologia, a teoria da evolução diz que o meio ambiente seleciona, em cada geração, os seres vivos mais aptos de uma população para sobrevivência. Como resultado, somente os mais aptos conseguem se reproduzir, uma vez que os menos adaptados geralmente são eliminados antes de gerarem descendentes. Durante a reprodução, ocorrem fenômenos como mutação e crossover (recombinação), entre outros, que atuam sobre o material genético armazenado nos cromossomos. Estes fenômenos levam à variabilidade dos seres vivos na população. Sobre esta população diversificada age a seleção natural, permitindo a sobrevivência apenas dos seres mais adaptados.

Um algoritmo genético é a metáfora desses fenômenos, o que explica porque algoritmos genéticos possuem muitos termos originados da biologia. Temos agora uma lista com os principais termos usados terminologia dos algoritmos genéticos e sua comparação em relação à biologia.

3.3.1 Cromossomo e Genoma

Na biologia, genoma é o conjunto completo de genes de um organismo. Um genoma pode ter vários cromossomos. Nos algoritmos genéticos, os dois representam a estrutura de dados que codifica uma solução para um problema, ou seja, um cromossomo ou genoma representa um simples ponto no espaço de busca.

3.3.2 Gene

Na biologia, é a unidade básica de hereditariedade que é transmitida pelo cromossomo e que controla as características do organismo. Nos algoritmos genéticos, é um parâmetro codificado no cromossomo, ou seja, um elemento do vetor que representa o cromossomo.

3.3.3 Indivíduo

Um simples membro da população. Nos algoritmos genéticos, um indivíduo é formado pelo cromossomo e sua aptidão.

3.3.4 Genótipo

Na biologia, representa a composição genética contida no Genoma. Nos algoritmos genéticos, representa a informação contida no cromossomo ou genoma.

3.3.5 Fenótipo

Nos algoritmos genéticos, representa o objeto, estrutura ou organismo construído a partir de informações do genótipo. É o cromossomo decodificado. Por exemplo, considere que o cromossomo codifica parâmetros como as dimensões das vigas em um projeto de construção de edifício, ou as conexões e pesos de uma rede neural. O fenótipo seria o edifício construído ou a rede neural.

3.3.6 Alelo

Na biologia, representa uma das formas alternativas de um gene. Nos algoritmos genéticos, representa os valores que o gene pode assumir. Por exemplo, um gene que representa o parâmetro diâmetro de uma tubulação poderia 50 mm, 75 mm, 100 mm, etc.

3.3.7 Epistasia

Interação entre genes do cromossomo, isto é, quando um valor de gene influencia o valor de outro gene. Problemas com alta Epistasia são de difíceis soluções por algoritmos genéticos.

Após termos visto um pouco da história e seus termos técnicos, será abordado na próxima seção, como funciona um algoritmo genético básico, ou seja, sua forma mais simples, para o utilizar em uma otimização qualquer.

3.4 Esquema de um Algoritmo Genético

De acordo com o que foi visto nas seções anteriores, podemos resumir nosso algoritmo genético da seguinte forma:

- a) Inicializar uma população de cromossomos.
- b) Avaliar cada cromossomo da população.
- c) Selecionar os pais para gerar novos cromossomos.
- d) Aplicar os operadores de recombinação (crossover) e mutação para gerar novos indivíduos.
- e) Apagar os velhos membros da população.
- f) Avaliar todos os novos cromossomos e inseri-los na população.
- g) Se o cromossomo satisfaz a solução pare, caso contrário volte para o passo c.

Em forma de algoritmo computacional (FIGURA 2):

Figura 2-Algoritmo genético típico.

```

Program AlgoritmoGenetico ;
//Seja S(t) a população de cromossomos na geração t.
Begin
  t:=0;
  Inicializar S(t);
  Avaliar S(t);
  While {Critério de parada não for satisfeito} do
    begin
      t:=t+1;
      Selecionar S(t) a partir de S(t-1);
      Crossover S(t);
      Mutação S(t);
      Avaliar S(t);
    end;
End.

```

Esta é somente uma visão de alto nível de nosso algoritmo. O que ela esconde é a complexidade do processo de obtenção dos elementos envolvidos que são: inicializar, avaliar, selecionar, crossover e mutação. Para um bom desempenho do algoritmo genético teremos também que utilizar uma representação cromossomial que seja adequada ao problema, como também uma função de avaliação de que penalize soluções implausíveis para nosso problema e que avalie satisfatoriamente o grau de adequação de cada indivíduo como solução do problema em questão. Nas próximas seções, esses temas serão abordados de forma a facilitar a compreensão dos algoritmos genéticos.

3.5 Representação Cromossomial

A representação cromossomial é fundamental para o nosso algoritmo genético. Basicamente, ela consiste em uma maneira de traduzir a informação do nosso problema em uma maneira viável de ser tratada pelo computador. Quanto mais ela for adequada ao problema, maior a qualidade dos resultados obtidos.

Essa representação foi adotada inicialmente por Holland em seu livro seminal (Holland, 1992) e, hoje em dia, por estes motivos e pelo fato de ser muito simples, ela é amplamente adotada por pesquisadores da área dos algoritmos genéticos. Ademais, os operadores genéticos, com essa representação são facilmente implantáveis.

3.6 População inicial

A inicialização da população, maioria dos trabalhos na área, é feita da forma mais simples possível, fazendo-se uma escolha aleatória independente para cada indivíduo da população inicial. A lei das probabilidades sugere que temos uma distribuição que cobre praticamente todo o espaço de soluções, mas isto não pode ser garantido, pois a população inicial tem tamanho finito.

A primeira tentativa consiste em verificar se cada novo indivíduo gerado é uma representação de outro indivíduo já presente na população. Em situações normais essa ocorrência será relativamente rara, especialmente se o espaço de busca for grande.

De uma forma geral, a estratégia mais simples para se começar um algoritmo genético, ou seja, de se inicializar uma população, consiste em simplesmente escolher n indivíduos de forma aleatória, pois dessa forma temos uma boa distribuição pelo espaço de busca e com o uso do operador mutação posteriormente teremos uma boa exploração.

3.7 Função de avaliação

A função de avaliação é maneira utilizada pelos algoritmos genéticos para determinar a qualidade de um indivíduo como solução do problema em questão. Podemos entendê-la mais facilmente como sendo a nota dada ao indivíduo na resolução do problema. Esta nota será usada para a escolha dos indivíduos pelo módulo de seleção dos pais (seção 3.8), sendo a forma de diferenciar entre as boas e más soluções para um problema.

A função de avaliação, também chamada de função de custo, calcula então um valor numérico que reflete quão bons os parâmetros representados no cromossomo resolvem o problema. Isto é, ela usa todos os valores armazenados no cromossomo (os parâmetros) e retorna um valor numérico, cujo significado é uma métrica da qualidade da solução obtida usando-se aqueles parâmetros. A função deve ser tal que se o cromossomo c_1 representa uma solução melhor que a do cromossomo c_2 , então a avaliação de c_1 deve ser melhor que a avaliação de c_2 .

A função de avaliação deve ser escolhida com grande cuidado. Ela deve embutir todo o conhecimento que se possui sobre o problema a ser resolvido, esses conhecimentos citados estão relacionados com as restrições do problema como também seus objetivos de qualidade “filtro”. O mais importante em relação à função de avaliação é que ela deve refletir os objetivos a serem alcançados na resolução de um problema e é derivada diretamente das condições impostas por esse problema.

3.8 Seleção dos pais

O método de seleção dos pais deve simular o mecanismos de seleção natural que atua sobre as espécies biológicas, em que os pais mais capazes geram mais filhos, ao mesmo tempo em que os pais menos aptos também podem gerar descendentes. Consequentemente, temos que privilegiar os indivíduos com função de avaliação alta, sem desprezar completamente aqueles indivíduos com função de avaliação extremamente baixa. Esta decisão é razoável, pois até indivíduos com péssima avaliação podem ter características genéticas que sejam favoráveis à criação de um indivíduo que seja a melhor solução para o problema em que se está trabalhando, características estas que podem não estar presentes em nenhum outro cromossomo de nossa população.

É importante entender que se deixarmos apenas os melhores indivíduos se reproduzirem, a população tenderá a ser composta de indivíduos cada vez mais semelhantes e faltará a diversidade a esta população para que a evolução possa prosseguir de forma satisfatória. A este efeito denominamos convergência genética, e selecionando de forma justa os indivíduos menos aptos da população podemos evitá-lo ou pelo menos minimizá-lo. Sabemos que na natureza os indivíduos mais fracos também se reproduzem, mas com menos frequência do que os mais aptos. Logo, seria interessante reproduzir este fato dentro dos algoritmos genéticos. Existem vários métodos de seleção dos pais, entre eles estão: o método da roleta e o método da seleção por torneio.

3.8.1 Método da Roleta

Neste método é criado uma roleta (virtual) na qual cada cromossomo recebe um pedaço proporcional à sua avaliação (a soma dos pedaços não pode superar 100%). Depois roda-se a roleta e o selecionado será o indivíduo sobre o qual ela parar. Matematicamente

falando, seja $f(x_i)$ a aptidão de um cromossomo qualquer, logo a sua probabilidade de seleção será:

$$p = \frac{f(x_k)}{\sum_{k=1}^n f(x_k)} \quad (3.1)$$

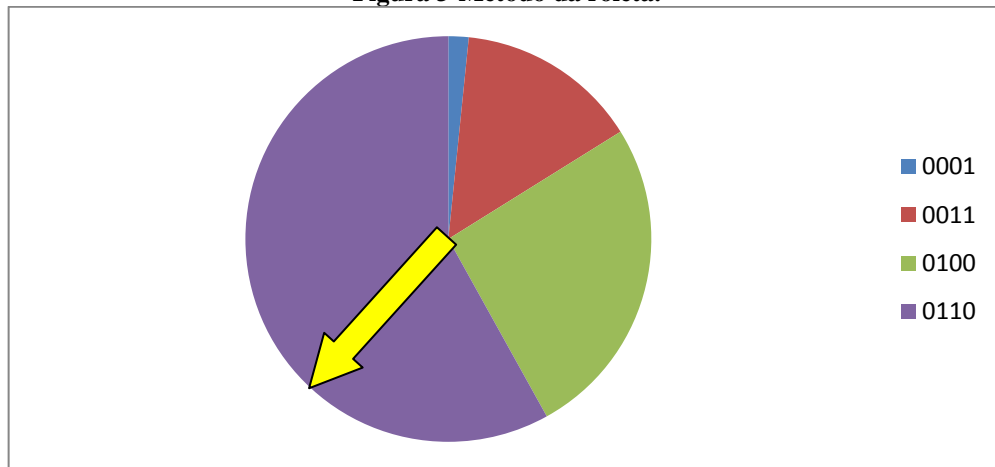
Onde n é o tamanho da população e p a probabilidade do indivíduo ser selecionado. Para facilitar a compreensão, vamos imaginar um exemplo com uma população de quatro indivíduos, na qual se queira maximizar a função quadrática ($f(x) = x^2$) no intervalo $[0,15]$. A tabela 1 mostra os indivíduos com suas respectivas avaliações como também a porcentagem relativa à roleta.

Tabela 1-Roleta para indivíduos do exemplo da função quadrática.

Indivíduo	Avaliação	Pedaço da Roleta (%)	Pedaço da Roleta (°)
0001	1	1,61	5,8
0011	9	14,51	52,2
0100	16	25,81	92,9
0110	36	58,07	209,1
Total	62	100	360

O ato de rodar a roleta deve ser completamente aleatório, escolhendo um número entre 0 e 100, ou seja a porcentagem de cada indivíduo. Deve-se então rodar a roleta algumas vezes para se obter os selecionados. A figura 3 mostra a roleta virtual para os indivíduos do exemplo.

Figura 3-Método da roleta.



A seta da figura 3 indica que a roleta irá rodar, e aonde a seta parar significa que o indivíduo será escolhido. Como não é possível rodar uma roleta dentro do computador, a figura 4 mostra uma versão desse método de seleção em forma de algoritmo.

Figura 4-Algoritmo da roleta.

```

Program Roleta ;
Begin

  for i:=1 to N do      //N é o número de indivíduos.
    soma:=soma+f(x); //soma todas as avaliações.
  Total:=soma/N;
  rand:=random(0,Total); //aleatorio entre 0 e total.
  TotalParcial:=0;
  i:=0;
  repeat
    i:=i+1;
    TotalParcial:=TotalParcial+f(x);
  until
    TotalParcial>=rand
  Retornar(cromossomo(Si));
End.

```

Será abordado na próxima seção outro importante método de seleção, o método do torneio.

3.8.2 Método do Torneio

O método do torneio, como o próprio nome diz, consiste em selecionar uma série de indivíduos da população e fazer com que eles entrem em competição direta pelo direito de ser pai, usando como arma a sua avaliação. Neste método, existe um parâmetro denominado tamanho do torneio (k) que define quantos indivíduos são selecionados aleatoriamente dentro da população para competir. Uma vez definidos os competidores, aquele dentre eles que possui a melhor avaliação é selecionado para a aplicação do operador genético. O valor mínimo de k é igual 2, pois do contrário não haverá competição (caso em que $k = 1$), mas não há nenhum limite teórico para o valor máximo desse parâmetro. Se for escolhido para k o valor igual ao tamanho da população (N) o vencedor será sempre o mesmo (o melhor de todos os indivíduos, ou seja, aquele que possui a melhor avaliação) e se forem escolhidos valores muito altos (próximos do tamanho da população), os $N - k$ indivíduos tenderão a predominar, uma vez que sempre um deles será o vencedor do torneio.

Os indivíduos são selecionados de forma completamente aleatória. Não existe nenhum favorecimento para os melhores indivíduos, como no caso da roleta. A única vantagem que os melhores indivíduos da população têm é que, se selecionados, eles vencerão o torneio. Para exemplificar este procedimento a figura 5 mostra alguns indivíduos com suas respectivas avaliações, e ao lado os torneios que foram realizados.

Figura 5-Realização de um torneio.

INDIVÍDUO	AVALIAÇÃO	TORNEIOS		
X1	591	10	8	10
X2	95	6	7	6
X3	350	5	7	9
X4	336	5	9	2
X5	450	4	5	4
X6	750	9	5	6
X7	382	3	5	10
X8	824	5	9	6
X9	32	4	1	3
X10	840	7	6	7

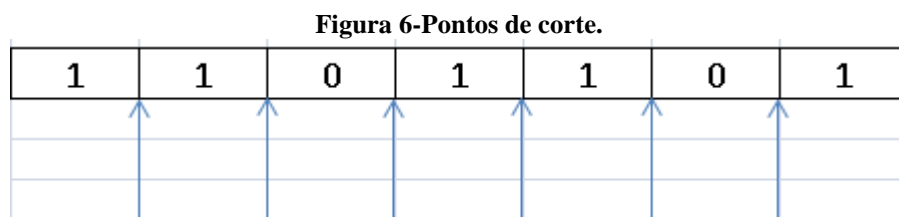
As células em amarelo são relativas aos indivíduos com a maior aptidão, ou seja, esses indivíduos irão receber os operadores genéticos. Nesse exemplo foi usado $k = 3$, significando que três indivíduos aleatoriamente eram escolhidos para competir.

3.9 Operadores Genéticos

Continuando nosso estudo nos algoritmos genéticos, será abordado, as versões mais simples dos operadores genéticos, esses operadores são: crossover e mutação. Eles são de fundamental importância para o desenvolvimento do algoritmo.

3.9.1 Crossover

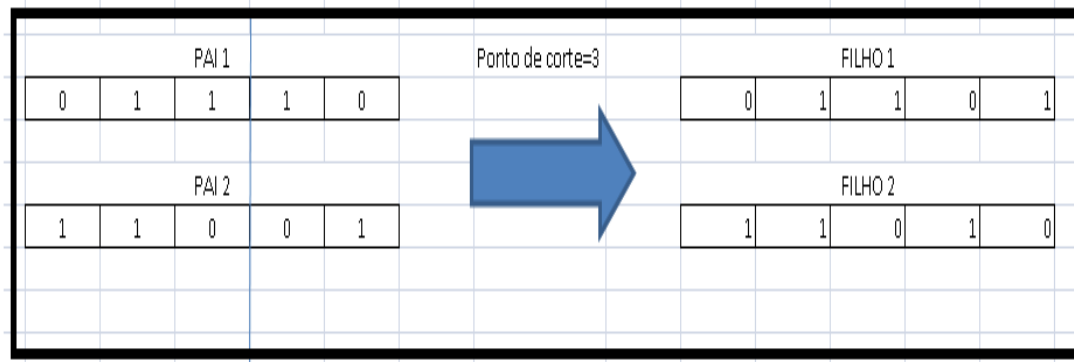
O crossover mais simples é chamado de operador de crossover de um ponto. Este operador é bastante simples. Depois de selecionado dois pais por algum dos métodos de seleção, um ponto de corte é selecionado. Um ponto de corte constitui uma posição entre dois genes de um cromossomo. Cada indivíduo de n genes possui $n - 1$ pontos de corte, e este ponto de corte é o ponto de separação entre cada um dos genes que compõem o material genético de cada pai. Na figura 6 podemos observar um cromossomo com seus respectivos pontos de corte.



Depois de sorteado o ponto de corte, os pais são separados em duas partes: uma à esquerda do ponto de corte e outra à direita. É importante notar que não necessariamente essas partes tem o mesmo tamanho.

O primeiro filho é composto através da concatenação da parte esquerda do primeiro pai com a parte direita do segundo pai. O segundo filho é composto através da concatenação das partes que sobraram (a metade da esquerda do segundo pai com a metade à direita do primeiro pai). Para exemplificar o processo, a figura 7 mostra uma descrição de como funciona o operador de crossover de um ponto para dois pais.

Figura 7-Operador crossover de um ponto.



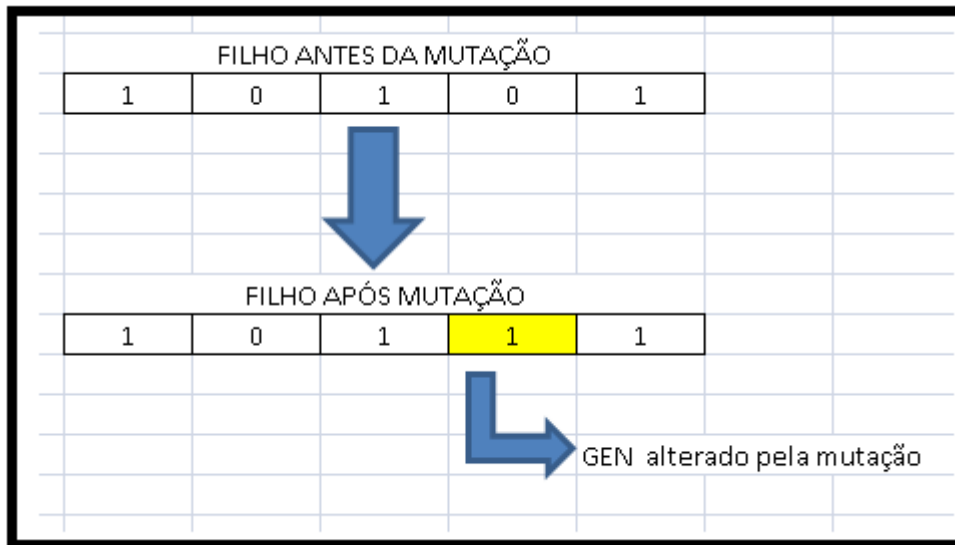
Este processo é parecido com o que acontece na natureza durante a formação cromossomial de um indivíduo pertencente a uma espécie que adota a reprodução sexuada. A diferença é que a natureza não se restringe a apenas um ponto de corte.

Se tivéssemos escolhido dois pontos de corte, logicamente teríamos um crossover de dois pontos. De acordo com a literatura existem outros tipos de operadores de crossover, eles são: crossover de dois pontos, crossover uniforme, crossover baseado em maioria, etc. Estes outros operadores não serão abordados neste trabalho.

3.9.2 Mutação

Depois de compostos os filhos, entra em ação o operador de mutação. Este opera da seguinte forma: ele tem associada uma probabilidade extremamente baixa (da ordem de 0,5%) e é sorteado um número entre 0 e 1. Se ele for menor que a probabilidade predeterminada então o operador atua sobre o gene em questão, alterando-lhe o valor aleatoriamente. Repete-se então o processo para todos os genes componentes dos dois filhos. A figura 8 mostra a descrição do operador mutação.

Figura 8-Operador de mutação.



Da figura 8 percebe-se que o quarto gene, que antes da mutação possui o valor 0, após a mutação adquiriu o valor 1. Na figura 8 somente um gen sofreu mutação, existem casos em que mais de um gen podem sofrer mutação, esse fato vai depender da probabilidade como também do número sorteado.

O conceito fundamental quanto ao valor da probabilidade é que ele deve ser baixo. Se ele for muito alto, o algoritmo genético se parecerá muito com uma técnica chamada *random walk*, na qual a solução é determinada de forma aleatória (simplesmente sorteando-se elementos sem usar informações correntes ou passadas).

O algoritmo genético se comportará de forma estranha se a taxa de mutação for colocada em 100%. Neste caso cerca de 50% dos bits do cromossomo serão invertidos e a qualidade da população degenerará rapidamente e dificilmente o algoritmo genético convergirá para uma solução.

Devido as taxas de mutação serem bastantes baixas, historicamente, o operador de crossover tem recebido um percentagem de escolha muito alta, variando de 60% a 95%.

3.10 Módulo de população

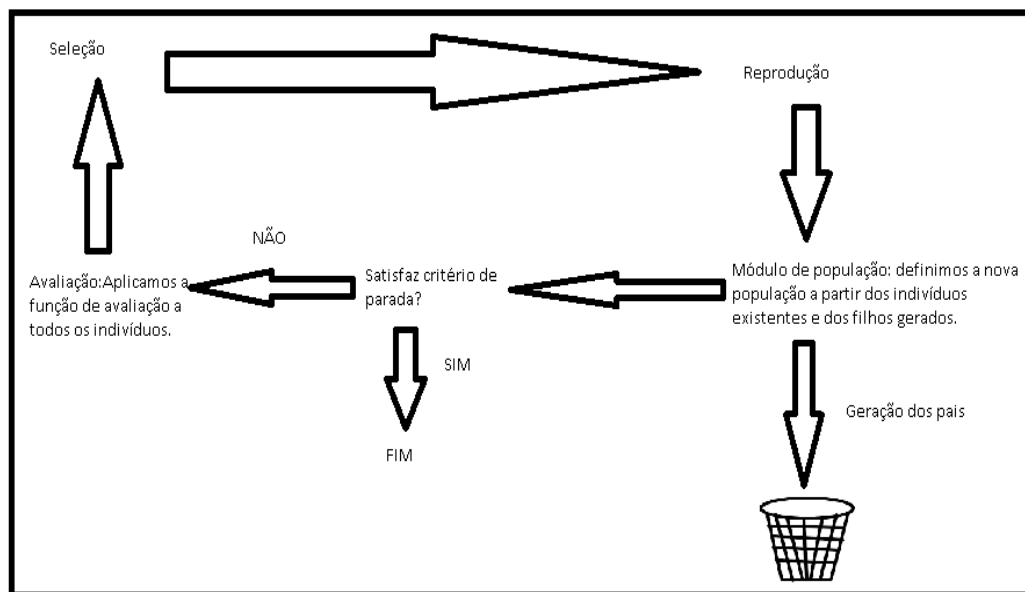
O módulo de população é responsável pelo controle da população. Por uma questão de simplicidade, será assumido que esta população não pode crescer, o que permite que a

população seja armazenada em um vetor de tamanho constante. Logo, os pais tem que ser substituídos conforme os filhos vão nascendo, pois o algoritmo age com se o mundo fosse um lugar pequeno demais para ambos conviverem.

O módulo de população mais básico que se tem é extremamente simples. Sabe-se que a cada atuação do operador genético novos filhos serão criados. Estes vão ser armazenados em um espaço auxiliar até que o número de filhos criados seja igual ao tamanho da nossa população. Neste ponto que o módulo de população entra em ação. Todos os pais serão descartados e os filhos copiados para cima de suas posições de memória, indo tornar-se os pais da nova geração.

Com todos os elementos básicos estudados, a figura 9 mostra uma versão final de um algoritmo genético básico com todos os seus elementos para um funcionamento normal. De acordo com a figura, o algoritmo esta em um laço de repetição, só saindo dele quando o critério de parada for satisfeito. Estes critérios de parada podem ser o tempo de processamento ou número de gerações.

Figura 9-Versão final de um AG simples.



Além da representação binária, temos também a representação real. Na próxima seção será abordado um pouco da representação real como também seus operadores genéticos (crossover e mutação) para representação real.

3.11 Representação numérica

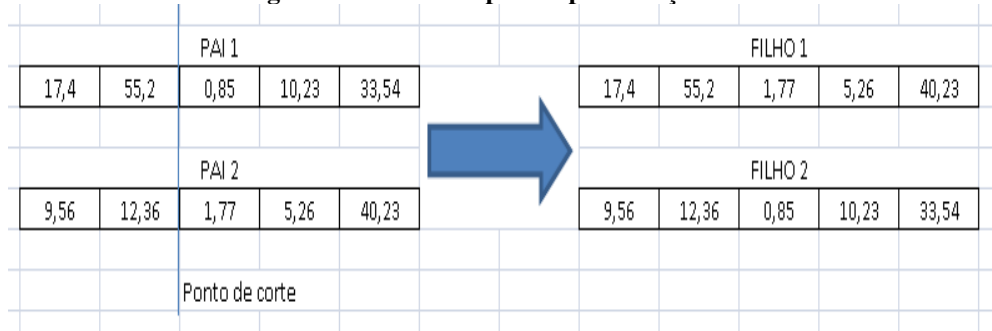
A representação binária de tamanho fixo tem dominado a pesquisa de algoritmo genéticos desde seu início. Entretanto, as boas características dos algoritmos genéticos e seu bom desempenho na busca de soluções não tem relação direta com o fato de usarmos uma representação binária. Em muitos problemas do cotidiano, o mais natural seria usar cromossomos que representam diretamente os parâmetros sendo otimizados como números reais, de forma que espaços de busca contínuos sejam representados de forma mais direta e, espera-se, mais eficiente.

Será discutido agora, como modificar o algoritmo genético para adequá-lo à resolução de problemas de otimização contínua. O primeiro passo consiste em modificar nosso cromossomo: em vez de uma string de bits, haverá uma lista de números reais, de tal forma que o indivíduo j que busca otimizar o valor de exatamente k parâmetros pode ser representado pela lista dada por $\{c_1^j, c_2^j, \dots, c_k^j\}$, onde c_m^j representa o número contido na coordenada m ($1 \leq m \leq k$) do indivíduo j . Com base nisso pode-se então definir os operadores genéticos básicos para essa representação.

3.11.1 Operador de crossover Real

Assim como no caso binário, existem vários tipos diferentes de crossover para cromossomos reais. Será discutido neste trabalho apenas a versão mais simples de todas.

O primeiro e mais simples de todos os operadores de crossover aplicáveis a cromossomos reais é o equivalente ao crossover de um ponto usado nos cromossomos binários. Este operador é chamado de crossover simples e consiste em definir um ponto de corte e tomar os valores de um pai a esquerda do ponto de corte e valores do outro pai à direita do ponto de corte. A única diferença do crossover simples para o crossover de um ponto é o fato de que no crossover simples todos os pontos de corte localizados entre os valores reais (que representam os genes), nunca podendo acontecer no meio do número, como no caso binário. A figura 10 mostra a atuação desse operador.

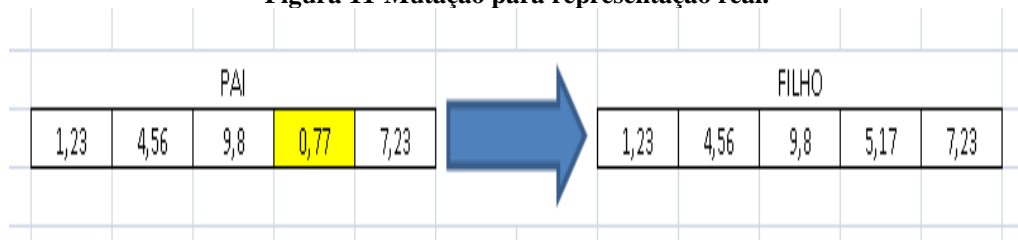
Figura 10-Crossover para representação real.

Existem vários outros operadores de crossover para a representação real. Neste trabalho só será abordada essa representação.

3.11.2 Operador de mutação Real

Da mesma forma que o operador de crossover, a mutação para representação real possui diversas versões distintas. Neste trabalho será discutida apenas a sua versão mais simples, chamada de mutação aleatória.

Essa mutação funciona da seguinte maneira: um valor qualquer no intervalo fechado, do menor valor daquela coordenada até a maior, é escolhido aleatoriamente. Este valor aleatório é substituído pelo gene que sofreu a mutação. A figura 11 apresenta o funcionamento de mutação para representação real.

Figura 11-Mutação para representação real.

De acordo com a figura 11 a célula amarela representa a coordenada que sofreu mutação, e conseqüentemente um valor aleatório do intervalo $[0,10]$ foi escolhido aleatoriamente para substituí-lo.

4 REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

Neste capítulo será feita uma abordagem dos conceitos básicos que servirão de base para o estudo de redes de distribuição de água e também será mostrado alguns autores que utilizaram a técnica dos algoritmos genéticos em redes de água.

4.1 Tipos de Rede

Geralmente para facilitar o estudo de uma rede de distribuição de água, podemos dizer que ela é constituída por dois tipos de canalizações: a Principal e a Secundária.

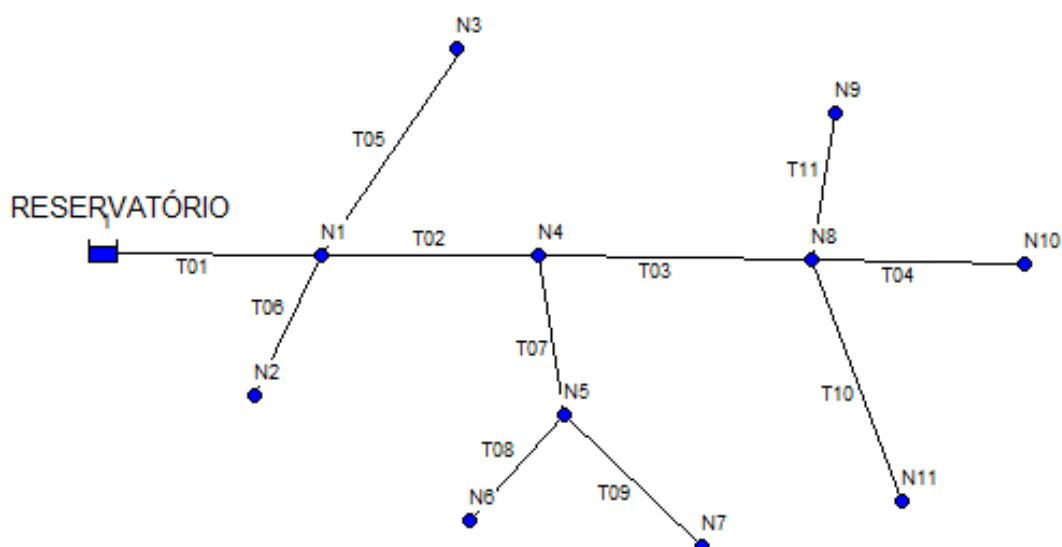
- Principal: São as tubulações de maior diâmetro cuja finalidade é abastecer as canalizações secundárias da rede.
- Secundária: São as tubulações de menor diâmetro cuja função é abastecer diretamente os pontos de consumo do sistema de abastecimento de água.

Pode-se agora classificar as redes com relação a disposição das canalizações principais e o sentido de escoamento nas tubulações secundárias. Dessa forma tem-se que as redes são classificadas em: Ramificadas, Malhada e Mista.

4.1.1 Rede ramificada

Uma rede é classificada como ramificada (FIGURA 12) quando o abastecimento se faz a partir de uma tubulação tronco, alimentada por um reservatório ou através de uma estação elevatória, e a distribuição da água é feita diretamente para os condutos secundários, sendo conhecido o sentido da vazão em qualquer trecho.

Figura 12-Rede ramificada.

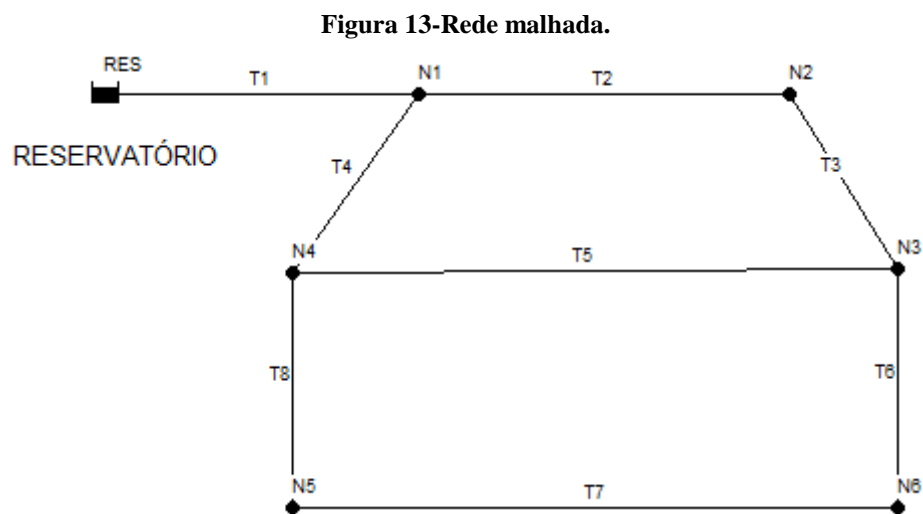


De acordo com a figura 12, a rede principal é formada pelos trechos: T01, T02, T03, T04, ou seja, esses devem ser os trechos de maior diâmetro da rede. Já os outros trechos fazem parte da rede secundária, esses trechos são: T05, T06, T07, T08, T09, T10, T11. Os pontos identificados pela cor azul são os nós da rede, e o indicador *RESERVATÓRIO* é o reservatório que abastece a rede. Com relação ao escoamento (o sentido é da tubulação principal para a secundária) nessa rede exemplo é da seguinte forma: $N1 \rightarrow N2$, $N1 \rightarrow N3$, $N1 \rightarrow N4$, $N4 \rightarrow N5$ e assim por diante, onde os números citados anteriormente (N1, N2, ...) são referentes aos nós da rede.

Em uma rede ramificada, se acontecer algum problema que interrompa o escoamento em uma tubulação, faz comprometer todo o abastecimento nas tubulações situadas a jusante da mesma. Logo, a escolha de uma rede ramificada para um projeto deve ser feita apenas em casos em que a topografia e os pontos a serem abastecidos não permitam o traçado como rede malhada.

4.1.2 Rede Malhada

As redes malhadas (FIGURA 13) são constituídas por tubulações principais que formam anéis ou blocos, de modo que, pode-se abastecer qualquer ponto do sistema por mais de um caminho, permitindo uma maior flexibilidade em satisfazer a demanda e manutenção da rede, com o mínimo de interrupção no fornecimento de água. A vantagem dessa rede em relação à rede ramificada é justamente o fato do abastecimento poder ocorrer por outro caminho.



A rede da figura 13, apresenta um total de 8 trechos, 6 nós e um reservatório. Com relação ao escoamento, em um nó qualquer da malha existe a possibilidade de dois caminhos, facilitando assim o abastecimento em outros pontos caso houvesse algum corte em qualquer ponto da rede.

Antes de prosseguir no estudo mais aprofundado de redes de distribuição de água, será feita na próxima seção um estudo dos conceitos básicos de hidráulica e mecânica dos fluidos, conceitos estes que servirão de base para um estudo mais aprofundado das redes.

4.2 Conceitos Básicos

Uma classificação geral básica, que norteia o estudo da hidráulica, diz respeito à pressão que atua no conduto, podendo ser forçado ou livre. Para o caso de conduto forçado a pressão é sempre diferente da pressão atmosférica e portanto o conduto tem que ser fechado, como nas tubulações de recalque e sucção de bombas ou nas redes de abastecimento de água. No escoamento livre a pressão na superfície do líquido é igual à pressão atmosférica, podendo o conduto ser aberto, como nos canais fluviais, ou fechado, como nas redes de coleta de esgoto sanitário.

Quanto à direção na trajetória das partículas, o escoamento pode ser laminar ou turbulento. No escoamento laminar o fluido se move em camadas, ou lâminas, ou seja as camadas do fluido se movem sem perturbação. No caso do turbulento as partículas do líquido tem trajetórias irregulares, causando uma transferência da quantidade de movimento de uma parte a outra do fluido.

Quanto à variação no tempo os escoamentos se classificam em permanentes e transitórios. No regime permanente não há variação das características do escoamento com relação ao tempo, ou seja, a velocidade e outras propriedades como massa específica, pressão, entre outras não variam com o tempo. Já no caso dos transitórios temos a variação dessas grandezas com o tempo.

Com relação à trajetória os escoamentos podem ser classificados em uniforme e variado. No escoamento uniforme o vetor velocidade é constante em módulo, direção e sentido em todos os pontos, para qualquer instante, isto quer dizer, matematicamente, que a derivada parcial da velocidade com relação ao deslocamento é nula. Podemos citar como exemplos de escoamento uniforme, os escoamentos em condutos de grande seção constante (área) e de grande extensão, como no caso de adutoras. Já o escoamento variado a derivada citada anteriormente é diferente de zero, nesse caso podemos citar como exemplo, condutos que possuem diferentes diâmetros ou canais com declividades variáveis.

Com relação à dimensão do problema pode-se definir os escoamentos como unidimensionais, bidimensionais e tridimensionais. No primeiro tipo são desprezíveis as variações das grandezas na direção transversal ao escoamento, tendo em vista as variações

dessas mesmas grandezas ao longo do escoamento. Os escoamentos em condutos forçados são considerados unidimensionais, uma vez que as grandezas, do tipo velocidade, pressão e propriedades físicas, são expressas em termos de valores médios constantes para a seção transversal. No escoamento bidimensional admite-se que as variações das grandezas podem ser expressas em função de duas coordenadas, ou seja, as variações da velocidade, da pressão e demais grandezas podem ser expressas em função de duas coordenadas, ou seja, as variações da velocidade, da pressão e demais grandezas podem ser descritas num plano paralelo ao escoamento. O tridimensional é o mais geral, sendo que suas características variam nas três dimensões, sendo sua análise bastante complexa.

Quanto a velocidade angular das partículas, temos dois tipos de escoamento: o rotacional e o irrotacional. No rotacional a velocidade angular das partículas que compõem o fluido é diferente de zero. No irrotacional a velocidade angular das partículas é igual a zero.

Essas definições apresentadas anteriormente se trata dos tipos de escoamento de fluidos, para complementar os conceitos básicos, será apresentado as equações fundamentais dos escoamentos.

4.3 Equações fundamentais do escoamento

Para facilitar os estudos dos escoamentos, pode-se, na maioria das vezes, tratá-los como sendo do tipo unidimensional e em regime permanente. Para trabalhar em duas ou três dimensões, é feita modificações nas equações do caso unidimensional.

4.3.1 Equação da continuidade

Sendo a equação mais básica da hidráulica e da mecânica dos fluidos, essa equação se baseia no princípio de conservação da massa. Para o caso de um conduto pode-se dizer que: a massa que entra em um lado de um conduto é igual à massa que sai do outro lado do conduto, matematicamente esse enunciado é expresso por:

$$\rho_1 A_1 v_1 = \rho_2 A_2 v_2 \quad (4.1)$$

Onde (ρ, A, v) são respectivamente a massa específica, a área da seção e velocidade. Em se tratando de hidráulica, o fluido envolvido no problema é a água, e sabendo que ela é incompressível (ou seja, massa específica constante), a equação se torna:

$$Q = A_1 v_1 = A_2 v_2 \quad (4.2)$$

Onde Q é a vazão. As unidades no sistema internacional para as grandezas envolvidas nas equações são:

Tabela 2-Unidades no SI para as grandezas envolvidas na equação da continuidade.

Grandeza	Unidade no SI
ρ	kg/m^3
A	m^2
v	m/s
Q	m^3/s

4.3.2 Equação da quantidade de movimento

A segunda lei de Newton é dada por:

$$\vec{F}_{ext} = \frac{d}{dt}(\vec{p}) = \frac{d}{dt}(m\vec{v}) \quad (4.3)$$

Onde (p) é a quantidade de movimento linear (a unidade dessa grandeza no S.I. é o $kg \cdot m/s$), (m) a massa e (v) a velocidade. Aplicando a equação para o movimento dos fluidos a equação fica:

$$\vec{F}_{ext} = \rho Q(\beta_2 \vec{v}_2 - \beta_1 \vec{v}_1) \quad (4.4)$$

Onde \vec{F}_{ext} é a resultante das forças externas que atuam no sistema, e β é o coeficiente da quantidade de movimento, ou também chamada de coeficiente de Boussinesq.

Esse coeficiente está relacionado com a variação da velocidade das partículas e da velocidade média do escoamento em uma determinada seção. Ele é expresso matematicamente por:

$$\beta = \frac{\int v^2 dA}{v_{med}^2 \cdot A} \quad (4.5)$$

O valor de β varia de acordo com o tipo de escoamento. Na maioria das aplicações práticas pode-se adotar valor de 1.

4.3.3 Equação de Bernoulli

A equação de Bernoulli representa a conservação da energia, só que no caso para os escoamentos. Uma maneira de expressar essa equação é:

$$Z_1 + \frac{p_1}{\gamma} + \alpha_1 \frac{v_1^2}{2g} = Z_2 + \frac{p_2}{\gamma} + \alpha_2 \frac{v_2^2}{2g} + \Delta h \quad (4.6)$$

Onde os termos ($Z, p, \gamma, \alpha, v, g$) são respectivamente: cota geométrica, pressão, peso específico, coeficiente de carga cinética (ou de Coriolis), velocidade e aceleração da gravidade.

A tabela 3 mostra as unidades das grandezas envolvidas na equação de Bernoulli, sendo todas elas no sistema internacional de unidades.

Tabela 3- Unidades no S.I. para as grandezas envolvidas na equação de Bernoulli.

Grandeza	Unidade no SI
Z	m
p	$\frac{N}{m^2} = \frac{kg}{m \cdot s^2}$
γ	$\frac{N}{m^3} = \frac{kg}{m^2 \cdot s^2}$
v	m/s
g	m/s^2

A experiência tem demonstrado que, no caso dos escoamentos de fluidos reais, uma parte da energia é desperdiçada na forma de calor, devido as resistências ao escoamento (viscosidade, turbulência, atrito, etc.). Na hidráulica essa perda de energia é chamada de perda de carga. Na equação (4.6) é o termo Δh , a unidade dessa perda de carga no sistema internacional de unidades é o metro.

O fator α é um fator de correção, da mesma forma que β , seu valor vai depender do tipo de escoamento. Em geral adota-se para ele o valor de 1. Sua expressão matemática é dada por:

$$\alpha = \frac{\int v^3 dA}{v_{med}^3 \cdot A} \quad (4.7)$$

Da física sabe-se que é possível a conversão de energia cinética (energia do movimento) em energia potencial, no caso dos escoamentos as grandezas envolvidas são energias, na qual:

Z	(I)→	Energia ou carga de posição
P/γ	(II)→	Energia ou carga de pressão
$Z + (P/\gamma)$	(III)→	Cota piezométrica
$\alpha \frac{v^2}{2g}$	(IV)→	Energia ou carga de velocidade

Logo, a soma dessas parcelas (III) + (IV) é a energia mecânica do sistema. O termo Δh aparece pelo fato de termos escoamentos reais, ou seja, com fatores que dissipam energia.

4.3.4 Equações da Perda de Carga

Foi visto na seção anterior que quando o líquido ao escoar de um ponto a outro, transforma parte de sua energia em calor. Essa energia não será mais recuperada nas formas cinéticas ou potencial, e essa perda é chamada de perda de carga (Δh). Essa perda de carga pode ser dividida em dois tipos: a principal e a secundária.

- Principal: perda de energia ao longo da tubulação;
- Secundária: perda de energia devido à presença de aparelhos na tubulação.

Nesta seção serão apresentadas as principais equações de perda de carga unitária.

O principal fator da existência da perda de carga é a viscosidade do líquido e a rugosidade da tubulação, isso implica na presença do atrito entre as partículas do fluido e a tubulação e também partículas fluindo com velocidades diferentes.

Usando a análise dimensional pode-se obter uma relação entre a perda de carga, os parâmetros geométricos do conduto onde o escoamento ocorre e as propriedades do fluido. Juntando essas informações em uma equação chega-se a equação universal da perda de carga (para condutos de área circular) que é dada por:

$$\Delta h = \frac{f}{D} \cdot \frac{v^2}{2g} L \quad (4.8)$$

Usando a equação da continuidade ($Q = A \cdot v \Rightarrow v = Q/A$), e substituindo na equação universal da perda de carga (4.8), tem-se:

$$\frac{\Delta h}{L} = \frac{f}{D} \cdot \frac{(Q/A)^2}{2g} \Rightarrow \frac{\Delta h}{L} = \frac{f}{D} \cdot \frac{\left(\frac{Q}{\frac{\pi \cdot D^2}{4}}\right)^2}{2g} \Rightarrow J = \frac{8f}{\pi^2 g} \cdot \frac{Q^2}{D^5} \quad (4.9)$$

Onde ($J = \Delta h/L$) é a perda de carga unitária. As grandezas (f, g, q, D) são respectivamente: coeficiente de perda de carga (adimensional), aceleração da gravidade, vazão e diâmetro.

O valor do fator adimensional f depende do tipo de escoamento. No escoamento laminar ($Re < 2000$), este coeficiente pode ser obtido através da equação racional de *Hagen-Poiseuille*, que é dada por:

$$J = \frac{32\nu v}{gD^2} \quad (4.10)$$

Comparada com a equação universal para a perda de carga obtemos, o fator de atrito em função do número de Reynolds ($Re = vD/\nu$) é:

$$f = \frac{64}{Re} \quad (4.11)$$

Para o escoamento turbulento, o fator de atrito em diversos experimentos mostrou-se dependente da viscosidade cinemática do fluido, da velocidade média e do diâmetro da tubulação e em alguns casos da rugosidade do tubo. A tabela 4 mostra algumas fórmulas empíricas para o fator de atrito.

Tabela 4-Fórmulas empíricas para o fator de atrito.

Autor	Fórmula
Blasius, 1913	$f = \frac{0,316}{Re^{1/4}}$
Nikuradse, 1932	$\frac{1}{\sqrt{f}} = 2 \cdot \log \frac{Re\sqrt{f}}{2,51} \rightarrow \text{tubos lisos}$ $\frac{1}{\sqrt{f}} = 2 \cdot \log \left(3,7 \cdot \frac{D}{e} \right) \rightarrow \text{tubos rugosos}$
Colebrook e White, 1939.	$\frac{1}{\sqrt{f}} = -2 \cdot \log \left(\frac{e/D}{3,7} + \frac{2,51}{Re\sqrt{f}} \right)$
Barr, 1972	$\frac{1}{\sqrt{f}} = -2 \cdot \log \left(\frac{e/D}{3,7} + \frac{5,13}{Re^{0,89}} \right)$
Swamee e Jain, 1976.	$f = \frac{1,325}{\left[\ln \left(\frac{e}{3,7D} + \frac{5,74}{Re^{0,9}} \right) \right]^2}$

Pelas fórmulas mostradas na tabela 4 percebe-se que o cálculo do fator de atrito é bastante complicado sem o uso de computadores, por isso muitos pesquisadores desenvolveram fórmulas empíricas para o cálculo direto da perda de carga unitária, na qual cada uma delas está relacionada a um tipo de problema específico. A tabela 5 mostra algumas dessas fórmulas com a sua devida especialidade.

Tabela 5-Fórmulas empíricas para o cálculo da perda de carga unitária.

Autor	Fórmula	Finalidade
Hazen-Williams	$J = \frac{10,64}{C^{1,85}} \cdot \frac{Q^{1,85}}{D^{4,87}}$	Aplicável a condutos de seção circular com diâmetros superior a 50 mm, conduzindo somente água.
Flamant	$J = 0,000824 \cdot \frac{Q^{1,75}}{D^{4,75}}$	Aplicável a instalações hidráulicas prediais de água fria.
Scobey	$J = \frac{K_s}{245} \cdot \frac{Q^{1,9}}{D^{4,9}}$	Indicada em redes de irrigação por aspersão e gotejamento em tubos leves. O valor de K_s depende do material.

Dentre as fórmulas apresentadas na tabela, a fórmula que tem sido bastante utilizada é a fórmula de *Hazen-Williams*, nessa fórmula a constante C depende do material utilizado.

De acordo com as fórmulas da tabela 5, percebe-se que todas essas fórmulas são escritas em função dos seguintes parâmetros: uma constante, a vazão e o diâmetro. De uma maneira geral essas fórmulas podem ser escritas da seguinte maneira:

$$J = \alpha \cdot \frac{Q^x}{D^y} \quad (4.12)$$

Onde os parâmetros (α, x, y) variam de acordo com cada equação. Fazendo uma analogia com a equação universal, os parâmetros serão:

$$J = \alpha \cdot \frac{Q^x}{D^y} = \frac{8f}{\pi^2 g} \cdot \frac{Q^2}{D^5} \Rightarrow \begin{cases} \alpha = \frac{8f}{\pi^2 g} \\ x = 2 \\ y = 5 \end{cases} \quad (4.13)$$

Fazendo a mesma analogia com a equação de Hazen-Williams, os parâmetros serão:

$$J = \alpha \cdot \frac{Q^x}{D^y} = \frac{10,64}{C^{1,85}} \cdot \frac{Q^{1,85}}{D^{4,87}} \Rightarrow \begin{cases} \alpha = \frac{10,64}{C^{1,85}} \\ x = 1,85 \\ y = 4,87 \end{cases} \quad (4.14)$$

4.4 Restrições do Projeto

Para o projeto de uma rede funcionar de forma adequada, deve-se ficar atento a determinadas condições ou restrições. Estas restrições são relacionadas com: pressão, velocidade e a perda de carga unitária. Essas restrições são adotadas pela ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas).

4.4.1 Pressões mínimas e máximas na rede

Dois tipos de pressões são importantes para o estudo das redes de abastecimento de água: a pressão dinâmica mínima e a pressão estática máxima. A pressão estática mínima está relacionada com a chegada de água aos consumidores. A pressão estática máxima está relacionada com a resistência da canalização como também o controle das perdas de água.

As condições impostas pela ABNT (norma NBR 12218/1994) para essas pressões são:

- 500 kPa (50 mca) para a pressão estática máxima;
- 100 kPa (10 mca) para a pressão dinâmica mínima;

O não atendimento nas condições de pressão dinâmica mínima compromete o abastecimento de água em certos pontos. Já a pressão acima da pressão estática máxima compromete um maior custo energético no bombeamento, um maior custo de implantação das tubulações (para suportar a pressão), um consumo maior, entre outras.

4.4.2 Velocidades mínimas e máximas

Da mesma forma que a pressão deve obedecer a determinadas restrições, a velocidade também deve também obedecer. As restrições na velocidade estão relacionadas com a segurança e com a durabilidade das canalizações e também com o custo de implantação.

Para baixas velocidades o material será melhor conservado (maior durabilidade), mas a consequência disso é o aparecimento de partículas da água nas canalizações. Já as velocidades altas exigem um maior diâmetro da tubulação e conseqüentemente um maior custo de implantação das tubulações.

Para a norma NBR 1221//1994 da ABNT, a velocidade mínima nas tubulações deve ser de 0,6 m/s, e a máxima, de 3,5 m/s. A tabela 6 mostra os valores máximos das velocidades e das vazões em função dos diâmetros.

Tabela 6-Velocidade máxima e vazão máxima em função do diâmetro.

Diâmetro (mm)	Velocidade máxima (m/s)	Vazão Máxima (l/s)
50	0,68	1,60
75	0,72	3,40
100	0,75	5,90
150	0,83	16,00
200	0,91	29,70
250	0,98	48,80
300	1,05	74,10
400	1,19	145,80
500	1,33	251,00

Referência – Tubos Tigre da linha PBA PVC 12.

4.4.3 Diâmetro mínimo

Segunda a norma da ABNT (NBR 12218/1994) é recomendado um diâmetro mínimo de 50 mm para as tubulações secundárias, já para a tubulação principal não existe nenhuma recomendação.

4.4.4 Perda de carga

Sabe-se que quanto maior o comprimento do tubo e menor seu diâmetro existirá uma maior perda de carga, outro fator também que auxilia no aumento da perda de carga é a rugosidade interna dos tubos. A norma da ABNT indicada para perda de carga máxima é de 8 m/km para tubulações com diâmetros menores que 400 mm, caso contrário surgirão os problemas citados anteriormente.

4.5 Cálculos de dimensionamento de redes de abastecimento de água

Após ter sido feita uma abordagem sobre os conceitos básicos de escoamento e também visto as equações, será apresentado agora os cálculos para o dimensionamento das redes ramificadas e malhadas.

4.5.1 Cálculo das redes ramificadas

Para esse tipo de cálculo pode-se admitir que as vazões sejam uniformemente distribuídas ao longo da canalização, essa vazão é chamada de vazão de distribuição em marcha, é expressa por:

$$q_m = \frac{Q}{L} \quad (4.15)$$

Onde os termos (q_m, Q, L) são respectivamente: a vazão de distribuição em marcha, a vazão total que abastece a rede e o comprimento total da rede (é obtido somando todos os comprimentos da rede). A vazão total que abastece a rede é dada por:

$$Q = \frac{K_1 \cdot K_2 \cdot P \cdot q}{86400} \quad (4.16)$$

Nessa equação os termos (K_1, K_2, P, q) são respectivamente: coeficiente do dia de maior consumo, coeficiente da hora de maior consumo, população final para a área a ser abastecida (número de habitantes) e consumo per capita de água. Logo substituindo a vazão total na vazão de distribuição em marcha temos:

$$q_m = \frac{K_1 \cdot K_2 \cdot P \cdot q}{86400 \cdot L} \quad (4.17)$$

Onde:

- q_m é a vazão de distribuição em marcha, l/s ;
- P é a população final para a área a ser abastecida, hab ;
- q consumo per capita final de água, $l/hab \cdot dia$;
- L extensão total da rede, m .

O cálculo do dimensionamento das redes ramificadas é feito em planilhas. A tabela 7 mostra os procedimentos para o cálculo de dimensionamento de uma rede ramificada.

Tabela 7-Elementos necessários para o cálculo de uma rede ramificada.

Trecho	Vazão								Cota Piezométrica		Cota do Terreno		Pressão Disponível	
	L	QJ	QD	QM	QF	D	v	Δh	J	M	J	M	J	M
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15

Fonte: Márcio Baptista, Fundamentos de Eng. Hidráulica, 2010. P113

Para facilitar o uso da planilha, os números da sequência de 1 a 15 são:

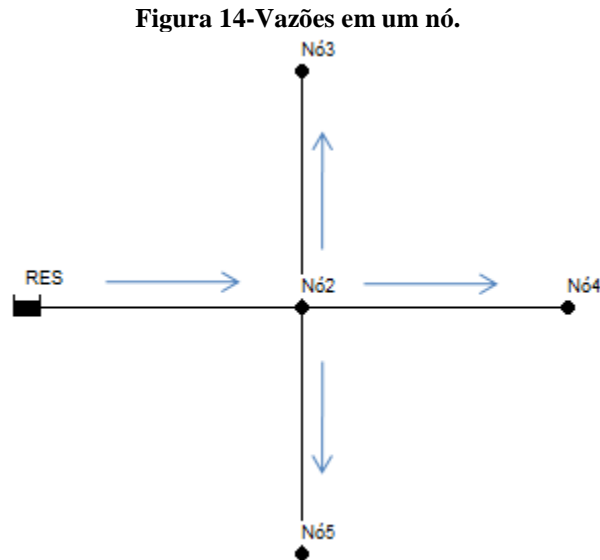
- 1) Numeração do trecho faz-se da jusante para montante;
- 2) Comprimento do trecho, dado em metros;
- 3) Vazão de jusante;
- 4) Vazão distribuída no trecho é dada por: $Q_D = q_m \cdot L$;
- 5) Vazão de montante;
- 6) Vazão fictícia é dada por: $Q_F = (Q_M + Q_J)/2$;
- 7) Diâmetro escolhido com base no critério de velocidade máxima no trecho (tabela 6);
- 8) Velocidade média de escoamento dada por: $v = 4 \cdot Q / \pi \cdot D^2$ (equação da continuidade);
- 9) Perda de carga total no trecho;
- 10) Cota piezométrica de jusante;
- 11) Cota piezométrica de montante é dada por: $[11] = [10] + [9]$;
- 12) Cota do terreno de jusante, obtida na planta;
- 13) Cota do terreno de montante;
- 14) Pressão disponível de jusante é dada por: $[14] = [10] - [12]$;
- 15) Pressão disponível de montante é dada por: $[15] = [11] - [13]$.

As unidades das grandezas citadas anteriormente são: o comprimento é em metros, as vazões em litros por segundo, o diâmetro em milímetros, a velocidade em metros por segundo, a perda de carga em metros, as cotas (piezométricas e do terreno) em metros e a pressão em metros de coluna de água.

4.5.2 Cálculo das redes malhadas

Trata-se de um problema complexo, porque não se conhece inicialmente o sentido de escoamento da água nas tubulações da rede. Nas redes malhadas pode-se admitir que as vazões das tubulações estão concentradas nos nós, considerados centros de consumo das áreas atendidas pela rede de abastecimento de água. Com isso, a vazão entre dois nós consecutivos da rede é uniforme, facilitando assim seu estudo. O cálculo se baseia em dois princípios: o da continuidade e da conservação da energia.

O princípio da continuidade pode ser enunciado da seguinte maneira: a soma das vazões que chegam em um nó é igual a soma das vazões que saem dele. Para ilustrar o princípio, considere um nó, mostrado na figura 14.



De acordo com a figura 14, para o nó 2, a vazão que chega nele é Q_{RES2} , já as vazões que saem dele são: (Q_{23}, Q_{25}, Q_{24}) . Com isso pode-se escrever matematicamente a seguinte relação:

$$Q_{RES2} = Q_{23} + Q_{25} + Q_{24} \Rightarrow Q_{RES2} + (-Q_{23}) + (-Q_{25}) + (-Q_{24}) = 0 \quad (4.18)$$

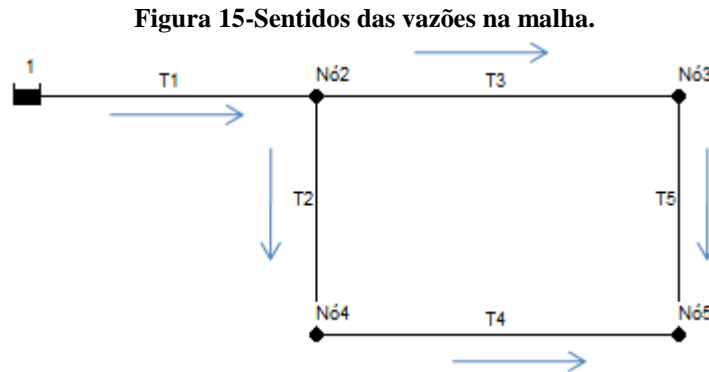
Onde o sinal negativo está relacionado com o sentido. De uma maneira mais geral, a equação (4.18) pode ser escrita da seguinte maneira:

$$\sum Q = 0 \quad (4.19)$$

Dessa forma pode-se afirmar que a soma de todas as vazões em um nó é igual a zero, isso levando em consideração seu sinal (soma algébrica).

De acordo com o princípio da conservação da energia a soma das perdas de cargas dos condutos que formam a malha é zero. Dessa forma é possível atribuir o sentido da perda de carga do mesmo sentido que a vazão, dessa forma adotam-se os sinais positivos (no sentido

horário) ou negativos (no sentido anti-horário). Para exemplificar, a figura 15 mostra uma rede formada pelos nós N2, N3, N4, N5 e pelos trechos T1, T2, T3, T4, T5.



De acordo com a figura 15 as vazões nos trechos T3 e T5 estão no sentido horário, já as vazões nos trechos T2 e T4 estão no sentido anti-horário, dessa forma é possível expressar matematicamente as perdas de cargas da seguinte maneira:

$$\Delta h_3 + \Delta h_5 + (-\Delta h_4) + (-\Delta h_2) = 0 \Rightarrow \sum \Delta h = 0 \quad (4.20)$$

Onde (Δh_i) é a perda de carga no trecho i . No cálculo da perda de carga em cada trecho da rede utiliza-se uma equação de resistência na forma $\Delta h = rQ^n$. O problema consiste de um conjunto de $n - 1$ equações para os nós, que são lineares em Q , e no conjunto de $t - (n - 1)$ equações não lineares (que não podem ser resolvidas pela álgebra linear clássica) em Q para os t tubos do conjunto. A variável Q deve, portanto, ser determinada a partir da solução do sistema assim constituído. Para a norma NBR 12218/1994 da ABNT, o dimensionamento das redes malhadas deve ser realizado por métodos de cálculos iterativos.

Dentre os processos iterativos o mais utilizado para resolver esse tipo de problema é o método de *Hardy-Cross*, também conhecido por método do balanço de energia. A metodologia utilizada por esse método parte de uma estimativa para as vazões nos trechos do anel, de tal modo a atender o primeiro princípio, e com base nesses valores é calculada a perda de carga correspondente para verificar o segundo princípio. Se for satisfeito, a estimativa está correta e as vazões nos trechos estão determinadas, caso isso não ocorra, a vazão estimada deve ser corrigida de um incremento ΔQ .

Seja Δh a perda de carga num trecho qualquer da rede, ele é dado por:

$$\Delta h = \beta \frac{Q^n}{D^m} L \Rightarrow \Delta h = rQ^n \quad (4.21)$$

Onde $r = \beta \frac{L}{D^m}$. Seja Q_0 as vazões estimadas nos trechos, na iteração “0”, e que atenda ao primeiro princípio ($\sum Q_0 = 0$) em cada nó. Se o anel estiver equilibrado, tem-se pelo segundo princípio que:

$$\sum \Delta h_0 = \sum rQ_0^n = 0 \quad (4.22)$$

Caso isso seja diferente de zero, deve-se adicionar um incremento (ΔQ_0) ao valor de (Q_0), assim a nova iteração será:

$$Q_1 = Q_0 + \Delta Q_0 \quad (4.23)$$

Para que essa nova vazão Q_1 atenda ao segundo princípio, deve-se ter que:

$$\sum \Delta h = \sum rQ_1^n = \sum r(Q_0 + \Delta Q_0)^n = 0 \quad (4.24)$$

A expansão binomial é dada por:

$$\begin{aligned} (x + y)^n &= \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} x^{n-k} y^k = \binom{n}{0} x^{n-0} y^0 + \binom{n}{1} x^{n-1} y^1 + \binom{n}{2} x^{n-2} y^2 + \dots \\ &= x^n + nx^{n-1}y + \frac{n(n-1)}{2!} x^{n-2} y^2 + \dots \end{aligned} \quad (4.25)$$

Aplicando o desenvolvimento binomial (4.25) na equação 4.24, tem-se:

$$\sum r(Q_0 + \Delta Q_0)^n = \sum r \left(Q_0^n + n(Q_0)^{n-1} \Delta Q_0 + \frac{n(n-1)}{2!} (Q_0)^{n-2} \Delta Q_0^2 + \dots \right) = 0 \quad (4.26)$$

Supondo que (ΔQ_0) é muito pequeno comparado com Q , pode-se desprezar o terceiro termo da série e os seguintes.

Dessa forma tem-se:

$$\sum r(Q_0)^n + \sum r \cdot n(Q_0)^{n-1} \Delta Q_0 = 0 \quad (4.27)$$

Isolando o termo de ΔQ_0 nas equações tem-se:

$$\Delta Q_0 = - \frac{\sum r(Q_0)^n}{n \sum r \frac{(Q_0)^n}{Q_0}} \quad (4.28)$$

Substituindo pela equação da perda de carga ($\Delta h = rQ^n$), finalmente encontra-se o incremento:

$$\Delta Q_0 = - \frac{\sum \Delta h_0}{n \sum \frac{\Delta h_0}{Q_0}} \quad (4.29)$$

Com as novas vazões obtidas em cada anel, recalculam-se as perdas de carga e prossegue-se com o método até que se obtenham em todos os anéis valores iguais à zero ou muito pequenos para esse incremento.

4.6 Aplicações do Algoritmo Genético em Redes de água

Uma solução interessante para o dimensionamento de uma rede de água é a condição de custo mínimo da rede, ou seja, escolhem-se os diâmetros de maneira que o custo total de implantação das tubulações é mínimo. Esse tipo de cálculo é bastante trabalhoso, por métodos clássicos. Com o avanço dos computadores, um dos métodos que se beneficiou para esse estudo foi os Algoritmos Genéticos, que se focam em resolver problemas de redes de abastecimento de água, com relação ao custo mínimo.

Diversos trabalhos utilizando a técnica dos algoritmos genéticos vêm sendo cada vez mais utilizado, esse aumento está relacionado com as melhoras nos computadores atuais, pois sabe-se que os algoritmos genéticos precisam de um tempo relativamente grande para a obtenção de seus resultados.

Nessa seção será feita uma abordagem com relação a alguns dos estudiosos que utilizaram essa técnica a esse tipo de problema.

Entre os primeiros trabalhos utilizando a técnica dos algoritmos para a otimização das tubulações foi proposto pelo próprio GOLDBERG e KUO (1987). Nesse trabalho, havia um conjunto de 40 bombas instaladas em uma tubulação em série. Foi comprovado que a técnica não depende da continuidade do espaço de busca e trabalhando a partir de uma população de pontos, demonstrou-se ter uma perspectiva mais global que muitos outros métodos de otimização.

SIMPSON, DANDY e MURPHY (1994) elaboraram um trabalho cujo foco principal era comparar a técnica dos algoritmos genéticos com outras técnicas de otimização. Entre essas técnicas comparadas temos: enumeração completa. A enumeração completa significa testar todas as possíveis combinações de diâmetros possíveis, essa enumeração é quase inviável, pois são bastante o número de combinações, já a vantagem é que certamente o melhor valor será encontrado. Considere por exemplo, um rede bem pequena de 9 trechos, e o seguinte conjunto de valores de diâmetros $D = (50,75,100,150,200,250,300,400,500)$ todos em milímetros, nesse caso tem-se:

$$P = 9^9 = 387420489 \quad (4.28)$$

Onde P representa o número de possibilidades. Em uma dessas combinações se encontra o melhor resultado, mas não é viável devido ao tempo de processamento relativamente grande. Com isso temos que esse método é válido somente para redes muito pequenas e em caso de computadores muito poderosos.

Os Algoritmos Genéticos geram uma classe completa de alternativas de soluções próximas ao ponto ótimo. Uma destas alternativas pode efetivamente ser superior à solução ótima, baseando-se em aspectos não quantitativos, tais como confiabilidade, critérios de qualidade de água e operação da rede. Este é o maior benefício de método dos algoritmos genéticos. A técnica dos algoritmos genéticos em sua gênese e posteriormente em seu desenvolvimento pode proporcionar um aperfeiçoamento nesta busca para problemas práticos. Resultados apresentados no trabalho mostraram que os algoritmos genéticos são eficientes na busca da mais próxima ou da melhor solução para o caso das redes estudadas. (SIMPSON, DANDY e MURPHY, 1994).

SAVIC e WALTERS (1997) desenvolveram um modelo computacional para solução de problemas de rede de água de custo mínimo, o modelo foi chamado de GANET. Nesse modelo os algoritmos genéticos foram introduzidos em sua forma original, fazendo-se apenas alguns ajustes nos parâmetros para a efetivação de sua aplicação. Para ilustrar a capacidade de funcionamento do modelo três problemas publicados foram resolvidos.

GAMBALE (2000) apresentou uma revisão bibliográfica, uma análise crítica dos modelos de otimização e dos algoritmos de calibração de redes de distribuição de água até então desenvolvidos, comparando-os à técnica dos algoritmos genéticos.

SILVA et AL (2001) realizaram uma aplicação do método para a seleção de locais para coleta de dados de campo com o propósito de calibração de modelos de redes de distribuição de água. O método foi aplicado em uma rede hipotética e em um setor da rede de distribuição de água da cidade de São Carlos em São Paulo. Os resultados obtidos para a rede teórica mostraram-se consistentes, mesmo partindo de estimativas distintas para os coeficientes de rugosidade a serem determinados pela calibração. Para uma rede real foram obtidos resultados coerentes com os apresentados no mesmo trabalho original.

CALIMAN et AL (2001) utilizou a técnica dos algoritmos genéticos para minimizar as perdas físicas de água em redes de distribuição de água.

GAMEIRO (2003) aplicou a técnica dos algoritmos genéticos em redes de distribuição de água, avaliando a qualidade do conjunto de soluções produzido pelo algoritmo genético e comparando os resultados obtidos quanto ao custo, permitindo escolher o melhor conjunto de soluções.

ALENCAR NETO (2003) desenvolveu um modelo computacional que utiliza a técnica dos algoritmos genéticos para trabalhar em redes de água. Seu resultado obtido é comparado a outros métodos numéricos, em especial ao método de Morgan.

PINNTO (2009) resolveu um problema de otimização da remediação de águas subterrâneas utilizando o algoritmo evolucionário MINPGA (*Multi-objective and Multi-population Pareto Genetic Algorithm*), um algoritmo multi-objetivo (custo versus eficiência da remediação) e multi-população (ilhas executando simultaneamente o algoritmo).

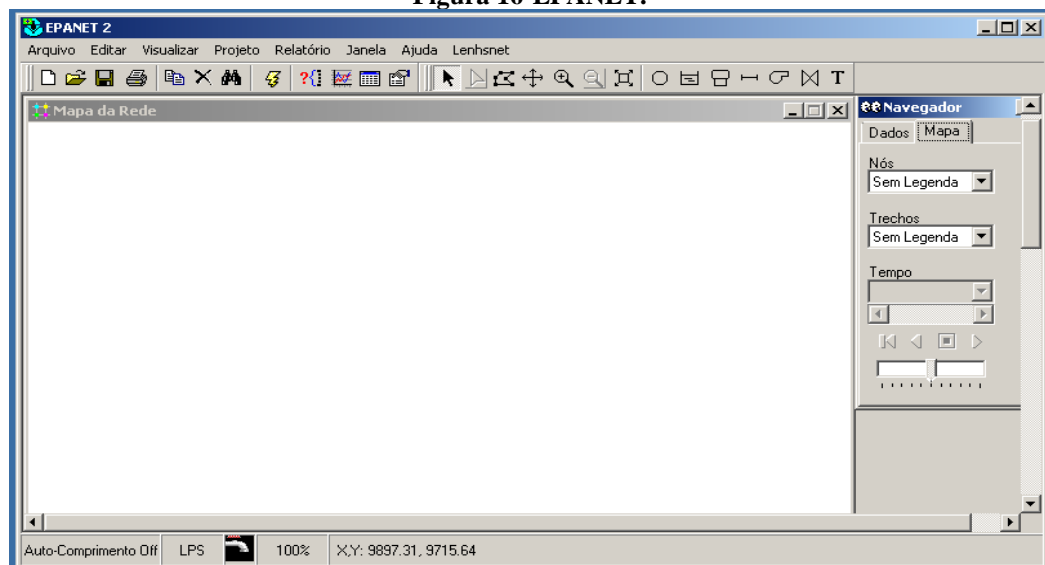
5 OS PROGRAMAS

Neste capítulo será feita uma abordagem com relação aos programas envolvidos neste trabalho. Os programas envolvidos neste trabalho são: UFC-4 (Otimização por Algoritmo Genético) e LENHSNET. Os dois programas são associados ao EPANET.

5.1 EPANET

O EPANET é um programa de computador que permite executar simulações estáticas e dinâmicas do comportamento hidráulico e de qualidade da água em redes de distribuição pressurizadas. O EPANET permite obter os valores de vazão em cada tubulação, da pressão em cada nó, da altura da água em cada reservatório de nível variável e da concentração de espécies químicas através da rede durante o período de simulação, subdividido em intervalos de cálculo. O EPANET foi desenvolvido pela U.S. Environmental Protection Agency (EPA) que é a agência estatal norte-americana encarregada pelo Congresso dos Estados Unidos da América de proteger os seus recursos naturais (terra, ar e recursos hídricos). Em ambiente Windows, o EPANET fornece uma interface gráfica (FIGURA 16) integrada para editar dados de entrada da rede, executar simulações hidráulicas e de qualidade da água e visualizar os resultados em vários formatos.

Figura 16-EPANET.



Por ser um software de domínio público, ou seja, que pode ser copiado e distribuído legalmente é o programa de modelagem hidráulica e de qualidade de água mais empregado no

mundo; é encontrado em versões de vários idiomas e seu número de usuários aumenta cada vez mais devido a sua facilidade de uso.

Dentre as capacidades de modelagem hidráulica do EPANET pode-se citar:

- a) Número ilimitado de componentes de uma rede a ser analisada;
- b) O cálculo da perda de carga é feito pelas fórmulas de Hazen-Williams, Darcy-Weisbach ou Chezy-Manning;
- c) Faz considerações de perdas de cargas secundárias (curvas, alargamentos, etc.);
- d) Modelagem de bombas de velocidade constante ou variável;

O EPANET disponibiliza um toolkit (kit de ferramentas) para programadores trabalharem com o programa de acordo com as suas necessidades. Esse toolkit é uma (DLL: dynamic link library) com várias funções que fazem parte do programa. Essas funções podem ser incorporadas em aplicações de Windows 32-bits escritas em C, C++, Delphi, Pascal, Visual Basic, ou outra linguagem que pode se comunicar com funções dentro de uma DLL do Windows. Essa biblioteca conta com mais de 50 funções, funções estas que estão relacionadas com a manipulação de dados gerados pelo EPANET, essa manipulação está relacionada com salvar e modificar dados gerados pelo EPANET em outros formatos de acordo com a sua necessidade.

A partir de um arquivo gerado pelo EPANET, o arquivo de saída é do tipo (.inp) pode-se trabalhar com a interface de desenho (CAD), como também com sistemas de informações geográficas (GIS).

Encontra-se no site oficial do EPANET, arquivos de ajuda do Windows explicando a utilização das funções do toolkit, o código fonte do programa em diversas linguagens, manual do programa (TABELA 8).

Tabela 8-Arquivos disponíveis para download.

Arquivo	Data
Self-extracting installation program for EPANET	3/05/2008
EPANET 2 Users Manual	9/11/2000
EPANET 2 Programmer's Toolkit Files	3/20/2008
EPANET 2 source code files	5/27/2008
List of EPANET updates and bug fixes	2/25/2008

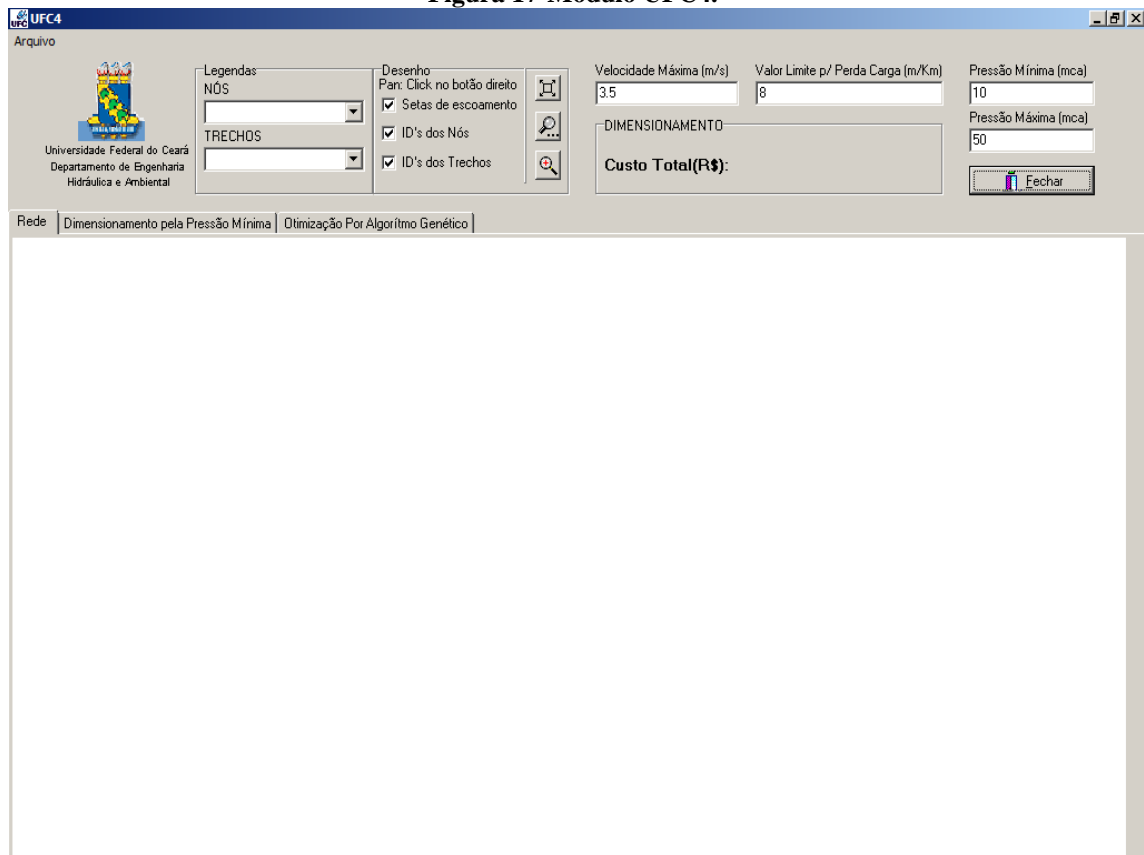
Fonte: www.epa.gov/nrmrl/wswrd/dw/epanet.html

5.2 UFC-4 (Otimização por Algoritmo Genético)

O UFC-4 (otimizador por Algoritmo genético) foi desenvolvido especificamente para aplicar a técnica dos algoritmos genéticos em redes de abastecimento de água, cujo objetivo deste cálculo é a obtenção da rede de menor custo e que satisfaz as restrições hidráulicas impostas.

Esse modelo foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação DELPHI. O motivo da escolha dessa linguagem está relacionado com a simplicidade da mesma, como também, sua interface gráfica de simples manuseio. Aproveitou-se também a disponibilidade das ferramentas disponíveis para o DELPHI pelo o EPANET, pois, existe uma biblioteca do EPANET disponível para o DELPHI.

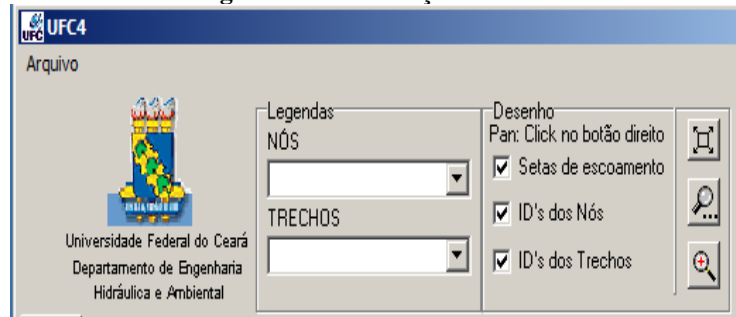
Figura 17-Módulo UFC4.



De acordo com a figura 17, o programa apresenta três abas principais: Rede, dimensionamento pela pressão mínima e otimização por algoritmo genético, na qual foi desenvolvida para o trabalho.

A aba rede se destina exclusivamente ao desenho da rede na qual será feita o estudo. As opções de visualização dos elementos da rede (FIGURA 18) dividem-se em: legendas e desenho. Na legenda, pode-se visualizar ou não as cotas, as pressões e os consumos nodais. Nos trechos pode-se visualizar ou não o comprimento, o diâmetro, a vazão e a velocidade. Com relação a ferramenta desenho pode-se mostrar ou não as setas de escoamento, o identificador dos nós e dos trechos, ou ainda ampliar, reduzir e deixar a rede no seu tamanho original caso alguma alteração tenha sido feita.

Figura 18-Visualização da rede.



O usuário do programa pode também definir as restrições de seu projeto, essas restrições podem ser na velocidade, pressão e na perda de carga (FIGURA 19).

Figura 19-Restrições no programa.

As restrições apresentadas na figura 19 são as iniciais do programa, ou seja, as recomendadas pela as regras da ABNT.

O otimizador que utiliza a técnica dos algoritmos genéticos trabalha em dois módulos: o primeiro módulo está relacionado com as rotinas de algoritmos genéticos e o segundo módulo está relacionado com os cálculos hidráulicos.

As rotinas de algoritmo genético foram: população inicial, seleção, operadores genéticos (crossover e mutação) e avaliação, na qual esta é fornecida pelo EPANET.

A tela inicial do programa que foi desenvolvido é apresentada na figura 20.

Figura 20-Módulo otimizador por AG.

Rede | Dimensionamento pela Pressão Mínima | Otimização Por Algoritmo Genético

Dados Iniciais | Redes Hidráulicamente Possíveis | Gráfico

Opções

População Inicial: 100

Tipo de Seleção: Torneio

Taxa de Crossover(%): 95

Taxa de Mutação(%): 1

Número de Gerações: 300

OTIMIZAR

Salvar inp

Salvar Gráfico

Relatório

Opções de otimização

Desconsiderar valor limite para a perda de carga

Considerar valor limite para a perda de carga após a otimização

Custo da Rede Ótima(R\$)

Trechos					Nós			

Dicas

Tempo de processamento

Pela figura 20, a aba principal dividi-se em três sub-abas: dados iniciais, Redes Hidraulicamente Possíveis e Gráfico.

A seguir serão apresentadas as sistemáticas e características principais que serão adotadas neste trabalho durante as etapas de implantação do método. As características citadas anteriormente são mostradas na figura 21, elas se encontram na aba dados iniciais em opções, esses valores podem ser alterados de acordo com o problema em questão.

Figura 21-Dados de entrada.

Opções	
População Inicial	30
Tipo de Seleção	Torneio
Taxa de Crossover(%)	95
Taxa de Mutação(%)	1
Número de Gerações	200

5.2.1 Representação dos elementos (cromossomos)

Neste trabalho, o método dos algoritmos genéticos será aplicado utilizando somente números reais para a representação dos indivíduos do cromossomo, ou seja, foi utilizada a representação real vetorial. Cada cromossomo será:

$$c_i = (D_1, D_2, \dots, D_n) \quad (5.1)$$

Onde c_i é um cromossomo qualquer e D é um dos diâmetros disponíveis para o cálculo. Para a escolha dos diâmetros, foi feita a codificação em inteiros, na qual cada diâmetro disponível esta associado a um número inteiro (TABELA 9).

Tabela 9-Diâmetros disponíveis e sua codificação.

Diâmetro (mm)	Codificação	Diâmetro (mm)	Codificação
50	1	250	6
75	2	300	7
100	3	400	8
150	4	500	9
200	5		

Considere o exemplo a seguir em que um indivíduo aleatório, foi gerado:

$$c_{14} = 1 \quad 5 \quad 5 \quad 9 \quad 3 \quad 2 \quad 4 \quad 1$$

Fazendo sua conversão para inteiros tem-se:

$$c_{14} = 50 \quad 200 \quad 200 \quad 500 \quad 100 \quad 75 \quad 150 \quad 50$$

5.2.2 População Inicial

A escolha da população inicial utilizada neste trabalho é a mais clássica e a mais fácil de implementar, é a população inicial totalmente aleatória, significa que todos os indivíduos da população de diâmetros tenham a mesma probabilidade de escolha.

Dessa forma escolheu-se n indivíduos de forma totalmente aleatória, a fim de se obter uma boa procura pelo espaço de busca.

O tamanho dessa população n afeta o desempenho e a eficiência dos algoritmos genéticos. Um valor pequeno de n significa um espaço de busca muito pequeno, já um valor muito alto para n afeta um tempo de processamento muito alto.

Neste trabalho foi adotado para o valor de n o menor valor de 20, ou seja, a população inicial de 20 indivíduos, com aumento gradativo dependendo do tamanho da rede.

5.2.3 Seleção

Como forma de seleção utilizou-se a seleção por torneio, na qual o indivíduo selecionado é aquele em que possui a melhor avaliação. Essa seleção por torneio é um torneio simples, ou seja, dois cromossomos são escolhidos aleatoriamente, aquele que possuir a melhor avaliação é selecionado.

5.2.4 Operadores genéticos

Esses operadores genéticos são: o operador de crossover e o operador de mutação. De acordo com a figura 21, esses operadores são identificados por taxa de crossover e taxa de mutação, os dois dados em porcentagem, ou seja, o valor fornecido pelo usuário automaticamente é dividido por 100.

Com relação à taxa de crossover sabe-se que: se for muito alta, elementos de bom desempenho são descartados mais rapidamente do que a seleção pode produzir aprimoramentos, se ela for muito baixa, teremos pouca busca pela exploração.

Para exemplificar a atuação do operador de crossover, considere dois cromossomos no qual será aplicado o operador de crossover.

$$\begin{array}{rcccccccc}
 c_1 = & 50 & 75 & 500 & 300 & 50 & 100 & 400 \\
 c_2 = & 500 & 300 & 100 & 100 & 50 & 50 & 200
 \end{array}$$

Considere que o ponto de corte é na 5ª posição. Os filhos serão:

$$\begin{array}{rcccccccc}
 f_1 = & 50 & 75 & 500 & 300 & 50 & 50 & 200 \\
 f_2 = & 500 & 300 & 100 & 100 & 50 & 100 & 400
 \end{array}$$

Neste trabalho a taxa de crossover foi usada no intervalo [50,100]%. Algumas alterações foram feitas de acordo com a rede em estudo.

Com relação à taxa de mutação sabe-se que: se for muito alta, haverá uma alta variabilidade dos indivíduos, dessa forma ter-se-ia algo muito aleatório. Caso essa taxa seja extremamente baixa a busca maior pelo espaço de soluções será reduzida.

Para exemplificar a atuação do operador de mutação, considere um dos filhos após a aplicação do operador de crossover visto anteriormente.

$$f_{1antes} = (50,75,500,300,50,50,200) \Rightarrow f_{1depois} = (50, \mathbf{100}, 500,300,50,50,200)$$

A atuação da mutação ocorre da seguinte maneira: um valor aleatório é escolhido pelo computador, se esse valor for menor que a taxa de mutação então o operador de mutação é aplicado, onde o diâmetro que sofreu mutação será substituído por outro da lista dos diâmetros disponíveis.

Neste trabalho a taxa de mutação usada variou no intervalo $[0,5;1]\%$, na qual incrementos de 0,1% foram realizados de acordo com o problema.

5.2.5 Critério de parada

O critério de parada utilizado neste trabalho foi o número de gerações. O número de gerações utilizado neste trabalho variou de um valor mínimo de 100 até um valor máximo de 1000. Valores extremamente altos comprometem o tempo de execução do algoritmo.

5.2.6 Função de avaliação e restrições

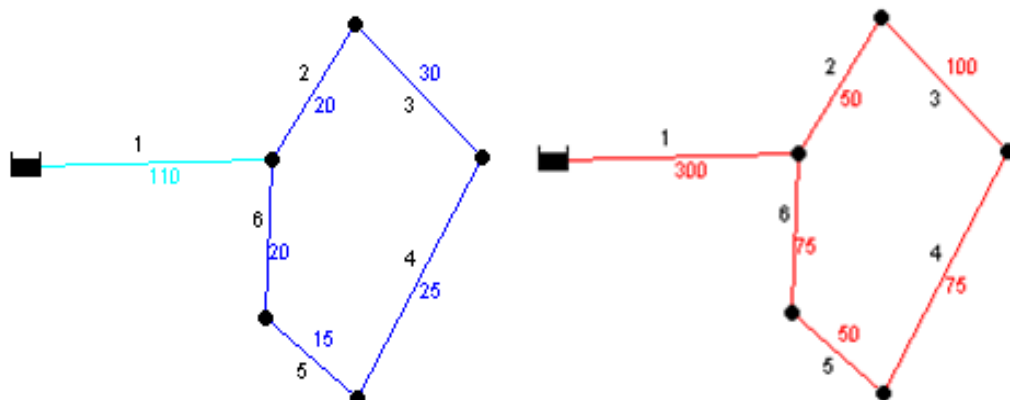
Sendo o objetivo do algoritmo genético encontrar o custo mínimo, a função de avaliação foi definida como sendo o custo total das tubulações, ela é expressa matematicamente por:

$$f(D_1, D_2, \dots, D_n) = \sum_{i=1}^n C(D_i) \cdot L_i \quad (5.2)$$

Onde $C(D_i)$ é o custo do tubo i de diâmetro D_i , cujo comprimento é L_i e n é o total de tubos do sistema. Para exemplificar a equação, considere a figura 22 em que é mostrada uma rede hipotética. Os valores em vermelho representam os diâmetros de um cromossomo da população, esse cromossomo é o vetor:

$$c_i = 300 \ 50 \ 100 \ 75 \ 50 \ 75$$

Figura 22-Rede hipotética.



Os valores em azul representam as medidas dos comprimentos dos trechos. Considere também, na tabela 10 os custos unitários relativos ao diâmetro.

Tabela 10-Custo unitário por diâmetro.

Diâmetro (mm)	Custo Unitário (u.m.)
50	1
75	2
100	3
150	4
200	5
300	6

Dessa forma, o custo do cromossomo ($c_i = (300, 50, 100, 75, 50, 75)$), é dado por:

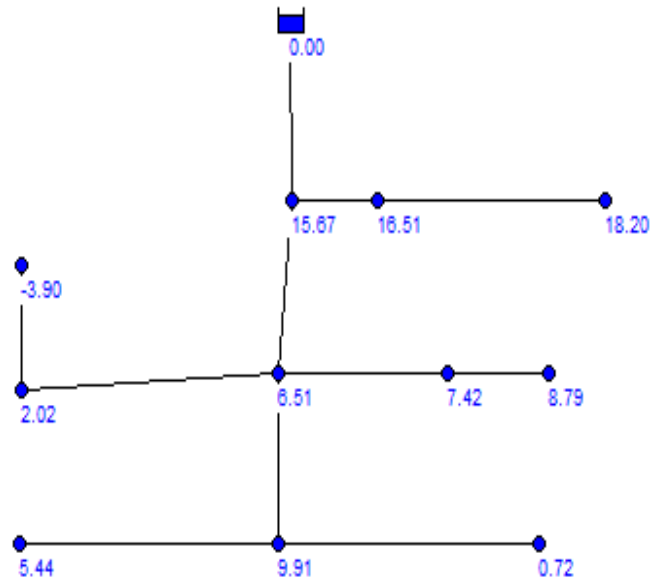
$$Custo(c_i) = \sum_{i=1}^n C(D_i) \cdot L_i = 6 \cdot 110 + 1 \cdot 20 + 3 \cdot 30 + 2 \cdot 25 + 1 \cdot 15 + 2 \cdot 20 = 875 \text{ u. m.}$$

Em redes de distribuição de água, a restrição considerada é a pressão mínima nos nós. Neste trabalho a maneira de encontrar essa restrição foi à criação de um contador do número de nós que estão com pressão acima da permitida, ou acima da que o usuário editou. Essa restrição é expressa matematicamente por:

$$R(c_i) = \sum_{j=1}^m \Delta p_i \Rightarrow \begin{cases} \Delta p_i = p_i - p_{min} = 1, \text{ se } p_i > p_{min} \\ \Delta p_i = p_i - p_{min} = 0, \text{ se } p_i < p_{min} \end{cases} \quad (5.3)$$

Onde m é o número total de nós do sistema, p_i é a pressão disponível no nó e p_{min} é a pressão mínima admissível no nó. De acordo com a equação anterior, o valor mínimo para R é zero e o máximo é o número total de nós da rede. As pressões são calculadas pelas funções disponíveis no toolkit do EPANET disponíveis para DELPHI. Ao se comparar dois cromossomos, aquele que possuir o maior valor de R , tem uma maior chance de ser selecionado. Para exemplificar a equação, considere as pressões obtidas por um dos cromossomos da população (FIGURA 23).

Figura 23-Pressões nos nós.



Adotando a pressão mínima da norma da ABNT de 10 mca, para esse cromossomo a restrição será dada por:

$$\begin{aligned}
 R(c_i) &= \sum_{j=1}^{11} \Delta p_i \\
 &= (15,67 - 10) + (16,51 - 10) + (18,20 - 10) + (6,51 - 10) \\
 &\quad + (7,42 - 10) + (8,79 - 10) + (2,02 - 10) + (-3,90 - 10) + (9,91 - 10) \\
 &\quad + (5,44 - 10) + (0,72 - 10) = 1 + 1 + 1 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 \\
 &= 3
 \end{aligned}$$

De acordo com o exemplo, esse cromossomo recebe o valor de 3 para a sua restrição. Dessa forma a seleção entre dois indivíduos é feita abordando dois módulos: o primeiro é o custo e o segundo é a restrição, logo ao compararmos duas redes, aquela que possuir o menor custo e o maior valor para a restrição será selecionada.

5.2.7 A opção OTIMIZAR

Reunindo todas as informações anteriores, será feito agora um passo-a-passo de como o programa funciona, o botão que ativa o começo do código é chamado de OTIMIZAR. A sequência é:

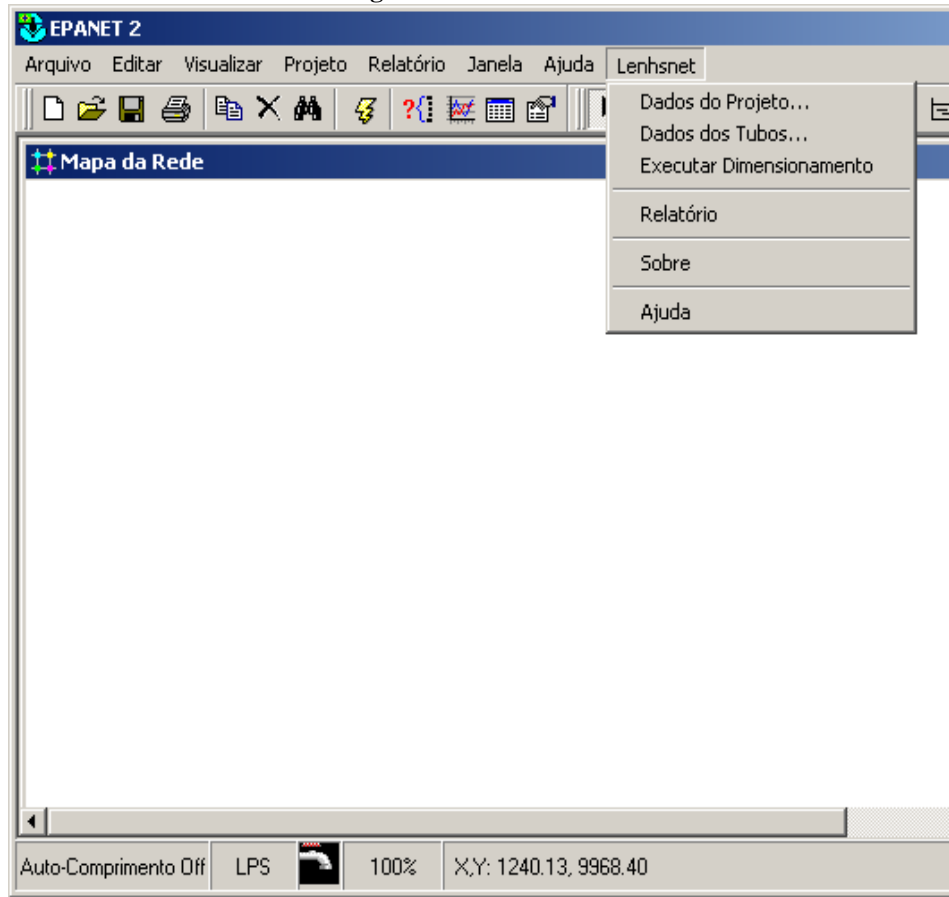
- 1) Gera-se aleatoriamente uma população inicial de cromossomos do tipo $c_i = (D_1, D_2, \dots, D_p)$, onde p é o tamanho da rede e i é o tamanho da população inicial;
- 2) Para cada um desses cromossomos gerados dois cálculos serão feitos: o custo e o valor da restrição, e com esses valores os torneios podem ser realizados;
- 3) A partir dos pais selecionados aplicam-se os operadores genéticos (crossover e mutação);
- 4) Após a aplicação desses operadores uma geração é obtida. Dentre esses cromossomos, captura-se o que possuir o menor custo que seja hidraulicamente possível (todos os nós com pressão acima da mínima).
- 5) Enquanto o critério de parada não for satisfeito (número de gerações), voltar para o passo 2.

O passo 4 é realizado da seguinte maneira: com a geração de filhos, calcula-se os custos de cada um e os indivíduos são ordenados em relação ao custo. Logo em seguida, aplica-se o cálculo hidráulico, ou seja, o teste das pressões nos nós. Começando da rede de menor custo para a de maior custo, aquela que for hidraulicamente possível (ou seja, todos os nós estão com pressão acima da mínima permitida) é capturada, a rotina de teste hidráulico para, pois o melhor indivíduo da geração foi encontrado, e seguimos para o passo 5. Com esses indivíduos capturados têm-se os cromossomos ótimos de cada geração, que são os de menor custo e que atendem as restrições hidráulicas da pressão.

5.3 O LENHSNET

Associado ao EPANET (FIGURA 24), o LENHSNET é um módulo de dimensionamento otimizado de redes. Este software tem a funcionalidade de dimensionar redes de distribuição de água, levando em consideração o custo mínimo.

Figura 24-LENHSNET.



Quando se deseja dimensionar uma rede no Epanet utilizando o Lenhsnet, primeiramente deve-se fazer o traçado da rede e colocar as informações básicas: para os nós (as cotas e demandas); para os trechos (comprimentos) e um reservatório de nível fixo (nível da água). Os diâmetros nem as rugosidades são obrigatórias inicialmente.

De acordo com a figura 24 as opções disponíveis para o módulo do Lenhsnet são: Dados do Projeto, Dados dos tubos, Executar Dimensionamento, Relatório, Sobre e Ajuda.

5.3.1 Dados do projeto

Nessa janela (FIGURA 25) é possível escolher o tipo de dimensionamento, que poderá ser através da cota piezométrica de cabeceira fixa ou variável na origem. Também é possível impor limites durante o dimensionamento otimizado de uma rede, esses limites em comparação ao algoritmo genéticos são as restrições.

Figura 25-Janela dados do projeto.

The image shows a software dialog box titled "Dados do Projeto". It is divided into several sections:

- Cota Piezométrica na Origem:** A dropdown menu currently showing "Cota Fixa".
- Trechos Ignorados:** A button labeled "Configurar...".
- Limites:** A section with three rows of radio buttons for "Sim" and "Não", and corresponding input fields:
 - Velocidade Máxima = 3.5 m/s
 - Velocidade Mínima = 0 m/s
 - Pressão Máxima = 0 mca
 - Pressão Mínima = 15 mca
- Cota de Cabeceira:** Two tabs, "Cota de Cabeceira Fixa" (selected) and "Cota de Cabeceira Variável".
- Dividir ultimo trecho para aproveitamento de pressão:** Radio buttons for "Sim" and "Não", with "Não" selected.
- Fechar:** A button at the bottom of the dialog.

5.3.2 Dados dos Tubos

Nesta tela (FIGURA 26) são inseridos os diâmetros com seus respectivos valores comerciais. Ela deve ser preenchida para que durante o processo iterativo ocorra a troca de trechos. Qualquer configuração de tubos poderá ser atribuído a tabela, assim sendo, o projetista poderá colocar apenas os diâmetros disponíveis comercialmente ou os que estão a sua disposição.

Figura 26-Configuração dos diâmetros.

Diâmetro	Rugosidade	Tipo	Custo (\$/m)

5.3.3 Executar Dimensionamento

Após os diâmetros estarem configurados, a execução do dimensionamento poderá ser realizada. Uma vez dimensionada a rede, o Epanet fornecerá como resposta a rede de tubulações com seus diâmetros finais. O Lenhsnet disponibiliza um relatório final (FIGURA 27) com o custo de implantação das tubulações, velocidades máximas e mínimas e pressões máximas e mínimas.

Figura 27-Relatório gerado.

```

-----
Lenhs UFPB
Lenhsnet - Método de Dimensionamento Econômico de Redes
-----
Pressão Mínima: 999999
Pressão Máxima: -999999

Velocidade Mínima: 0
Velocidade Máxima: 0
-----
Custo de Implantação das Tubulações: 0
-----
Memoria RAM de 1600151552 bytes
Processador : Intel(R) Pentium(R) Dual CPU T2310 @ 1.46GHz
  
```

O algoritmo do método utilizado no LENHSNET compreende um processo dinâmico e iterativo que parte de uma configuração inicial da rede, substituindo os diâmetros da rede pelos diâmetros mínimos fornecidos, na tabela de diâmetros disponíveis para o processo de dimensionamento. O algoritmo fornece as pressões máximas e mínimas e também as velocidades máximas e mínimas. Durante o processo de dimensionamento é realizado o balanceamento hidráulico da rede através do simulador hidráulico, de forma a atender às condições impostas pelas equações da conservação da massa nos nós e conservação da energia nos anéis.

Partindo de uma configuração inicial (diâmetros mínimos) o algoritmo, dinamicamente, substitui o trecho mais econômico pelo diâmetro subsequente da lista de diâmetros para dimensionamento, verificando sempre o controle das variáveis de estado, assim, cada trecho é substituído até que o processo seja finalizado com o dimensionamento otimizado e controlado.

Para que o trecho seja efetivamente substituído, verifica-se o ganho de pressão e o custo necessário para fazê-lo, só então compara os resultados e escolhe o que obtiver melhor ganho de pressão com menor custo possível. Para calcular a variação de pressão, o nó mais desfavorável da rede é escolhido para fazer a comparação antes e depois da substituição do trecho. O nó mais desfavorável refere-se ao nó com a menor pressão da rede em estudo. A razão entre a diferença de custo para a substituição do trecho e a variação de pressão resultará no gradiente de pressão (G_p) como mostra a equação 5.4.

$$G_p = \frac{C_2 - C_1}{\Delta p} \quad (5.4)$$

Onde C_1 é o custo do trecho em seu diâmetro original, C_2 é o custo do trecho no diâmetro superior ao original e Δp é a variação de pressão no nó mais desfavorável.

O processo iterativo e dinâmico para o dimensionamento funciona substituindo um trecho, pertencente a uma tabela de tubos disponíveis, pelo seu diâmetro imediatamente superior e calcula seu gradiente de pressão, então o trecho analisado retorna a sua configuração inicial de antes da análise e realiza o mesmo procedimento com os demais trechos permitidos da rede, já que existe a possibilidade de ignorar trechos no

dimensionamento. Após a análise da substituição de cada trecho será escolhido o menor gradiente de pressão (G_p^*) que corresponderá ao gradiente de pressão ótimo e assim o trecho (T^*) referente ao gradiente de pressão ótimo será efetivamente substituído. O processo é repetido enquanto os parâmetros de controle não forem atingidos.

O LENHSNET apresenta duas formas de dimensionamento, neste trabalho foi usada apenas uma forma que é a de cota piezométrica de cabeceira fixa na origem (cota fixa), nessa forma de dimensionamento o custo total do sistema corresponderá ao custo de implantação das tubulações.

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Depois de ter sido feito uma abordagem teórica dos programas que serão usados (UFC-4 e LENHSNET), nesta seção serão apresentados os resultados obtidos por cada programa, para a otimização da rede. Quatro redes foram analisadas neste trabalho.

6.1 Rede Exemplo 1

6.1.1 Descrição dos parâmetros do projeto

Para começar, será utilizada uma rede hipotética, chamada de rede simples. A rede é abastecida por um reservatório, sendo uma rede ramificada. A rede é composta por 12 nós e 11 trechos. Os dados relativos aos comprimentos de cada trecho da rede estão mostrados na tabela 11.

Tabela 11-Comprimento dos trechos da rede exemplo 1.

Trecho	Comprimento (m)
1	71,47
2	70,61
3	133,37
4	131,83
5	86,94
6	131,59
7	51,73
8	43,14
9	73,27
10	116,80
11	51,34

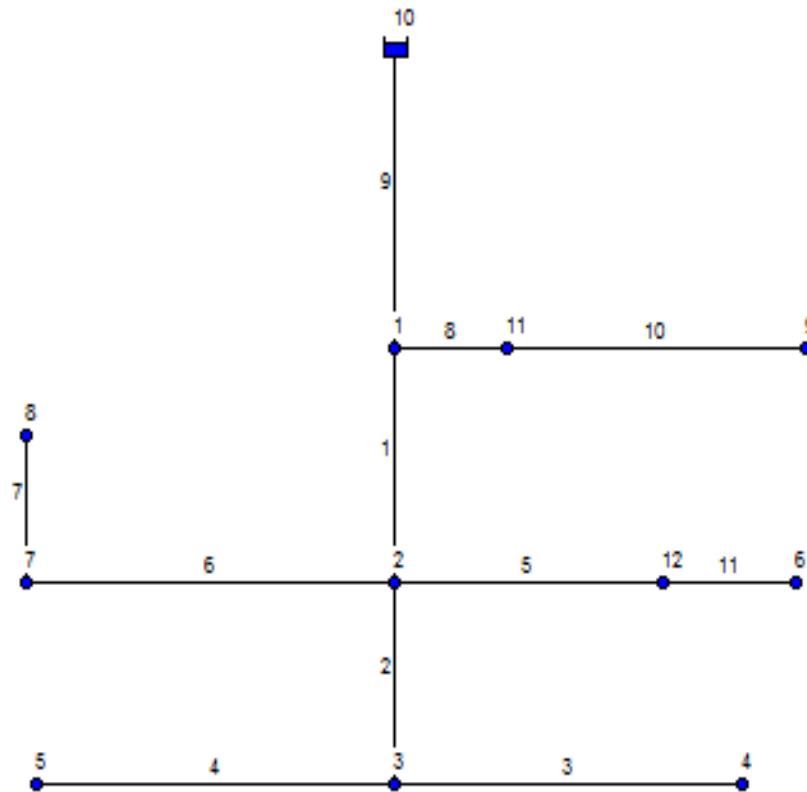
Os dados de demanda e cota geométrica referentes a cada nó estão apresentados na tabela 12.

Tabela 12-Demanda e cota geométrica para rede exemplo 1.

Nó	Cota (m)	Demanda (l/s)
1	244,16	1,2276
2	240,20	1,3380
3	235,31	1,0908
4	244,30	0,4332
5	239,58	0,4282
6	235,08	0,4491
7	244,61	0,5954
8	250,50	0,1680
9	239,95	0,51195
10 (reservatório)	260,92	##
11	241,88	0,0000
12	236,54	0,0000

A rede, a identificação dos trechos e dos nós são mostrados na figura 28. Os pontos de cor azul representam os nós da rede.

Figura 28-Rede exemplo 1.



A partir das informações, o problema pode ser descrito da seguinte maneira:

Minimizar: o custo de implantação das tubulações;
 Sujeito a: Atender das restrições hidráulicas, suprir as demandas, satisfazer a pressão mínima admissível de 10 mca.

Os diâmetros mínimos e máximos usados nesta simulação e nas outras foram: 50 mm para o mínimo e de 500 mm para o máximo. Na tabela 13 apresentam-se os 9 diâmetros disponíveis e seus respectivos custos em reais por metro da tubulação. Na tabela 13 também é apresentado a rugosidade do material e o tipo.

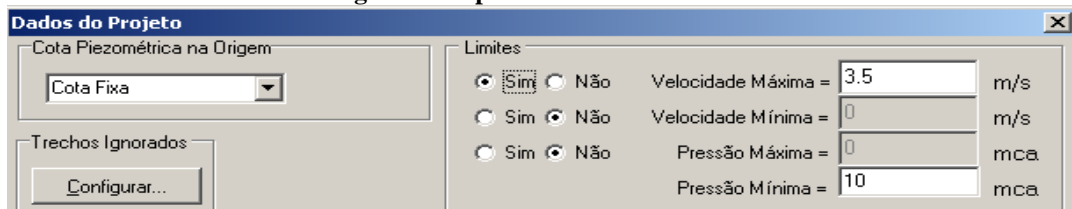
Tabela 13-Diâmetros disponíveis e suas características.

Diâmetro	Rugosidade	Tipo	Custo (R\$/m)
50	0,0015	PVC-	16,68
75	0,0015	PVC-	26,04
100	0,0015	PVC-	38,33
150	0,0015	DEFF	67,48
200	0,0015	DEFF	106,15
250	0,0015	DEFF	165,28
300	0,0015	DEFF	231,50
400	0,0015	DEFF	310,00
500	0,0015	DEFF	400,00

6.1.2 Resultados do LENHSNET

Antes de executar o código de dimensionamento do LENHSNET, deve-se configurar o programa. Duas configurações foram feitas: a primeira é com relação à cota de cabeceira fixa (FIGURA 29) e a segunda com relação aos preços e características dos diâmetros utilizados (FIGURA 30), que devem ser as mesmas nos dois programas.

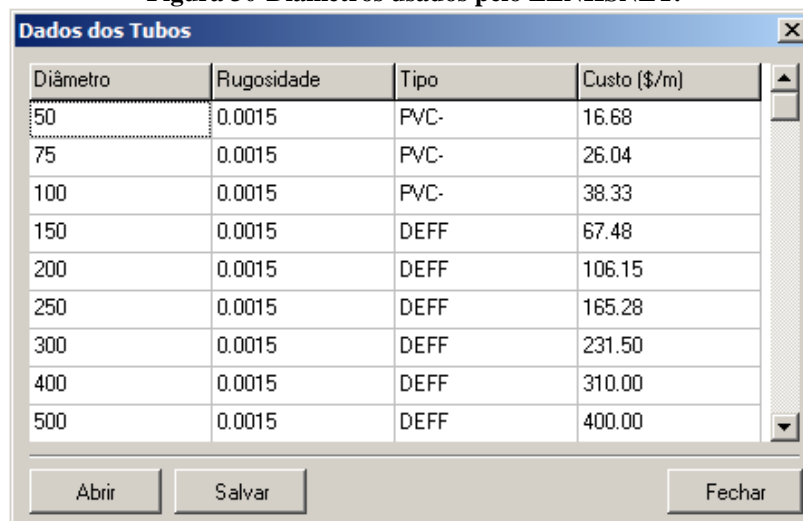
Figura 29-Tipo de dimensionamento.



As restrições de projeto são duas: velocidade e pressão. Onde a pressão mínima é de 10 mca e a velocidade máxima é de 3,5 m/s.

Com relação aos diâmetros, na figura 30 estão mostrados os tubos utilizados pelo LENHSNET com seus respectivos preços e tipos.

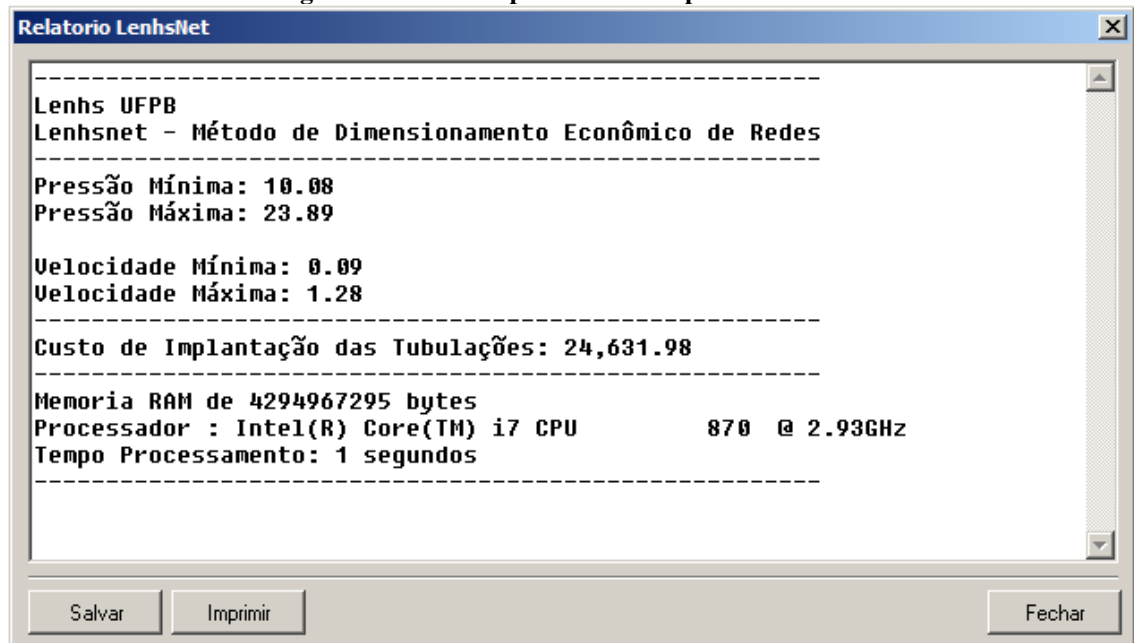
Figura 30-Diâmetros usados pelo LENHSNET.



Diâmetro	Rugosidade	Tipo	Custo (\$/m)
50	0.0015	PVC-	16.68
75	0.0015	PVC-	26.04
100	0.0015	PVC-	38.33
150	0.0015	DEFF	67.48
200	0.0015	DEFF	106.15
250	0.0015	DEFF	165.28
300	0.0015	DEFF	231.50
400	0.0015	DEFF	310.00
500	0.0015	DEFF	400.00

Agora com o programa configurado, utilizando a opção do programa **Executar Dimensionamento**, o programa apresenta o seguinte resultado:

Figura 31-Relatório para rede exemplo 1.



Pela figura 31, após a geração do relatório, verifica-se que o custo calculado por ele é de R\$ 24.631,98.

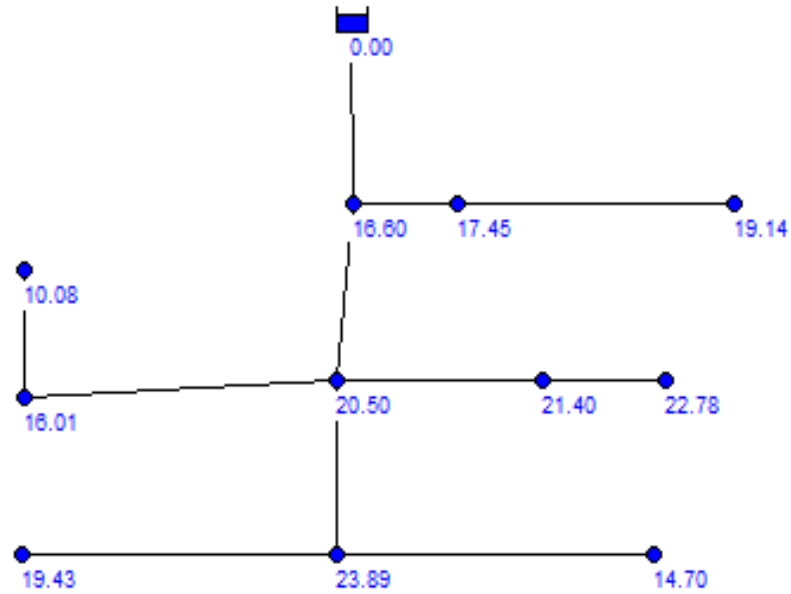
Os valores obtidos para os diâmetros, velocidades e perda de carga, ou seja, as características dos trechos estão mostradas na figura 32.

Figura 32-Valores nos trechos para rede exemplo 1 (LENHSNET).

Identificador do Trecho	Diâmetro mm	Velocidade m/s	Perda de Carga m/km
Tubulação 1	150	0.37	0.94
Tubulação 2	50	0.99	21.16
Tubulação 3	50	0.22	1.51
Tubulação 4	50	0.22	1.48
Tubulação 5	50	1.25	31.70
Tubulação 6	75	0.17	0.59
Tubulação 7	50	0.09	0.30
Tubulação 8	50	1.28	33.34
Tubulação 9	150	0.58	2.12
Tubulação 10	50	0.26	2.06
Tubulação 11	50	0.23	1.60

De acordo com a figura 32 os trechos 2, 5 e 8 estão com a perda de carga unitária acima de 8 m/km. As pressões calculadas pelos LENHSNET estão mostradas na figura 33. Os pontos de cor azul representam os nós da rede.

Figura 33-Pressões nos nós obtidas pelo LENHSNET.



6.1.3 Configurações, parâmetros e resultados do UFC4

Existem diversas possibilidades de implementação dos Algoritmos Genéticos. Essas possibilidades estão relacionadas com: tipo de representação (real ou binária), número de indivíduos da população, número de iterações, estratégias de seleção, taxas de crossover e mutação. A fim de se obter o melhor resultado para o custo de implantação das tubulações, diversas simulações foram realizadas a fim de se encontrar um valor ótimo.

Inicialmente as simulações foram feitas para se definir um bom valor para a população inicial e o número de gerações. Para a definição do tamanho da população inicial (N) e do número de gerações (G) foram realizadas simulações com um valor inicial de 20 e com incrementos de 10 em 10 na população inicial e de 50 em 50 no número de gerações, na tentativa de se encontrar um bom valor para o custo. A tabela 14 apresenta os valores dos custos obtidos para uma população inicial de 20 elementos, onde foram realizadas cinco simulações. Nessas simulações fixou-se em 100 o número de gerações.

Tabela 14-Simulação com N=20 e G=100.

Simulação	Custo (R\$)
1	30.187,87
2	31.515,75
3	34.473,68
4	29.630,34
5	33.257,55

Aumentando em 10 o tamanho da população inicial e em 50 o número de gerações, foram obtidas mais cinco simulações com seus respectivos valores (TABELA 15).

Tabela 15-Simulação com N=30 e G=150.

Simulação	Custo (R\$)
1	28.764,20
2	25.865,93
3	25.116,14
4	26.284,19
5	26.364,53

De acordo com a tabela 15, observa-se uma melhora significativa no resultado dos custos. O melhor resultado obtido na tabela 14 é de R\$ 29.630,34, já na tabela 15 o melhor é de R\$ 25.116,14.

Na tentativa de melhorar o custo, aumentou-se em 10 o valor da população inicial e em 50 o número de gerações. A tabela 16 mostra mais cinco simulações com seus respectivos valores de custo e também o tempo de processamento.

Tabela 16-Simulação com N=40 e G=200.

Simulação	Custo	Tempo de processamento
1	24.631,98	1s 794ms
2	26.249,18	1s 669ms
3	25.116,14	1s 638ms
4	24.631,98	1s 747ms
5	24.631,98	1s 653ms

De acordo com a tabela 16 percebe-se que o custo converge para o valor de R\$ 24.631,98.

Com relação à recombinação que gerou os resultados anteriormente foram: taxa de crossover de 90% e taxa de mutação de 0,9%. Dessa maneira, para a rede exemplo 1, as configurações ideais estão mostradas na figura 34.

Figura 34-Parâmetros ideais para rede exemplo 1.

Opções

População Inicial: 40

Tipo de Seleção: Torneio

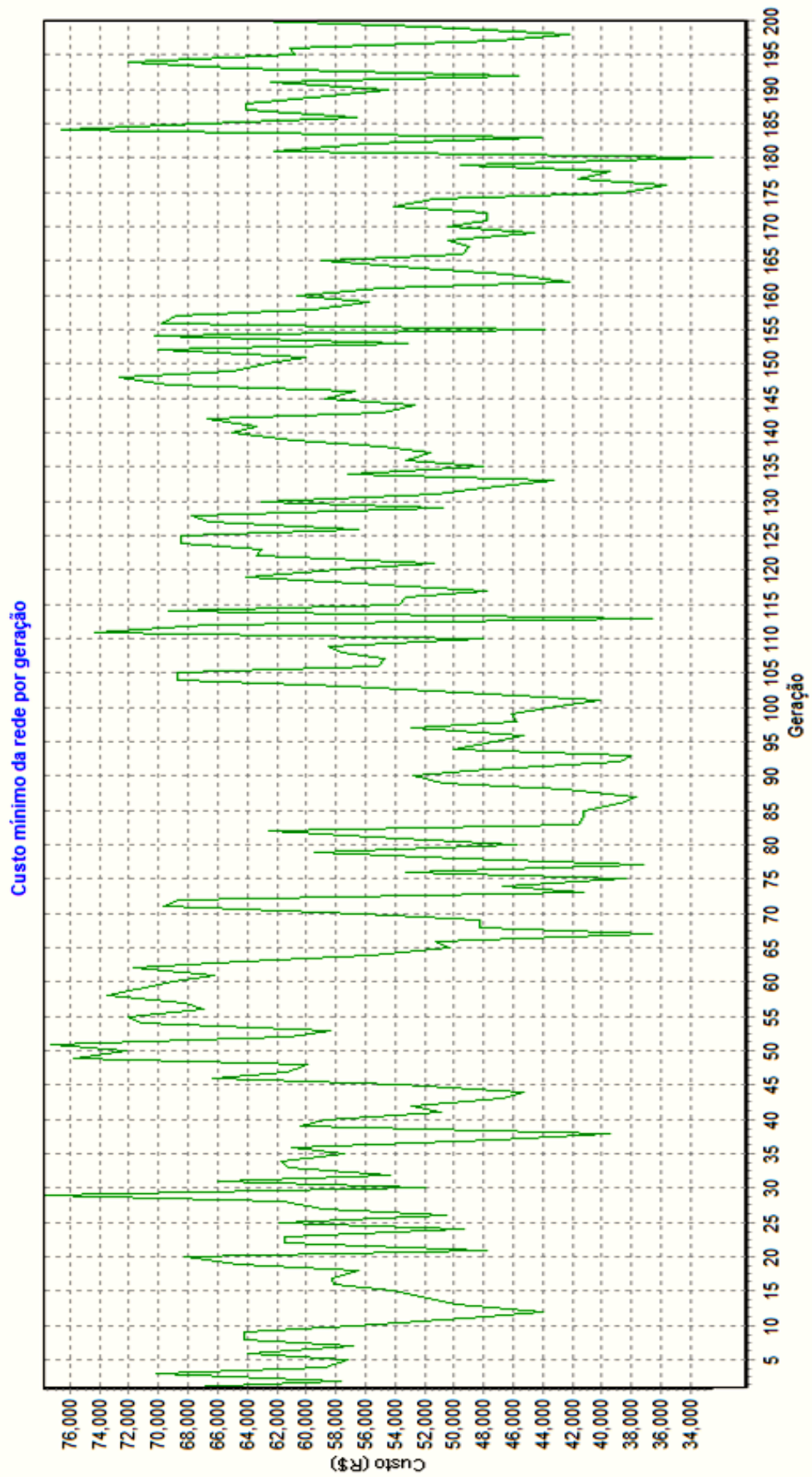
Taxa de Crossover(%): 90

Taxa de Mutação(%): 0.9

Número de Gerações: 200

Para ilustrar a influência da mutação na convergência do algoritmo, a figura 35 mostra gráfico do custo ao longo das gerações. Para a obtenção do gráfico, adotou-se como taxa de mutação o valor de 20%.

Figura 35-Gráfico obtido para altas taxas de mutação.



De acordo com o gráfico da figura 35 percebe-se que não existe uma convergência, dificultando assim obter um bom resultado.

Para verificar se o melhor valor encontrado é de R\$ 24.631,98, foram feitas mais simulações, agora aumentando significativamente a população inicial para um valor de 150 indivíduos e deixando fixos os outros parâmetros. A tabela 17 mostra os resultados das simulações.

Tabela 17-Simulação com N=150 e G=200.

Simulação	Custo	Tempo de processamento
1	24.631,98	6s 193ms
2	24.631,98	6s 240ms
3	24.631,98	6s 287ms
4	24.631,98	6s 411ms
5	24.631,98	6s 334ms

Dessa forma ficou garantido que o melhor valor encontrado foi de R\$ 24.631,98. O elevado aumento do tamanho da população não significou uma melhora no valor do custo, tendo por outro lado um aumento no tempo de processamento.

Os valores obtidos pelo programa para os trechos estão mostrados na figura 36.

Figura 36-Valores obtidos para os trechos (UFC4).

Trecos				
Trecho	Comprimento(m)	Diametro(mm)	Perda de Carga(m/km)	Velocidade(m/s)
1	71.47	150	0.94	0.37
2	70.61	50	21.16	0.99
3	133.37	50	1.51	0.22
4	131.83	50	1.48	0.22
5	86.94	50	31.70	1.25
6	131.59	75	0.59	0.17
7	51.73	50	0.30	0.09
8	43.14	50	33.34	1.28
9	73.27	150	2.12	0.58
10	116.80	50	2.06	0.26
11	51.34	50	1.60	0.23

Para verificar se as pressões atendem as normas da ABNT, considere na figura 37 que mostra as pressões obtidas nos nós.

Figura 37-Valores obtidos para os nós (UFC4).

Nós			
Nó	Cota (m)	Pressão Estática (m)	Pressao Dinâmica(mca)
1	244.16	18.88	16.60
2	240.20	22.84	20.50
3	235.31	27.73	23.89
4	244.30	18.74	14.70
5	239.58	23.46	19.43
6	235.08	27.96	22.78
7	244.61	18.43	16.01
8	250.52	12.52	10.08
9	239.95	23.09	19.14
10	241.88	21.16	17.45
11	236.54	26.50	21.40
12	260.92	2.12	0.00

De acordo com a figura 36, os trechos 2, 5 e 8 estão com perda de carga acima da limite de 8 m/km. A fim de se obter perdas de carga dentro do limite usa-se a opção do programa (Considerar valor limite para a perda de carga após a otimização) (FIGURA 38).

Figura 38-Opções de otimização do UFC4.

Opções de otimização

Desconsiderar valor limite para a perda de carga

Considerar valor limite para a perda de carga após a otimização

Todas as simulações realizadas anteriormente não consideram o valor limite para perda de carga. A opção em destaque realiza o procedimento normalmente, mudando apenas a melhor solução do problema. A mudança é no diâmetro, na qual o trecho que estiver com perda de carga acima da limite tem seu diâmetro aumentado para o próximo disponível, logo em seguida recalcula-se a perda de carga do sistema até que todos os trechos fiquem com perda de carga dentro do limite.

A tabela 18 mostra o resultado de simulações feitas com as configurações ideais mostradas na figura 34, na qual agora é usada a segunda opção de otimização, na busca de se encontrar todos os trechos com perda de carga abaixo do limite permitido.

Tabela 18-Simulação adotando o valor limite para a perda de carga.

Simulação	Custo	Tempo de processamento
1	29.274,10	1s 638ms
2	26.510,41	1s 840ms
3	26.510,41	1s 591ms
4	31.061,90	2s 340ms
5	26.510,41	1s 779ms

Dessa forma o melhor custo encontrado com as restrições tanto de pressão e de perda de carga foi de R\$ 26.510,41. Esse aumento no preço está relacionado com o aumento do diâmetro do trecho. A figura 39 mostra os valores obtidos para os trechos como também para os nós.

Figura 39-Melhor resultado levando em consideração a perda de carga.

Opções de otimização					Custo da Rede Ótima(R\$)			
<input type="radio"/> Desconsiderar valor limite para a perda de carga <input checked="" type="radio"/> Considerar valor limite para a perda de carga após a otimização					26510.41			
Trechos					Nós			
Trecho	Comprimento(m)	Diametro(mm)	Perda de Carga(m/km)	Velocidade(m/s)	Nó	Cota (m)	Pressão Estática (m)	Pressao Dinâmica[mca]
1	71.47	150	0.94	0.37	1	244.16	18.88	16.60
2	70.61	75	3.05	0.44	2	240.20	22.84	20.50
3	133.37	50	1.51	0.22	3	235.31	27.73	25.17
4	131.83	50	1.48	0.22	4	244.30	18.74	15.98
5	86.94	75	4.56	0.55	5	239.58	23.46	20.71
6	131.59	75	0.59	0.17	6	235.08	27.96	25.14
7	51.73	50	0.30	0.09	7	244.61	18.43	16.01
8	43.14	75	4.79	0.57	8	250.52	12.52	10.08
9	73.27	150	2.12	0.58	9	239.95	23.09	20.37
10	116.80	50	2.06	0.26	10	241.88	21.16	18.68
11	51.34	50	1.60	0.23	11	236.54	26.50	23.76
					12	260.92	2.12	0.00

De acordo com a figura todos os trechos estão com perda de carga abaixo da limite de 8 m/km, como também todas as pressões acima da mínima de 10 mca.

6.1.4 Comparação dos resultados para rede exemplo 1

Neste exemplo, com 11 trechos e 9 diâmetros disponíveis, o espaço total de soluções é de $9^{11} = 31\,381\,059\,609$ (31 bilhões, 381 milhões, 59 mil e 609) configurações de rede. Na simulação do algoritmo genético que o obteve seu melhor resultado, o total de funções objetivos avaliadas (configurações de rede) corresponde produto do número de elementos da população (N) pelo número de gerações (G), portanto nesse trabalho para se obter esse valor foram feitas $40 \times 200 = 8000$ validações. Esse valor (8000) corresponde a uma porcentagem desprezível em relação ao total. Dessa forma percebe-se que o algoritmo genético foi eficaz na obtenção do seu resultado.

A tabela 19 mostra uma comparação geral entre os dois métodos.

Tabela 19-Comparação dos resultados para rede exemplo1.

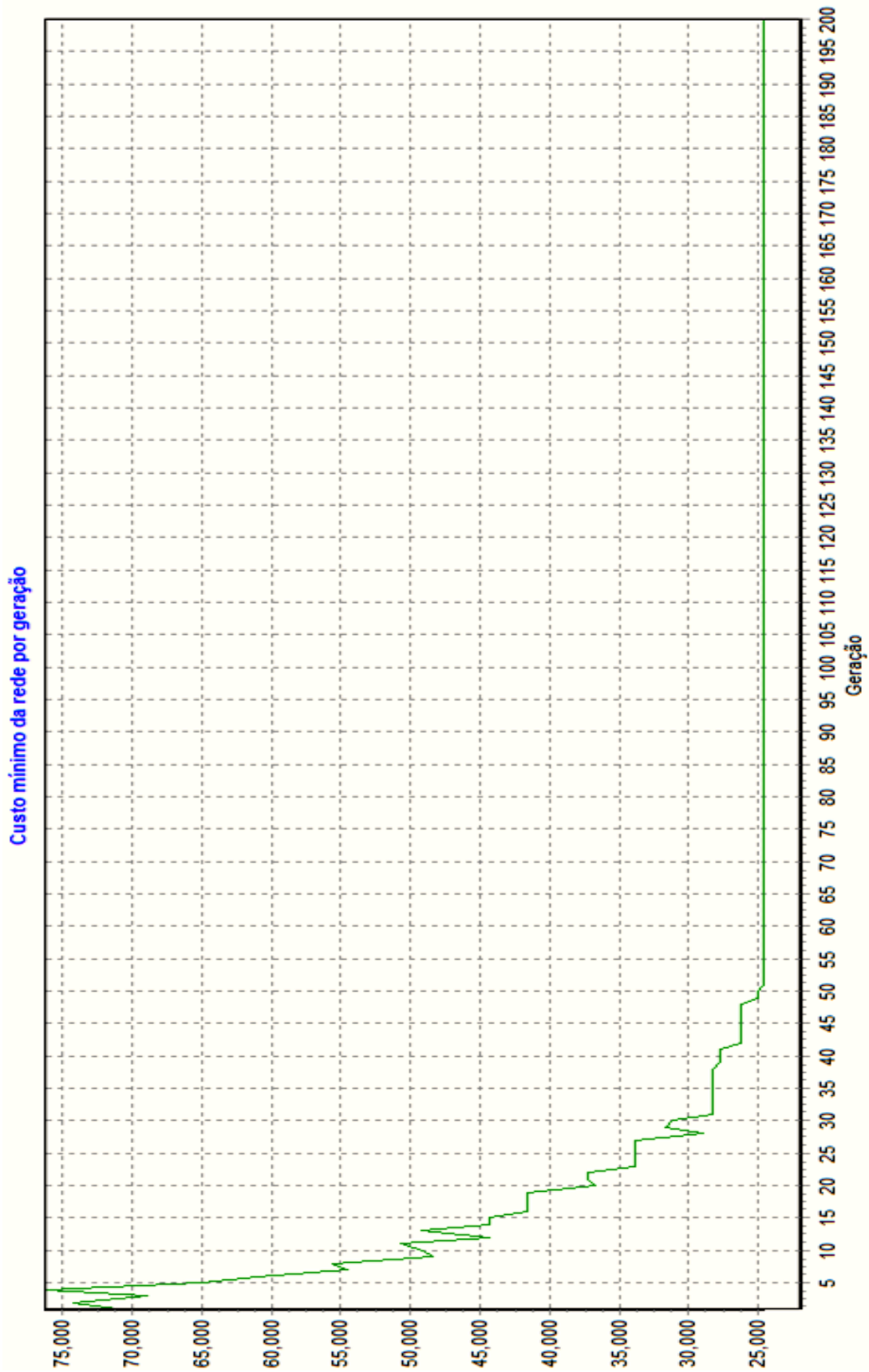
Método	Melhor Resultado (R\$)	Tempo de processamento
LENHSNET	24.631,98	1s
UFC-4	24.631,98	1s 653ms

Onde na tabela 20 não são levados em consideração às perdas de carga.

Como o LENHSNET apresenta apenas um resultado, em seu resultado não foi levada em conta a perda de carga limite. No UFC-4, levando em consideração a perda de carga limite, foi encontrado um valor ótimo para o custo de R\$ 26.510,41 e o tempo de processamento foi de 1s 591ms.

Para ilustrar como foi o processo de convergência da função objetivo para o valor ótimo, a figura 40 mostra um gráfico do processo de convergência da função objetivo para seu valor ótimo, que foi de R\$ 24.631,98.

Figura 40-Função objetivo convergindo para o melhor valor.



6.2 Rede Exemplo 2

6.2.1 Descrição dos parâmetros do projeto

A segunda rede a ser feita a comparação entre os métodos é mais uma rede hipotética chamada de rede Salitre CE. A rede é abastecida por um reservatório e é uma rede malhada e possui um total de 10 anéis. A rede é constituída por 28 trechos e 19 nós. Os dados relativos aos comprimentos da rede são mostrados na tabela 20.

Tabela 20-Comprimentos da rede exemplo 2.

Trecho	Comprimento (m)
1	112,11
2	108,53
3	112,98
4	112,01
5	117,33
6	106,90
7	114,07
8	106,90
9	112,09
10	107,90
11	107,77
12	112,98
13	108,53
14	113,85
15	108,54
16	107,98
17	114,07
18	112,09
19	112,81
20	108,54
21	111,80
22	108,54
23	112,02
24	114,19
25	107,91
26	107,68
27	108,54
28	89,29

Os dados de demanda e cota geométrica estão na tabela 21.

Tabela 21-Cota e demanda para rede exemplo 2.

Nó	Cota (m)	Consumo (l/s)
1	101,92	0,3448
2	101,57	0,7985
3	101,07	0,6975
4	101,50	0,5211
5	101,00	0,5368
6	101,31	0,7037
7	102,81	0,5203
8	102,62	0,5139
9	101,44	0,6891
10	101,35	0,5222
11	101,60	0,5066
12	101,42	0,6832
13	101,64	0,5147
14	101,41	0,3475
15	101,14	0,5157
16	101,73	0,5209
17	101,46	0,3443
18	100,46	0,3378
19 (reservatório)	112,91	-

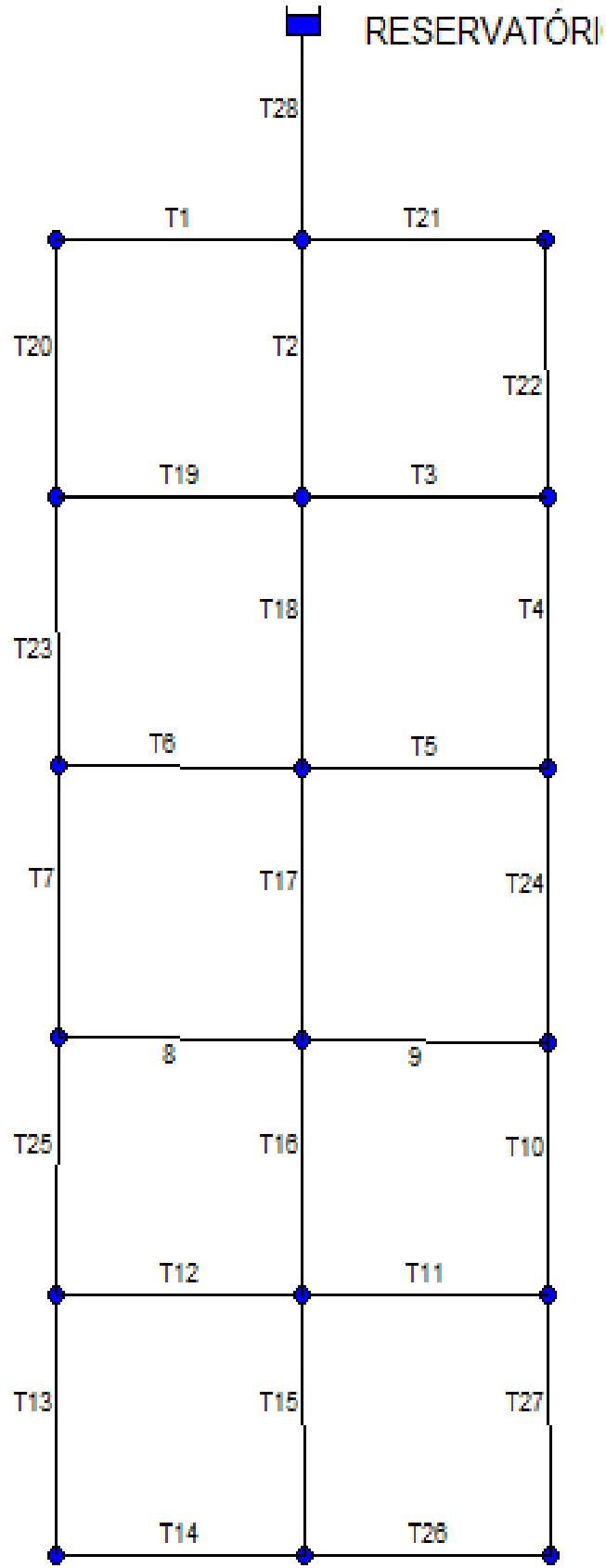
Os diâmetros que serão utilizados para os cálculos serão os mesmos usados no exemplo da rede 1, com o mínimo sendo de 50 mm e o máximo de 500 mm.

A partir dos dados da rede, o problema formulado é:

<p>Minimizar: o custo de implantação das tubulações; Sujeito a: atender as restrições hidráulicas, suprir as demandas, obter para pressão mínima o valor de 10 mca</p>

A figura 41 mostra a rede na qual será feita o estudo, os trechos são identificados por T_i onde i é o número do trecho e os nós são os pontos de cor azul.

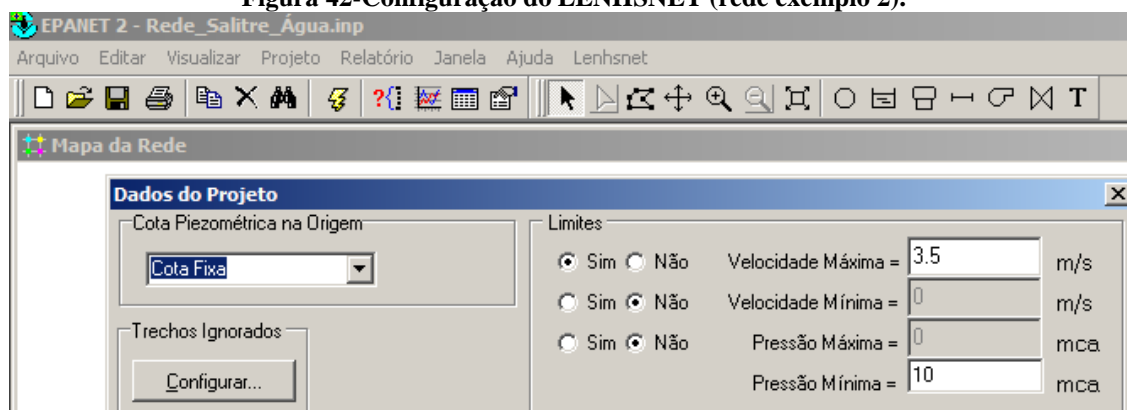
Figura 41-Rede exemplo 2.



6.2.2 Configurações e resultados do LENHSNET

Para o LENHSNET realizar seu processo de otimização ele primeiramente deve ser configurado. Novamente as configurações utilizadas foram: cota de cabeceira fixa (FIGURA 42) e os diâmetros (FIGURA 43).

Figura 42-Configuração do LENHSNET (rede exemplo 2).



De acordo com a figura 42, as restrições para a velocidade e pressão são respectivamente de 3,5 m/s e 10 mca.

Figura 43-Diâmetros utilizados pelo LENHSNET (rede exemplo 2).

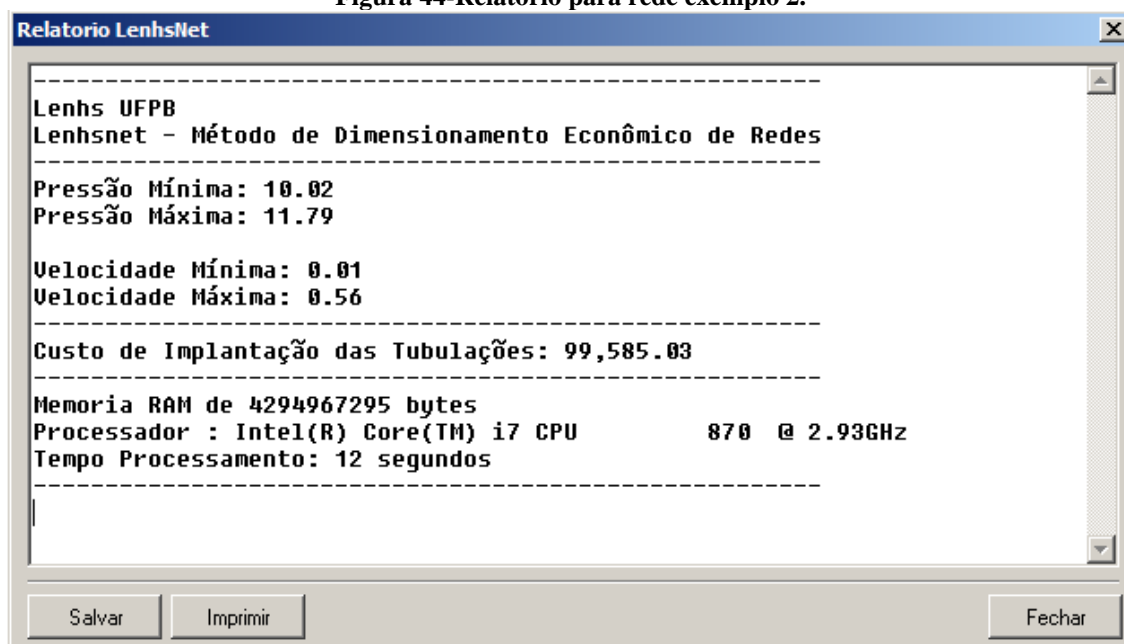
The screenshot shows the 'Dados dos Tubos' dialog box with a table of pipe data. The table has four columns: Diâmetro, Rugosidade, Tipo, and Custo (\$/m). The data is as follows:

Diâmetro	Rugosidade	Tipo	Custo (\$/m)
50	0.0015	PVC-	16.68
75	0.0015	PVC-	26.04
100	0.0015	PVC-	38.33
150	0.0015	DEFF	67.48
200	0.0015	DEFF	106.15
250	0.0015	DEFF	165.28
300	0.0015	DEFF	231.50
400	0.0015	DEFF	310.00
500	0.0015	DEFF	400.00

At the bottom of the dialog box are buttons for 'Abrir', 'Salvar', and 'Fechar'.

Com o programa configurado, utilizando a opção executar dimensionamento, o relatório obtido pelo LENHSNET para rede exemplo 2 (rede Salitre CE) é mostrado na figura 44.

Figura 44-Relatório para rede exemplo 2.



Para essa rede o custo foi de R\$ 99.585,03 e o tempo de processamento foi de 12 segundos.

Os diâmetros, as velocidades e as perdas de carga nos trechos estão mostradas na tabela 22.

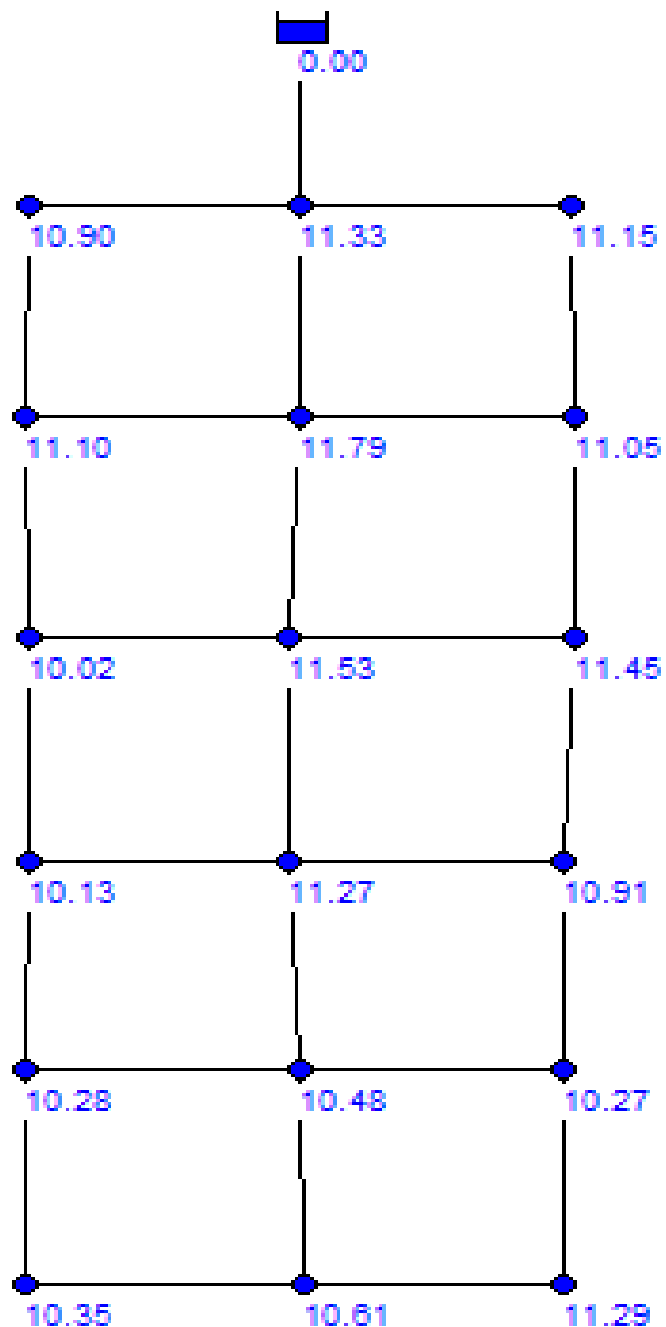
Tabela 22-Resultados obtidos pelo LENHSNET para os trechos.

Trecho	Diâmetro (mm)	Velocidade (m/s)	Perda de Carga (m/km)
1	50	0,13	0,63
2	200	0,25	0,34
3	50	0,31	2,70
4	50	0,17	0,92
5	50	0,35	3,29
6	150	0,11	0,11
7	100	0,23	0,67
8	50	0,09	0,34
9	50	0,39	4,08
10	50	0,36	3,58
11	50	0,08	0,25
12	50	0,08	0,24
13	50	0,22	1,53
14	50	0,05	0,06
15	50	0,21	1,35
16	50	0,56	7,57
17	100	0,30	1,09
18	200	0,18	0,19
19	100	0,13	0,24
20	50	0,04	0,06
21	50	0,30	2,53
22	50	0,12	0,54
23	100	0,05	0,05
24	50	0,24	1,71
25	50	0,56	7,67
26	50	0,01	0,01
27	50	0,18	1,09
28	250	0,20	0,16

De acordo com a tabela 22 todos os trechos apresentam perda de carga abaixo da máxima permitida.

Para verificar se atende a condição de pressão, a figura 45 mostra a rede exemplo 2 com as pressões calculadas em seus nós.

Figura 45-Pressões obtidas pelo LENHSNET para rede exemplo 2.



De acordo com a figura, todas as pressões obtidas pelo LENHSNET estão acima da mínima permitida.

6.2.3 Configurações, parâmetros e resultados do UFC-4

Sendo uma rede de maior número de trechos que a rede exemplo 1, começou-se a utilização do algoritmo genético com uma população inicial (N) de 50 indivíduos com aumentos de 50 após a realização de 5 simulações. Para o número de gerações (G) adotou-se como valor inicial de 150 gerações, esse valor foi aumentado de 50 unidades até um valor final de 250 gerações.

Na tabela 23 é apresentado o resultado de 5 simulações para a população inicial de 50 indivíduos e 150 para o número de gerações.

Tabela 23-Simulação rede exemplo2 para N=50 e G=150.

Simulação	Custo (R\$)	Tempo de processamento
1	109.741,28	3s 479ms
2	105.205,17	3s 698ms
3	95.007,19	3s 401ms
4	105.564,63	3s 526ms
5	103.575,11	3s 526ms

Aumentando em 50 o tamanho da população inicial e também em 50 o número de gerações, afim de se obter melhores valores a tabela 24 mostra o resultado de mais 5 simulações.

Tabela 24-Simulação para rede exemplo2 para N=100 e G=200.

Simulação	Custo (R\$)	Tempo de processamento
1	93.315,64	8s 939ms
2	98.608,81	9s 48ms
3	102.468,96	9s 423ms
4	95.710,20	8s 892ms
5	93.315,64	9s 23ms

Da tabela 24 pode-se verificar um bom valor apareceu em duas simulações (R\$ 93.315,64). Na tentativa de procurar melhores valores, fez-se então um último ajuste dos parâmetros, na qual se aumentou em mais 50 a população inicial e também em 50 o número de gerações. Os resultados estão mostrados na tabela 25.

Tabela 25-Simulação da rede exemplo 2 para N=150 e G=250.

Simulação	Custo (R\$)	Tempo de processamento
1	94.506,94	17s 253ms
2	96.645,29	16s 958ms
3	93.315,64	16s 599ms
4	95.648,74	17s 519ms
5	93.315,64	17s 191ms

De acordo com a tabela 25, depois das simulações realizadas, o melhor valor encontrado para o custo foi de R\$ 93.315,64. Os valores encontrados pelo UFC-4 para os trechos estão mostrados na tabela 26.

Tabela 26-Resultado encontrado pelo UFC-4 para rede exemplo 2 (trechos).

Trecho	Diâmetro (mm)	Perda de Carga (m/km)	Velocidade (m/s)
1	50	1,13	0,19
2	200	0,33	0,25
3	50	2,92	0,32
4	50	1,15	0,19
5	50	3,70	0,37
6	150	0,22	0,16
7	100	0,93	0,28
8	50	1,90	0,25
9	50	3,30	0,35
10	50	3,64	0,37
11	50	0,21	0,07
12	50	0,37	0,10
13	50	1,60	0,23
14	50	0,08	0,05
15	50	1,30	0,20
16	50	6,85	0,53
17	75	2,92	0,43
18	200	0,22	0,20
19	50	0,82	0,15
20	50	0,01	0,01
21	50	2,67	0,31
22	50	0,62	0,13
23	50	0,39	0,10
24	50	2,36	0,29
25	50	8,35	0,59
26	50	0,01	0,01
27	50	1,07	0,18
28	250	0,16	0,20

De acordo com a tabela 26 apenas um trecho apresenta perda de carga acima da limite. Sendo que o LENHSNET não apresenta nenhum trecho com perda de carga acima da limite, então procurou-se encontrar valores ótimos, todos com perda de carga abaixo da limite. Foi feita uma série de simulações, mas agora levando em consideração a perda de carga. A tabela 27 mostra algumas dessas melhores simulações.

Tabela 27-Resultado para rede exemplo 2 levando em conta a perda de carga.

Simulação	Custo (R\$)	Tempo de processamento
1	94.453,42	17s 300ms
2	93.315,64	16s 910ms
3	96.083,82	23s 72ms
4	95.478,96	17s 830ms
5	94.453,42	16s 645ms

As configurações adotadas no algoritmo foram $N = 150$ e $G = 250$. Agora todos os trechos estão com perda de carga abaixo da limite e podemos compará-las de “igual para igual”. Dessa forma são apresentados na tabela 28 os parâmetros responsáveis pela configuração ótima da rede exemplo 2.

Tabela 28-Configurações ótimas encontradas pelo UFC-4 para rede exemplo 2.

Trecho	Diâmetro (mm)	Perda de carga (m/km)	Velocidade (m/s)
1	50	0,53	0,12
2	200	0,34	0,25
3	50	2,97	0,33
4	50	1,22	0,19
5	50	3,49	0,36
6	50	0,43	0,11
7	50	1,62	0,23
8	75	0,94	0,23
9	50	5,62	0,47
10	75	0,86	0,21
11	50	0,03	0,02
12	50	0,02	0,01
13	50	1,31	0,20
14	50	0,03	0,03
15	50	1,33	0,20
16	50	6,72	0,52
17	150	0,34	0,21
18	150	0,55	0,27
19	150	0,10	0,10
20	50	0,10	0,06
21	50	2,71	0,31
22	50	0,64	0,13
23	150	0,05	0,07
24	50	2,27	0,28
25	50	5,78	0,48
26	50	0,04	0,03
27	50	1,31	0,20
28	200	0,48	0,31

Agora nenhum trecho apresenta perda de carga acima da limite de 8 m/km. Para verificarmos também se as pressões estão de acordo com a norma, a tabela 29 mostra as pressões nos nós.

Tabela 29- Características ótimas dos nós para rede exemplo 2.

Nó	Pressão Estática	Pressão Dinâmica
1	20,49	10,85
2	20,84	11,33
3	21,34	11,79
4	20,91	11,03
5	21,41	11,40
6	21,10	11,52
7	19,60	10,00
8	19,79	10,08
9	20,97	11,06
10	21,06	10,78
11	20,81	10,14
12	20,99	10,34
13	20,77	10,16
14	21,00	10,22
15	21,27	10,48
16	20,68	11,04
17	20,95	11,14
18	21,95	11,16
19	9,50	0,00

De acordo com a tabela percebe-se que todas as pressões (dinâmicas) estão de acordo com a norma que é acima de 10 mca.

6.2.4 Comparação dos resultados para a rede exemplo 2

Na rede exemplo 2, que possui um total de 28 trechos e como foi usado um total de 9 diâmetros, o espaço de soluções é $9^{28} = 523\ 347\ 633\ 027\ 360\ 537\ 213\ 511\ 521$ diferentes configurações de rede. Para o algoritmo genético, o total de funções objetivo avaliadas foi de $150 \times 250 = 37500$. Essas validações representam um espaço de busca muito pequeno em relação ao total. Mais uma vez o algoritmo genético na busca do valor ótimo teve um bom desempenho.

A tabela 30 mostra a comparação entre os custos e os tempos de processamento obtidos pelo LENHSNET e pelo UFC-4.

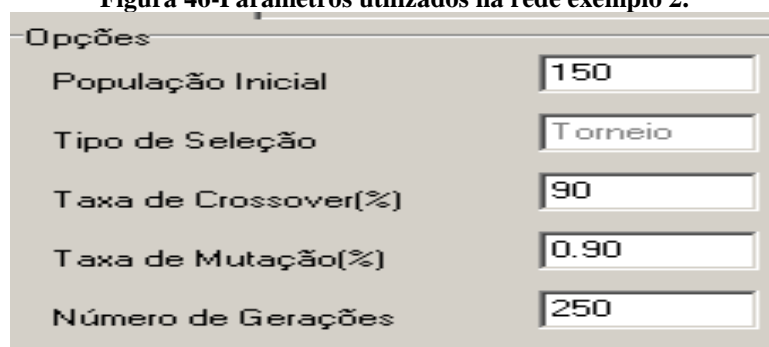
Tabela 30-Comparação dos resultados para rede exemplo 2.

Método	Custo (R\$)	Tempo de processamento
LENHSNET	99.585,03	12s
UFC-4	93.315,64	16s 910ms

De acordo com a tabela 31, para esse exemplo o UFC-4 que utiliza a técnica dos algoritmos genéticos se mostrou superior em relação ao custo, com uma diferença de R\$ 6337,00. Com relação ao tempo de processamento o LENHSNET tem uma vantagem de aproximadamente 5 segundos.

Os parâmetros utilizados na obtenção do melhor resultado do UFC4 estão mostrados na figura 46. A figura 47 mostra o gráfico da função objetivo convergindo para o melhor valor encontrado (R\$ 93.315,64) ao longo das gerações.

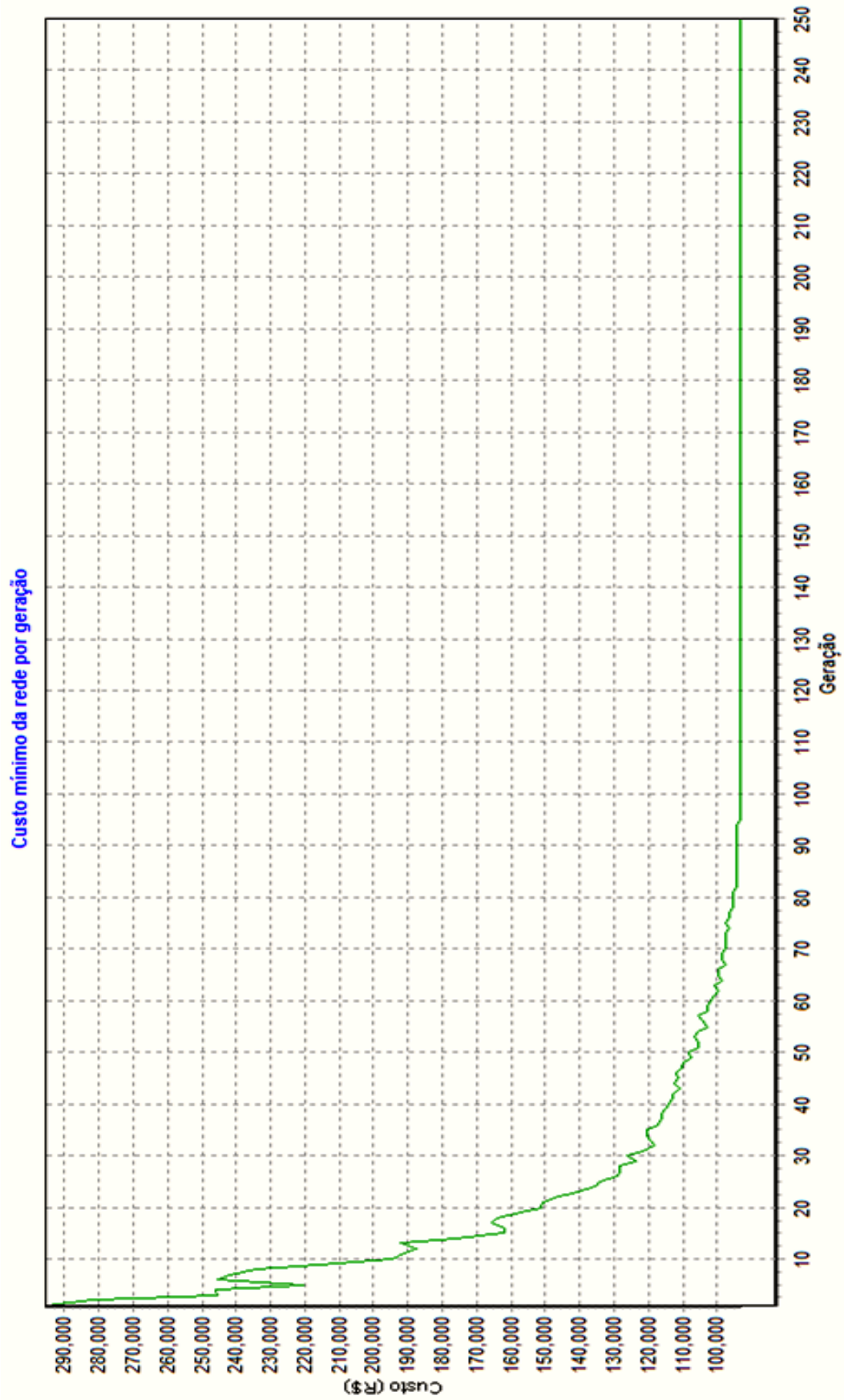
Figura 46-Parâmetros utilizados na rede exemplo 2.



Opções

População Inicial	150
Tipo de Seleção	Torneio
Taxa de Crossover(%)	90
Taxa de Mutação(%)	0.90
Número de Gerações	250

Figura 47-Convergência da função objetivo para rede exemplo 2.



6.3 Rede exemplo 3

6.3.1 Descrição dos parâmetros do projeto

A rede exemplo 3 (Bonito de Minas), é abastecida por um reservatório, composta por 45 nós e 57 trechos. A tabela 32 mostra os comprimentos dos trechos da rede exemplo 3.

Tabela 31-Comprimentos dos trechos da rede exemplo 3.

Trecho	Comprimento (m)	Trecho	Comprimento(m)
1	92,45	30	89,45
2	100,54	31	83,81
3	52,02	32	67,80
4	70,13	33	65,86
5	95,70	34	71,76
6	80,21	35	70,37
7	96,37	36	59,43
8	107,65	37	87,10
9	60,56	38	54,14
10	108,99	39	41,58
11	75,05	40	106,82
12	90,96	41	16,38
13	100,62	42	54,48
14	83,03	43	42,17
15	73,05	44	51,97
16	49,35	45	73,15
17	50,52	46	54,75
18	30,20	47	36,35
19	114,51	48	48,42
20	98,03	49	71,06
21	117,70	50	53,87
22	100,89	51	54,00
23	109,73	52	59,79
24	87,58	53	57,46
25	102,33	54	38,67
26	110,16	55	70,42
27	80,69	56	57,70
28	89,94	57	42,08
29	76,83		

Os dados de demanda e cota geométrica referentes a cada nó estão mostrados na tabela 33.

Tabela 32-Cota e demanda para os nós da rede exemplo 3.

Nó	Cota(m)	Demanda (l/s)	Nó	Cota(m)	Demanda (l/s)
1	514,66	0,4761	24	509,04	0,3867
2	512,62	0,3015	25	508,05	0,4267
3	509,70	0,2384	26	510,31	0,2369
4	509,21	0,3864	27	511,21	0,2088
5	509,07	0,4798	28	513,70	0,4173
6	508,96	0,5456	29	512,14	0,2028
7	509,31	0,5741	30	511,02	0,2290
8	507,55	0,5782	31	507,73	0,1496
9	504,23	0,3997	32	506,77	0,2575
10	503,48	0,2649	33	506,51	0,1107
11	508,12	0,4281	34	506,30	0,1510
12	506,49	0,3260	35	507,49	0,1471
13	505,57	0,4988	36	511,45	0,1998
14	510,47	0,6000	37	512,74	0,1423
15	511,14	0,2439	38	513,78	0,1324
16	510,83	0,1912	39	514,35	0,2768
17	511,25	0,1560	40	513,14	0,1686
18	511,48	0,1261	41	512,44	0,1778
19	511,86	0,2261	42	512,72	0,1832
20	512,20	0,5471	43	512,91	0,1502
21	500,28	0,3291	44	513,77	0,1704
22	502,21	0,3083	45 Res.	524,82	#N/A
23	510,04	0,3320			

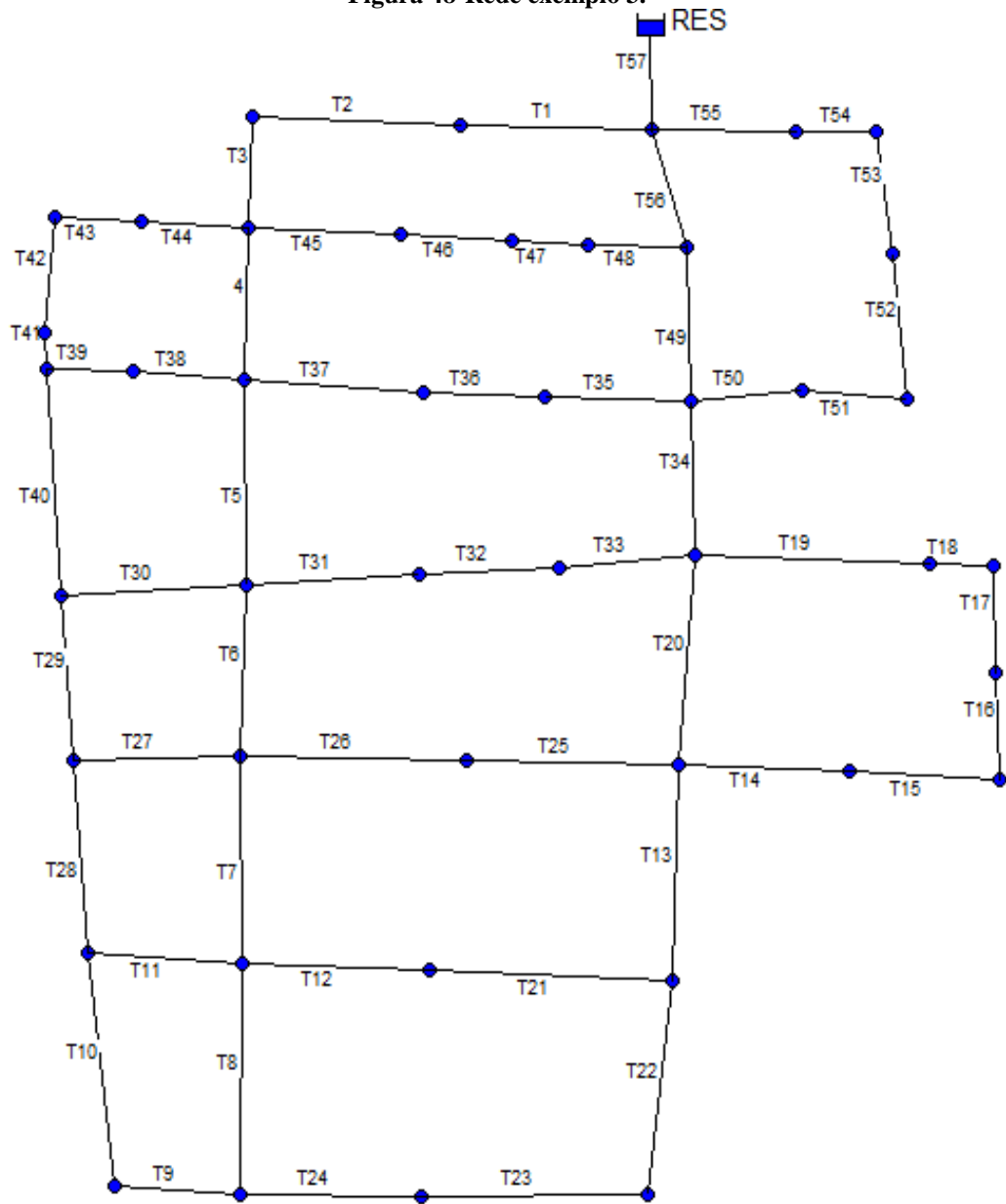
A partir das informações dadas, a formulação do problema é:

<p>Minimizar: o custo de implantação das tubulações; Sujeito a: atender as restrições hidráulicas, suprir as demandas, satisfazer a pressão mínima admissível, atender o limite máximo para perda de carga.</p>
--

Os diâmetros mínimos e máximos usados no cálculo dessa rede foram de 50 mm e de 500 mm respectivamente.

A figura 48 mostra a rede com a identificação de seus trechos e dos seus nós. Pela figura 48 cada trecho é identificado pelo elemento T_i , onde i é o trecho.

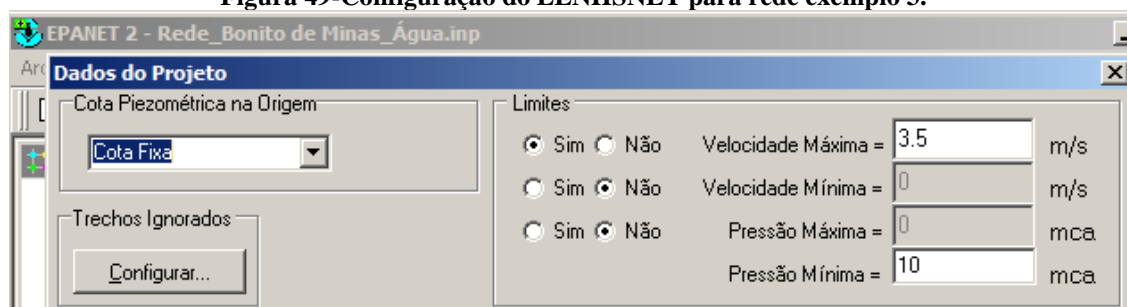
Figura 48-Rede exemplo 3.



6.3.2 Configurações e resultados do LENHSNET

Para a comparação entre os dois programas ficarem de acordo, o LENHSNET foi configurado em duas partes. A primeira é com relação ao tipo de dimensionamento (cota variável ou cota fixa) e que os diâmetros usados nos dois programas sejam os mesmos. Primeiramente configurou-se para o tipo de dimensionamento, sendo ele de cota fixa. Na figura 49 é mostrada essa configuração.

Figura 49-Configuração do LENHSNET para rede exemplo 3.



As restrições também são mostradas na figura, elas são velocidade mínima de 3,5 m/s e a pressão mínima de 10 mca.

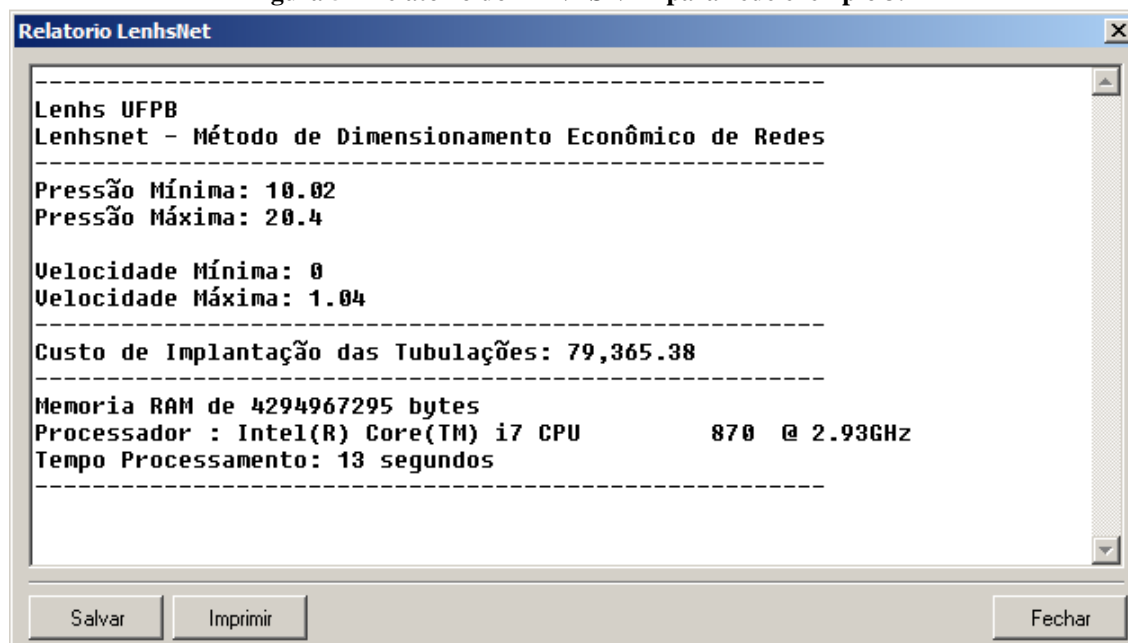
Com relação aos diâmetros, a figura 50 mostra os tubos disponíveis (já configurados) para a realização do seu cálculo de dimensionamento.

Figura 50-Configuração dos diâmetros utilizados para rede exemplo 3.

Diâmetro	Rugosidade	Tipo	Custo (\$/m)
50	0.0015	PVC-	16.68
75	0.0015	PVC-	26.04
100	0.0015	PVC-	38.33
150	0.0015	DEFF	67.48
200	0.0015	DEFF	106.15
250	0.0015	DEFF	165.28
300	0.0015	DEFF	231.50
400	0.0015	DEFF	310.00
500	0.0015	DEFF	400.00

Com o programa configurado, foi utilizada a opção **Executar Dimensionamento**, com isso o programa mostra em seu relatório (FIGURA 51).

Figura 51-Relatório do LENHSNET para rede exemplo 3.



Pela figura, percebe-se que o custo obtido por ele foi de R\$ 79.365,39 e o tempo de processamento foi de 13 segundos.

Os valores encontrados para os trechos (diâmetro, velocidade e perda de carga) estão mostrados na tabela 33.

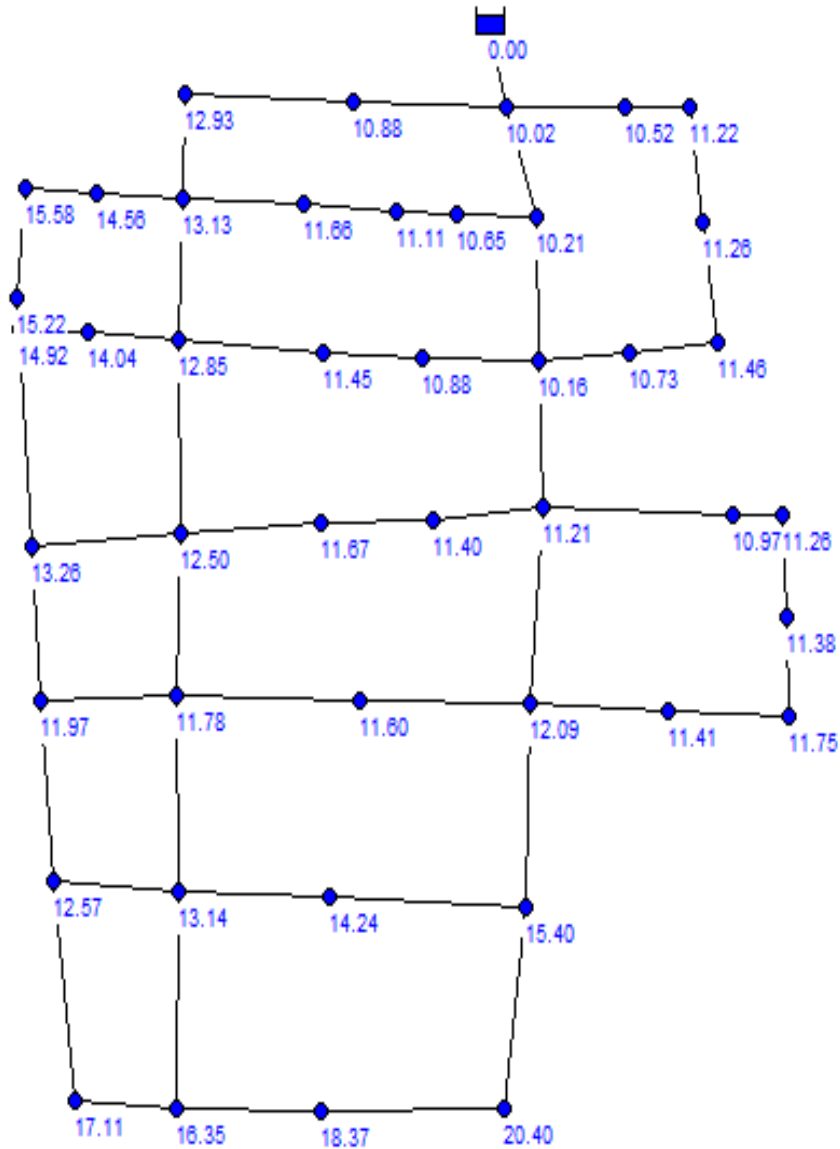
Tabela 33-Valores para os trechos dados pelo LENHSNET.

Trecho	Diâmetro (mm)	Velocidade (m/s)	Perda de Carga (m/km)	Trecho	Diâmetro (mm)	Velocidade (m/s)	Perda de Carga (m/km)
1	50	0,75	12,83	30	50	0,23	1,67
2	50	0,60	8,56	31	50	0,50	6,30
3	50	0,48	5,74	32	50	0,62	9,21
4	50	0,49	5,97	33	50	0,73	12,17
5	50	0,43	4,81	34	100	0,81	6,32
6	50	0,42	4,60	35	50	0,72	12,05
7	50	0,39	4,11	36	50	0,62	9,18
8	50	0,17	0,99	37	50	0,50	6,36
9	50	0,03	0,04	38	50	0,32	2,80
10	50	0,17	0,93	39	50	0,24	1,73
11	50	0,02	0,03	40	50	0,37	3,62
12	50	0,10	0,38	41	50	0,26	1,96
13	50	0,84	15,77	42	50	0,31	2,77
14	50	0,04	0,05	43	50	0,39	4,07
15	50	0,09	0,31	44	50	0,47	5,53
16	50	0,19	1,12	45	50	0,67	10,59
17	50	0,26	2,07	46	50	0,77	13,59
18	50	0,33	3,02	47	50	0,85	15,92
19	50	0,44	5,10	48	75	0,41	2,63
20	75	0,80	8,70	49	100	1,04	9,80
21	50	0,27	2,07	50	50	0,04	0,05
22	50	0,32	2,93	51	50	0,12	0,55
23	50	0,16	0,83	52	50	0,21	1,42
24	50	0,00	0,00	53	50	0,31	2,66
25	50	0,61	8,93	54	50	0,38	3,93
26	50	0,44	5,05	55	50	0,47	5,62
27	50	0,18	1,01	56	150	0,58	2,10
28	50	0,36	3,53	57	150	0,74	3,28
29	50	0,38	3,92	-	-	-	-

De acordo com a tabela 33, treze trechos estão com perda de carga acima da limite permitida que é de 8 m/km.

Para verificar se as pressões obtidas pelo programa atendem as condições de pressão, considere a figura 52 na qual mostra a rede com as pressões em seus nós obtidas pelo LENHSNET.

Figura 52-Pressões obtidas pelo LENHSNET para rede exemplo 3.



De acordo com a figura todas as pressões estão acima da mínima permitida, que é de 10 mca.

6.3.3 Configurações, parâmetros e resultados do UFC-4

A fim de se obter uma configuração de menor custo de implantação das tubulações e que atendam as restrições hidráulicas, foram realizadas uma série de simulações com alterações nos parâmetros na tentativa de melhorar o desempenho do algoritmo, pois sabe-se que existem diversas possibilidades de implementação do mesmo.

Para começar as simulações para a rede exemplo 3, foram feitas simulações alterando o tamanho da população e o número de gerações. As taxas de crossover e de mutação usadas na rede exemplo 3 foram às mesmas usadas nos exemplos anteriores (rede exemplo 1 e 2). As taxas usadas para essa rede foram: taxa de crossover 90% e taxa de mutação de 0,90%.

Inicialmente as simulações foram feitas com uma população inicial (N) de 50 indivíduos e o número de gerações (G) foi de 100. A tabela 34 mostra o resultado dessas simulações.

Tabela 34-Simulação rede exemplo 3 para $N=50$ e $G=100$.

Simulação	Custo R\$	Tempo de processamento
1	123.356,09	4s 290ms
2	111.112,49	4s 290ms
3	126.753,38	4s 290ms
4	119.402,30	4s 212ms
5	133.567,65	4s 337ms
6	110.984,76	4s 259ms
7	112.579,98	4s 259ms
8	131.011,20	4s 212ms
9	118.682,53	4s 305ms
10	116.185,64	4s 290ms

De acordo com a tabela 34 o menor valor encontrado foi de R\$ 110.984,76. Sendo o melhor valor obtido pelo LENHSNET de R\$ 79.365,39, foram feitas novas simulações aumentando em 50 unidades a população inicial e o número de gerações. A tabela 35 mostra o resultado de mais 10 simulações com os parâmetros alterados.

Tabela 35-Simulações da rede exemplo 3 para $N=100$ e $G=150$.

Simulação	Custo R\$	Tempo de processamento
1	99.235,63	12s 590ms
2	89.075,49	12s 636ms
3	90.032,13	12s 730ms
4	88.101,71	12s 496ms
5	89.429,06	12s 620ms
6	93.800,05	12s 464ms
7	92.582,78	12s 527ms
8	100.036,73	12s 683ms
9	108.931,07	12s 636ms
10	95.990,97	12s 527ms

Para essa simulação o melhor valor encontrado foi de R\$ 89.075,49, percebe-se uma melhora com o aumento dos parâmetros N e G .

Diferentemente das outras redes, nesse exemplo 10 simulações foram feitas para cada alteração de parâmetros, isso pelo fato da rede ser maior em relação às redes usadas nos exemplos 1 e 2.

Continuando nas simulações aumentou-se em mais 50 o tamanho da população inicial permanecendo fixo o número de gerações. A tabela 36 mostra o resultado de mais 10 simulações, agora com $N = 150$ e $G = 150$.

Tabela 36-Simulação para rede exemplo 3 com N=150 e G=150.

Simulação	Custo R\$	Tempo de processamento
1	84.236,51	18s 782ms
2	85.913,77	18s 860ms
3	83.641,92	18s 642ms
4	88.078,17	18s 783ms
5	86.348,93	18s 689ms
6	85.556,58	18s 751ms
7	84.961,47	18s 735ms
8	85.395,23	18s 642ms
9	88.110,19	18s 876ms
10	86.722,00	18s 720ms

Para essa simulação os custos estão no intervalo [R\$ 80.000,00 – R\$ 90.000,00], com o valor mínimo de R\$ 83.641,92, ou seja, cada vez mais próximos do valor obtido pelo LENHSNET.

Aumentando mais uma vez os parâmetros, foi feita mais uma simulação com os seguintes parâmetros: $N = 200$ e $G = 200$. O resultado das simulações é mostrado na tabela 37.

Tabela 37-Simulação para rede exemplo 3 com N=200 e G=200.

Simulação	Custo R\$	Tempo de processamento
1	82.178,57	33s 135ms
2	82.175,57	33s 56ms
3	80.845,41	33s 135ms
4	82.194,12	33s 494ms
5	84.074,14	33s 353ms
6	84.724,67	33s 307ms
7	79.891,59	33s 165ms
8	79.868,81	33s 134ms
9	81.518,89	33s 416ms
10	80.705,57	33s 306ms
11	80.859,10	33s 462ms
12	80.924,49	33s 119ms
13	81.989,27	33s 681ms
14	80.944,95	32s 916ms
15	80.575,98	33s 244ms

De acordo com a tabela 37 os valores estão cada vez mais se aproximando de um valor bom que se encontra nas proximidades de R\$ 79.000,00. Na tentativa de se encontrar esse valor ótimo, foi feita uma simulação aumentando consideravelmente o valor da população inicial para 500 indivíduos e para 300 o número de gerações.

Os resultados de mais 5 simulações com esses parâmetros estão mostrados na tabela 38.

Tabela 38-Simulação para rede exemplo3 para N=500 e G=300.

Simulação	Custo R\$	Tempo de processamento
1	79.336,06	2 min 3s 818ms
2	79.760,66	2min 2s 788ms
3	78.912,18	2min 4s 192ms
4	79.805,59	2 min 2s 992ms
5	78.912,18	2 min 5s 469ms

De acordo com a tabela 38 não houve nenhuma melhora significativa em relação ao custo, mas sim um aumento em relação ao tempo de processamento. Dessa forma o melhor custo encontrado para rede exemplo 3 foi de R\$ 78.912,18 no tempo de 2 min 4s 192ms.

Os valores encontrados para os trechos (diâmetros, velocidade e perda de carga) pelo programa estão mostrados na tabela 39.

Tabela 39-Valores nos trechos para rede exemplo 3 obtidos pelo UFC-4.

Trecho	D (mm)	PC (m/km)	V (m/s)	Trecho	D (mm)	PC (m/km)	V (m/s)
1	50	13,76	0,78	29	50	3,71	0,37
2	50	9,34	0,63	30	50	1,74	0,24
3	50	6,39	0,51	31	50	6,62	0,52
4	50	5,16	0,45	32	50	9,59	0,64
5	50	4,46	0,41	33	50	12,61	0,74
6	50	4,42	0,41	34	100	6,44	0,82
7	50	4,05	0,39	35	50	12,71	0,75
8	50	0,97	0,17	36	50	9,76	0,64
9	50	0,04	0,03	37	50	6,86	0,53
10	50	0,91	0,16	38	50	2,83	0,32
11	50	0,04	0,03	39	50	1,76	0,24
12	50	0,42	0,11	40	50	3,33	0,35
13	50	16,11	0,85	41	50	1,72	0,24
14	50	0,04	0,03	42	50	2,49	0,29
15	50	0,33	0,09	43	50	3,73	0,37
16	50	1,15	0,19	44	50	5,14	0,45
17	50	2,11	0,27	45	50	8,28	0,59
18	50	3,07	0,33	46	50	10,99	0,69
19	50	5,17	0,45	47	50	13,12	0,76
20	75	8,86	0,81	48	50	15,25	0,83
21	50	2,16	0,27	49	100	10,03	1,05
22	50	2,99	0,33	50	50	0,05	0,04
23	50	0,86	0,16	51	50	0,58	0,13
24	50	0,00	0,00	52	50	1,46	0,22
25	50	9,21	0,62	53	50	2,72	0,31
26	50	5,27	0,45	54	50	3,99	0,39
27	50	1,06	0,18	55	50	5,69	0,47
28	50	3,42	0,35	56	150	2,08	0,57
				57	150	3,28	0,74

Com relação aos nós os valores encontrados para as pressões estão na tabela 40.

Tabela 40-Pressões nos nós para rede exemplo 3 obtidas pelo UFC-4.

Nó	Pressão Estática	Pressão Dinâmica	Nó	Pressão Estática	Pressão Dinâmica
1	23,16	10,02	24	28,78	11,87
2	25,20	10,79	25	29,77	13,15
3	28,12	12,77	26	27,51	11,60
4	28,61	12,93	27	26,61	11,35
5	28,75	12,71	28	24,12	10,15
6	28,86	12,39	29	25,68	10,82
7	28,51	11,69	30	26,80	11,36
8	30,27	13,06	31	30,09	13,89
9	33,59	16,27	32	31,05	14,78
10	34,34	17,02	33	31,31	15,07
11	29,70	12,48	34	31,52	15,41
12	31,33	14,15	35	30,33	14,38
13	32,25	15,33	36	26,37	11,29
14	27,35	12,05	37	25,08	10,61
15	26,68	11,38	38	24,04	10,04
16	26,99	11,71	39	23,47	10,21
17	26,57	11,35	40	24,68	10,71
18	26,34	11,22	41	25,38	11,44
19	25,96	10,94	42	25,10	11,25
20	25,62	11,19	43	24,91	11,22
21	37,54	20,32	44	24,05	10,51
22	35,61	18,29	45 Res.	13,00	0,00
23	27,78	11,54			

De acordo com a tabela 39 (valores encontrados para os trechos), 13 trechos estão com perda de carga acima da máxima permitida que é de 8 m/km. Na tentativa de se obter todos os trechos com perda de carga dentro da norma foram feitas mais 10 simulações, agora com a opção de considerar o valor limite para a perda de carga.

A tabela 41 mostra o resultado dos custos obtidos para 10 simulações. Os parâmetros usados foram: $N = 200$, $G = 200$, taxa de crossover de 90% e taxa de mutação de 0,90%.

Tabela 41-Simulação da rede exemplo 3 levando em consideração a perda de carga.

Simulação	Custo R\$	Tempo de processamento
1	88.884,66	33s 26ms
2	90.113,03	32s 916ms
3	92.937,42	33s 104ms
4	91.276,84	33s 166ms
5	92.240,65	33s 213ms
6	88.164,72	33s 767ms
7	89.265,25	32s 823ms
8	90.985,61	33s 415ms
9	90.350,86	33s 423ms
10	88.164,72	33s 219ms

De acordo com a tabela 41 o melhor valor encontrado foi de R\$ 88.164,72, aparecendo duas vezes nas simulações.

A tabela 42 mostra os valores encontrados para os trechos.

Tabela 42-Valores nos os trechos da rede exemplo 3, levando em consideração a perda de carga.

Trecho	D(mm)	PC (m/km)	v(m/s)	Trecho	D(mm)	PC (m/km)	v(m/s)
1	75	1,44	0,29	29	50	4,15	0,39
2	50	6,17	0,50	30	50	3,09	0,33
3	50	3,77	0,37	31	50	3,10	0,33
4	75	2,20	0,37	32	50	5,31	0,45
5	75	2,11	0,36	33	75	1,12	0,25
6	50	6,96	0,53	34	100	5,34	0,74
7	50	2,83	0,32	35	75	1,95	0,34
8	50	0,75	0,15	36	75	1,51	0,3
9	50	0,01	0,00	37	50	7,44	0,55
10	50	0,68	0,14	38	50	2,95	0,32
11	50	0,07	0,05	39	50	1,85	0,25
12	50	0,99	0,17	40	50	2,26	0,28
13	75	2,92	0,43	41	50	0,88	0,16
14	50	0,09	0,06	42	50	1,47	0,22
15	50	0,18	0,07	43	50	2,49	0,29
16	50	0,93	0,17	44	50	3,69	0,37
17	50	1,82	0,25	45	75	3,18	0,45
18	50	2,72	0,31	46	75	3,77	0,50
19	50	4,72	0,43	47	75	4,21	0,53
20	75	7,81	0,75	48	75	4,64	0,56
21	50	3,18	0,34	49	150	1,36	0,45
22	50	3,83	0,38	50	50	0,66	0,14
23	50	1,38	0,21	51	50	0,08	0,05
24	50	0,08	0,05	52	50	0,05	0,04
25	50	3,5	0,36	53	50	0,63	0,13
26	50	1,16	0,19	54	50	1,38	0,21
27	50	0,46	0,11	55	50	2,51	0,3
28	50	2,69	0,31	56	150	2,31	0,61
				57	150	3,28	0,74

De acordo com a tabela 42, agora todos os trechos estão com perda de acordo com as normas.

Para os nós, as pressões encontradas estão mostradas na tabela 43.

Tabela 43-Pressões nos nós da rede exemplo 3 levando em consideração a perda de carga limite.

Nó	Pressão Estática	Pressão Dinâmica	Nó	Pressão Estática	Pressão Dinâmica
1	23,16	10,02	24	28,78	13,74
2	25,20	11,93	25	29,77	15,05
3	28,12	14,23	26	27,51	13,32
4	28,61	14,52	27	26,61	12,79
5	28,75	14,51	28	24,12	10,75
6	28,86	14,42	29	25,68	12,18
7	28,51	13,51	30	26,80	13,21
8	30,27	14,99	31	30,09	15,69
9	33,59	18,23	32	31,05	16,57
10	34,34	18,98	33	31,31	16,84
11	29,70	14,42	34	31,52	17,14
12	31,33	16,14	35	30,33	16,05
13	32,25	17,44	36	26,37	12,51
14	27,35	12,83	37	25,08	11,43
15	26,68	12,16	38	24,04	10,54
16	26,99	12,48	39	23,47	10,20
17	26,57	12,10	40	24,68	11,28
18	26,34	11,97	41	25,38	11,97
19	25,96	11,67	42	25,10	11,70
20	25,62	11,87	43	24,91	11,54
21	37,54	22,34	44	24,05	10,74
22	35,61	20,26	45 R	13,00	0,00
23	27,78	12,90			

6.3.4 Comparação dos resultados para rede exemplo 3

Neste exemplo, com 57 trechos e 9 diâmetros disponíveis, o espaço de soluções é de:

$$9^{57} \cong 2,47 \times 10^{54}$$

Esse valor é o total de redes diferentes existentes para esse exemplo. Na simulação do algoritmo genético que obteve o custo ótimo, o total de funções objetivo avaliadas foi de:

$$TOTAL = 500 \times 300 = 150000 = 1,5 \times 10^5$$

Colocando esse total de funções de avaliação em porcentagem em relação ao total obtém-se:

$$\begin{cases} 100\% \rightarrow 9^{57} \\ x\% \rightarrow 500 \times 300 \end{cases} \Leftrightarrow x = 6,085 \times 10^{-50}$$

Esse valor é desprezível em relação ao espaço total. O algoritmo a partir de um espaço de busca praticamente desprezível, mais uma vez obteve êxito em seu cálculo.

Resumindo as informações para a rede exemplo 3, a tabela 44 mostra a comparação dos custos obtidos como também seus tempos de processamento.

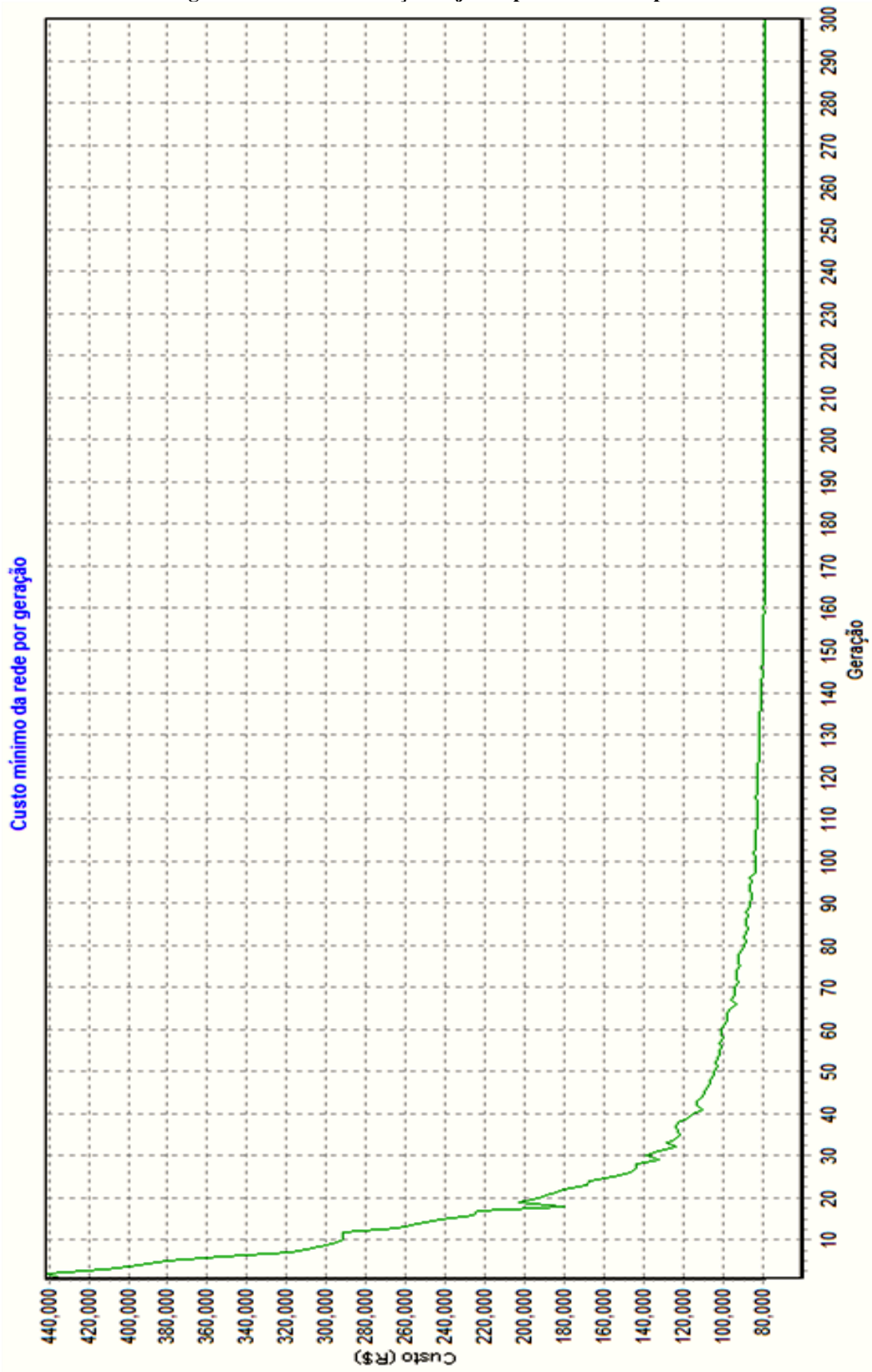
Tabela 44- Comparação dos resultados para rede exemplo 3.

Método	Melhor Custo (R\$)	Tempo de processamento
LENHSNET	79.365,39	13s
UFC-4	78.760,66	2 min 4s 192ms.

No resultado obtido pelo LENHSNET ele não levou em consideração a perda de carga limite. No UFC-4, o melhor resultado, levando em consideração a perda de carga limite, foi de R\$ 88.164,72 no tempo de 33s 219ms.

Para ilustrar como foi o processo de convergência da função objetivo para o melhor valor encontrado, considere a figura 53 que mostra um gráfico com o comportamento da função objetivo ao longo das gerações.

Figura 53-Gráfico da função objetivo para rede exemplo 3.

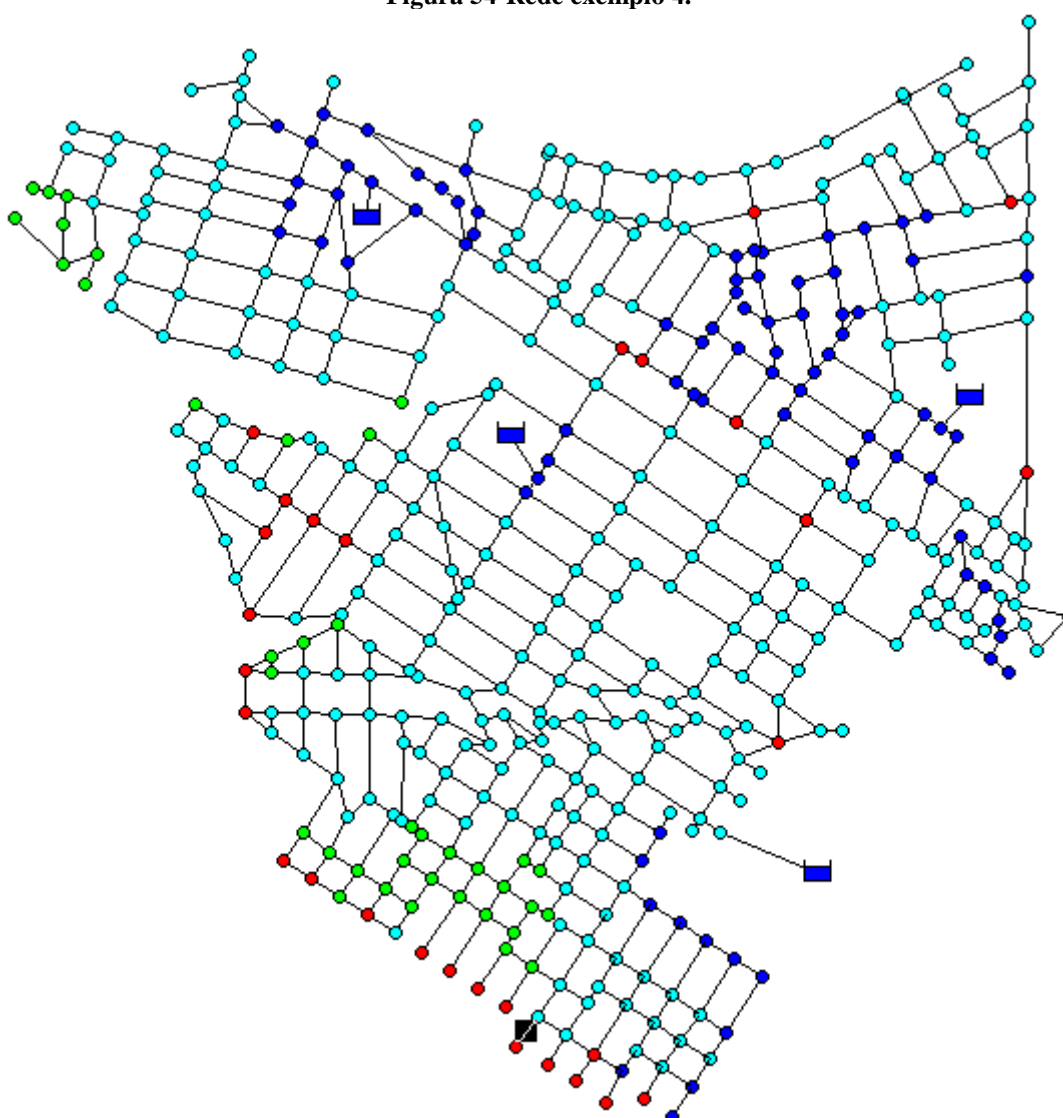


6.4 Rede exemplo 4

6.4.1 Descrição dos parâmetros do projeto

Para testar a eficiência da utilização do modelo proposto em projeto de redes de distribuição de água a partir dos critérios de projeto e custos utilizados no Brasil, foram feitas simulações baseadas em uma rede de características reais. A rede exemplo 4 (rede Açailândia) é composta por 4 reservatórios, 432 nós e 666 trechos. A figura 54 mostra o desenho da rede.

Figura 54-Rede exemplo 4.



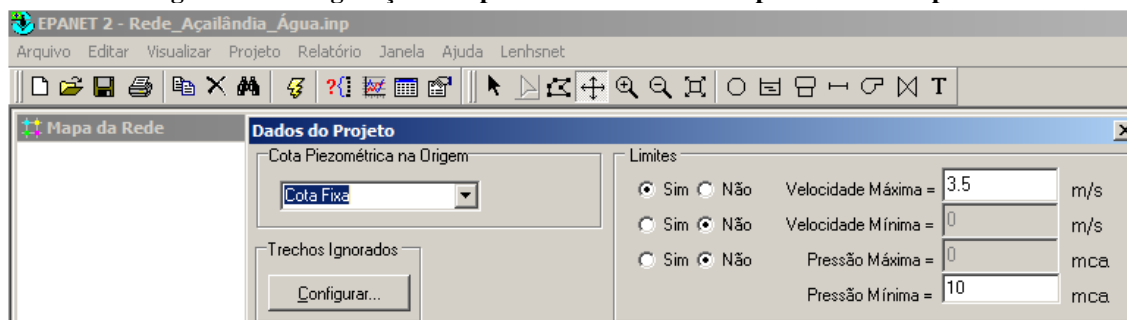
O objetivo desta análise foi buscar combinações de diâmetros para os trechos da rede. Estas novas combinações deveriam atender as restrições de pressão mínima nos nós e perda de carga máxima nos trechos para uma determinada situação de demanda.

6.4.2 Configurações e resultados do LENHSNET

Para que a comparação entre os programas fiquem de acordo, deve-se configurar o LENHSNET adequadamente. Duas configurações foram realizadas.

A primeira é com relação ao tipo de dimensionamento, que deve ser de cota fixa. (FIGURA 55).

Figura 55-Configuração do tipo de dimensionamento para rede exemplo 4.



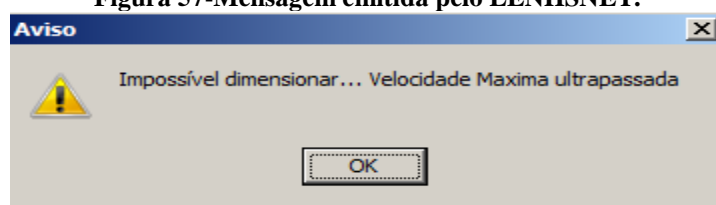
De acordo com a figura 55, as restrições também são impostas. Essas restrições são velocidade máxima de 3,5 m/s e pressão mínima de 10 mca. A segunda configuração que deve ser feita é com relação aos diâmetros utilizados. (FIGURA 56).

Figura 56-Configuração dos diâmetros para rede exemplo 4.

Diâmetro	Rugosidade	Tipo	Custo (\$/m)
50	0.0015	PVC-	16.68
75	0.0015	PVC-	26.04
100	0.0015	PVC-	38.33
150	0.0015	DEFF	67.48
200	0.0015	DEFF	106.15
250	0.0015	DEFF	165.28
300	0.0015	DEFF	231.50
400	0.0015	DEFF	310.00
500	0.0015	DEFF	400.00

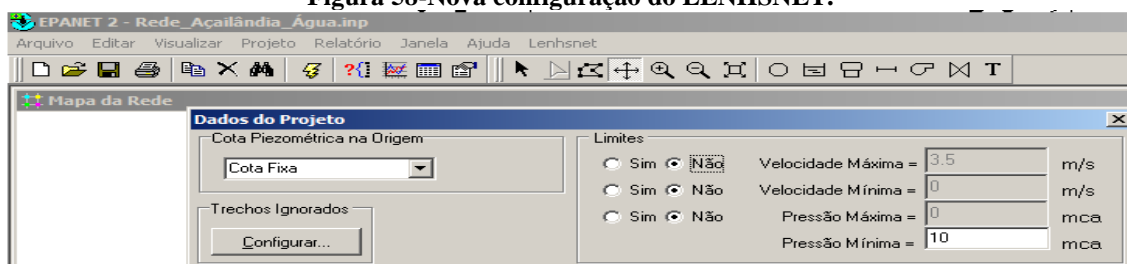
Após o programa configurado corretamente então seu dimensionamento poderá ser realizado através da opção Executar Dimensionamento. O LENHSNET não conseguiu dimensionar a rede dentro dos critérios de velocidade, apresentando a mensagem (FIGURA 57):

Figura 57-Mensagem emitida pelo LENHSNET.



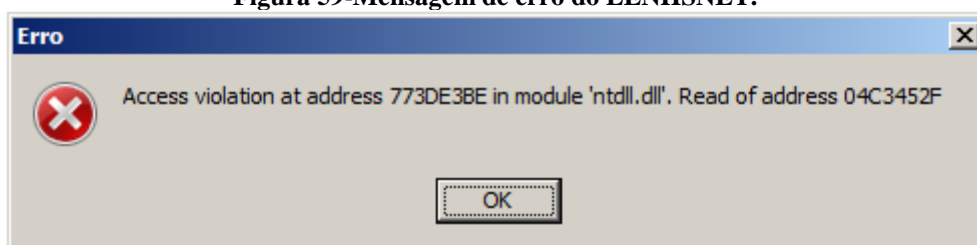
O programa foi configurado novamente para não levar em consideração a velocidade máxima. (FIGURA 58).

Figura 58-Nova configuração do LENHSNET.



Dessa maneira o programa ao dimensionar a rede apresentará trechos com velocidade acima da máxima permitida. Utilizando mais uma vez a opção Executar Dimensionamento o LENHSNET apresentou a mensagem de erro (FIGURA 59):

Figura 59-Mensagem de erro do LENHSNET.



Conclui-se que o LENHSNET não obteve êxito no dimensionamento da rede exemplo 4.

6.4.3 Configurações, parâmetros e resultados do UFC-4.

Na tentativa de encontrar bons resultados para a rede exemplo 4, diversas simulações foram realizadas, pois sabe-se que são muitas as possibilidades de combinação do parâmetros do algoritmo genético.

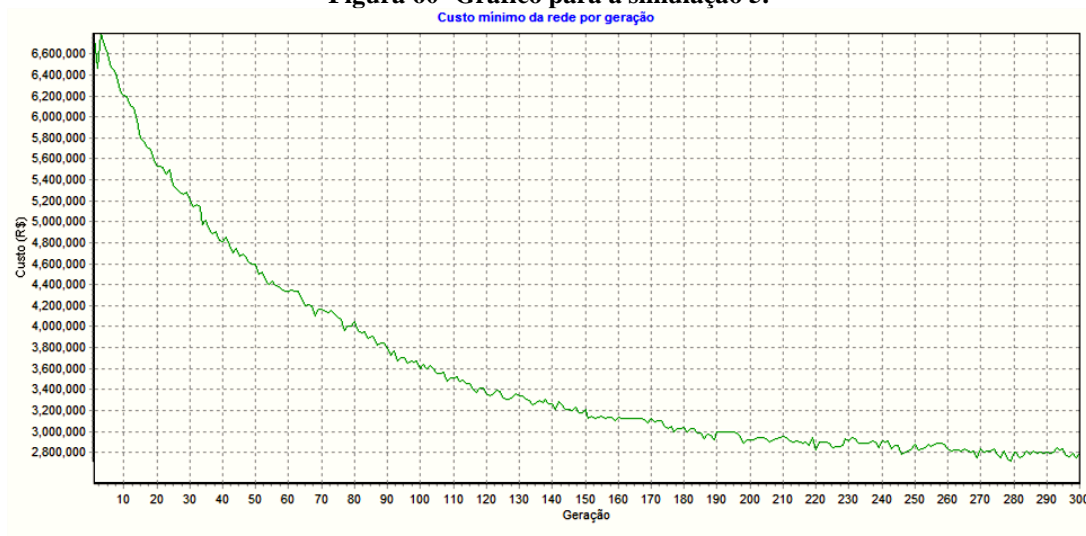
A primeira série de simulações realizadas para a rede acailândia foi realizada com os seguintes parâmetros: População inicial (N) de 200 e número de gerações (G) de 300. As taxas de crossover e mutação foram respectivamente 90% e 0,9%. A tabela 45 mostra o resultado da simulação.

Tabela 45- Simulação com N=200 e G=300 para rede exemplo 4.

Simulação	Custo (R\$)	Tempo de Processamento
1	2.676.977,53	8min 56s
2	2.720.288,87	8min 54s
3	2.750.292,94	8min 55s
4	2.882.324,41	8min 56s
5	2.715.358,95	8min 56s

De acordo com a tabela 45 verifica-se que o melhor resultado foi de R\$ 2.676.977,53 e todos os tempos de processamento estão próximos de 9 minutos. Para verificar o processo de convergência do custo ao longo das gerações, foi gerado um gráfico (FIGURA 60) para a simulação de número 5.

Figura 60- Gráfico para a simulação 5.



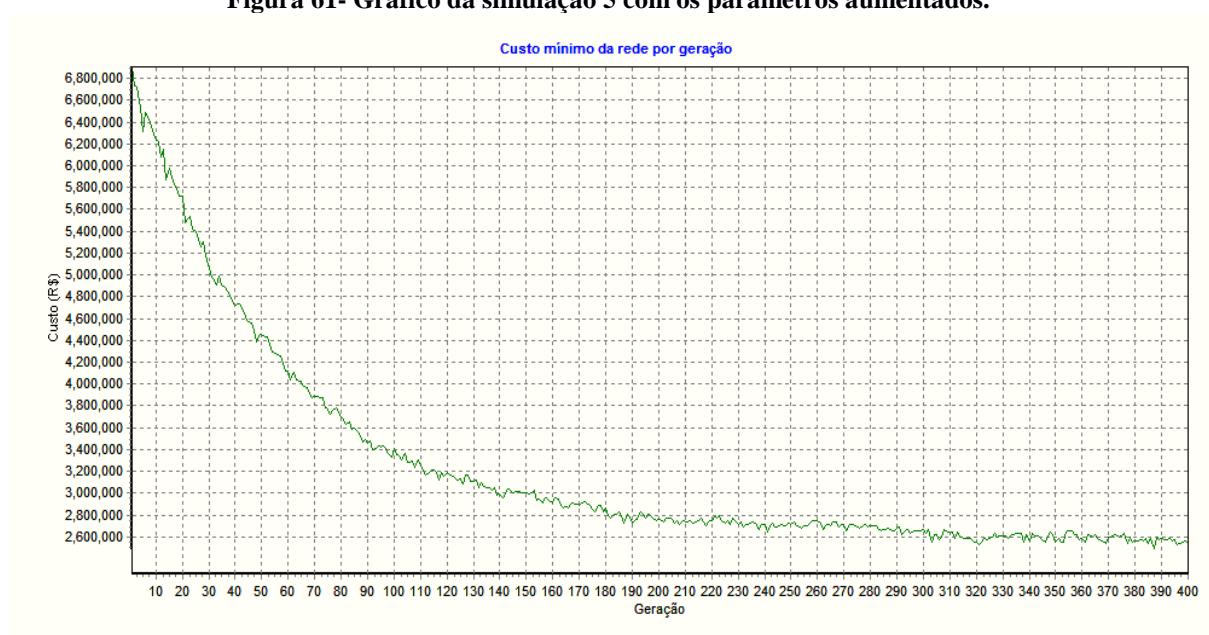
A segunda série de simulações foi feita com o intuito de obter melhores valores para o custo, com isso dobrou o tamanho da população inicial e aumentou em cem o número de gerações. Os novos parâmetros são: População inicial (N) de 400 e número de gerações (G) de 400. As taxas de crossover e de mutação permaneceram as mesmas. A tabela 46 mostra os resultados obtidos com os parâmetros alterados.

Tabela 46-Simulação com $N=400$ e $G=400$ para rede exemplo 4.

Simulação	Custo (R\$)	Tempo de Processamento
1	2.307.319,34	23min 50s
2	2.366.910,74	23min 48s
3	2.521.757,39	23min 52s
4	2.440.099,08	23min 46s
5	2.492.309,42	23min 48s

De acordo com a tabela 46 percebe-se um melhora no custo, sendo o menor valor de R\$ 2.307.319,34, mas um elevado aumento no tempo de processamento. Para verificar o processo de convergência do custo ao longo das gerações, um gráfico foi gerado para a simulação de número de 5.

Figura 61- Gráfico da simulação 5 com os parâmetros aumentados.



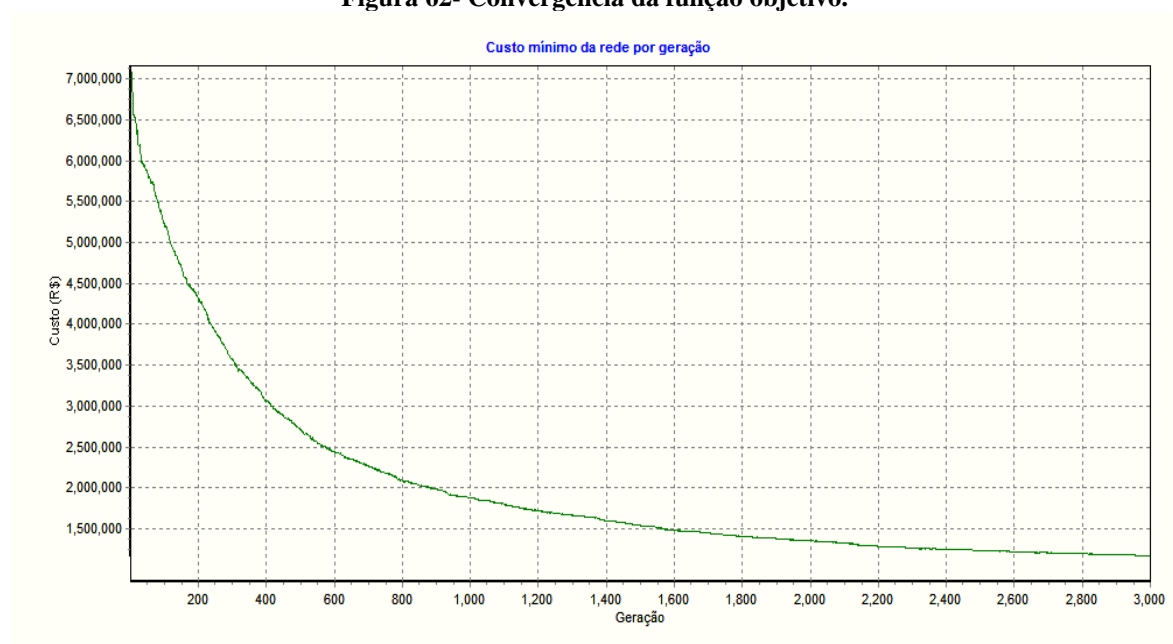
De acordo com o gráfico da figura 61 percebe-se que nas gerações finais o custo ainda sofre variações. Essas variações no gráfico podem ser analisadas como oscilações na função objetivo nas gerações finais. Na tentativa de solucionar esse problema, mais uma série de simulações foram feitas novamente alterando os parâmetros do algoritmo genético. A população inicial foi reduzida para 30, objetivando a diminuição no tempo de processamento, já com relação ao número de gerações foi aumentado para 3000, objetivando a convergência do custo para valores bons. As novas taxas de crossover e mutação são respectivamente de: 99% e 0,1%. A tabela 47 mostra os resultados encontrados.

Tabela 47- Simulação com N=30 e G=3000 para rede exemplo 4.

Simulação	Custo (R\$)	Tempo de Processamento
1	1.170.444,60	14min 02s
2	1.228.089,07	14min 04s
3	1.283.607,98	14min 15s
4	1.115.838,47	14min 01s
5	1.225.272,95	14min 09s

Para verificar o processo de convergência foi gerado um gráfico (FIGURA 62) para a simulação 1, pois essa execução foi a que apresentou o melhor resultado para o custo.

Figura 62- Convergência da função objetivo.



6.4.4 Comparação dos resultados para a rede exemplo 4

Verificou-se que o LENHSNET não realizou o procedimento apresentando erros. Já o UFC-4 obteve êxito em seu cálculo, apresentando como o melhor o resultado o valor para o custo de R\$ 1.170.444,60 no tempo de 14 min 02s. Dessa maneira, para essa rede o UFC-4 se mostrou superior ao LENHSNET.

7 CONCLUSÕES

Demonstrou-se que o modelo é apropriado para a otimização de redes de distribuição de água, e que a técnica dos algoritmos genéticos é eficaz na otimização de problemas de dimensionamento de redes.

A robustez do método empregada foi constatada mediante a comparação com um método aceito pela comunidade especializada, o LENHSNET. Quatro redes exemplos foram estudadas. Em relação ao custo, dentre as quatro redes testadas, o resultado das técnicas comparadas foi igual em uma delas (rede exemplo 1), sendo observada uma vantagem dos algoritmos genéticos nas outras três. Para a rede exemplo 2, a solução obtida pelo algoritmo genético foi 6,30% menor que a obtida pelo LENHSNET e para rede exemplo 3 foi de 0,76% menor, para a rede exemplo 4 o LENHSNET não realizou o cálculo.

Foi observada uma vantagem para o LENHSNET em relação ao tempo de processamento nas três redes estudadas.

No entanto, das três redes estudadas, em duas delas (exemplo 1 e exemplo 3) o LENHSNET dimensionou a rede sem considerar a perda de carga limite. Já o UFC-4 otimizou todas as redes dentro das condições de pressão e perda de carga, ainda que tenha apresentado um leve aumento no custo devido ao aumento dos diâmetros.

A partir da análise da rede exemplo 4, pode-se concluir que o modelo é apropriado para trabalhar em redes de dimensões reais.

A técnica dos algoritmos genéticos permitiu obter, após um número fixo de gerações, além da solução de mínimo custo, um conjunto final de soluções que torna possível ao tomador de decisões escolher entre alternativas com similaridade de preço, considerando na análise outros critérios de avaliação.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT. ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. Projeto de rede de distribuição de água para abastecimento público, NBR 12218. 1994.

ALENCAR NETO, M.F. Otimização de redes de distribuição de água por algoritmos genéticos. 2003. 179f. Dissertação de mestrado. Universidade Federal do Ceará, Fortaleza. 2003.

ARAUJO, John Kenedy de. Calibração de redes de distribuição de água pelo método inverso aplicado a escoamento transiente. São Carlos, SP, 2003. 166p. : Tese (doutorado) - Universidade Federal de São Carlos, Escola de Engenharia de São Carlos, 2003.

BAPTISTA, M.B, Fundamentos de engenharia hidráulica / Márcio Baptista, Márcia Maria Lara Pinto Coelho. – 3. Ed. rev. e ampl. – Belo Horizonte: Editora UFMG, 2010. 480p.

BISHOP, Y.M., FIENBERG, S. and HOLLAND, P.(1975), Discrete Multivariate Analysis, Cambridge, Mass.: M.I.T. Press.

BLICKLE, T.; THIELE, L. – A comparison of selection schemes used in evolutionary algorithms, Relatório Técnico, ETH Zurich, Suíça, 1997.

BOX, G. E. P. – Evolutionary operation: A method for increasing industrial productivity. J. Roy. Statist. Soc., C 6, 2, 81-101.

CALIMAN. R.O.; REIS, L.F.R.; SILVA, F.G.B.; PORTO, R.M.; CHAUDHRY, F.H. – Determinação dos parâmetros do modelo pressão x vazamento para um sub-setor da cidade de São Carlos, SP, com a utilização de algoritmos genéticos. Trabalho apresentado no XIV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Aracajú. 2001.

CASTRO, R.E, Otimização de estruturas com multi-objetivos via algoritmos genéticos. Rio de Janeiro, 2001. 206p. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2001.

CHEUNG, P.B. Curso de introdução aos algoritmos genéticos. Março 2002.

COSTA, L.H.M; CASTRO, M.A.H. e ARAÚJO, J.K. Dimensionamento econômico de redes de abastecimento de água utilizando o epanet e a linguagem Delphi In: VI Seminário Ibero-americano sobre sistemas de Abastecimento Urbano de Água, João Pessoa, Brasil, Junho, 2006.

GAMBALE, S.R. Aplicação de algoritmo genético na calibração de redes de água. São Paulo 2000. Dissertação de Mestrado. USP. 2000.

GAMEIRO, R.C.P.G, Dimensionamento otimizado de redes de distribuição de água com a utilização de algoritmos genéticos. 2003. 60f. Dissertação de mestrado. Universidade Federal do Mato Grosso do Sul, Campo Grande. 2003.

GEN, M; CHENG, R. Genetic Algorithms and Engineering Design. New York, John Wiley & Sons, INC. 1997.

GOLDBERG, D. E. – Real-coded genetic algorithms, virtual alphabets, and blocking, Illinois Genetic Algorithms Laboratory, Dept. of General Engineering, IlliGal Report 90001, Illinois, EUA, 1990.

GOLDBERG, D.E. - Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.

GOLDBERG, D., KUO, C.H. – Genetic algorithms in pipeline optimization. Journal of Computing in Civil Engineering, Vol. 1, n° 2. April 1987.

HOLLAND, J. – Adaptation in natural and Artificial Systems. MIT Press, Massachussets. 1992.

HOLLAND, J. – Genetic Algorithms. Scientific American. Scientific American Inc. New York, July. 1992.

KREYSZIG, E. Matemática superior para engenharia, volume 3 / Erwin Kreyszig – Rio de Janeiro: LTC, 2009. 283p.

LACERDA, E.G.M., CARVALHO, A.C.P.L. Introdução aos algoritmos genéticos. In: GALVÃO, C.O., VALENÇA, M.J.S. (orgs) Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e ciências ambientais. Porto Alegre: Ed. Universidade / UFRGS: Associação Brasileira de Recursos hídricos. P. 99 – 150. 199. (Coleção ABRH de Recursos Hídricos; 7.).

LINDEN,R, Algoritmos genéticos / Ricardo Linden. – 2. ed. – Rio de Janeiro: Brasport, 2008. 400p.

MICHALEWICZ, Z. Genetic Algorithm + Data Structures = Evolution Programs. 2 nd. Ed., New York, Springer – Verlag. 1992.

MOTA, H.J.S, Dimensionamento econômico de sistemas de abastecimento de água aplicando algoritmo genético. Fortaleza, 2007. 267p. Dissertação de mestrado. Universidade Federal do Ceará. Fortaleza. 2007.

PINNTO, Marcos Rodrigues. Uso de algoritmos evolucionário multipopulação na otimização multiobjetiva da remediação de águas subterrâneas, 2009. Universidade Federal do Ceará, 2009.

PORTO, R.M. – Hidráulica Básica. São Carlos, EESC – USP. 1999.

RECHENBERG I. – Evolutionsstrategie: Optimierung technischer systeme nach prinzipien der biologischen evolution, Frommann-Holzboog Verlag, Alemanha, 1973.

ROSSMAN, L. A. EPANET2: User's manual. U.S. Environment Protection Agency, Cincinnati, Ohio, USA, 2008.

SALVINO, M.M, Método de Dimensionamento e controle operacional otimizado para redes de distribuição de água. 2009. 62p. Dissertação de mestrado. Universidade Federal da Paraíba. João Pessoa. 2009.

SAVIC, D.A. and WALTERS, G.A. (1997). "Genetic algorithms for least-cost design of water distribution networks." *Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE*, Vol. 123, No. 2, pp. 67-77.

SILVA, F.G.B.; REIS, L.F.R.; CALIMAN, R.O.; PORTO, R.M.; CHAUDHRY, F.H. – Aplicação de método de determinação da rede de amostragem ótima para calibração de sistemas de distribuição de água de abastecimento através de algoritmos genéticos (AGs). Trabalho apresentado no XIV Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Aracaju. 2001.

SIMPSON, Angus R.; DANDY, Graeme C.; MURPHY, Laurence J. - Genetic algorithms compared to other techniques for pipe optimization. *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 120, nº 4, p.423-444. Julho/Agosto 1994.

TSUTIYA, M.T. Abastecimento de água / Milton Tomoyuki Tsutiya – 1ª edição – São Paulo – Departamento de Engenharia Hidráulica e Sanitária da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2004. XIII – 643p.

VIANA, S. - Dimensionamento otimizado de redes de distribuição de água com componentes hidráulicos utilizando algoritmos genéticos. 2007. 114p. Dissertação de mestrado. Universidade Federal do Mato Grosso do Sul. Campo Grande. 2007.