

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL**

**CALIBRAÇÃO DE PARÂMETROS DE MODELOS
HIDRÁULICOS DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA
PARA ESTUDOS DE OPERAÇÃO DE REDE**

CAROLINA DE LIMA NEVES

ORIENTADOR: SÉRGIO KOIDE

CO-ORIENTADOR: JOSÉ GOES VASCONCELOS NETO

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM TECNOLOGIA AMBIENTAL E
RECURSOS HÍDRICOS**

PUBLICAÇÃO: PTARH-DM-108/2007

BRASÍLIA/DF: SETEMBRO/2007

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL

CALIBRAÇÃO DE PARÂMETROS DE MODELOS HIDRÁULICOS
DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA PARA ESTUDOS DE
OPERAÇÃO DE REDE

CAROLINA DE LIMA NEVES

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO SUBMETIDA AO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL DA
FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE
BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM TECNOLOGIA
AMBIENTAL E RECURSOS HÍDRICOS.

APROVADA POR:

Prof. SÉRGIO KOIDE, PhD (ENC-UnB)
(ORIENTADOR)

Prof. JOSÉ GOES VASCONCELOS NETO, PhD (ENC-UnB)
(CO-ORIENTADOR)

Prof. NABIL JOSEPH EID, Doutor (ENC-UnB)
(Examinador Interno)

Prof. PETER CHEUNG, Doutor (UFSC)
(Examinador Externo)

DATA: BRASÍLIA/DF, 18 DE SETEMBRO DE 2007.

FICHA CATALOGRÁFICA

NEVES, CAROLINA DE LIMA

Calibração de Parâmetros de Modelos Hidráulicos de Redes de Distribuição de Água para Estudos de Operação de Rede [Distrito Federal] 2007.

xvii, 133p., 210 x 297 mm (ENC/FT/UnB, Mestre, Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, 2007).

Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Civil e Ambiental.

1. Calibração

2. Problema Inverso

3. Algoritmos Genéticos

4. Rede de Distribuição de Água

I. ENC/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

NEVES, C. L. (2007). Calibração de Parâmetros de Modelos Hidráulicos de Redes de Distribuição de Água para Estudos de Operação de Rede. Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH.DM-108/2007, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 143p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Carolina de Lima Neves.

TÍTULO: Calibração de Parâmetros de Modelos Hidráulicos de Redes de Distribuição de Água para Estudos de Operação de Rede.

GRAU: Mestre ANO: 2007

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Carolina de Lima Neves

AOS 01, Bl. “C”, aptº 102, Octogonal Sul

70660-013 - Cruzeiro – DF – Brasil

Endereço Eletrônico: carolinalneves@yahoo.com.br

*A Deus,
pela vida e força que tem me dado em todos os momentos.*

*Aos meus pais,
pelo apoio, amor, carinho e confiança.*

*Aos meus irmãos,
pela alegria que trazem a minha vida.*

Amo muito vocês!

AGRADECIMENTOS

A Deus, em primeiro lugar, pela vida, pela saúde, pela perseverança, pelo Seu caminhar em todas as coisas.

À minha família, meus pais, Nilmar e Rosana, pelo grande esforço que fizeram para proporcionar educação aos filhos, e meus irmãos, Letícia, Felipe e Maira pelo apoio, compreensão e incentivo nas difíceis etapas dessa jornada e por torcerem e acreditarem no meu sucesso. À vovó Lia pelas orações e pelo carinho.

Ao professor Sérgio Koide, exemplo de dedicação ao estudo, à ciência e ao trabalho, pela sua orientação, incentivo, apoio, compreensão, amizade e também pelos valiosos conhecimentos transmitidos ao longo desses dois anos e mais alguns de graduação.

Ao professor Góes, pela co-orientação, dedicação, entusiasmo, presteza e amizade, pelo seu empenho e disponibilidade em todos os momentos.

Aos demais Professores Doutores do programa: Ariuska, Cristina, Néstor, Nabil, Oscar e Ricardo pelos ensinamentos e orientações oportunas transmitidas durante o curso.

Aos funcionários do Programa de Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos Rosely, Boy, Marcilene, João, Júnior, Adélias e Dona Lígia (*in memoriam*) pelo apoio e auxílio sempre que solicitados e pelas brincadeiras que descontraíram tantas vezes os momentos de desânimo e dificuldades.

Aos vigilantes noturnos do prédio do SG-12, Manoel e Magno, sempre dispostos em me acompanhar até o carro com segurança.

Ao CNPq pela concessão de bolsa de estudos.

Ao DNIT, em especial ao Osiris, coordenador de licitações de obras e serviços de engenharia, por facilitar o término desta dissertação. E A Colega Janaína e toda sua família pela acolhida em sua casa em Belo Horizonte.

À CAESB, pela disponibilização dos dados, em especial ao Elton e Itonaga sempre disponíveis às minhas solicitações.

Ao Professor Itamar por ser o grande responsável por minha escolha profissional e minha mais saudosa lembrança dos tempos de São Chico.

Aos professores Adelaida, Eduardo, Athail, Cristina e Nestor pelas primeiras orientações científicas da época da graduação que contribuíram, mesmo que indiretamente, para a realização desse trabalho.

Às minhas queridas amigas, Neusa, Jennifer, Alcione e Michele pela grande amizade, por dividir momentos de intensas alegrias, saudades e desesperos, pelos momentos de estudos, pelos tantos sábados, domingos e feriados que passamos juntas no PTARH, pelos inúmeros encontros na copa. Obrigada pela amizade, companheirismo, carinho e respeito.

Aos amigos de turma do mestrado, Nilce, Lygia, Flávia, Glenda, Mariana, Gustavo, Renan, Eneida, Marco, Wilde, pela convivência e aprendizado, pelos bons e difíceis momentos compartilhados e principalmente pelo carinho que recebi de todos.

Aos amigos do PTARH, Ronaldo, Jorge, Jaqueline, Selma, Jussanã, Domingo, Selma, Luciana, Rosângela, Renata, Cláudia, Ana, Lorena, Luciano, Wendy, Fernan, Orlandina e Leonor pelos momentos compartilhados.

Aos calouros do PTARH pela solidariedade na execução dos programas e apoio na durante esta etapa.

Aos meus queridos tios Carmem e Josué, por terem me acolhido, sempre me tratando com muito carinho e amor e pela preocupação e aos primos Edu, Alessandra, Andréia, Djalmi, Neila e Mark por estarem sempre presentes.

Aos amigos de Anápolis, Denise, Mariana e Lucimar, pela forma carinhosa, alegre e festiva em que sempre me receberam e, sobretudo pelo incentivo. À minha querida prima Cacá, que foi sempre solícita e amiga, pelas gargalhadas e brincadeiras e por me socorrer nos momentos de sufoco. À Deisinha, priminha querida, pelos momentos de descontração

compartilhados. E às amigas Lucélia e Júlia no apoio logístico para a manutenção do equilíbrio e harmonia do nosso lar.

A todos que, mesmo não sendo citados, contribuíram de alguma forma para realização desse trabalho de equipe... meu muito obrigada!

RESUMO

CALIBRAÇÃO DE PARÂMETROS DE MODELOS HIDRÁULICOS DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA PARA ESTUDOS DE OPERAÇÃO DE REDE.

Autor(a): Carolina de Lima Neves

Orientador(a): Sérgio Koide

Co-Orientador(a): José Góes Vasconcelos Neto

Programa de Pós-Graduação em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos

Brasília, Agosto, 2007.

A preocupação com o uso racional da água e com o controle de perdas nas redes de distribuição de água aumentou os esforços para o desenvolvimento de ferramentas que auxiliassem na operação desses sistemas. Por isso, o conhecimento do comportamento da rede em diversas condições tornou-se atraente para as empresas de saneamento.

Os modelos de simulação hidráulica permitem que o desempenho da rede seja previsto possibilitando a adoção de medidas de controle mais eficazes. Entretanto, com o passar do tempo, as tubulações que compõem a rede vão alterando suas características originais de resistência hidráulica pelo envelhecimento mudando assim os parâmetros de projeto. Como alguns parâmetros são de difícil medição em campo uma alternativa que tem sido muito usada é a calibração dessas variáveis a partir da comparação de valores de pressão e/ou vazão medidos em campo e aqueles calculadas pelos simuladores, a partir de parâmetros obtidos por alguma técnica de otimização.

Neste trabalho foi desenvolvido um algoritmo de calibração utilizando problema inverso, simulador hidráulico de escoamento de água em regime permanente e algoritmos genéticos como técnica de otimização. O programa foi testado utilizando diferentes valores para os parâmetros de entrada com o objetivo de avaliar a interferência desses valores na eficiência do algoritmo proposto.

Os resultados obtidos neste trabalho apontaram que o algoritmo proposto conduz a bons valores de vazão, entretanto, não se conseguiu obter uma solução única para as resistências na calibração em regime permanente. A calibração pelo controle simultâneo de pressão e vazão, testado em alguns casos neste trabalho, indicou que é mais eficiente que a calibração por controle apenas da pressão.

ABSTRACT

HIDRAULIC MODEL PARAMETERS CALIBRATION OF WATER DISTRIBUTION NETWORKS FOR OPERATION NETWORKS STUDY.

Author: Carolina de Lima Neves

Supervisor: Sérgio Koide

Co-Supervisor: José Góes Vasconcelos Neto

**Programa de Pós-Graduação em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos
Brasília, August, 2007**

The concern on rational water use and on losses control in the water distribution networks increased the efforts for the development of tools to assist the operation of these systems. Therefore, the knowledge of the network behavior in different conditions became attractive for the water industry.

Hydraulic simulation models allows prediction of distribution network performance making possible the adoption of more efficient control measures. However, with time, the network pipes have their original resistance characteristics modified by ageing changing the project parameters. Due to the difficulty to measure such parameters in the field, an alternative that has been used is the calibration of these variables from the comparison of pressure or outflow values measured in field and those calculated by the mathematical simulators, from parameters obtained by some optimization technique.

In this work a calibration algorithm using inverse problem, a steady-state hydraulic simulator and genetic algorithm optimization technique was developed. The program was tested using different input parameter values aiming to evaluate the interferences of these parameter values in the efficiency of the algorithm.

The results obtained in this work show that good flow values can be obtained, however, a unique solution for the values of resistance was not obtained in the calibration process in steady state flow. The calibration using simultaneous control of pressure and flow, tested in a few cases in this work indicated that this procedure is more efficient than the calibration using only pressure control.

SUMÁRIO

1 - INTRODUÇÃO	1
2 - OBJETIVOS	4
3 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
3.1 - MODELAGEM HIDRÁULICA DE REDES DE ÁGUA	5
3.1.1 - A Aplicação de Ferramentas Computacionais nos Sistemas de Abastecimento de Água (SAA)	5
3.1.2 - Modelos Computacionais de Simulação Hidráulica - MCSH	6
3.1.3 - Tipos de Simulação	9
3.1.3.1. Simulação em Regime Permanente	9
3.1.3.2. Simulação Não-Permanente	10
3.1.4 - Fontes de erro em Modelagem de SAA	12
3.2 - MODELOS DE CALIBRAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA	14
3.2.1 - Avaliação das Características das Redes Sujeitas à Calibração	17
3.2.2 - Procedimentos de Calibração	18
3.2.2.1. Métodos Iterativos	18
3.2.2.2. Métodos Explícitos	19
3.2.2.3. Método Inverso.....	19
3.2.3 - Limites para se considerar um sistema calibrado	23
3.2.4 - Fontes de Erro no processo de calibração	24
3.3 - TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO	25
3.3.1 - Multiobjective Particle Swarm Optimization (MPSO)	27
3.3.2 - Programação Linear	27
3.3.3 - Algoritmos Genéticos	27
3.3.3.1 - Espaço de Busca e População Inicial	30
3.3.3.2 - Representação do Cromossomo.....	31
3.3.3.3 - Aptidão	32

3.3.3.4 -	Tamanho da População.....	33
3.3.3.5 -	Operadores Genéticos.....	33
3.3.3.6 -	Bibliotecas	38
3.3.3.7 -	Uso dos AGs na Calibração Automática de Redes de Distribuição de Água	40
3.3.4 -	Métodos Híbridos	43
4 -	METODOLOGIA	45
4.1 -	CÁLCULO HIDRÁULICO DA REDE.....	47
4.2 -	CALIBRAÇÃO DA REDE.....	48
4.3 -	APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE CALIBRAÇÃO - CALIBRA	55
5 -	RESULTADOS.....	56
5.1 -	AVALIAÇÃO DAS APTIDÕES.....	61
5.2 -	ANÁLISE DOS VALORES DE RESISTÊNCIA CALCULADOS.....	67
5.3 -	ANÁLISE DOS VALORES DE VAZÃO CALCULADOS.....	69
5.4 -	ANÁLISE DOS VALORES DE PRESSÃO.....	70
5.5 -	ANÁLISE DO NÚMERO DE CÁLCULOS	73
5.6 -	ANÁLISE DA INTERFERÊNCIA DA LOCALIZAÇÃO DOS PONTOS DE CONTROLE NA CALIBRAÇÃO DA REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA	76
5.7 -	ANÁLISE DA INTERFERÊNCIA DO CONTROLE DE VAZÃO ALIADOS AO CONTROLE DE PRESSÃO	79
6 -	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	85
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	88
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS CITADAS EM APUD	94

ANEXO I – FLUXOGRAMA DO PROGRAMA GA-170.....	95
ANEXO II – FLUXOGRAMA DO PROGRAMA PAMREDE	97
ANEXO III – TABELA RESUMO COM OS RESULTADOS SIMULADOS.....	99

LISTA DE TABELA

Tabela 3.1 – Exemplos de funções objetivo.....	17
Tabela 3.2 – Critérios Mínimos para a Estabilização da Calibração (<i>Engineering Computer Applications Committee</i> , 1999 e <i>Walski et al.</i> , 2001).....	23
Tabela 3.3 – Tipos de Cruzamento.....	36
Tabela 3.4 – Tipos de Mutação.....	37
Tabela 4.1 – Operadores e suas Variações dentro do gal70.....	46
Tabela 5.1 – Critérios de Convergência Adotados na Avaliação do Modelo Proposto.....	56
Tabela 5.2 – Características dos Trechos que Compõem a Rede de Apucarana (PR).....	59
Tabela 5.3 – Cota Geométrica de Demanda/Abastecimento nos Nós da Rede de Apucarana (PR).....	60
Tabela 5.4 – Identificação dos Pontos de Controle.....	60
Tabela 5.5 – Identificação dos Pontos de Controle de Pressão.....	76
Tabela 5.6 - Identificação dos Pontos de Controle de Vazão.....	80
Tabela A.1 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.....	100
Tabela A.2 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.....	101
Tabela A.3 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.....	102
Tabela A.4 – Dados Obtidos para 80 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.....	103
Tabela A.5 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.....	104
Tabela A.6 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.....	105
Tabela A.7 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.....	106
Tabela A.8 – Dados Obtidos para 80 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.....	107
Tabela A.9 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.....	108
Tabela A.10 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.....	109
Tabela A.11 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.....	110
Tabela A.12 – Dados Obtidos para 80 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.....	111
Tabela A.13 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 5 %.....	112
Tabela A.14 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 5 %.....	113
Tabela A.15 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 5 %.....	114

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 – Falsas Interseções (<i>Engineering Computer Applications Committee</i> , 1999)..	14
Figura 3.2 – Erros comuns em ambiente CAD (Walski <i>et al.</i> , 2001).....	14
Figura 3.3 – Esquema geral de calibração via modelos inversos (Silva <i>et al.</i> , 2003)	20
Figura 3.4 – Cruzamentos e Mutação de Cromossomos (Wall, 1996, modificado).....	38
Figura 3.5 – Esquema do funcionamento dos algoritmos genéticos.	39
Figura 4.1 – Fluxograma do processo de calibração do programa CALIBRA.	49
Figura 4.2 – Representação de um Indivíduo com Apenas uma Característica.	50
Figura 4.3 - Representação de um Indivíduo com mais de uma Característica.....	51
Figura 4.4 – Diagrama de Moody (http://www.mspc.eng.br/fldetc/fluido5D.asp).	52
Figura 5.1 – Rede de Apucarana (PR).....	58
Figura 5.2 – Comportamento da Aptidão para Diferentes Valores de <i>Idum</i>	62
Figura 5.3 – Comportamento da aptidão máxima para diferentes critérios de convergências, variações de diâmetro e tamanhos de população.....	64
Figura 5.4 – Comportamento da aptidão máxima, média e escolhida da última geração do processo de calibração diferentes convergências e variações de resistência.....	65
Figura 5.5 – Comportamento das aptidões máximas, médias e escolhidas em diferentes tamanhos de populações.	66
Figura 5.6 – Correlação entre os valores de resistência calculados e reais.	67
Figura 5.7 – Correlação entre os valores de resistência calculados e reais.	68
Figura 5.8 – Influência do Tamanho da População e a Correlação dos Valores de Diâmetro.	69
Figura 5.9 – Correlação entre os Valores de Vazão Reais e Calculadas.	70
Figura 5.10 – Evolução do erro médio de pressão com o número de pontos de controle em diferentes convergências e variações de valores de diâmetro.	71
Figura 5.11 – Comportamento do erro médio de pressão com o aumento do número de pontos de controle para diferentes tamanhos de população.	72
Figura 5.12 – Comportamento da correlação entre os valores de resistência real e calculada e do erro médio de pressão com a mudança do número de pontos de controle e valores de <i>idum</i>	73
Figura 5.13 – A Influência do Número de Pontos de Controle no Número de Cálculos. ...	74
Figura 5.14 – Influencia do Tamanho da População no Número de Cálculos.	75

Figura 5.15 – Disposição dos Pontos de Medição para as Três Simulações Testadas.....	77
Figura 5.16 – Comparação dos Valores de Correlação nas Três Simulações.	77
Figura 5.17 – Relação entre os Valores de Resistência Reais e Aqueles Calculados.	78
Figura 5.18 – Comparação entre os Valores de Vazão Real e Calculadas.....	78
Figura 5.19 – Erro Médio de Pressão para as Três Simulações Realizadas.....	79
Figura 5.20 – Trechos de Controle de Vazão.....	81
Figura 5.21 – Comparação entre os Dados de Resistência Reais e Determinados pelo Procedimento de Calibração para Diferentes Números de Trechos com Vazão Controlados.	82
Figura 5.22 – Coeficiente de Correlação entre os Dados de Resistência Reais e Aqueles Determinados por Processo de Calibração.....	82
Figura 5.23 - Comparação entre os Dados de Vazão Reais e Determinados pela Simulação da Rede com os Valores de Resistência Obtidos pelo Procedimento de Calibração para Diferentes Números de Trechos com Vazão Controlados.....	83
Figura 5.24 – Erro Médio de Pressão Determinados pela Simulação da Rede com os Valores de Resistência Obtidos pelo Procedimento de Calibração para Diferentes Números de Pontos de Controle de Vazão.....	83
Figura 5.25 – Influência do Controle de Vazão no Número de Iterações Necessárias para Obter uma Solução Adequada.....	84

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURAS E ABREVIACÕES

ABRH	Associação Brasileira de Recursos Hídricos
AG(s)	Algoritmo(s) Genético(s)
AGH	Algoritmo Genético Híbrido
AG-LM	Algoritmo Genético-Levenberg-Marquardt
AGMO	Algoritmo Genético Multi-objetivo
AGOU	Algoritmo Genético de Objetivo Único
AMD	<i>Advanced Micro Devices</i>
AutoCAD	Programa de Computação Gráfica
AWWA	<i>American Water Works Association</i>
C	Coefficiente de Rugosidade de Hazen-Williams
CALIBRA	Aplicativo Computacional (Modelo de Calibração)
CCO	Centro de Controle Operacional
CONEXAO	Rotina computacional (Verificação de conectividades)
Cybernet	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
D	Diâmetro
EPANET	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
EPANET-SARA	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
EPANET-BOSS	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
f	Fator de Atrito
F.O.	Função Objetivo
GALib	Biblioteca de Operadores Genéticos
ga170	Biblioteca de Operadores Genéticos
GANET	Biblioteca de Operadores Genéticos
H ₂ ONET	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
Kb	Quilobyte
LM	<i>Levenberg-Marquardt</i>
nb	Número de Bits
MCSH	Modelo Computacional de Simulação Hidráulica
Mhz	<i>MegaHertz</i>
MOC	<i>Methods of Characteristic</i>
MPSO	<i>Multiobjective Particle Swarm Optimization</i>
MSH	Modelo de Simulação Hidráulica

npp	Número de Pontos de Controle de Pressão
p	Número de Possibilidades por Parâmetro
$P_{i\text{-medido}}$	Pressão Medida no Ponto i
$P_{i\text{-calculada}}$	Pressão Calculada no Ponto i
PAMREDE	Aplicativo Computacional (Modelo de Qualidade de Água)
PIEZOM	Rotina Computacional (Cálculo da Pressão nos Nós da Rede)
PIPE2000	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
$Q_{\text{calculada}}$	Vazão Calculada
Q_{medida}	Vazão medida
R	Resistência
R_r	Resistência Real
R_c	Resistência Calculada
SAA	Sistema de Abastecimento de Água
SABESP	Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
SCOA	Sistema de Controle Operacional de Adução
SDA	Sistema de Distribuição de Água
Sepron	Tipo de Processador
SIG	Sistema de Informações Geográficas
SIGNOS	Sistema de Informações Geográficas no Saneamento
SH	Sistema Hidráulico
SPE	Simulação por Período Estendido
S-PERTS	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
SRS	<i>Stochastic Remainder Sampling</i>
Stoner	Fornecedor de Programas Hidráulicos e Elétricos
Strumap	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
SynerGEE	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
USS	<i>Universal Stochastic Sampling</i>
WaterCAD	Aplicativo Computacional (Modelo de Simulação)
ξ	Coefficiente de Rugosidade
ξ^*	Coefficiente de Rugosidade Atribuído
Δ_p	Valor de Incremento na Divisão para Pressão como Variável
Δ_q	Valor de Incremento na Divisão para Vazão como Variável

1 - INTRODUÇÃO

As companhias de abastecimento de água têm como função primordial o fornecimento de água em quantidade e qualidade necessárias para o consumo da população. Em vista da prioridade da universalização do abastecimento, a qualidade dos serviços de distribuição de água ficou por muito tempo sem a devida importância no processo de abastecimento.

Como conseqüência dessa situação, houve, comparativamente, menos investimentos e menor desenvolvimento tecnológico das redes de distribuição e das ações de melhoria operacional propiciados pela cultura do aumento da oferta e do consumo individual, sem preocupações com a conservação e com o uso racional. Além disso, a incorporação de decisões pragmáticas, não previstas em projeto, de ampliação da carga e extensão das redes até áreas mais periféricas dos sistemas, para atendimento aos novos consumidores, favoreceu o aparecimento de maiores problemas na operação dos sistemas de distribuição de água (SDA).

Com o aumento da demanda por água e a redução da disponibilidade dos recursos hídricos, cresceu a preocupação com o uso racional da água como forma de reduzir o consumo e aproveitar ao máximo as potencialidades desse recurso. Os organismos governamentais passaram a exigir das empresas medidas para a efetiva redução das perdas. Dentro desse contexto, surgiu a cobrança pelo uso da água tornando-se mais um incentivo às empresas de saneamento para investir na operação dos sistemas de abastecimento de água (SAA). Quanto melhor a operação, com o intuito de reduzir as perdas, menor será a quantidade de água captada e, com isso, menor o valor pago aos Comitês de Bacia. Com isso, o controle operacional dos SAA tem assumido importância na busca do manejo adequado dos recursos hídricos.

Em 5 de janeiro de 2007 foi sancionada a Lei 11.445 que estabelece diretrizes nacionais para o saneamento básico, e tem como um dos princípios fundamentais a integração das infra-estruturas e serviços com a gestão eficiente dos recursos hídricos. Ela ratifica a necessidade de outorga de direito de uso dos recursos hídricos na prestação de serviços públicos de saneamento básico, inclusive para disposição ou diluição de esgotos e outros resíduos líquidos, nos termos da Lei nº 9.433, de 8 de janeiro de 1997, de seus

regulamentos e das legislações estaduais. Além disso, prevê exigências de qualidade e eficiência nos serviços de saneamento para o estabelecimento de contratos de concessão ou de programa, sendo um forte incentivo à otimização das operações em redes de distribuição de água.

Entretanto, para se operar um SAA com relativa confiança, torna-se necessário conhecer as características físicas das tubulações que compõe o SDA. Essa é uma das dificuldades relacionadas à operação de SAA, uma vez que muitas empresas sequer possuem informações completas sobre extensão, diâmetro e material da tubulação que compõe o sistema operado.

Para auxiliar a obtenção de dados das redes, ferramentas de geoprocessamento têm sido muito usadas, apresentando sucesso na área de saneamento (Simão e Coutinho-Rodrigues (2002), Moura *et al.*, 2001). No Brasil, a Sabesp tem operado, com resultados significativos, o programa SIGNOS que tem como papel, entre outras funções, usar o geoprocessamento como ferramenta para o controle operacional do sistema.

Porém, existem alguns parâmetros da rede que modificam com o tempo e são de difícil medição. Para solucionar esse tipo de problema, torna-se necessário que alguns parâmetros da rede, como por exemplo, coeficiente de atrito, resistência ao escoamento, diâmetro, entre outros, sejam calibrados a fim de se obter dados confiáveis para a tomada de decisão de operadores e engenheiros responsáveis pelo sistema de abastecimento de água. Alguns pesquisadores, tais como Bhave (1988), Greco e Giuseppe (1999), Silva *et al.* (2002) e Wu e Sage (2006), têm mostrado resultados animadores sobre o uso real de ferramentas de calibração indicando-a como promissora e apontando-a como um diferencial no controle operacional do SAA para as empresas de saneamento.

A calibração é uma técnica que busca estimar valores para as variáveis desconhecidas de um sistema. Ela utiliza algumas outras técnicas descritas na literatura, tais como procedimento de calibração, simuladores hidráulicos e técnicas de otimização, que, reunidas de forma lógica, podem conduzir a um valor para as variáveis desconhecidas segundo procedimentos que facilitam o reconhecimento do valor real.

O problema inverso é um procedimento de calibração que tem sido usado com sucesso por muitos pesquisadores como técnica auxiliar a calibração de redes de distribuição de água, Silva *et al.* (2003), Soares *et al.* (2004), Di Cristo e Leopardi (2003) e Soares (2003). O processo inverso procura definir as variáveis do problema pela minimização da diferença entre os valores medidos e calculados de algum parâmetro pré-definido. Karney (2004) afirma que a modelagem inversa tem atingido valores globais otimizados com a evolução computacional.

A calibração é uma linha de pesquisa que também tem sido utilizada no Brasil, no estudo de redes, usando para descrição hidráulica formulações baseadas tanto em escoamento permanente quanto transiente, aliados a alguma técnica de otimização. Embora esteja em destaque o uso da análise transiente para calibração de parâmetros de rede de abastecimento de água e localização de perdas, a análise permanente é essencial em qualquer etapa preliminar de projeto. Ela permite uma visão geral do comportamento da rede ao operador, favorecendo um maior conhecimento do sistema que opera e dando-lhe maior confiança para adotar medidas de intervenção.

Para encontrar soluções para um problema tão complexo quanto à resolução de uma rede de abastecimento de água, tem se indicado a otimização devido à capacidade de avaliar inúmeras considerações que se apresentam num cenário de distribuição de água. O algoritmo genético vem se mostrando eficiente como método de busca de soluções ótimas para a calibração de redes de abastecimento de água. Em estudos comparativos com outras técnicas de otimização, os algoritmos genéticos (AGs) se mostraram mais eficientes que as demais técnicas de otimização conseguindo achar soluções ótimas ou próximas da ótima em tempos computacionais relativamente reduzidos. Soares (2003), Simpson *et al.* (1994) e Méier e Barkdoll (2000) mostraram em seus estudos a eficiência dessa técnica de otimização.

Com tudo isso, o estudo de algoritmos de calibração com o intuito desenvolver um processo confiável de estimativa de dados é um desafio importante no contexto da operação dos SAA uma vez que para se obter dados confiáveis nas simulações dos sistemas deve-se possuir dados confiáveis sobre as características dos sistemas.

2 - OBJETIVOS

Tendo em vista o uso promissor das tecnologias de modelagem de redes de distribuição de água no controle operacional do sistema, o presente trabalho propõe-se a desenvolver um algoritmo que permita a calibração automática da rede a partir de dados medidos de pressão e vazão, a fim de avaliar a reprodução dos dados observados por modelos computacionais. Para atingir esse objetivo principal serão trabalhados dois objetivos específicos:

1. Selecionar técnicas de calibração de parâmetros de modelos hidráulicos de redes de distribuição de água;
2. Desenvolver ferramentas que permitam a otimização da calibração automática da rede.

3 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 - MODELAGEM HIDRÁULICA DE REDES DE ÁGUA

3.1.1 - A Aplicação de Ferramentas Computacionais nos Sistemas de Abastecimento de Água (SAA)

As ferramentas computacionais de simulação hidráulica têm sido muito utilizadas na tarefa de auxiliar os operadores e projetistas a distribuir água de qualidade a baixos custos. Atualmente, esse tipo de instrumento tornou-se uma necessidade para a maioria das companhias de saneamento. Os simuladores hidráulicos (SH) e os sistemas de informações geográficas (SIG) merecem destaque nesse contexto por beneficiar a operação dessas redes (Moura *et al.*, 2001).

De acordo com *AWWA – American Water Works Association* (2005), a modelagem de sistemas de distribuição envolve o uso de modelos computacionais de sistemas de distribuição de água (SDA) com o objetivo de conhecer o comportamento da rede e prever uma grande variedade de problemas de traçado, operacionais e de qualidade da água. O modelo computacional é usado para prever a pressão e o fluxo dentro de um SDA com o intuito de avaliar um projeto e comparar o desempenho do sistema e as restrições normativas aos padrões de projeto. O modelo é usado em estudos operacionais para resolver problemas tais como avaliação da capacidade de armazenamento do reservatório e investigação de esquemas de controle encontrando maneiras de distribuir a água sob cenários de difícil operação. Outro tipo de modelo procura descrever a qualidade da água, sendo usado para executar tarefas tais como definição do tempo de residência da água da água, a concentração e distribuição do cloro residual e redução da capacidade de desinfecção ao longo do sistema de distribuição.

No Brasil têm se desenvolvido modelos computacionais que englobam sistemas de informações geográficas e com modeladores hidráulicos. Um desses modelos em desenvolvimento é o SPERTS. Idealizado por Luvizotto Júnior (Moura *et al.* 2001), esse programa tem como objetivo cobrir uma deficiência em termos de modelos

computacionais para análise do comportamento de operação de redes de abastecimento de água, por meio de simulação permanente e em regime estendido.

A SABESP implantou o SIGNOS (SABESP, 2005). Ele é um sistema de integração entre o sistema de informações geográficas e o modelador Hidráulico WATERCAD. Com ele pode-se visualizar graficamente informações técnicas, comerciais e operacionais permitindo à empresa estabelecer planos de ação cujos resultados esperados passam pela redução dos custos de manutenção, diminuição de perdas pela identificação de concentração de vazamentos e pela melhoria da imagem junto aos clientes e dos serviços prestados.

3.1.2 - Modelos Computacionais de Simulação Hidráulica - MCSH

O termo simulação refere-se ao processo de representação do comportamento de um sistema. A simulação do comportamento hidráulico da rede pelo uso de modelos computacionais se tornou uma prática comum entre os projetistas de redes de distribuição de água. Primeiramente porque essa ferramenta automatiza os cálculos iterativos, permitindo aos projetistas focar nas decisões de projeto, considerando a complexidade dos cálculos reais e possibilitando maior confiança que a rede instalada irá trabalhar tal como projetado. Além disso, a facilidade e a velocidade com a qual esses modelos podem ser usados dão ao engenheiro a possibilidade de explorar muitas alternativas sob várias condições, resultando em um menor custo-benefício e projetos mais robustos (Walski *et al.*, 2001).

A simulação de SDA é utilizada para avaliar o funcionamento de um determinado traçado, submetido às diferentes condições de operação, antecipando problemas que podem ser facilmente resolvidos na fase de projeto da rede. Quando uma rede é construída sem simulação, a correção de eventuais problemas após a construção da mesma incorrerá em enormes custos que poderiam ser evitados se houvesse uma avaliação da operação na fase de planejamento. Além dessa vantagem, a utilização de simuladores hidráulicos favorece uma compreensão mais ampla do sistema e permite a calibração de redes existentes. Entretanto, devido às dimensões da rede e a erros que podem ocorrer na coleta de dados e transferência de informações para o modelo da rede, os simuladores hidráulicos devem ser usados de maneira cuidadosa, visto que a interferência no SDA com base nas informações

geradas por essa ferramenta pode causar um grande impacto em todo o SAA. Para se conseguir uma melhor distribuição, é importante se investir tempo suficiente para testar diferentes alternativas, analisando-as em diferentes condições.

Porém, o uso de ferramentas de simulação hidráulica requer que se tenha um conhecimento dos dados da rede e pessoal capacitado para usar adequadamente tais programas. Essas condições são fundamentais para uma boa avaliação do sistema. Caso os dados da rede ou da operação estiverem errados ou mesmo não existirem, o simulador fornecerá dados divergentes dos observados no sistema real, sendo esse problema considerado uma importante fonte de incerteza para o modelador.

Os modelos são usados de maneira diferente dependendo do tipo de projeto que se quer avaliar. Segundo Walski (1995) e Walski *et al.* (2001), existem quatro tipos diferentes de problemas de distribuição de água. A aplicação de modelos para diferentes propostas depende do enfoque do estudo. A abordagem pode-se ter o intuito de:

1. Realizar um Planejamento Geral do SDA;
2. Fazer Estudos Preliminares;
3. Desenvolver Estudos de Operação;
4. Desenvolver Estudos de Reabilitação.

Cada um desses problemas possui ênfases distintas e, com isso, simplificações e características diferentes.

A aplicação de modelos no Planejamento Geral dos sistemas procura prever quais melhorias e ampliações no sistema de distribuição são necessárias para atender a demanda futura, visto sob a ótica do horizonte de projeto. Por essa razão, esse tipo de projeto é de longo prazo. O projeto é controlado por demandas futuras e sua ênfase é geralmente direcionada para longos sistemas de adução, estação de bombeamento e tanques de armazenamento. Os sistemas podem ser amplamente setorizados, e futuras bombas podem ser representadas por nós com carga constante, assim como os reservatórios (Walski *et al.*, 2001).

Nos estudos preliminares, os engenheiros modelam as instalações que são requeridas para servir uma área particular, ou ampliar, a área de serviço do sistema de distribuição. Para

este tipo de modelagem, o foco é limitado para pequenas porções do sistema. Curvas reais das bombas devem ser incluídas. Porém, detalhes de calibração só são necessários em seções do modelo fonte do projeto, enquanto o resto do sistema pode ser amplamente setorizado (Walski *et al.*, 2001). Utilizado para novas tubulações, o estudo preliminar controla fluxos variáveis, com perdas variáveis por vazamento, analisando apenas as tubulações afetadas e as bombas que constituem o modelo atual. Apenas os locais críticos da rede são calibrados (Walski, 1995).

Em um estudo de reabilitação de um sistema, a consideração de uma adequada capacidade para vazão de incêndio é usualmente uma estimativa importante. Muitos cenários alternativos são comparados para projetar as novas tubulações, avaliando uma variedade de possíveis soluções. Detalhes são necessários apenas para a parte do problema que representa a área de estudo, já que todas as tubulações desse local são analisadas e todas as bombas existentes consideradas.

Os programas de modelagem hidráulica utilizam um conjunto de equações para reproduzir o comportamento dos SDA. Essas equações são as equações de continuidade e as equações de energia ou momento. Além dessas equações, a AWWA (2005) ainda refere-se a outros dois tipos de equações que devem ser consideradas na implantação de um SAA: as equações de transporte e as equações de custos. As equações de transporte (advecção) monitoram o movimento de substâncias específicas dentro do SAA. Por fim, as equações de custo são usadas para a escolha da rede que apresente menores custos de operação e implantação e atenda as necessidades da população.

Os simuladores hidráulicos podem se comportar de maneira diferente com relação ao tempo. A análise da rede a partir de simuladores pode ser realizada para condições Permanentes e Não-Permanentes. Estas condições serão discutidas nos itens 3.1.3.1 e 3.1.3.2 presentes neste capítulo.

Os modelos de simulação hidráulica (MSH) são classificados em três tipos distintos de acordo com Sabesp (1998), *apud* Borges (2003):

- I. Tipo 1 – modelos que apresentam todos os recursos básicos para simulações em regime permanente, exemplo, EPANET-SARA, S-PERTS e EPANET-BOSS.

- II. Tipo 2 – modelos que apresentam recursos adequados à simulação de rede hidráulica em tempo estendido, possuem interface gráfica, controle lógico, boas condições de calibração do modelo. Exemplos: WaterCAD, PIPE2000 e Cybernet.
- III. Tipo 3 – os modelos que propõem além das condições anteriores, a integração com o sistema SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) de supervisão e controle operacional de rede hidráulica. São os mais completos dentre os modelos analisados, exigindo assim maior treinamento por parte dos usuários. Estes modelos se destacam por apresentarem várias opções de simulação com variações de cenários e de controle sobre o acionamento dos elementos como válvulas e bombas. Dentre esses modelos estão: Strumap, SynerGEE (versão 3.0) e H2ONET (versão 3.0).

3.1.3 - Tipos de Simulação

Os modelos computacionais podem simular o comportamento hidráulico da rede tendo em vista dois tipos de simulação: a permanente e a não permanente. Esses dois tipos de simulação diferem quanto ao tratamento das variações das condições de funcionamento do sistema com relação ao tempo.

3.1.3.1. Simulação em Regime Permanente

A simulação em regime permanente é o tipo de simulação em que se consideram invariáveis as condições em um ponto, com relação ao tempo, incluindo as condições limites do sistema e as demandas requeridas, assim como as características de operação das bombas, a abertura das válvulas, o nível dos reservatórios, etc. O cálculo da rede para esse tipo de situação fornece respostas com referência a um único cenário assumindo uma situação de equilíbrio que geralmente não se observa por períodos prolongados em um sistema real.

Este tipo de simulação é prever, de maneira geral, o comportamento da rede em situações extremas, tais como demanda de pico, fluxo de incêndio ou falha de componentes da rede. Esse tipo de simulação permite ao tomador de decisão escolher melhores alternativas de custo e melhorar o funcionamento do sistema. Por esse motivo, a calibração em regime permanente é uma etapa indispensável na determinação de parâmetros da rede.

Para tentar simular o desempenho do SAA ao longo do tempo foi formulado um tipo de simulação permanente que avalia vários cenários, com condições limites de cada situação determinadas a partir de uma pequena defasagem de tempo com relação ao cenário anterior. Ela determina o comportamento quase dinâmico do sistema com relação ao tempo através das mudanças de demanda e condições de contorno. Esse tipo de simulação recebe o nome de simulação por período estendido (SPE).

De acordo com Walski *et al.* (2001), esse tipo de análise permite que o usuário modele o enchimento e esvaziamento dos tanques, a regulação da abertura e fechamento de válvulas, e as taxas de pressão e fluxo que mudam ao longo do sistema em resposta às variações da demanda e às estratégias do controle automático formuladas pelo modelador.

O tempo de simulação geralmente exigido para se conhecer as características hidráulicas do sistema é de 24 horas. Mesmo sabendo que a demanda além de se alterar com relação à hora também é variável em diferentes dias da semana, a simulação durante 24 horas revela a tendência de consumo ao longo do dia. Esse período permite que sejam observados as demandas de pico, e os horários de baixo consumo, visualizando o enchimento e esvaziamento de reservatório e a resposta do sistema às variações de demanda.

Uma importante variável quando se decide usar SPE é a definição do incremento de tempo para se analisar um novo cenário. Essa variação de tempo deve ser escolhida de modo que as mudanças no sistema aconteçam gradualmente. Quanto maior o número de mudanças com relação ao tempo menor deve ser a variação de tempo utilizada para se avaliar o novo cenário.

3.1.3.2. Simulação Não-Permanente

Diferentemente da simulação permanente, na simulação não-permanente as condições de fluxo em um ponto variam continuamente com o tempo. O fluxo não permanente também é denominado escoamento transiente.

Um escoamento transiente é caracterizado pelas condições de fluxo e pressão que ocorrem entre duas condições quase permanentes. Um sistema que se encontra em uma condição inicial permanente tem seu comportamento alterado por uma mudança nas condições de contorno do problema, que pode ser o fechamento de uma válvula, o desligamento de uma bomba, ou qualquer outro evento que implica na alteração das condições de pressão e fluxo do sistema. Pode ser tanto um aumento ou uma redução da demanda.

Algumas características são apontadas por alguns autores (Brunone, 1999; Brunone e Ferrante, 2002) para justificar o uso da metodologia de transientes para a identificação de parâmetros de redes de distribuição de água. Entre essas vantagens estão à dispensa de grandes pressões para se obter bons resultados de identificação e a simplicidade dos equipamentos requeridos. Isto permite a verificação periódica da tubulação sem comprometer a rede.

O uso da análise transiente apresenta algumas diferenças com relação aos dados obtidos por simulação e os dados medidos em campo. Segundo Walski *et al.* (2001) essas divergências devem-se:

- Às diferenças existentes entre o coeficiente de fricção para condição permanente e condição transiente e a determinação precisa dos valores de celeridade nos condutos;
- À dificuldade de uma modelagem precisa de elementos dinâmicos (tais como, válvulas e bombas) já que esses elementos estão sujeitos à deterioração com o passar dos anos e devido a ajustes feitos durante as atividades de manutenção;
- À impossibilidade de evitar, em muitos casos, a presença e a localização precisa de gases na tubulação, fato que afeta na determinação da celeridade.

Até agora, a maior parte dos estudos está se concentrando na capacidade da análise transiente de detectar e localizar vazamentos, que tem apresentado resultados animadores. Alguns desses trabalhos foram desenvolvidos por Vítkovský *et al.* (2000), Brunone (1999), Brunone e Ferrante (2002), *Engineering and Physical Science Research Council* (2002), entre outros. Entretanto, Covas e Ramos (2001) relatam que ainda é preciso provar, a partir de testes de laboratório e de campo, se a análise de transientes é realmente aplicável e quais as dificuldades encontradas para a sua implantação em sistemas reais.

Modelos transientes também analisam o escoamento por meio de equações diferenciais parciais do movimento e da continuidade para condutos fechados. Como, em geral, não há uma solução analítica para esse conjunto de equações, uma estratégia é transformá-las em um sistema de equações diferenciais ordinárias e especificar as condições de contorno e os valores iniciais das variáveis de estado, que, em essência, é o que constitui o M.O.C. (Soares e Reis, 2005). Ivetic e Savic (2002) também indicam o método das características para resolver essas equações. Embora não tão comumente utilizados para o cálculo de escoamentos transientes, outras metodologias aplicáveis podem ser listadas, como por exemplo, o método gráfico e o método de volumes finitos.

3.1.4 - Fontes de erro em Modelagem de SAA

Algumas interferências podem ser responsáveis pela não adequação dos resultados obtidos pela simulação em modelo hidráulico com os dados medidos na rede real. Quando os MSH de rede apresentam dados incoerentes ou diferem muito dos valores observados em campo, Walski *et al.* (2001) sugerem a realização uma revisão em todo o sistema antes que qualquer mudança seja feita para racionalmente desenvolver um modelo de dados.

De acordo com Moura *et al.* (2001), o projetista deve assegurar a integridade e confiabilidade do modelo hidráulico representado matematicamente, eliminando os erros e enganos inerentes à manipulação de dados durante a construção dos modelos computacionais, o que é assegurado pela transferência direta dos dados do SIG para o modelo computacional de simulação hidráulica (MCSH).

Alguns erros possíveis no modelo podem ser devido ao grande número de vazamentos, serviços não contratados, erros não detectados previamente nos consumos medidos, erros no registro das características das tubulações, desconhecimento de estranguladores ou válvulas fechadas, impelidores de bombas desgastados, dentre outros (Walski *et al.*, 2001).

Os erros ocorridos no cadastro da rede podem ser resultado do processo de digitação desatento, do descaso com o controle e tratamento de erros no processo de manuseio dos dados, da não atualização dos dados e do desconhecimento das características da própria rede. Muitas empresas sequer possuem um sistema de dados com informações sobre extensão, diâmetro e material da tubulação que compõe o sistema operado.

Só a partir do conhecimento sobre a situação real da rede é possível conseguir um nível de confiança aceitável para que os resultados das simulações sejam empregados no auxílio à tomada de decisão de operadores e engenheiros. Entretanto, muitas empresas de saneamento não possuem um cadastro digital completo com os dados e desenhos da rede de distribuição de água, sendo que muitas informações do sistema encontram-se ainda arquivadas apenas na memória de operadores e outros funcionários e são perdidas quando estes saem da empresa. É importante ressaltar também que o custo da implantação de uma infra-estrutura de dados necessária à modelagem e à calibração de redes é relativamente onerosa, o que dificulta a sua adoção.

Walski *et al.* (2001) dividem os erros na entrada de dados em erros de tipográficos e erros de medição. Os primeiros são simples de corrigir, entretanto, difíceis de localizar. Felizmente, existem hoje alguns programas de simulação que auxiliam na localização desse tipo de erro. Infelizmente, essas ferramentas não eliminam completamente a possibilidade de erro humano. Comparados com os erros tipográficos, os erros de medição são mais difíceis de serem identificados e corrigidos.

As Figuras 3.1 e 3.2 mostram alguns tipos de erros tipográficos. Walski *et al.* (2001) mostram que os desenhos podem não indicar a real distribuição da tubulação. Alguns pontos podem indicar a presença de interseções quando na verdade, apesar de ocupar a mesma latitude e longitude em algum ponto, estão em altitudes diferentes. Na Figura 3.1 aparecem duas vistas de um mesmo trecho da tubulação. Olhando a vista superior pode-se acreditar que as tubulações estão conectadas, porém, a vista lateral não deixa dúvidas sobre a desconectividade dos dois trechos. Outro erro comum é a descontinuidade de linhas que representam o mesmo segmento. A Figura 3.2 mostra como esse tipo de erro pode ocorrer no desenho da rede.

Pode-se ainda encontrar discrepâncias entre os dados calculados e aqueles observados devido aos erros de estimativa de demanda e dos parâmetros da rede. Muitos modelos são sugeridos na literatura com a finalidade de simular o comportamento do consumo dos usuários de um sistema. A maior parte deles relaciona o consumo com a pressão do sistema. Quanto aos parâmetros da rede, já é sabido que eles mudam com o uso, tempo de

instalação e qualidade da água no sistema. Por isso, é necessário calibrar esses parâmetros para que o modelo reflita a realidade do sistema.

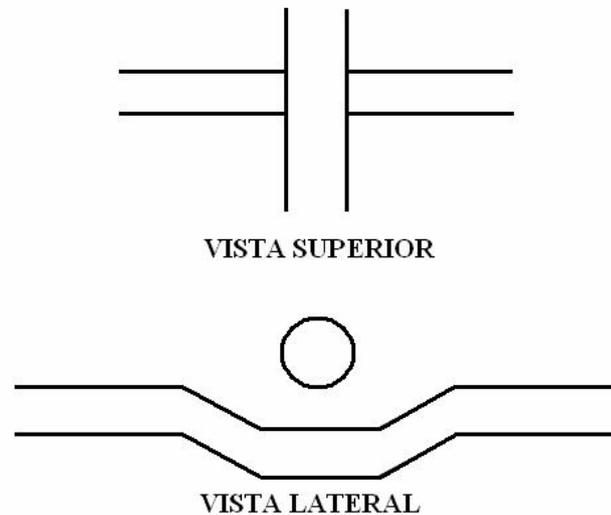


Figura 3.1 – Falsas Interseções (*Engineering Computer Applications Committee*, 1999).

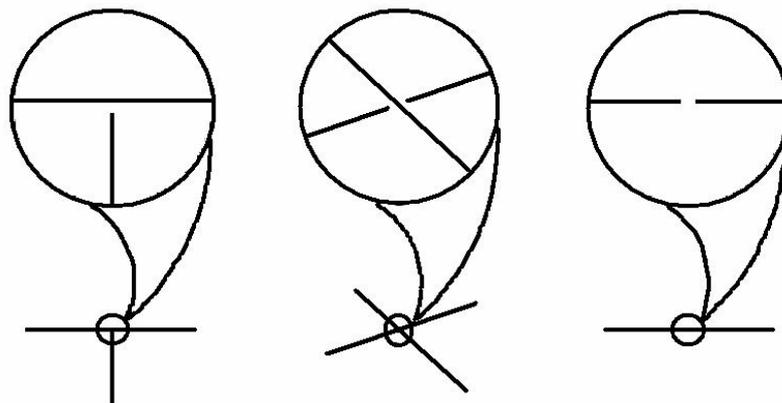


Figura 3.2 – Erros comuns em ambiente CAD (*Walski et al.*, 2001).

3.2 - MODELOS DE CALIBRAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

O aumento da demanda por água e as previsões sobre possíveis falta desse recurso tornaram o uso racional uma das maneiras mais interessantes de controle de água. Um dos aspectos que tem ganhado força é o controle de perdas em redes de distribuição. A possibilidade de cobrança pelo uso da água e as pressões ambientais têm tornado vantajoso o investimento no controle operacional da rede. A avaliação eletrônica do sistema ganha,

então, maior notoriedade já que as irregularidades na operação podem ser previstas e ajustadas em menor tempo.

Nesse contexto, a calibração dos parâmetros da rede é fundamental para a obtenção de dados confiáveis que consigam ilustrar o real funcionamento do sistema, produzindo, nas simulações, dados que se aproximem satisfatoriamente dos valores observados no sistema existente. Covas e Ramos (2001) descrevem o processo de calibração como um método de identificação de parâmetros desconhecidos a partir de técnicas de otimização tal que o comportamento do sistema, modelado hidraulicamente, leve a minimização das diferenças entre os valores observados e os valores calculados.

Segundo Bush e Uber (1998), calibração é o processo de ajuste dos parâmetros do modelo de modo que o comportamento predito do sistema seja condizente com as observações do campo. Essa meta é modesta e prática quando comparada com a estimativa de parâmetros, que tenta descobrir o verdadeiro valor das variáveis.

Segundo Herrin (1997), o processo de calibração pode ser baseado nos dados obtidos em diferentes cenários de demanda, de rugosidade das tubulações e de características de operação da bomba, podendo ajustar outros parâmetros que afetam o desempenho do modelo.

Walski (1986) define dois passos básicos para descrever o processo de calibração:

- Comparação de pressões e fluxos preditos com pressões e fluxos observados para uma condição de operação conhecida, isto é, operação de bombas, nível de tanques, válvulas redutoras de pressão.
- Ajuste dos dados de entrada para o modelo para melhorar a eficiência do processo na obtenção dos valores calculados.

Não existem roteiros a serem seguidos para calibrar um sistema, porém, alguns autores propõem uma orientação para ser usada como guia nos processos de calibração. Detalhando um pouco mais os passos básicos sugeridos por Walski (1986), Ormsbee e Lingireddy (1997), *apud* Walski *et al.* (2001), sugerem sete etapas a serem seguidos para calibração de redes:

1. Identificar a finalidade de uso do modelo;

2. Determinar os parâmetros a serem estimados no modelo;
3. Coletar dados para a calibração;
4. Aplicar o algoritmo baseando-se nas estimativas iniciais de parâmetros do modelo;
5. Efetuar uma análise de ajuste preliminar ou uma macro-calibração;
6. Efetuar a análise de sensibilidade;
7. Efetuar uma análise de ajuste fino ou uma micro-calibração.

Walski *et al.* (2001) afirmam que o processo de calibração é necessário devido às seguintes razões:

- Confiança – o operador deve contar com um sistema seguro para tomar decisões no gerenciamento das redes de distribuição; isso significa que o modelo deve ser capaz de reproduzir condições existentes;
- Entendimento – o processo de calibração permite ao operador adquirir sensibilidade sobre a mudança de variáveis no sistema. Esse melhor entendimento dá ao modelador uma idéia a respeito dos possíveis impactos sobre várias mudanças operacionais;
- Identificação de erros – a calibração permite descobrir erros na descrição do sistema ocorridos no processo de criação do modelo. Situações de campo, tais como válvulas fechadas, são frequentemente descobertas e corrigidas durante a calibração.

Greco e Giudice (1999) calibraram os dados da rede pela técnica de programação não linear a partir de dados de pressão. A primeira análise para o cálculo dos valores calibrados foi a minimização da diferença entre os valores medidos e aqueles calculados. Nesse trabalho não foram adotados os valores iniciais de rugosidade sugeridos pelos manuais de engenharia. A proposta do trabalho foi formular a busca de um conjunto de valores de rugosidade que diferenciem o menos possível dos valores de rugosidade inicialmente estimados e produzam resultados simulados condizentes com as medidas, mediante uma pequena tolerância. O primeiro passo do processo de calibração foi atribuir valores para o coeficiente de rugosidade (ϵ^*). O objetivo, então, foi minimizar a soma do quadrado das diferenças entre as variáveis de decisão desconhecidas (ϵ - coeficiente de rugosidade) e a rugosidade inicialmente assumida. Os autores encontraram discrepâncias entre os valores medidos e aqueles calculados atribuindo essas diferenças às incoerências nos valores do coeficiente de rugosidade (ϵ). Vítkovský *et al.* (2000) defendem que essa técnica de

otimização é menos efetiva que os algoritmos genéticos na determinação das soluções ótimas.

Todo processo de calibração é baseado na otimização de uma função objetivo (F.O.) entre outros critérios. A definição de uma F.O. adequada é fundamental para o bom desempenho do processo de calibração e na confiança dos dados obtidos via processo de calibração. Entretanto, existem diferentes funções objetivo que satisfazem, em termos de precisão, o que se espera do modelo. A tabela 3.1 mostra algumas F.O. utilizadas na bibliografia.

Tabela 3.1 – Exemplos de funções objetivo.

Bibliografia	Função Objetivo
Silva <i>et al.</i> (2002)	$F.O. = \left\{ \sum_{k=1}^C \left\{ w_H^{(k)} \cdot \sum_{i=1}^N \left[\frac{P_{sim_i} - P_{obs_i}}{\left[\sum_{i=1}^N P_{obs_i} / N \right]} \right]^2 + w_Q^{(k)} \cdot \sum_{j=1}^M \left[\frac{Q_{sim_j} - Q_{obs_j}}{\left[\sum_{j=1}^M Q_{obs_j} / M \right]} \right]^2 \right\} \right\}^{-1}$
Soares (2003)	$F.O. = \sum_{k=1}^C \left\{ \sum_{i=1}^N \left[w_H^{(k)} \frac{(P_{sim_i} - P_{obs_i})^2}{\left(\sum_{i=1}^N P_{obs_i} / N \right)^2} \right] + \sum_{j=1}^M \left[w_Q^{(k)} \frac{(Q_{sim_j} - Q_{obs_j})^2}{\left(\sum_{j=1}^M Q_{obs_j} / M \right)^2} \right] \right\}$ $F.O. = \sum_{k=1}^C \left\{ \sum_{i=1}^N [(P_{sim_i} - P_{obs_i})^2] + \sum_{j=1}^M [(Q_{sim_j} - Q_{obs_j})^2] \right\}$
Walski <i>et al.</i> (2006)	$F.O. = \sum_{k=1}^C \left\{ \frac{1}{w_H^{(k)}} \sum_{i=1}^N (P_{sim_i} - P_{obs_i})^2 + \frac{1}{w_Q^{(k)}} \sum_{j=1}^M (Q_{sim_j} - Q_{obs_j})^2 \right\}$

C = número de cenários analisados; M = número de vazões comparadas; N = número de pressões comparadas; $w_H^{(k)}$ = peso da pressão considerando o cenário k; $w_Q^{(k)}$ = peso da vazão considerando o cenário k; P_{sim_i} = Pressão simulada para o nó de comparação i; P_{obs_i} = Pressão observada para o nó de comparação i; Q_{sim_i} = Vazão simulada para o trecho de comparação i; Q_{obs_i} = Vazão observada para o trecho de comparação i;

3.2.1 - Avaliação das Características das Redes Sujeitas à Calibração

A literatura apresenta algumas preferências quanto à variável que será adotada para calibração. Silva et al. (2002) optam por avaliarem apenas o coeficiente de rugosidade, outros, entretanto, adotam também a demanda nos nós. Há ainda os que ajustam, ao mesmo tempo, o coeficiente de rugosidade e o diâmetro das tubulações (Soares, 2003). Pode-se unir essas duas últimas variáveis em uma única, adequando, então, a resistência de cada trecho. Quando assume-se que os valores de demanda nos nós já são precisos o suficiente

faz-se necessário apenas refinar o coeficiente de rugosidade ou a resistência usando a fórmula geral da perda de carga para a calibração. O ajuste simultâneo dos valores de demanda e rugosidade é indicado quando a demanda nos nós é estimada.

Sabe-se que, com o decorrer do tempo, o processo de incrustação que ocorre dentro da tubulação reduz o seu diâmetro inicial alterando também o seu coeficiente de rugosidade. Porém, muitos trabalhos usam o diâmetro nominal da rede alterando apenas os dados de rugosidade compensando às mudanças no diâmetro, já que a determinação real do diâmetro de uma rede antiga torna-se uma tarefa complicada.

Walski *et al.* (2001) defendem a existência de uma pequena vantagem em se ajustar o coeficiente de rugosidade e o diâmetro no modelo, isso porque a perda de carga pode assumir o mesmo valor para diferentes conjuntos de coeficiente de rugosidade e diâmetro.

3.2.2 - Procedimentos de Calibração

Silva *et al.* (2003), apontam a existência de três categorias de procedimentos básicos no processo de calibração:

- Iterativos;
- Explícitos, diretos ou analíticos;
- Implícitos ou inversos.

3.3.2.1. Métodos Iterativos

O método iterativo consiste numa aproximação inicial seguida de um processo sucessivo de atribuição de valores aos parâmetros desconhecidos e posterior comparação entre os valores observados e simulados. Uma solução é obtida quando se consegue um valor que esteja dentro da faixa de erro pré-estabelecida, de acordo com a precisão necessária ou depois de atingida um número determinado de iterações.

Os métodos iterativos possuem quatro características básicas de acordo com Tucci (1998):

- Definição do ponto de partida – o ponto de partida é a determinação inicial das variáveis de otimização. Se esse valor for muito distante da solução, pode ocorrer

demora na convergência e a obtenção de solução inadequada. Funções que possuem muitos vales podem possuir muitos ótimos locais. O ponto de partida pode levar a soluções de um ótimo local e não ao desejado ótimo global.

- Direção de pesquisa – identifica o vetor no qual serão realizadas as alterações das variáveis. Os métodos se diferenciam quanto a definição da direção de pesquisa, buscando sempre o mínimo de tentativas, com o máximo de ganho em cada tentativa.
- Espaçamento de cada alternativa – indica a variação que será adotada na direção de pesquisa a cada tentativa. Cada alternativa envolve o cálculo da função objetivo com um determinado conjunto de variáveis. O espaçamento é escolhido procurando minimizar o número máximo de tentativas.
- Critério de parada – envolve a definição dos critérios para aceitar uma determinada solução como ótimo da função. Se o critério for muito folgado a solução poderá estar muito distante da solução e se for muito restritivo poderá resultar num exagerado número de tentativas.

3.3.2.2. Métodos Explícitos

O método explícito é um método de análise do modelo que define os parâmetros desconhecidos do sistema a partir de equações que descrevam o comportamento da rede. A solução obtida seria exata se não fossem os erros de arredondamento.

Ormsbee e Wood (1986) propuseram um algoritmo de calibração explícito para ser aplicado em tubulações de redes hidráulicas. A formulação é desenvolvida em termos do coeficiente de perda de carga e é desenvolvido pela reformulação das equações básicas de rede. As equações básicas de rede são resolvidas explicitamente para ajuste das perdas de carga de forma a reunir uma ou mais condições de medidas de pressão ou fluxo para condições de demanda e operação dadas.

3.3.2.3. Método Inverso

No método inverso, os parâmetros desconhecidos são definidos a partir de valores que apresentem um menor desvio entre os valores simulados hidráulicamente e aqueles coletados em campo. Em alguns modelos, a função objetivo (F.O.) deve ser minimizada.

Nesses casos, a F.O. pode ser composta pelo inverso do quadrado das diferenças entre os valores de pressão e vazão simulados e observado, multiplicados pelos pesos adotados para cada parâmetro. Datta e Sridharan (1994) comentam que a calibração por método inverso os parâmetros desconhecidos são estimados de maneira que os valores computados em pontos selecionados da rede sejam bem parecidos com os valores observados em diferentes condições. A Figura 3.3 esquematiza um procedimento de calibração usando método inverso.

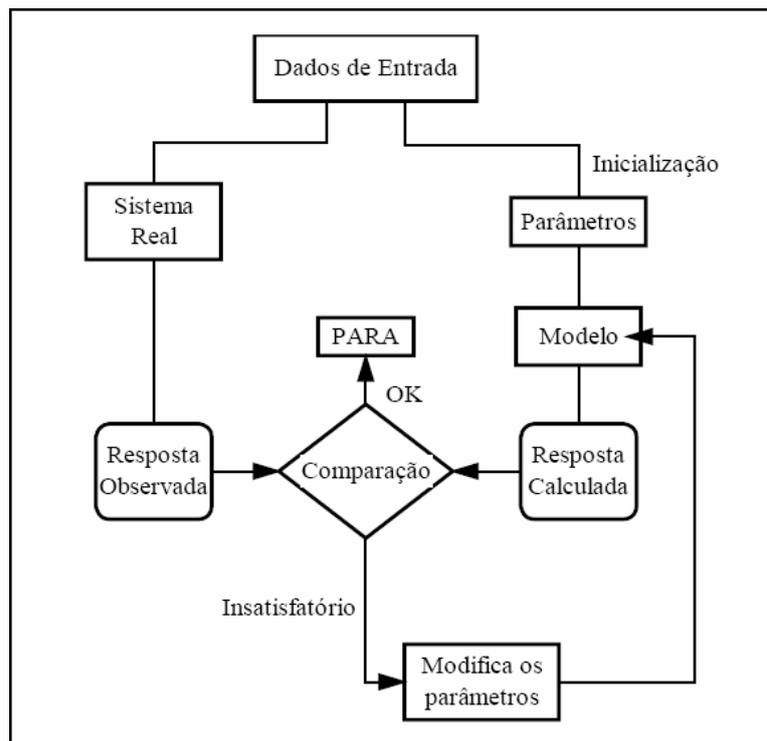


Figura 3.3 – Esquema geral de calibração via modelos inversos (Silva *et al.*, 2003)

Silva *et al.* (2003), Soares *et al.* (2004), Di Cristo e Leopardi (2003), Vítkovský *et al.* (2000) e Engineering and Physical Sciences Research Council (1999) são alguns autores que utilizaram em seus trabalhos a comparação entre dados medidos e calculados para calibra os seus modelos por meio do modelo inverso. Como um exemplo de abordagem, Silva *et al.* (2003) estimou parâmetros de uma rede de distribuição de água a partir da minimização dos desvios entre os valores simulados hidráulicamente e dados correspondentes observados de pressão e vazão.

De acordo com Datta e Sridharan (1994), o método inverso para a calibração de redes apresenta as seguintes vantagens:

- Simplicidade conceitual;
- Fácil implementação;
- Robusto, com respeito às condições iniciais arbitradas para o parâmetro;
- Habilidade em usar parâmetros com valores que variam em algumas ordens de magnitude;
- Disponibilidade de informações sobre incertezas em parâmetros estimados sem cálculos adicionais;
- Habilidade para computar o coeficiente de sensibilidade sem cálculos adicionais de matrizes em associação com o método de Newton-Raphson.

O uso do modelo inverso utilizando modelos de simulação em regime permanente já tem sido estudado há algum tempo. Bhave (1988), Di Cristo e Leopardi (2003) e Walski *et al.* (2006) são alguns autores que desenvolveram trabalhos nessas áreas. No Brasil, alguns autores que estudaram calibração automática de redes de distribuição de água em regime permanente foram Silva *et al.* (2002) e Soares (2003), dentre outros. Entretanto, nos últimos anos a calibração de redes de distribuição de água em regime transiente têm se apresentado como uma técnica promissora. Vítkovský *et al.* (2000) defendem que a análise transiente apresenta uma vantagem sobre as técnicas tradicionais de calibração em regime permanente já que a primeira fornece um maior volume de dados.

A análise de transiente é realizada a partir das equações da continuidade e de momento, solucionadas, entre outros, pelo método das características. Para isso, algumas restrições são aplicadas para resolver o problema inverso. Como condições limites, podem ser usados valores de pressão e vazão conhecidos em alguns pontos da rede. Em uma rede são consideradas variáveis as pressões nos nós e as vazões na entrada e saída de cada tubulação. Pode-se utilizar as equações características de cada tubulação e a equação da conservação da massa assumindo a igualdade de pressões em cada nó.

A aproximação pela análise inversa de transiente conduz a um procedimento efetivo para a determinação de vazamentos e coeficientes de rugosidade para o sistema de distribuição de água. Pela iniciação de um evento transiente, medidas de pressão são obtidas por medição via telemetria ou sistema de aquisição de dados e, pelo uso do método inverso de análise de transiente, são calculadas as pressões via simulador hidráulico. A partir disso,

determina-se a localização dos vazamentos e a magnitude dos coeficientes de rugosidade minimizando os desvios entre as pressões medidas e calculadas.

De acordo com Covas e Ramos (2001), o método inverso de calibração associado à análise de transientes é baseado em dados coletados durante a ocorrência de eventos transitórios e na minimização da diferença entre as pressões, ou vazões, observadas e calculadas. Esse sistema é essencialmente um problema de otimização que avalia o comportamento do sistema em um simulador de transiente hidráulico submetido a certas condições.

Wu e Sage (2006) adotaram um esquema de determinação de perdas baseado na adição de valores de vazão aos valores de demanda determinados para cada junção. Considerando a análise transiente, a tubulação é subdividida em trechos tão pequenos quanto se deseja, tornando mais preciso o processo quanto menores os trechos. Em cada, trecho é realizado o estudo de demandas e localizadas as perdas existentes dentro desse trecho.

O método inverso transiente descrito por Ligget e Chen (1994) envolve o ajuste numérico das pressões ou gradiente modelados aos medidos pela minimização das diferenças entre os valores calculados e medidos. A técnica de otimização escolhida pelos autores foi a de algoritmos genéticos.

O problema inverso da análise de transiente trabalha melhor quando um grande número de dados está disponível. Alguns trabalhos utilizam o problema inverso para calibrar o sistema e localizar os vazamentos simultaneamente. Entretanto, essa meta aumenta em muito o número de variáveis do sistema, que podem ser coletadas por medidas de pressão freqüentes durante um evento transiente.

Entretanto, independente do tipo de simulação e do procedimento de calibração adotado para análise da rede, os dados obtidos pelo processo de calibração devem passar por uma análise de sensibilidade para avaliação dos dados obtidos. A análise de sensibilidade procura determinar o efeito da variação de uma determinada variável no resultado do problema estudado. A análise de sensibilidade desempenha um papel central no processo de otimização determinando quão confiável é o modelo.

A análise de sensibilidade é importante no problema inverso por duas razões primárias. Primeiramente, ela permite a seleção dos pontos de medição que podem ter sua localização alterada para pontos onde as medidas são sensíveis ao desvio dos parâmetros. Em segundo lugar, a análise de sensibilidade indica o grau de confiança que cada medida tem no resultado.

3.2.3 - Limites para se considerar um sistema calibrado

Como já foi dito anteriormente, a calibração de sistemas é um método usado para simular computacionalmente uma rede que se assemelhe tanto quanto possível da estrutura real que se deseja conhecer. Walski *et al.* (2001) afirma que um modelo é considerado calibrado para um conjunto de condições de operação e uso da água se ele pode prever com precisão os fluxos e pressões na rede.

Entretanto, não é consenso geral o nível de precisão que deve ser obtido quando se calibra um sistema. Nos Estados Unidos, considera-se que o nível de calibração do sistema é dependente do uso que se dará ao modelo. Porém, no Reino Unido, um conjunto de padrões e critérios de desempenho deve ser perseguido para conseguir a estabilização da calibração. A tabela 3.2, apresentada por *Engineering Computer Applications Committee* (1999) e Walski *et al.* (2001), define critérios mínimos a serem obedecidos para que uma calibração seja considerada estável.

Tabela 3.2 – Critérios Mínimos para a Estabilização da Calibração (*Engineering Computer Applications Committee*, 1999 e Walski *et al.*, 2001).

CRITÉRIOS PARA VAZÃO
(1) Quando o fluxo é maior que 10% da demanda total, o fluxo modelado ao longo de toda tubulação principal deve apresentar valores com precisão mínima de 5%.
(2) Quando o fluxo é menor que 10% da demanda total, o fluxo modelado ao longo de toda tubulação principal deve apresentar valores com precisão mínima de 10%.
CRITÉRIOS PARA PRESSÃO
(1) 85% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/- 0,5 m ou +/- 5% da perda máxima obtida em todo o sistema, independente do tamanho deste.
(2) 95% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/-0,75 m ou +/-7,5% da perda máxima obtida em todo o sistema, independente do tamanho deste.
(3) 100% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/- 2 m ou +/- 15% da perda máxima obtida em todo o sistema, independente do tamanho deste.

3.2.4 - Fontes de Erro no processo de calibração

Para que os resultados obtidos com o processo de calibração sejam satisfatórios, é necessário que os dados utilizados para ajustar o modelo sejam confiáveis. As medições de vazão e pressão apresentam sempre algum erro associado. Quanto menores forem os valores dessas variáveis, mais significativos serão os erros correspondentes a elas. Então, Walski *et al.* (2001), explicam que, para aumentar a probabilidade de obter sucesso na calibração, os valores de vazão e pressão devem ser tão grandes quanto possível. Dessa forma, os erros relativos de medição não serão grandes, o que favorece a comparação entre os valores medidos em campo com aqueles decorrentes da calibração.

De acordo com Herrin (1997) a coleta de dados é a maior parte do processo de calibração uma vez que ela provê dados com os quais os resultados do modelo serão comparados. Os dados coletados são geralmente classificados em três categorias: dados físicos, dados operacionais e dados reativos.

- Dados físicos – são as informações referentes as características estruturais do sistema que são usadas para formar a base do modelo, como por exemplo, rugosidade, carga da bomba e características de demanda, diâmetro do tanque, elevações, controle do ajuste de válvulas. Os dados ajustam a rede fisicamente de maneira a descrever, com veracidade, o desenho real e assim poder responder corretamente sobre o comportamento do sistema submetido a uma variedade de condições. Se esses dados não são representados precisamente no modelo não se conseguirá um alto nível de confiança dos resultados. Esses erros estão mais associados com a parte de modelagem que com a calibração especificamente.
- Dados operacionais – os dados operacionais de vazão pressão, níveis de reservatória, dentre outros são coletados pelo continuo monitoramento do sistema, semanalmente ou quinzenalmente. Importantes focos de observação são: pontos de entrada, pontos de controle do sistema, e demandas para grandes clientes.
- Dados reativos – dados reativos são obtidos forçando o sistema a simular fluxos de incêndio, grande ruptura, ou outra situação extrema. Esses dados são importantes para observar o sistema sob condições de estresse, por exemplo, horário de pico.

A chave para se coletar dados adequados é que a carga nos nós de controle limites (bombas, tanques, válvulas redutoras de pressão) deve ser conhecida quando as leituras de pressão são feitas no sistema.

Em outras situações, o modelo deve ter muitos detalhes para a análise começar a ser conduzida. Por exemplo, um modelo bem detalhado pode ser mais que suficiente para ajustar válvulas de controle ou avaliar o ciclo da bomba. Também, muitos detalhes podem dar a falsa impressão de provisão de resultados mais precisos, simplesmente porque contém um maior número de informações.

Mesmo quando se julga que os valores estão calibrados, o que pode ocorrer é uma sobreposição de erros levando a uma compensação e a resultados aparentemente verídicos. Por isso, um grande investimento em tempo e esforço é necessário para tornar um modelo utilizável.

3.3 - TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO

A otimização é a busca do valor de uma variável ou de n variáveis, que proporcione o melhor resultado para uma função dependente dessas variáveis, dentro de um objetivo e obedecidas as restrições. Segundo Lacerda e Carvalho (1999), a otimização consiste em tentar várias soluções possíveis e utilizar a informação obtida nesse processo de forma a encontrar soluções cada vez melhores.

Esse problema é significativamente mais difícil que calcular fluxos e pressões isoladamente. Em sistemas de distribuição de água, ao contrário da resolução de um sistema de n equações por n variáveis, a otimização de problemas contém inequações, equações, variáveis discretas e contínuas. Consequentemente, há numerosas soluções possíveis, tornando a otimização um problema mais complexo que resolver um simples sistema de equações (Walski *et al.*, 2001).

Para encontrar os parâmetros desconhecidos num modelo de calibração, técnicas de otimização têm se tornado frequentes na busca do melhor ajuste do sistema. Elas são utilizadas em diferentes áreas do conhecimento para a busca da melhor solução de uma

função matemática sujeita ou não a restrições (Tucci, 1998). Algumas técnicas de otimização encontradas na literatura são: algoritmos genéticos, *particle swarm optimization*, programação linear, programação dinâmica, programação inteira, programação inteira mista, algoritmos heurísticos, método de busca por gradiente e método de enumeração.

Dentre as técnicas que se mostram mais promissoras, os algoritmos genéticos é uma das que apresenta maior capacidade de reunir as necessidades dos engenheiros sem a necessidade de contornar o problema para se ajustar ao algoritmo. AGs permitem, em muitos dos problemas trabalhados por técnicas de otimização, usar variáveis contínuas. Entretanto, mesmo que o uso de otimização aumente, servindo como uma ferramenta para projetos de engenharia, ela, provavelmente, não irá substituir o bom julgamento dos engenheiros (Walski *et al.*, 2001).

Considerando uma rede de abastecimento de água em processo de calibração, os valores dos parâmetros desconhecidos são atribuídos utilizando-se alguma técnica de otimização e analisados por meio de cálculos realizados por MSH.

Walski *et al.* (2001) verificaram que os modelos de otimização não têm sido capazes de analisar muitas considerações. Por esta razão, em muitos projetos de engenharia prefere-se utilizar uma combinação de simulações em regime permanente e transientes, julgando seus projetos com base nas respostas obtidas nas diferentes simulações.

Com a exceção da pesquisa, a otimização não tem conseguido espaço na prática dos engenheiros. Isto se deve, em parte, à inexistência de ferramentas amigáveis. Mais significativamente, alguns algoritmos exigem que alguns problemas reais sejam modificados para se ajustar ao código, não assimilando inteiramente o processo do projeto. Muitos algoritmos consideram o problema de otimização além da minimização de custos, levando em consideração também a exequibilidade hidráulica, a satisfação das demandas, e o conjunto de restrições de pressão (Walski *et al.*, 2001). Por ter se optado nessa dissertação por utilizar como técnica de calibração o AG, a descrição sobre esse método será mais detalhada que para os demais.

3.3.1 - Multiobjective Particle Swarm Optimization (MPSO)

O MPSO é uma das mais novas técnicas de otimização da família dos algoritmos evolucionários. O algoritmo do MPSO é capaz de achar soluções não dominadas que atendam a uma combinação de quatro objetivos pré-estabelecidos. Um método gráfico interativo é desenvolvido para exibir soluções não dominadas de modo que a melhor solução de compromisso pode ser identificada para diferentes graus de importância dado para cada objetivo (Baltar e Fontane, 2006).

A comparação nesse método é feita entre as relações de dominância. Uma população inicial é definida e comparações entre elas mesmas e entre as partículas não dominadas são realizadas. São armazenadas no “reservatório” de partículas não dominadas todas as partículas não subjugadas surgidas a cada passo da iteração. Então, a partícula que domina outra toma seu lugar dentro do reservatório.

Devido à sua rápida convergência o MPSO tem sido especialmente apropriado para otimização multiobjetivo, proporcionando melhores soluções quando o tamanho da população e o número de iterações forem o mesmo (Baltar e Fontane, 2006).

3.3.2 - Programação Linear

Dentre as técnicas de otimização, a programação linear é a que mais se desenvolveu e a que apresenta maior número de aplicações. A técnica é um caso particular do modelo geral de otimização quando o conjunto de restrições e a função objetivo são lineares (Braga Júnior, 1987). Um dos pontos fortes da programação linear é a grande disponibilidade de programas existentes capazes de solucionar o problema analisado.

3.3.3 - Algoritmos Genéticos

O AG é uma técnica de otimização que tem sido muito utilizada na calibração de parâmetros de redes de distribuição de água. A principal bibliografia que descreve esta técnica de calibração foi desenvolvida por Goldberg (1989), usada pela maior parte da bibliografia de trabalhos que utilizam AG como técnica de otimização. Em português um livro bastante utilizado pelos usuários dessa técnica é o capítulo sobre AG escrito por

Lacerda e Carvalho, inserido no livro *Sistemas Inteligentes da ABRH*, organizado por Galvão e Valença.

A teoria dos AGs é baseada no conceito de evolução natural observado na natureza, verificando a maior competitividade dos indivíduos mais bem sucedidos e a propagação de suas boas características, favorecendo a produção de indivíduos mais aptos. Por seleção natural são escolhidos os cromossomos com melhor aptidão e eles sofrerão ação dos operadores genéticos, seleção, mutação e cruzamento.

A aplicação dos mecanismos de seleção natural e genética, primeiramente observada por Charles Darwin, na resolução de problemas de otimização foi apresentada por Holland e colaboradores recebendo o nome de algoritmos genéticos. A estrutura básica utilizada por eles em seus estudos foi o cromossomo, que pode ser representado computacionalmente por *strings* binários, vetores de números reais, dentre outros.

Os AGs são métodos de “busca cega”, codificada, múltipla e aleatória e, por isso, não apresentam muitas restrições quanto aos limites computacionais e são muito eficientes na busca de soluções ótimas. Apesar de aleatórios, os AGs utilizam buscas heurísticas, pois exploram informações históricas para encontrar novos pontos de busca dentro de um espaço amostral, em que são procurados os melhores desempenhos empregando-se uma organização de busca paralela e estruturada, porém, estocástica, que é voltada em direção à busca por pontos de “alta aptidão”, ou seja, pontos nos quais a função a ser otimizada possuem valores relativamente melhores. Isso é feito através de processos iterativos, em que cada iteração é chamada de geração (Salvador, 2006).

Segundo Carrijo *et al.* (2003), a implementação dos AGs pode ser descrita esquematicamente da seguinte forma:

- Escolha da sistemática da representação dos grupos de variáveis de decisão que definem completamente as soluções, cujos valores pretende-se determinar;
- Geração de uma população inicial de soluções alternativas geralmente aleatórias;
- Definição do módulo de avaliação de desempenho das soluções, chamado de função objetivo ou de aptidão;

- Especificação dos operadores genéticos para a realização dos mecanismos de seleção, recombinação e mutação;
- Escolha dos parâmetros dos AGs tais como probabilidades de recombinação e mutação e tamanho da população.

Wall (1996) define quatro tipos de algoritmos genéticos: simples, *steady-state*, incremental e *deme*. Esses algoritmos diferem pelo modo que eles geram novos indivíduos e realoca indivíduos antigos durante o curso de uma evolução. O algoritmo genético simples usa a não sobreposição de indivíduos e o elitismo opcional. A cada geração os algoritmos criam uma população inteiramente nova de indivíduos. O algoritmo genético *steady-state* usa a sobreposição de populações. A cada geração cria-se uma população temporária que é adicionada a população real. Desse conjunto de indivíduos são retirados os piores até que a população retorne ao seu tamanho original. Nesse tipo, especifica-se qual o número de indivíduos da população que deve ser substituído por seus descendentes a cada nova geração. No algoritmo genético incremental cada geração é consistida apenas de um ou dois filhos. Esse método permite que um procedimento comum de substituição seja implantado para definir como a nova geração pode ser integrada à população. Por exemplo, um indivíduo poderia substituir seus pais, substituir aleatoriamente um indivíduo na população ou substituir um indivíduo que possuísse em sua maioria parâmetros iguais aos dele. No algoritmo genético *deme* utiliza-se múltiplas populações em paralelo, com seus indivíduos migrando de uma população para outra.

De acordo com a teoria dos algoritmos genéticos a busca por soluções ótimas baseia-se na definição de população de “cromossomos”, nome dado a um vetor composto pela representação dos parâmetros da função objetivo que deve ser maximizada ou minimizada. Cada cromossomo é uma possível solução para o problema. O cromossomo relaciona-se a uma aptidão calculada, igual ao valor da função objetivo quando se faz uso da teoria mais simples.

Para se obter uma solução adequada para o problema analisado é importante o cuidado na definição do espaço de busca e, conseqüentemente, na geração da população inicial. O item 3.3.3.1 sintetiza as principais preocupações que se deve ter quanto a esses quesitos.

3.3.3.1 - Espaço de Busca e População Inicial

O espaço de busca é o local onde se encontram as possíveis soluções para o problema estudado. O intervalo do espaço de busca, geralmente escolhido pelo usuário, pode conter diversos ótimos, porém, nem sempre, o ótimo global está contido nesse intervalo. Além disso, o desempenho do AG está intimamente ligado às variáveis de entrada do problema e à definição da população inicial. Por isso, para ter maiores chances de dentro do espaço de busca contar com a presença do ótimo global é necessário investir na diversidade de soluções possíveis.

A população inicial pode ser gerada de várias maneiras. Se uma população inicial pequena for gerada aleatoriamente, provavelmente algumas regiões do espaço de busca não serão representadas. Esse problema pode ser minimizado gerando a população inicial de maneira uniforme. Outra alternativa é gerar metade da população aleatoriamente, e os demais indivíduos invertendo-se os bits daqueles gerados de maneira aleatória (Lacerda e Carvalho, 1999). A escolha da população inicial afeta diretamente a diversidade dos indivíduos que compõem o espaço de busca. A questão da diversidade depende de dois conceitos importantes: convergência e pressão seletiva.

A convergência ocorre quando algum indivíduo surge no espaço amostral com valor de aptidão bem superior aos demais cromossomos da população fazendo com que esse povoe toda a população com seus descendentes. Isso leva a uma convergência prematura da solução, estabelecendo, na maior parte das vezes, um ótimo local como resultado. Esse fenômeno é conhecido como evolução em avalanche, e deve ser evitada na busca de soluções ótimas para o problema, a não ser em fases avançadas de evolução quando chega até a ser desejável. Nesse último caso, para atingir a convergência são usados três critérios básicos de convergência: número máximo de gerações, desvio padrão máximo ou tempo fixo de parada. Para se evitar a convergência prematura, limita-se o número de filhos por cromossomos, sendo realizada a limitação por escalonamento da aptidão, ordenamento dentre outras técnicas.

Se por um lado o favorecimento de um super-indivíduo na população pode levar a uma convergência prematura e a uma menor diversidade, por outro, não beneficiar esses entes torna o AG menos eficaz. Então, torna-se necessário se controlar a probabilidade de

sobrevivência dos indivíduos melhor adaptados (pressão de seleção). Numa situação ideal a pressão de seleção deve ser menor no início e maior no final do AG. Uma das técnicas que tem ajudado na convergência dos AGs é o elitismo.

Introduzido pela primeira vez por Kenneth De Jong em 1975, o elitismo tem como objetivo principal manter certo número de “melhores” indivíduos dentro da população avaliada a cada geração. O elitismo conserva os indivíduos que apresentam soluções não dominadas, favorecendo não apenas a preservação de boas soluções como também o alcance mais rápido do resultado. Tais indivíduos podem ser perdidos se eles não forem selecionados para reprodução ou se eles forem destruídos por cruzamento ou mutação. Muitos pesquisadores têm encontrado no elitismo vantagens significativas para o desempenho dos AGs.

O resultado obtido por algoritmos que utilizam o AG como técnica de otimização depende de outros fatores tais como a representação do cromossomo, a definição do valor de aptidão e o tamanho da população. Os itens 3.3.3.2, 3.3.3.3 e 3.3.3.4 irão descrever mais sobre essas questões.

3.3.3.2 - Representação do Cromossomo

Definir uma representação é parte do uso dos algoritmos genéticos. A representação escolhida para um problema deve ser capaz de representar qualquer solução, porém, se para todas as possibilidades houver a necessidade de modelagem, então, a representação adotada pode representar soluções improváveis para o problema. A representação dos cromossomos pela teoria dos AGs pode ser binária, real ou por código *gray*. Entretanto, os tipos mais utilizados são as representações real e a binária. Na representação binária, cada parâmetro é formado por um conjunto de strings que contêm valores 0 ou 1, identificando, pela ordem dos *bits*, o número representado que será decodificado posteriormente.

Na representação binária um indivíduo filho pode apresentar, para uma determinada característica, atributos recebidos apenas de um dos pais. Isso é uma vantagem com relação à representação real já que essa característica favorece a diversidade nas gerações. A representação binária tem fácil representação e é de fácil uso e manipulação. Também é

fácil de analisar teoricamente e facilita os processos de seleção e reprodução dos indivíduos. Entretanto, se uma representação precisa é necessária, a representação binária pode tornar os cromossomos muito extensos. Para cada casa decimal acrescentada é necessário adicionar à cadeia 3,3 *bits* por parâmetro. Grandes extensões de cromossomos podem levar a uma convergência lenta e sem uniformidade nos operadores.

A representação real pode ser feita de diversas formas, geralmente com cromossomo para cada parâmetro armazenado como um número real. Numa representação real um indivíduo filho terá, necessariamente, para cada cromossomo, uma mistura das características dos dois pais, diferente da representação binária, em que um indivíduo pode herdar características de apenas um dos pais. Entretanto, a representação decimal apresenta os mesmos valores em cadeias menores além de ser culturalmente melhor compreendida que as cadeias de bits. Muitos pesquisadores têm se mostrado favoráveis à representação real quando comparada com a representação binária.

O código *gray* é um código digital com a propriedade de que duas palavras códigos consecutivas diferem apenas de um *bit* (Castro, 2007). Devido a essa propriedade, e diferentemente ao que ocorre no código binário, o código *gray* tem sido defendido entre os pesquisadores no uso do AG, principalmente quando se fala do operador mutação. No código binário, um indivíduo que sofra mutação em um dos seus bits pode ter o valor de seu parâmetro alterado para valores bem diferentes dos originais, o que não acontece no código *gray*.

3.3.3.3 - Aptidão

A aptidão é um valor obtido pela comparação dos resultados obtidos pela aplicação dos parâmetros que compõem o indivíduo com dados de referência. Ela indica quão próximo da solução um indivíduo está ou quão adaptado ele está ao ambiente em que se encontra.

Várias alternativas têm sido propostas para definir a aptidão. A mais simples iguala a aptidão ao valor da função objetivo. Vale lembrar que a aptidão definida dessa forma pode assumir valores negativos e alguns métodos de seleção não funcionam com aptidões negativas. Além disso, isso pode gerar também problemas de convergência prematura

(Lacerda e Carvalho, 1999). Para calibração de um sistema de distribuição de água, muitos autores têm usado como função objetivo o inverso da diferença entre os dados de pressão e/ou vazão calculados e aqueles medidos.

A função objetivo em alguns problemas pode ser bastante complexa, demandando um alto custo computacional. Por exemplo, existem problemas em que, para avaliar um cromossomo, é necessária uma simulação completa do processo, o que pode chegar a consumir horas (Lacerda e Carvalho, 1999).

3.3.3.4 - Tamanho da População

O tamanho da população, também afeta o desempenho global e a eficiência dos AGs. Com uma população pequena o desempenho pode cair, pois, desse modo, a população fornece uma pequena cobertura do espaço de busca do problema. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa do domínio do problema, além de prevenir convergências prematuras para soluções locais ao invés de globais. No entanto, para se trabalhar com grandes populações são necessários maiores recursos computacionais, ou que o algoritmo trabalhe por um período de tempo muito maior.

Para promover o processo de evolução das soluções via AG são utilizados operadores genéticos que cumprem as funções de definição de pais, geração de filhos e alteração de algumas informações. A próxima seção será dedicada ao estudo desses operadores.

3.3.3.5 - Operadores Genéticos

Os operadores genéticos são procedimentos utilizados para a otimização do problema proposto. Os principais operadores genéticos recebem o nome de seleção, cruzamento de mutação.

Num espaço amostral com vários cromossomos, buscam-se aqueles considerados melhores para gerar cromossomos filhos e integrar a população intermediária. Esse processo de escolha chama-se operador seleção, definido por Silva *et al.* (2003) como o operador que seleciona os indivíduos a sofrerem cruzamento e mutação a cada geração. Os cromossomos

podem ser escolhidos pelos seguintes procedimentos: sorteio, seleção por torneio, uniforme, ranking, amostragem determinística e *Stochastic Remainder Sampling* (SRS).

O sorteio fundamenta-se na geração, por uma distribuição uniforme, de um número aleatório que é comparado com os valores das aptidões acumuladas de cada cromossomo escolhendo o primeiro que apresenta aptidão acumulada maior que o número aleatório. Esses passos são repetidos até que o número de componentes da população intermediária é completado. Entretanto, Soares (2003) apresenta como desvantagens do método a não tolerância de aptidões negativas e uma possível convergência prematura.

Nos processos de seleção por torneio e uniforme, são selecionados cromossomos, geralmente dois cromossomos, escolhendo, no primeiro caso, aquele que apresenta maior aptidão e no segundo, um cromossomo aleatoriamente. A literatura diverge sobre a quantidade de cromossomos usados na seleção por torneio. Lacerda e Carvalho, 1999, indicam um número de três cromossomos enquanto Soares, 2003, refere-se a dois indivíduos. Pela seleção de ranking a escolha dos cromossomos que integraram a população intermediária será efetuada por aqueles que apresentarem maior aptidão.

Na análise determinística, existem duas etapas para a escolha dos componentes da população intermediária: o cálculo da probabilidade das aptidões e posterior seleção dos indivíduos. O cálculo das probabilidades de aptidões é feito pela divisão entre o valor da função de avaliação (ou aptidão) e a média dos valores da função de aptidão de todos os cromossomos. Escolhem-se, então, os indivíduos que apresentarem valores de aptidões inteiros, e depois aqueles que apresentam os maiores valores fracionários.

Na SRS, a primeira fase obedece aos mesmos critérios adotados para a análise determinística, entretanto, a parte fracionária pode ser escolhida por diferentes critérios: aleatória, por ordem crescente de desempenho, etc. A *Universal Stochastic Sampling* (USS) é a menos tendenciosa de todas as seleções já que escolhe as amostras de forma totalmente aleatória, possuindo todos os cromossomos probabilidades iguais.

Para avaliar a probabilidade de seleção de determinado indivíduo por USS, calcula-se o valor da soma de todas as aptidões dos indivíduos pertencentes à geração analisada. Calcula-se então a probabilidade de seleção pela divisão entre a aptidão individual e a

soma das aptidões da população. Nesse cálculo percebe-se que os indivíduos com maiores aptidões têm maiores chances de se reproduzir, propagando seus genes para novas gerações.

É importante observar que, no caso específico em que se deseja manter constante o número de indivíduos em cada nova população gerada, a seleção escolhe cromossomos de uma população de forma aleatória e independente da escolha anterior, até que o número de indivíduos escolhidos seja igual ao tamanho da população anterior, podendo assim um mesmo cromossomo ser escolhido mais de uma vez para integrar a nova geração (Minku *et al.* 2003).

Outro operador atuante no método dos AGs é o cruzamento ou recombinação. Esse mecanismo gera cromossomos filhos que possuem características genéticas dos indivíduos geradores. Isso permite a criação de novos indivíduos com maior valor de aptidões. Existem vários tipos de cruzamento: de um ponto de corte, de “x” pontos de corte, uniforme, por variável, entre vários indivíduos e por média.

O cruzamento é aplicado com uma dada probabilidade a cada par de cromossomos selecionados. Na prática, essa probabilidade, denominada de taxa de cruzamento, varia entre 60% e 90%, e indica a probabilidade com que serão feitos os cruzamentos. Quanto maior essa taxa, mais rapidamente novas estruturas serão inseridas nessa população. Mas se ela for muito alta, estruturas com boas aptidões poderão ser retiradas mais rapidamente, a maior parte da população será substituída e pode ocorrer perda de estruturas de alta aptidão. Com um valor muito baixo, o algoritmo pode tornar-se muito lento.

Não ocorrendo o cruzamento, os filhos serão iguais aos pais (isso permite que algumas soluções sejam preservadas). Isto pode ser implementado, gerando números pseudo-aleatórios no intervalo $[0, 1]$. Assim, o cruzamento só é aplicado se o número gerado for menor que a taxa de cruzamento. Na tabela 3.3 será descrito alguns tipos de cruzamento.

Tabela 3.3 – Tipos de Cruzamento

Tipo de Cruzamento	Descrição
Cruzamento em um ponto	Corresponde à divisão do material genético em um ponto de corte aleatório, a partir do qual há troca de informações genéticas entre os cromossomos pais.
Cruzamento em um ponto do ramo	Análogo ao cruzamento em um ponto para cromossomos representados em forma de ramo.
Cruzamento em um ponto da lista	Análogo ao cruzamento em um ponto para cromossomos representados em forma de lista.
Cruzamento de n pontos	Corresponde à divisão do material genético em n pontos de corte aleatório, a partir dos quais há troca de informações genéticas entre os cromossomos pais.
Cruzamento média	Corresponde à soma dos parâmetros dos pais dividido por dois. Esse tipo de cruzamento tende a levar os valores para o meio do intervalo diminuindo assim a diversidade.
Cruzamento média geométrica	Corresponde à raiz quadrada do produto dos parâmetros pertencentes aos cromossomos pais.
Cruzamento BLX- α	Usado para a representação real, simula o cruzamento média geométrica a partir do parâmetro α .
Cruzamento Linear	Este tipo de operador seleciona o melhor indivíduo entre três gerados pelas seguintes fórmulas: $c = 0,5p_1 + 0,5p_2$ $c = 1,5p_1 - 0,5p_2$ $c = -0,5p_1 + 1,5p_2$
Cruzamento Aritmético	Assemelha-se ao cruzamento BLX- α , porém, não extrapola o intervalo proposto pelos cromossomos pais.
Cruzamento Heurístico	Realiza uma extrapolação linear entre os pais usando a informação da aptidão. Dados dois pais em que o primeiro apresenta maior aptidão é produzido um filho c , tal que, $c = p_1 + r(p_2 - p_1)$, sendo $0 \leq r \leq 1$
Cruzamento Simples	Variação do cruzamento em um ponto adaptado para a representação real.
Cruzamento Uniforme	Para cada casal é gerada uma máscara de binária aleatória. Se o primeiro bit da máscara possuir valor igual a 1 então o filho 1 herda o primeiro bit do pai, caso contrário, o bit herdado é do pai dois. Para o segundo filho segue-se a lógica inversa.

A mutação é outro operador genético que consiste em selecionar um *bit* aleatoriamente em um indivíduo e fazer a troca da informação genética. Se não existisse a operação de mutação, o fato de uma determinada característica necessária não estar presente na população faria com que não houvesse possibilidade de se convergir para a solução correta. Outra vantagem da mutação é que ela também ajuda a manter a variabilidade da população. Por outro lado, se a taxa de mutação empregada for alta, pode acontecer que indivíduos próximos da solução afastem-se dela. Por isso, a taxa de mutação é geralmente pequena (Minku *et al.*, 2003).

Por meio desse operador assegura-se que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca nunca é zero, além de contornar o problema de mínimos locais, pois com esse mecanismo altera-se levemente a direção de busca (Salvador, 2006). A tabela 3.4 mostram os tipos de mutação propostos.

Tabela 3.4 – Tipos de Mutação

Tipo de Mutação	Descrição
Mutação Uniforme	Simple substituição de gene por um número aleatório.
Mutação Gaussiana	É a substituição de um gene por um número aleatório de distribuição normal.
Mutação tipo creep	Este tipo de mutação acontece pela adição de um número pequeno ao parâmetro que sofrerá mutação ou pela multiplicação de um número em torno de um ao valor do parâmetro. Por não ser muito destrutiva, este tipo de mutação pode ser aliada a uma taxa de mutação mais elevada.
Mutação Limite	Neste tipo de mutação, substitui-se o parâmetro mutante por um dos limites permitidos para este.
Mutação não-uniforme	Simple substituição de um gene por um valor obtido em uma distribuição não-uniforme.
Mutação não-uniforme Múltipla	Todos os genes dos cromossomos sofre mutação não-uniforme.
Mutação de troca de nós em ramos	Troca de informações de dois parâmetros ou bits entre si
Mutação em ramo pela troca de sub-ramo	Troca de posição dos parâmetros ou bits que compõe um indivíduo.
Mutação de mudança de seqüência da lista	Parte dos bits de um crossomo é trocado de posição dentro de um mesmo indivíduo.
Mutação generativa da lista	O indivíduo recebe em qualquer ponto de sua estrutura, um conjunto de novos bits.
Mutação destrutiva de lista	O indivíduo é destituído de parte dos bits que antes o compunha.

A Figura 3.4 ilustra alguns tipos de cruzamento e mutação disponíveis na literatura.

Existem desenvolvidos alguns códigos de AG. A próxima seção se dedicará sobre a exposição de algumas bibliotecas.

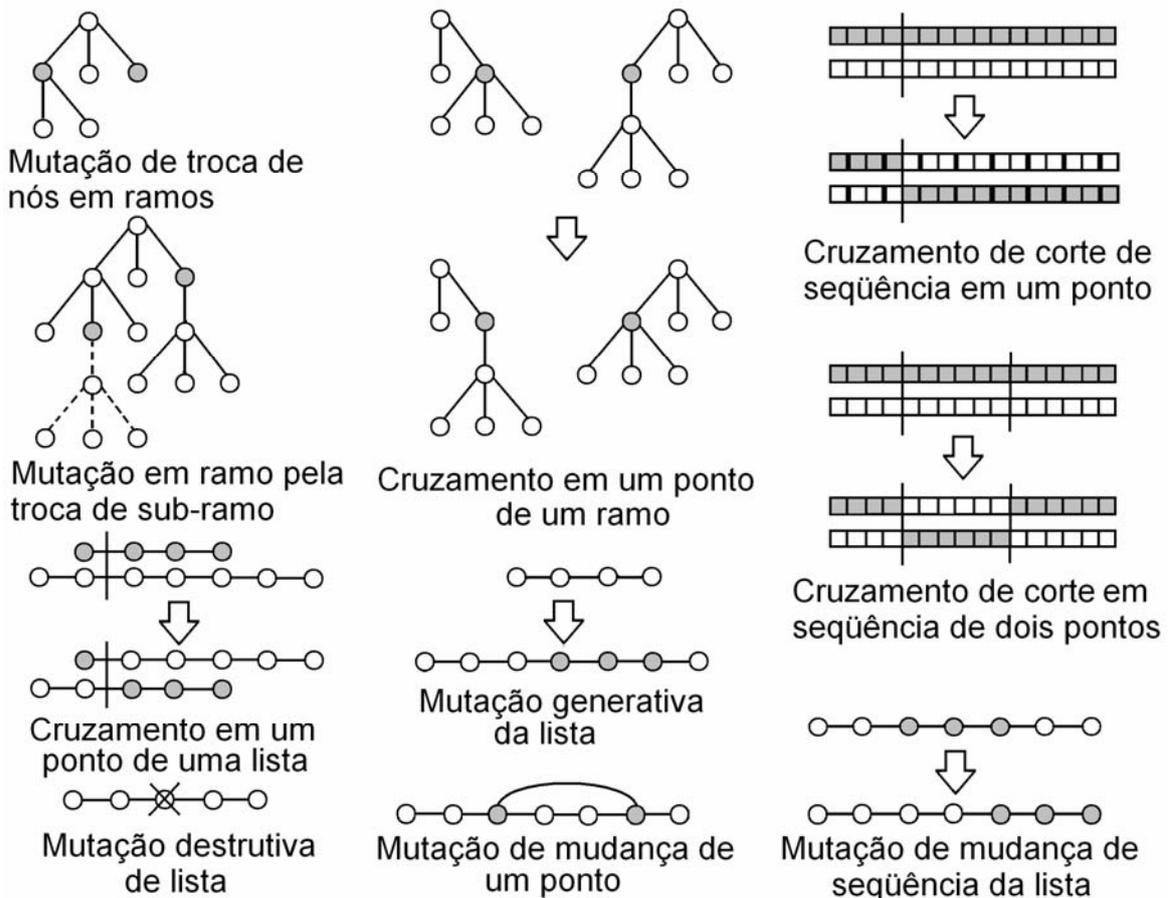


Figura 3.4 – Cruzamentos e Mutaç o de Cromossomos (Wall, 1996, modificado).

3.3.3.6 - Bibliotecas

Alguns pesquisadores, percebendo as potencialidades dos AGs, desenvolveram alguns c digos em linguagem computacional que permitisse o uso desses algoritmos para diversos problemas da engenharia. Dois exemplos de bibliotecas com algoritmos dispon veis na rede s o a GALib e a ga170.

A biblioteca GALib   um conjunto de c digos fontes escrito em C++ que fazem as fun es dos operadores gen ticos. Ela foi desenvolvida por Wall (1996) do Departamento de Engenharia Mec nica do Instituto de Tecnologia de Massachussetts. Esta biblioteca n o   de dom nio p blico, por m, est  dispon vel sem custos para prop sitos n o lucrativos.

A biblioteca GALib permite o uso de tr s tipos b sicos de algoritmos gen ticos: simples, permanente e incremental. Esses algoritmos diferem pelo modo que eles criam novos indiv duos e substituem indiv duos velhos durante a evolu o.

Outra biblioteca de AGs disponível gratuitamente para fins não lucrativos é a gal70. Carrol (2001) desenvolveu um código em linguagem Fortran que representa a teoria dos algoritmos genéticos. A rotina para AG inicia-se com uma amostragem aleatória de indivíduos com diferentes parâmetros para serem otimizados usando a aproximação por algoritmo genético, isto é, evolução via sobrevivência das aptidões.

O esquema apresenta apenas a opção de seleção por torneio e a representação dos indivíduos é apenas binária. A mutação pode ser por troca de um bit, por adição ou subtração em um bit e o operador cruzamento está disponível nos tipos de um ponto de corte ou uniforme. O número de descendentes por casal é um dado de entrada podendo cada casal gerar 1 ou 2 filhos. Existe a opção para usar a ferramenta micro-GA. De acordo com Heitkotter e Beasley (2001) o micro-GA é uma nova ferramenta poderosa e flexível que permite o programador integrar o AG em seus softwares rapidamente e facilmente. A Figura 3.5 mostra um esquema do funcionamento dos algoritmos genéticos.

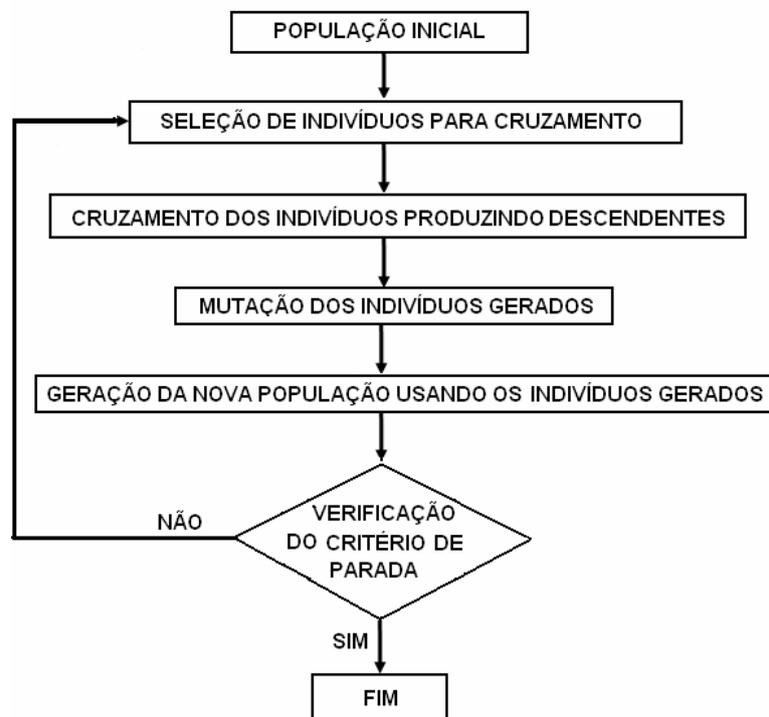


Figura 3.5 – Esquema do funcionamento dos algoritmos genéticos.

Na próxima seção será descrito alguns trabalhos relacionados à calibração automática de redes de distribuição de água que utilizaram AG no seu desenvolvimento.

3.3.3.7 - Uso dos AGs na Calibração Automática de Redes de Distribuição de Água

Muitos trabalhos têm sido desenvolvidos na área de calibração automática de redes de abastecimento de água para tentar verificar a eficiência dessa técnica de otimização na definição dos parâmetros das tubulações do sistema. É o caso dos trabalhos de Dandy *et al.* (1996), de Savic e Walters (1997) e de Kapelan *et al.* (2002).

O GANET é uma ferramenta desenvolvida por Savic e Walters (1997), com o objetivo de elaborar alternativas que facilitem ao tomador de decisão a escolha de rede que apresenta um menor custo de implantação. Para simulação hidráulica da rede os autores optaram pelo uso do simulador EPANET que calcula dados para rede em regime permanente. Usaram o algoritmo genético tradicional para possibilitar a indicação de soluções que possibilitem a obtenção de redes de baixo custo. Como variáveis avaliadas na aptidão dos indivíduos foram selecionadas o diâmetro e o comprimento das tubulações.

O AG busca soluções em um espaço mais amplo quando comparado com outras técnicas de otimização. Além disso, apesar de não garantir como solução o ótimo global, os algoritmos genéticos parecem ser mais eficientes que outros métodos para achar solução ótima.

Dandy *et al.* (1996) mostraram um AG modificado, que apresentou-se mais rápido na obtenção de resultados que o AG tradicional, com três modificações na formulação:

- Poder de escala variável da função aptidão – um expoente é considerado na função objetivo, porém, seu valor é alterado com o passar das gerações. No início do AG o valor do expoente é baixo. Depois de algumas gerações, um número de strings similares é reconhecido e se tornam estáveis. O valor do expoente na função aptidão pode aumentar em passos durante gerações intermediárias;
- Operador mutação tipo *creep* – descrito na tabela 3.4 esse operador é utilizado por não ser muito destrutivo, inserindo características novas, porém, com menor possibilidade de desviar excessivamente do espaço de busca;
- Uso de código *gray* – já mencionado nas páginas anteriores quando se falou de representação do cromossomo, esse código apresenta uma evolução quanto à

representação binária já que a mudança em apenas um bit gera um vizinho do número alterado.

O autor escolheu representar cada parâmetro por 4 bits, fornecendo 16 possibilidades diferentes para cada variável. Essa formulação dos AG foi aplicada ao problema dos túneis de Nova York e os resultados obtidos comparados com valores já obtidos na literatura e que usaram técnicas diferentes. Os autores conseguiram mostrar que o AG proposto produz solução de menor custo que o AG convencional.

O *Engineering and Physical Sciences Research Council* (2002) publicou o relatório final de projeto de análise da rede de abastecimento de água feito pela Universidade de Exeter em parceria com o *Imperial College*. A pesquisa possuía como objetivo principal a melhora da calibração, integrando a detecção de perdas no SDA baseando-se nos seguintes procedimentos:

- Introdução de um evento transiente moderado no SDA;
- Monitoramento das repostas do sistema pela medição em alguns pontos do SDA;
- Identificação de vazamentos pela calibração da rede de distribuição de água usando um modelo de simulação transiente para áreas de perdas desconhecidas em alguns pontos.

Para atingir essas metas, foram propostos dois problemas de otimização: o problema multiobjetivo e outro com simples-objetivo. Esses dois procedimentos foram aliados ao AG tendo sido chamado de algoritmo genético multiobjetivo (AGMO) e algoritmo genético de objetivo único (AGOU), respectivamente.

Kapelan *et al.* (2002) desenvolveram o AGOU e o AGMO. O AGOU resolve problemas simples como se fossem de único objetivo utilizando como técnica de otimização o AG padrão. Nesse problema dois objetivos são combinados em um único utilizando pesos e normalização.

O AGMO foi desenvolvido com o intuito de resolver problemas de otimização verdadeiramente multiobjetivo. A metodologia é baseada nas regras de dominação de Pareto. Essa nova metodologia apresenta algumas vantagens quando comparada ao AGOU:

- O AGMO pode detectar um conjunto de soluções ótimas, ao contrário do SOAG que detecta uma única solução ótima;
- No AGOU, antes do funcionamento do modelo, deve-se expressar a preferência, enquanto que no AGMO a preferência deve ser expressa após o funcionamento;
- Uma função penalidade deve ser implementada no modelo AGOU para tomar cuidado com algumas restrições, não sendo necessária no AGMO;
- A aproximação em AGOU é sensível à escolha de alguns parâmetros, não existindo esse tipo de problema no AGMO.

A principal desvantagem do AGMO quando comparado com o AGOU, é que no primeiro há alguns parâmetros adicionais que necessitam ser ajustados para que a busca do ótimo seja satisfatória. Apesar de todas as vantagens apresentadas os AGs não convergem rapidamente, por isso, métodos híbridos são indicados para acelerar o processo de otimização.

Os algoritmos genéticos apresentam as seguintes vantagens de acordo com Lacerda e Carvalho (1999):

- Funcionam tanto com parâmetros contínuos como discretos ou com uma combinação deles;
- Realizam buscas simultâneas em várias regiões do espaço de busca, pois trabalham com uma população e não com um único ponto;
- Utilizam informações de custo ou recompensa e não derivadas ou outro conhecimento auxiliar;
- Não é necessário conhecimento matemático aprofundado do problema considerado;
- Otimizam um número grande de variáveis;
- Otimizam parâmetros de funções objetivos com superfícies complexas, reduzindo a incidência de mínimos locais;
- Adaptam-se bem a computadores paralelos;
- Trabalham com uma codificação do conjunto de parâmetros ótimos e não uma simples solução;
- Trabalham com dados gerados experimentalmente e são tolerantes a ruídos e dados incompletos;
- São fáceis de serem implementados em computadores;

- São modulares e portáteis, no sentido que os mecanismos de evolução são separados da representação particular do problema considerado. Assim eles podem ser transferidos de um problema para outro;
- São flexíveis para trabalhar com restrições arbitrárias e otimizar múltiplas funções com objetivos conflitantes;
- São também facilmente hibridizados com outras técnicas heurísticas.

3.3.4 - Métodos Híbridos

Os métodos híbridos utilizam mais de um método de otimização agregados com o intuito de aliar características desejáveis de cada um dos métodos, diminuindo o tempo computacional e melhorando o modelo de otimização. Alguns métodos híbridos são citados na literatura, entre eles: AGs-Simplex e AGs-Levenberg-Marquardt.

Soares (2003) explica que ambos os métodos procuraram associar a capacidade dos AGs de varrer todo o espaço amostral e reduzir o tempo computacional utilizando um outro método de busca local, como é o caso do Simplex e do Levenberg-Marquardt. Esse seria capaz de não apenas achar as rugosidades da tubulação como também detectar vazamentos. O método híbrido AGs- Simplex é interessante, pois não utiliza derivadas, um fator que deve ser considerado quando a função objetivo utilizada é muito complexa.

O Algoritmo Genético-Levenberg-Marquardt (AGLM) apresenta as seguintes características: enquanto o AG é eficiente na busca global o algoritmo de Levenberg-Marquardt (LM) trabalha melhor na busca local. Sabendo-se dessas características, o método híbrido procura unir as melhores peculiaridades de cada processo dividindo a metodologia em duas etapas. A primeira etapa consiste em gerar uma população de possíveis soluções, aleatoriamente, até que um determinado critério seja atendido. Na segunda fase, a busca é feita pelo método LM que utiliza como ponto de partida as melhores soluções alcançadas pelo AG. Entretanto, é difícil definir qual o critério a ser atendido para a mudança de método. Caso o critério não consiga atender a um número crítico de gerações que se aproximem do ótimo global, pode ocorrer o fracasso na próxima etapa.

Para superar alguns problemas relatados acima, outro método de otimização híbrida foi desenvolvido (Soares, 2003; Soares *et al.*, 2003). O método algoritmo-genético híbrido (AGH) é uma modificação dos AGs com maior controle da seleção dos níveis de pressão, finalizado por um operador de busca local.

4 - METODOLOGIA

Para a implantação de um modelo de calibração automática um conjunto de técnicas e métodos devem ser utilizado de maneira integrada obtendo-se um programa que estime parâmetros de maneira razoável para a rede em estudo. Dessa forma, alguns passos são desenvolvidos para se atingir o objetivo principal deste trabalho. As etapas que serão cumpridas no decorrer do trabalho são:

- Escolha do simulador hidráulico para o cálculo da rede de abastecimento de água;
- Estudo de técnicas de otimização e a escolha daquela que melhor se adeque ao problema;
- Estudo dos procedimentos de calibração e escolha do mais interessante ao problema;
- Desenvolvimento de um programa de calibração automática da rede utilizando a técnica de otimização, o procedimento de calibração e o simulador hidráulico já escolhidos anteriormente.
- Análise comparativa dos valores de pressão e/ou vazão obtidos por simulação hidráulica da rede com os parâmetros obtidos por calibração dos parâmetros com os valores obtidos a partir de simulação da rede com valores de resistência previamente conhecidos.

Como os sistemas de distribuição de água tratam de modelos complexos, que não possuem, em geral, uma solução única, o uso de procedimentos computacionais auxilia na determinação dos valores de variáveis de difícil medição e lenta estimativa de maneira manual.

O programa de calibração desenvolvido como parte deste trabalho, denominado CALIBRA, formula um problema de calibração utilizando o modelo inverso como procedimento de calibração aliado a duas ferramentas básicas: modelo de simulação hidráulica e técnica de otimização.

O problema inverso a ser resolvido consiste na escolha dos valores de resistência ao escoamento que leve à diminuição da diferença entre os valores de pressão calculados e aqueles medidos em campo. Karney (2004) indica o uso do modelo inverso para calibração

de redes de abastecimento de água, afirmando que esse tipo de modelagem tem levado a valores globais otimizados com a evolução computacional.

Como técnica de otimização escolheu-se, para implementar o programa de calibração, algoritmos genéticos. Além de ser uma ferramenta que possui bibliotecas disponíveis na rede gratuitos para aplicações acadêmicas, um grande número de pesquisadores tem utilizado essa técnica e reportado bons resultados na calibração de redes de abastecimento de água.

Para o presente trabalho, utilizou-se a biblioteca ga170 para implementação do algoritmo de calibração. Além de ser gratuito, a forma de exposição da biblioteca é de fácil entendimento e a maneira que foi montado o algoritmo, utilizando rotinas, favorece a utilização dessa biblioteca em outros programas.

A biblioteca ga170 só permite que os cromossomos sejam representados de forma binária. A tabela 3.4 mostra os operadores genéticos e os tipos, disponíveis no programa, de cada operador. Esse programa também permite o uso de outras técnicas relacionadas a esse algoritmo que podem favorecer a eficiência do modelo de otimização, tais como, *microga*, elitismo e *niching*.

Tabela 4.1 – Operadores e suas Variações dentro do ga170.

Operador	Tipos Disponíveis
Seleção	Torneio
Cruzamento	simples ponto e uniforme
Mutação	jump e creep

Como foi visto no capítulo 3, a busca feita pelos algoritmos genéticos é orientada pelo valor da função aptidão. A aptidão indica o quanto o indivíduo está adaptado ao meio a ele imposto. No caso da calibração de redes de distribuição de água, o indivíduo mais apto é aquele que contém as características que melhor representam o comportamento hidráulico do sistema. Para analisar o comportamento da rede de distribuição de água é necessário que um simulador hidráulico seja integrado ao modelo de calibração. Esse simulador vai informar quão adequado são as informações que cada indivíduo carrega.

AWWA (2005) comenta que o uso de um regime permanente é o primeiro passo no processo de calibração. Optou-se neste trabalho desenvolver um processo automático de calibração que considera em seus cálculos uma rede em condições de fluxo permanente.

4.1 - CÁLCULO HIDRÁULICO DA REDE

Foi utilizado nesta dissertação o programa PAMREDE, desenvolvido por Wanderley (1997), por se tratar de um programa escrito em Fortran e de fácil acesso, entendimento e manipulação.

A pressão e a vazão são calculadas utilizando as rotinas de cálculo de rede desenvolvidas por Wanderley (1997), que utilizou as equações da continuidade no nó (equação 4.1) e da energia no anel (equação 4.2) para resolver o problema em que as vazões nos trechos foram escolhidas como incógnitas. A equação de perda de carga distribuída adotada foi a de Darcy-Weisbach (equação 4.3). As equações (4.2) foram linearizadas conforme mostrado na equação (4.4) e o sistema de equações (4.1) e (4.2) linearizadas são resolvidas pelo método de eliminação de Gauss em sucessivas iterações até a convergência.

$$\left(\sum Q_i\right)_{sai} - \left(\sum Q_i\right)_{entra} = C_i \quad (4.1)$$

$$\sum h_{f_i} = 0 \quad (4.2)$$

$$h_f = \frac{8 \cdot f \cdot L}{\pi^2 g} \cdot \frac{Q^2}{D^5} \quad (4.3)$$

$$h_{f_{i,m}} = [R_i \cdot Q_{i,m-1}] Q_{i,m} = R'_i \cdot Q_{i,m} \quad (4.4)$$

Em que:

Q_i = Vazão no nó i;

h_f = perda de carga na tubulação f;

L = comprimento da tubulação;

f = coeficiente de atrito;

g = Gravidade;

Q = vazão na tubulação analisada

D = diâmetro da Tubulação;

R_i = resistência da tubulação i;

R_i' = resistência equivalente;

$Q_{i,m}$ = Vazão na tubulação i na iteração m .

O coeficiente de atrito foi calculado de acordo com a equação de Colebrook-White. O programa desenvolvido por Wanderley (1997) considerou apenas a existência de um reservatório.

A rotina CONEXAO identifica para cada nó quais são os trechos ligados diretamente a eles e os demais nós que compõe esses trechos. Por fim, a rotina PIEZOM calcula o valor da carga piezométrica nos nós a partir do ponto de referência que pode ser um reservatório, bomba, entre outros. O fluxograma do programa desenvolvido por Wanderley encontra-se no apêndice.

4.2 - CALIBRAÇÃO DA REDE

O programa de calibração desenvolvido nesta dissertação foi escrito em Fortran. A Figura 4.1 mostra um fluxograma com as etapas principais do programa de calibração de rede de distribuição de água CALIBRA.

A primeira parte do algoritmo de calibração é a leitura das variáveis de entrada. As informações necessárias sobre a rede são: traçado da rede, número de nós e trechos, dados dos trechos (identificação, nó de montante e jusante, diâmetro, comprimento, dados dos nós (identificação, cota geométrica e consumo ou abastecimento), dados dos anéis (identificação, número de trechos que compõe o anel, identificação dos trechos que compõe o anel) e dados de referência (número de nós de referência, identificação do nó e pressão).

Além desses dados, são necessárias ainda informações sobre as opções de execução dos algoritmos genéticos e dados de medição de pressões e/ou vazões. As informações requeridas para o algoritmo genético são: número de indivíduos por população, número máximo de gerações, número de filhos por casal, tipo de cruzamento, taxa de cruzamento, taxa de mutação tipo *jump*, identificação de existência de mutação tipo *creep*, taxa de mutação tipo *creep*, caso ela exista, indicação de elitismo e número de possibilidades de

valores por parâmetro. Com relação aos dados de medição de pressão e/ou vazão, além do número de pontos de controle é necessário saber quais são os pontos ou trechos de controle e a pressão em cada nó ou vazão no trecho monitorado. A estrutura do programa de algoritmo genético ga170 é mostrada no apêndice. Algumas das rotinas foram modificadas para adaptação ao programa desenvolvido.

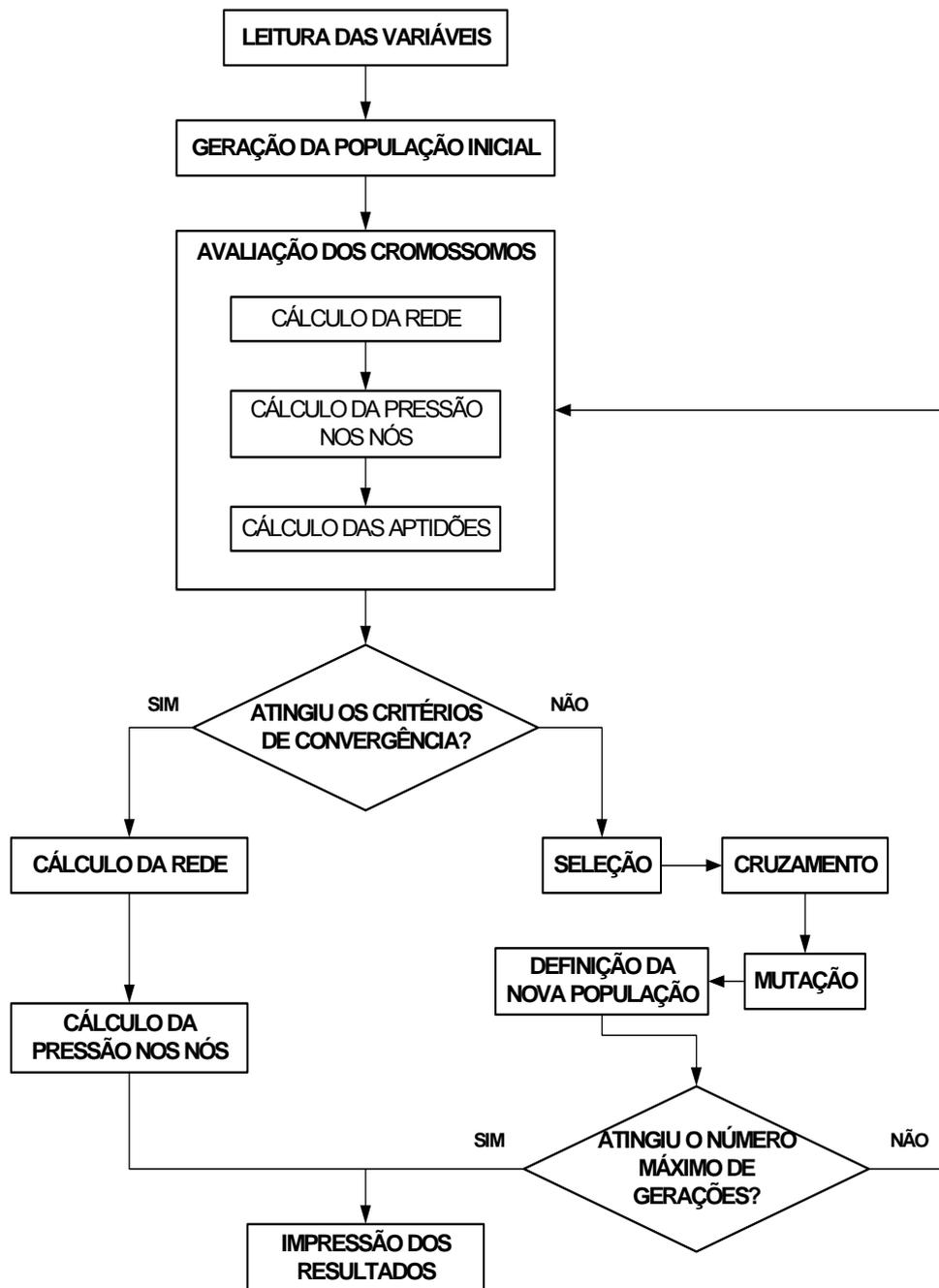


Figura 4.1 – Fluxograma do processo de calibração do programa CALIBRA.

Um dos dados de entrada do programa é a indicação do número de possibilidades por parâmetro. Essa variável está diretamente ligada à representação do cromossomo no caso de se optar pelo código binário.



Figura 4.2 – Representação de um Indivíduo com Apenas uma Característica.

A Figura 4.2 representa um cromossomo com apenas uma característica. Cada quadradinho ilustrado na Figura 4.2 representa uma unidade genética, ou seja, um gene que pode receber valor igual a 0 ou 1, quando se trata de uma representação binária. O conjunto dos genes representa o valor de uma variável. A quantidade de genes que representa uma variável depende de como se quer distribuir as soluções no espaço amostral e também da precisão que se quer dar ao problema. Então para se possibilitar uma cobertura menos espaçada do espaço de busca e uma maior precisão dos dados calibrados deve-se indicar um número maior de possibilidades. Porém, um número de possibilidades elevado conduz a um maior tempo computacional, necessitando definir um equilíbrio entre essas duas possibilidades.

Os valores dos parâmetros serão calculados relacionando a codificação binária com a representação real e será dependente do número de possibilidades de valores que um parâmetro pode receber. Considerando a Figura 4.2 pode-se observar que uma variável representada por 4 genes numa codificação binária pode assumir 2^4 valores diferentes. Por isso, o programa desenvolvido neste trabalho limitou a escolha do número de possibilidades por parâmetro (p) à obtenção de um valor inteiro para o número de bits (nb) obtido de acordo com a equação (4.5).

$$nb = \log(p - 2) \quad (4.5)$$

O menor valor binário possível de ser gerado com o número de genes disponíveis vai fornecer como resposta o valor definido como mínimo pelo programa, sendo que a combinação que gerar o maior valor binário estará relacionado com o limite máximo definido pelo algoritmo. As representações binárias intermediárias representarão parâmetros com valores proporcionais aos binários que os representam. Esses valores

intermediários serão definidos pela soma de incrementos ao valor mínimo definido como a diferença entre os limites máximos e mínimos divididos pelo número de possibilidades.

Toda demonstração foi feita para um indivíduo representado por apenas uma característica, entretanto, os problemas reais são constituídos de por mais de uma variável que precisa ser determinada pelo processo de calibração. A Figura 4.3 ilustra a representação de um cromossomo de forma binária composto por três variáveis.

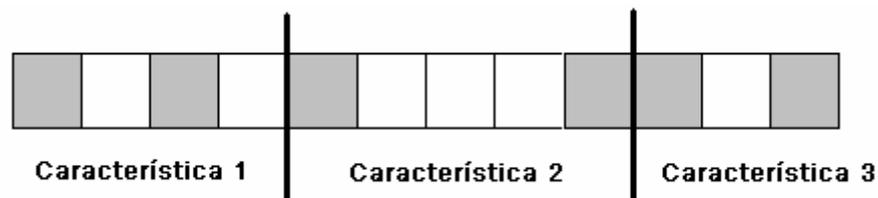


Figura 4.3 - Representação de um Indivíduo com mais de uma Característica.

Como se pode perceber, um indivíduo completo é formado pela união das características que compõe esse indivíduo sendo de maneira análoga a um indivíduo com apenas uma variável.

Os indivíduos da população inicial (resistência dos tubos) são gerados de maneira aleatória, porém, obedecendo a limites máximos e mínimos impostos pelo programa CALIBRA. Fisicamente, a rede, com o passar dos anos, têm o diâmetro de seus tubos alterados, em geral diminuindo. Além disso, devido às mudanças ocorridas nas paredes internas do tubo, o fator de atrito não mais corresponde aos valores dos tubos novos. Sendo assim, o programa seleciona valores de resistência da tubulação R , já que essa variável depende dessas outras duas variáveis, na equação 4.6.

$$R = \frac{8f}{\pi^2 g D^5} \quad (4.6)$$

Onde: g = aceleração da gravidade (9,81 m/s²);

f = fator de atrito;

D = diâmetro.

Para estimar esses limites máximos e mínimos, considerou-se uma redução de até 5% no diâmetro D e escolheu-se como limites máximos e mínimos do fator de atrito f os valores 0,08 e 0,01, como mostrado no Diagrama de Moddy na Figura 4.4. Considerando os valores acima, temos a resistência mínima quando o fator de atrito for 0,01 e diâmetro máximo, e a resistência máxima, quando o fator de atrito for 0,08 e o diâmetro for mínimo.

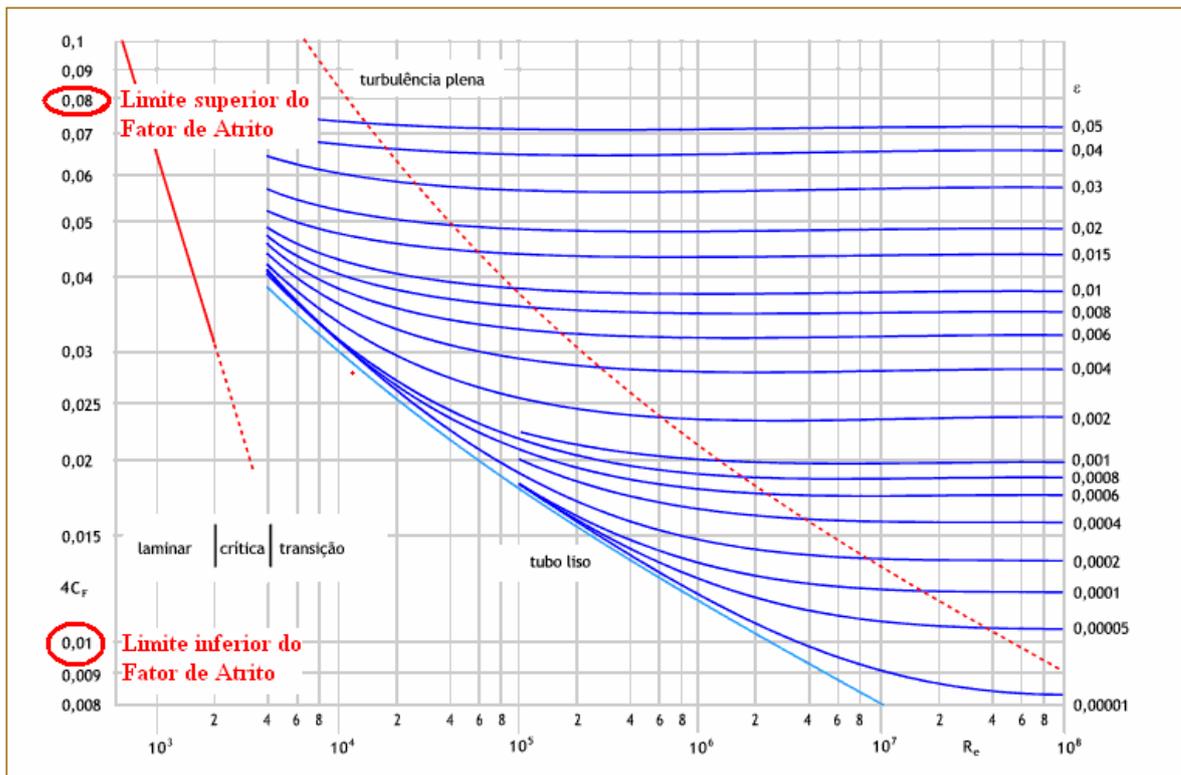


Figura 4.4 – Diagrama de Moody (<http://www.mspsc.eng.br/fldetc/fluido5D.asp>).

Considerando a equação 4.6 percebe-se que o diâmetro é a variável com maior representatividade na definição dos parâmetros uma vez que uma pequena alteração no diâmetro interfere muito mais que a alteração de qualquer outra variável do sistema.

Gerada a primeira população de indivíduos, os cromossomos são avaliados de forma a obter a aptidão de cada um deles. A aptidão é um valor obtido pela comparação dos dados calculados com o uso dos parâmetros que compõem o indivíduo com os dados medidos em campo. Ela indica quão próximo da solução ótima um indivíduo está ou quão adaptado ele está ao ambiente em que se encontra. Várias alternativas têm sido propostas para definir a aptidão. A mais simples iguala a aptidão ao valor da função objetivo que é a usada neste trabalho. A equação 4.7 define a função objetivo (F.O.) utilizada.

$$F.O. = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\Delta_p + |P_{i-medido} - P_{i-calculado}|} \quad (4.3)$$

Onde: $P_{i-medido}$ = Pressão medida no ponto de controle i;

$P_{i-calculado}$ = Pressão calculada no ponto de controle i;

$\Delta_p = 0$, se a diferença entre $P_{i-medido}$ e $P_{i-calculado}$ é diferente de zero, e um valor “pequeno” (0,0000000001), se a diferença entre $P_{i-medido}$ e $P_{i-calculado}$ é igual à zero.

Quando se opta por usar como pontos de medição a vazão medida em alguns trechos, a função objetivo é reformulada apresentando-se no formato descrito pela equação 4.8.

$$F.O. = \frac{0,5}{npp} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\left(\Delta_p + \frac{|P_{i-medido} - P_{i-calculado}|}{P_{i-medido}} \right)} + \frac{0,5}{ntq} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\left(\Delta_q + \frac{|Q_{i-medido} - Q_{i-calculado}|}{Q_{i-medido}} \right)} \quad (4.8)$$

Em que:

npp = número de pontos de controle de pressão;

ntq = número de trechos de controle de vazão;

$Q_{i-medido}$ = Pressão medida no ponto de controle i;

$Q_{i-calculado}$ = Pressão calculada no ponto de controle i;

$\Delta_p = 0$, se a diferença entre $P_{i-medido}$ e $P_{i-calculado}$ é diferente de zero, e um valor “pequeno” (0,0000000001), se a diferença entre $P_{i-medido}$ e $P_{i-calculado}$ é igual à zero;

$\Delta_q = 0$, se a diferença entre $Q_{i-medido}$ e $Q_{i-calculado}$ é diferente de zero, e um valor “pequeno” (0,0000000001), se a diferença entre $Q_{i-medido}$ e $Q_{i-calculado}$ é igual à zero.

Após a avaliação dos cromossomos, é feita a verificação dos valores de controle. As pressões nos pontos onde houver medição de pressão são comparadas com aquelas calculadas para o mesmo ponto. Se a diferença entre os valores obtidos via medição e aqueles calculados forem menores que os valores considerados aceitáveis, então a rede é considerada calculada, caso contrário, os indivíduos analisados sofrerão ação dos operadores genéticos a fim de achar uma nova solução para o problema. Se mais de um

indivíduo atender aos limites do intervalo, então, aquele indivíduo que apresentar maior aptidão será o escolhido como solução para o problema.

Selecionados os indivíduos e obedecida a taxa de cruzamento, o operador atua sobre os indivíduos selecionados. Pode-se optar, utilizando esse programa, pelos seguintes tipos de cruzamento: uniforme e de um ponto. Carroll (2001) indica a primeira alternativa de cruzamento como a mais adequada para aplicação dos AGs.

Gerados os filhos, alguns cromossomos podem sofrer, dependendo da taxa de mutação, uma mudança no seu material genético. O programa proposto aborda duas espécies de mutação: *jump* e *creep*. O último tipo é indicado por Carroll (2001).

Após esses passos, ocorre a formação da nova população. A constituição dessa nova população depende da existência de elitismo. Silva *et al.* (2003) avaliou as diversas maneiras de implementação dos AGs e identificou algumas melhorias no uso de determinados operadores genéticos. Perceberam, por isso, que o uso do elitismo, reproduzindo os dois melhores indivíduos a cada geração leva a um melhor desempenho dos AGs.

No programa CALIBRA, quando se faz a opção por usar elitismo na propagação dos indivíduos, apenas se mantém o melhor indivíduo da população de pais que é colocado aleatoriamente no lugar de qualquer indivíduo filho gerado a partir desta população. Caso contrário, a nova geração será constituída pelos indivíduos filhos gerados por atuação dos operadores genéticos.

Ultrapassada a etapa de definição da nova população, verifica-se se o número máximo de gerações foi atingido. Caso o número máximo de gerações não esteja excedido, esses indivíduos serão avaliados como explicado anteriormente, e continua o programa. Se o número máximo de gerações foi excedido, significa que não foi encontrada uma solução satisfatória para o modelo e o programa emite uma mensagem de não convergência dos resultados.

4.3 - APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE CALIBRAÇÃO - CALIBRA

Para se analisar o algoritmo de calibração proposto, será analisada uma rede fictícia, baseada na rede real de Apucarana, testada por Koide (1984). Trata-se de uma rede pequena composta de 33 trechos e 25 nós, sendo um deles o reservatório. Serão testadas variáveis relativas ao algoritmo genético e às condições de calibração buscando testar a eficiência do algoritmo em diferentes condições.

Será avaliado também o comportamento do modelo quando se controla pressão e vazão simultaneamente no processo de calibração e a interferência da mudança dos pontos de controle na qualidade dos resultados obtidos.

5 - RESULTADOS

Sabe-se que a definição dos parâmetros de inicialização dos AGs influencia na sua eficiência podendo conduzir um mesmo problema, inicializado com diferentes conjuntos de parâmetros, a diferentes soluções. Por isso, para aplicar o modelo de calibração desenvolvido neste trabalho, foram examinados a influência desses parâmetros do algoritmo genético, os critérios de convergência e o número de pontos de controle, com o intuito de testar a interferência desses fatores nos resultados produzidos pelo programa.

Walski *et al.* (2001) defendem a existência de uma pequena vantagem em se ajustar a resistência da tubulação em detrimento do coeficiente de rugosidade e do diâmetro no modelo, uma vez que a perda de carga pode assumir o mesmo valor para diferentes conjuntos de coeficiente de rugosidade e diâmetro. Nessa linha, optou por utilizar como variável de calibração a resistência da tubulação.

Os parâmetros modificados foram o critério de convergência, o número de indivíduos da população, o valor da variável *idum* da rotina de geração numérica aleatória e o número de pontos de controle de pressão e de vazão. Para definir os valores máximos e mínimos de resistência utilizaram-se duas porcentagens de variação de diâmetro e o limite inferior e superior do fator de atrito apresentado no diagrama de Moody. Foram utilizados dois valores de variação máxima de diâmetro, 1% e 5%. Para cada variação de diâmetro foram testados dois critérios de convergências diferentes (tabela 5.1). Com cada critério de convergência testou-se 4 tamanhos diferentes de população no AG; 5, 25, 50 e 80 indivíduos. Variou-se ainda, o número de pontos de controle da rede (1, 3, 6 e 12 pontos de controle) e o valor da variável *idum* no AG (-1, -10, -100, -1000), levando a 256 testes diferentes.

Tabela 5.1 – Critérios de Convergência Adotados na Avaliação do Modelo Proposto.

CRITÉRIOS PARA PRESSÃO (1)

(1) 85% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/- 0,1 m em relação ao valor observado.

(2) 95% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/-0,2 m em relação ao valor observado.

(3) 100% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/- 0,3 m em relação ao valor observado.

CRITÉRIOS PARA PRESSÃO (2)

(1) 85% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/- 0,4 m em relação ao valor observado.

(2) 95% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/-0,2 m em relação ao valor observado.

(3) 100% das medidas de campo devem estar dentro do intervalo de +/- 0,3 m em relação ao valor observado.

A rotina de geração de números aleatórios contida na biblioteca de algoritmos genéticos utilizada neste trabalho foi desenvolvida por Press *et al.* (1986). Ela necessita da definição de uma variável denominada *idum* para gerar os números aleatórios necessários. Press *et al.* (1986) indica que esse valor deve ser -1000, porém deixa livre para o usuário definir qualquer valor desde que ele seja negativo.

Os critérios de convergência dizem respeito à precisão que se deseja atingir com o processo de calibração da rede. Ele depende do uso que se quer dar ao modelo, sendo mais restritivo quanto maiores forem os impactos decorrentes das soluções tomadas com base nos resultados do programa. Os critérios de convergência adotados foram baseados naqueles definidos por Walski *et al.* (2001). Porém optou-se por utilizar nos limites do intervalo valores mais restritivos já que a rede testada neste trabalho é uma rede pequena.

A rede escolhida para estudo é parte do sistema de distribuição de água da cidade de Apucarana-PR. Ela foi testada por Koide (1984) para a avaliação de modelos de otimização dos custos de implantação de redes de distribuição de água. Essa rede é composta por 33 trechos e 25 nós com apenas um reservatório localizado no nó 1. Apesar de ser uma rede real, os dados considerados reais foram obtidos pela simulação da rede em condições pré-definidas. Para isso, definiu-se o material e sua condição em relação ao tempo de uso do sistema. O material escolhido para fazer as simulações deste trabalho foi o ferro fundido velho. De acordo com Porto (2001), a rugosidade desse material nessas condições varia de 3 a 5 mm, por isso, para os cálculos do funcionamento considerado real optou-se por utilizar o valor de rugosidade de 4 mm, que é um valor intermediário. A Figura 5.1 mostra a rede de Apucarana e as tabelas 5.2 e 5.3 contém os dados da rede.

Sabe-se que, com o passar dos anos, as tubulações de ferro fundido vão tendo o seu diâmetro efetivo diminuído por incrustações. Essa variação de diâmetro influencia na resistência da tubulação ao escoamento. Quanto maior é a redução do diâmetro, maior será a resistência ao fluxo. Neste trabalho restringiu-se a variação máxima de diâmetro e, assim, limitou-se os valores máximos de resistência da tubulação, delimitando o espaço de busca de soluções pelo algoritmo genético.

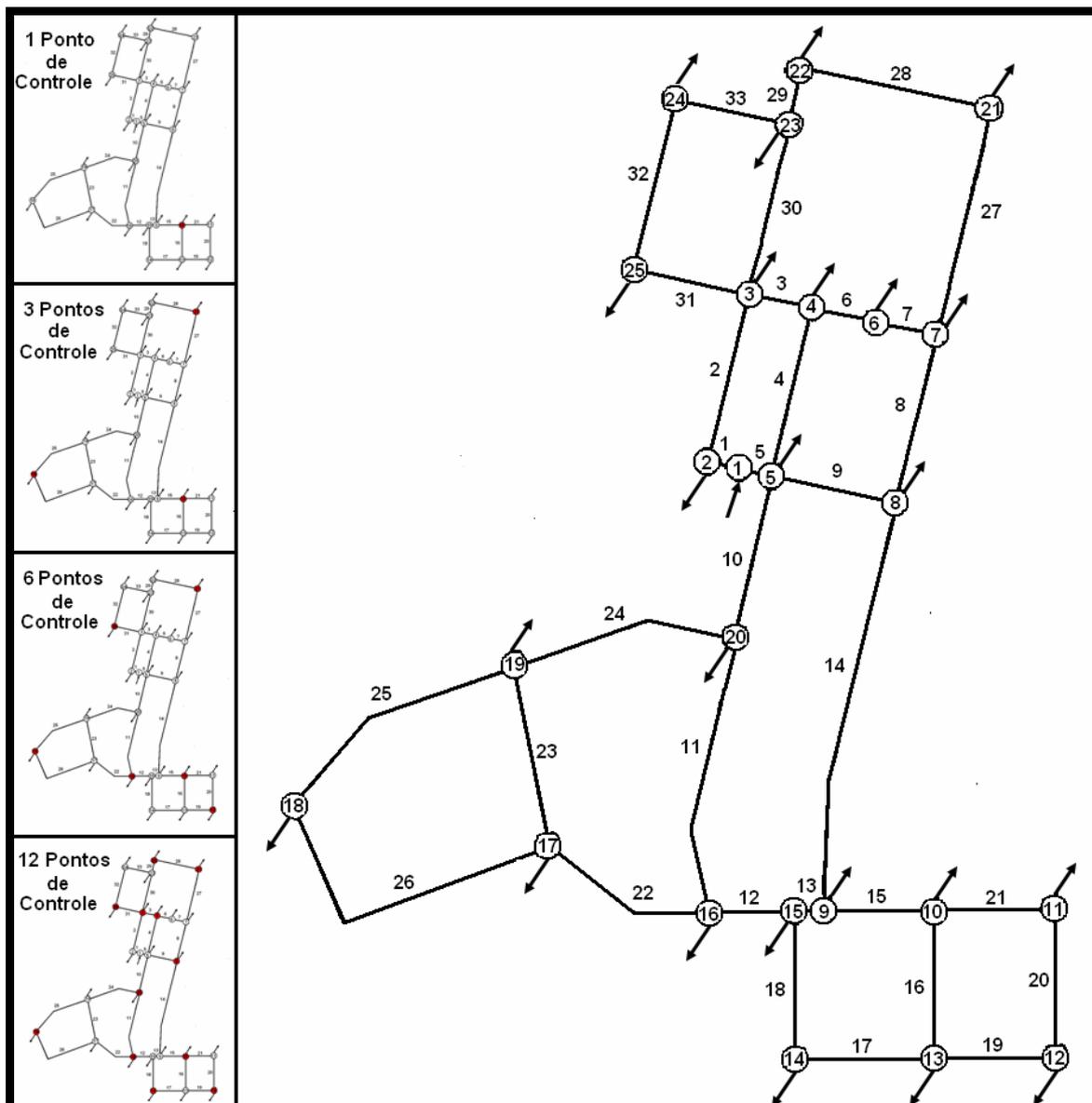


Figura 5.1 – Rede de Apucarana (PR).

O tamanho da população indica o número de soluções que serão testadas a cada geração. Quanto maior o número de indivíduos que compõe a população maior o espaço amostral representado pelas soluções candidatas. Essa cobertura do espaço de busca pode influenciar na qualidade dos resultados e na eficiência do processo de calibração. Por isso, a necessidade de testar diferentes tamanhos de população para um mesmo sistema.

O método de otimização por algoritmos genéticos é um processo de busca heurística, dependendo, por isso, da geração de números aleatória para execução de suas tarefas. Essa geração aleatória de números é iniciada, no caso do algoritmo utilizado nesse trabalho, pela

indicação de um número negativo denominado *idum*. Por isso, neste trabalho foram testados 4 valores diferentes para *idum* de modo a analisar a influência dessa variável nos resultados obtidos.

Tabela 5.2 – Características dos Trechos que Compõem a Rede de Apucarana (PR).

Trecho	Nó de Montante	Nó de Jusante	Diametro (mm)	Comprimento (mm)	Rugosidade (mm)
1	1	2	250	70	4
2	2	3	250	360	4
3	4	3	200	130	4
4	5	4	200	360	4
5	1	5	350	65	4
6	4	6	150	125	4
7	6	7	160	120	4
8	8	7	110	364	4
9	5	8	140	240	4
10	5	20	350	263	4
11	20	16	350	454	4
12	16	15	160	93	4
13	15	9	160	122	4
14	8	9	110	509	4
15	9	10	140	216	4
16	10	13	110	748	4
17	14	13	85	338	4
18	15	14	110	351	4
19	13	12	110	235	4
20	11	12	85	348	4
21	10	11	85	233	4
22	16	17	110	358	4
23	19	17	110	282	4
24	20	19	140	402	4
25	19	18	110	543	4
26	17	18	110	752	4
27	7	21	110	468	4
28	22	21	160	374	4
29	23	22	250	116	4
30	3	23	250	358	4
31	3	25	125	246	4
32	25	24	110	354	4
33	23	24	125	248	4

Os pontos de controle são os nós da rede onde se tem “medição” dos valores de pressão, ou seja, onde os valores de pressão são conhecidos. São com os valores de pressão conhecidos em pontos específicos que são verificados os critérios de convergência das soluções propostas pelo AG. Neste trabalho testou-se 4 diferentes cenários de pontos de controle, variando de 1 a 12 pontos de controle por cenário, escolhidos aleatoriamente. A tabela 5.4 mostra o número de pontos de controle testados e os nós de “medição”.

Tabela 5.3 – Cota Geométrica de Demanda/Abastecimento nos Nós da Rede de Apucarana (PR).

Nó	Cota Geométrica (m)	Abastecimento/Consumo (l/s)
1	864,5	140,0
2	860,0	-3,0
3	859,0	-8,0
4	862,9	0,0
5	864,1	0,0
6	862,2	0,0
7	860,3	-15,0
8	856,0	-7,0
9	860,5	-4,0
10	859,0	-5,0
11	852,0	-3,0
12	848,0	-3,0
13	849,0	-6,0
14	838,0	-3,0
15	861,0	0,0
16	860,8	-6,0
17	848,5	-6,0
18	855,8	-10,0
19	861,5	-8,0
20	859,5	-5,0
21	852,0	-14,0
22	852,0	0,0
23	855,0	-9,0
24	851,0	-14,0
25	854,6	-11,0

Tabela 5.4 – Identificação dos Pontos de Controle.

Número de Pontos	Número do Nó
1	10
3	10, 18, 21
6	10, 12, 16, 18, 21, 25
12	3, 4, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 21, 22, 25

As taxas de mutação e cruzamento foram mantidas constantes em todo o processo, não sendo objeto de análise deste trabalho. Por isso, foram utilizados valores indicados por Carrol (2001). A taxa de cruzamento recebeu valor constante de 70%, já que um intervalo considerado razoável por Carrol (2001) para esse operador é entre 60% e 90%. Valores muito baixos retardariam a convergência, enquanto que a adoção de valores elevados poderia conduzir à perda de características desejáveis das populações mais remotas.

A taxa de mutação também pode conduzir ao mesmo comportamento. Carrol (2001) indica para a taxa de cruzamento um valor dependente do inverso do tamanho da população utilizada, o que foi adotado neste trabalho.

Depois de analisar os resultados do modelo para pontos de controle de pressão, resolveu-se analisar a influência dos critérios de convergência simultâneos para pressão e vazão na precisão da calibração. Foram testados dois exemplos com variação de 5% no diâmetro, critério de convergência de pressão 1, 6 pontos de controle, valor de *idum* -1 e 80 indivíduos. Além disso, as vazões nos trechos de medição poderiam divergir no máximo 5% das vazões medidas.

5.1 - AVALIAÇÃO DAS APTIDÕES

As aptidões indicam quanto a solução analisada é adequada para representar o problema estudado. Com o decorrer do processo de calibração, usando o algoritmo genético como técnica de otimização, a melhoria da aptidão conduz o problema a uma solução mais adequada.

A Figura 5.2 demonstra o comportamento da aptidão das soluções geradas com o critério convergência 2, variação de diâmetro de 1% e uma população de 5 indivíduos. Observando os dados da Figura 5.2, nota-se que variando apenas o valor da *idum* obtêm-se diferentes soluções. Isso indica que as soluções obtidas são ótimos locais, não alcançando a mesma solução.

Walski *et al.* (2001) já indicavam que o processo de calibração por método inverso poderia levar a múltiplas soluções para o mesmo problema, defendendo que a otimização, por ser composta por inequações, equações e variáveis discretas e contínuas, sendo assim um problema complexo, pode apresentar numerosas soluções possíveis.

Walski *et al.* (2006), em um estudo de determinação da precisão da calibração automática de redes de distribuição de água utilizando AG como técnica de otimização e coeficiente de rugosidade de *Hazen-Williams* (C) como variável de calibração, defendeu a não unicidade das soluções obtidas por processo de calibração. Isso porque existe uma grande

quantidade de combinações de C que podem levar a valores de pressão corretos. Considerando um conjunto de tubulações em série sem pontos de controle entre elas, há diferentes valores individuais de C que conduzem a um mesmo valor de C equivalente, levando à obtenção correta da pressão no ponto de controle.

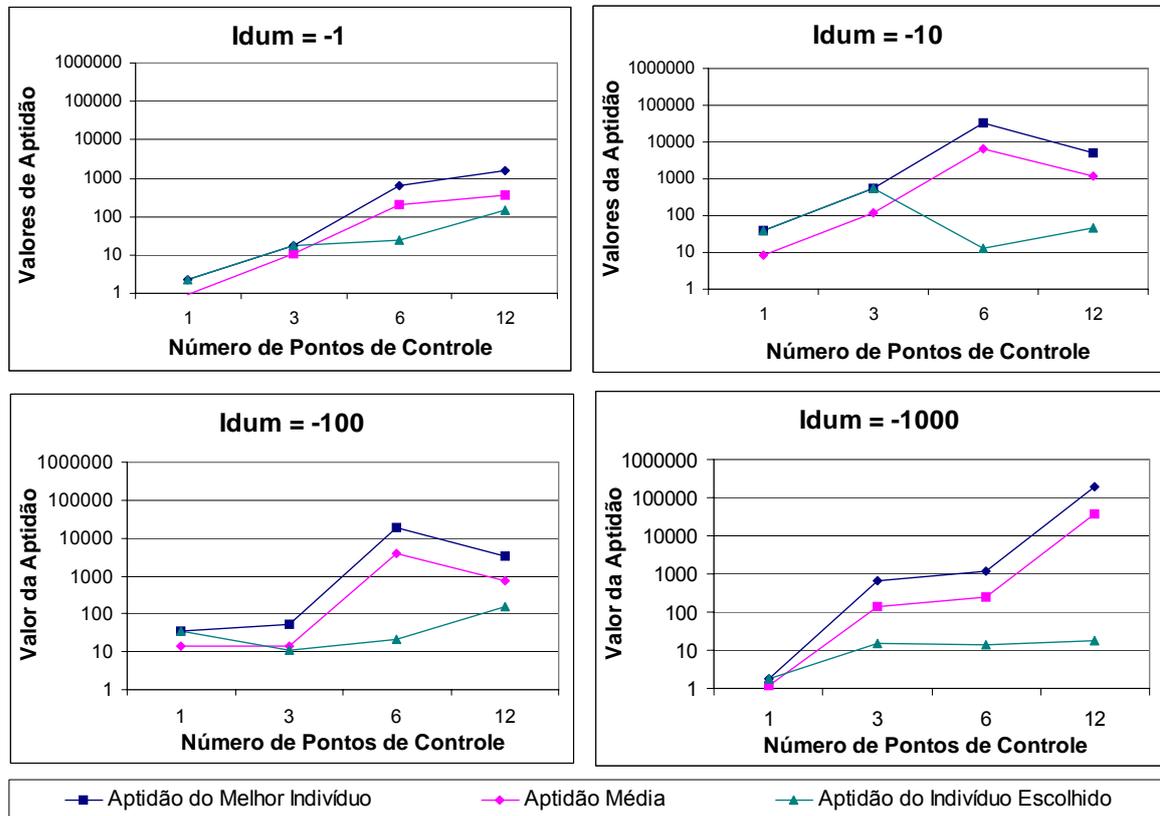


Figura 5.2 – Comportamento da Aptidão para Diferentes Valores de $Idum$.

Percebe-se também, pelos dados da Figura 5.2, que o valor da aptidão do indivíduo escolhido só coincide com o valor da aptidão máxima quando o número de pontos de controle é igual a 1. Isso porque o indivíduo com aptidão máxima pode não atender ao critério de convergência proposto em todos os pontos de controle, enquanto um indivíduo com menor aptidão atende. Como o programa de calibração proposto sempre adota como solução aquela que atendidas as restrições apresente maior aptidão, a solução de um problema com apenas um ponto de controle é sempre aquela de maior aptidão.

A existência de indivíduos que não atende às restrições pode ser uma indicação de que a F.O. escolhida não é eficiente para a solução desse tipo de problema. A F.O. pode ser alterada para outras propostas na bibliografia, tal como as funções objetivos propostas por

Silva *et al.* (2002) ou por Vítkovský *et al.* (2000). Outra opção seria adotar um valor maior para o ζ da função objetivo utilizada, definido de acordo com a convergência adotada.

Percebe-se ainda pelos gráficos da Figura 5.2 que os valores de aptidão tendem a crescer com o aumento dos pontos de controle. Provavelmente porque, com um número maior de condições a serem atendidas diminua-se também, pelo menos em alguns pontos de controle, a diferença entre os valores de pressão calculados e medidos. Entretanto, para valores de *idum* -10 e -100, o valor da aptidão diminui quando comparados as aptidões máximas de 6 e 12 pontos de controle. Como o valor da função aptidão depende dos pontos de controle adotados, e os operadores genéticos dependem da função aptidão, a geração de novos indivíduos seguem caminhos diferentes quando se adotam número de pontos de controle diferentes. Por isso, mesmo tendendo a apresentar uma aptidão máxima maior, pode-se, em alguns casos, obter valores de aptidão máxima menores para um número de pontos de controle maior.

A Figura 5.3 mostra o comportamento da aptidão máxima para diferentes tamanhos de população. O valor de *idum* utilizada foi a de valor igual a -1. Observando-se os valores de aptidão máxima para simulações com populações maiores, observou-se uma tendência crescente para as aptidões, não verificando nenhum decréscimo em seu valor mesmo em valores de *idum* diferentes. Em populações menores, pode ser verificada a diminuição dos valores de aptidão mesmo quando se aumenta o número de pontos de controle. Essa observação pode ser explicada pelo caráter restritivo do número de indivíduos e da variação de diâmetro adotada para a situação demonstrada pelos gráficos da Figura 5.2. Isso leva a crer que a aptidão máxima decresceu pela limitação do espaço de busca e pelo valor limitado de indivíduos da população, já que em condições mais flexíveis a tendência de crescimento da aptidão máxima prevalece. A aptidão média segue o mesmo comportamento da população máxima, entretanto, com valores de aptidão menores.

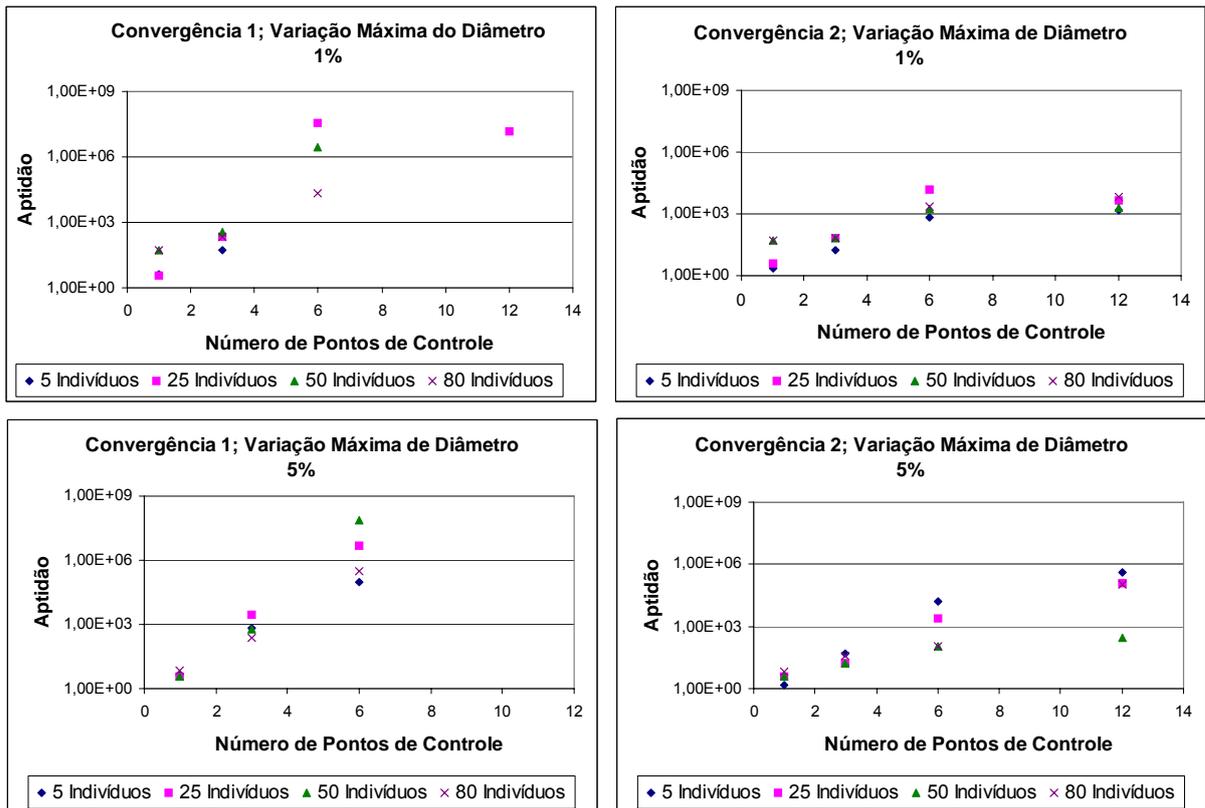


Figura 5.3 – Comportamento da aptidão máxima para diferentes critérios de convergências, variações de diâmetro e tamanhos de população.

A Figura 5.4 mostra o comportamento da aptidão média, do melhor indivíduo e do indivíduo escolhido com a alteração do número de pontos de controle para diferentes convergências e variações de diâmetro. O valor de *idum* utilizado foi a de valor igual a -1. A população foi composta por 25 indivíduos. Observando-se a Figura 5.4, percebe-se que o valor da aptidão média, do melhor indivíduo e do indivíduo escolhido tende a crescer com o aumento do número de pontos de controle para todas as convergências e variações de diâmetro analisadas, considerando vários tamanhos de população e valores de *idum*. Não se percebe, pelos dados representados pela Figura 5.4, a influência da variação do diâmetro no desempenho da aptidão dos indivíduos, porém, analisando o comportamento da aptidão em diferentes convergências percebe-se que a aptidão é maior quanto mais restritivo for o problema, fato esperado já que a variável utilizada para definir o critério de convergência e a F.O. é a mesma.

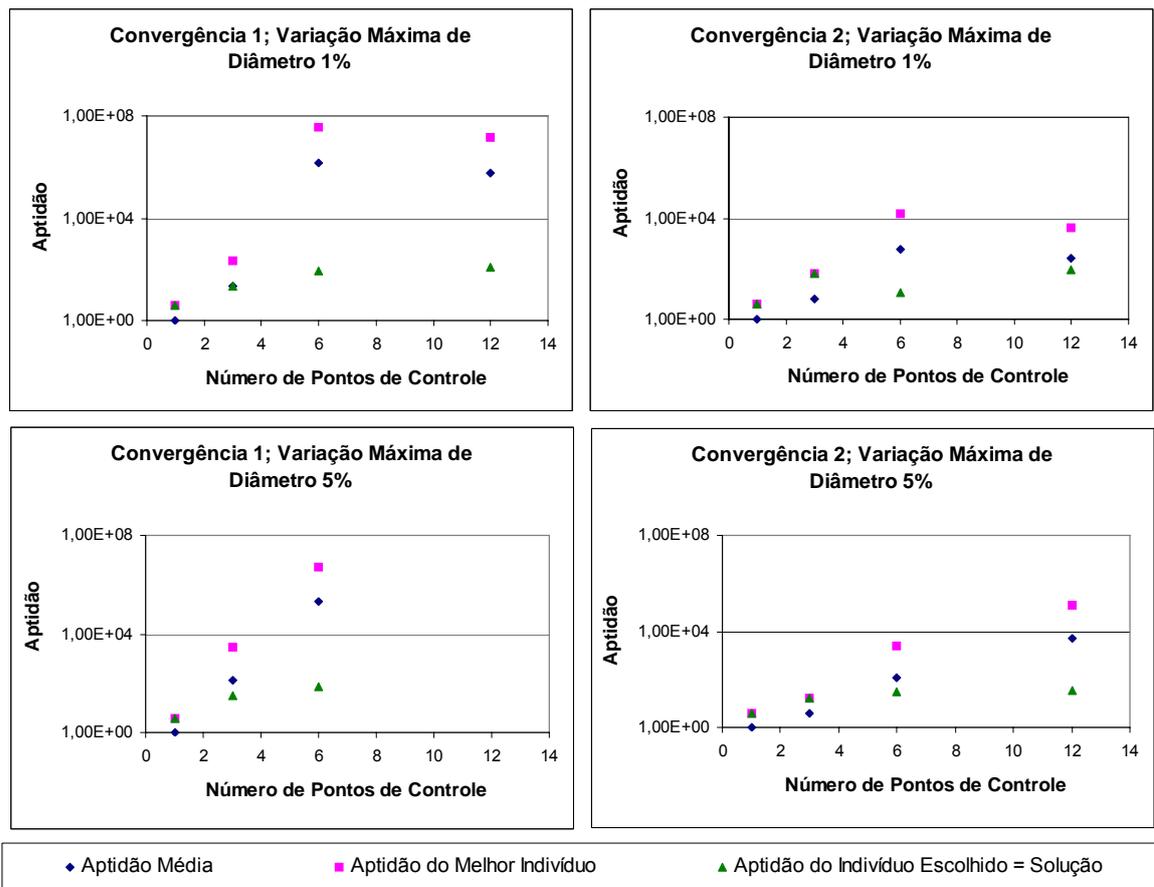


Figura 5.4 – Comportamento da aptidão máxima, média e escolhida da última geração do processo de calibração diferentes convergências e variações de resistência.

A Figura 5.5 mostra o comportamento da aptidão média, do melhor indivíduos e do indivíduo escolhido para diferentes tamanhos de população, para convergência 2 e variação 5%. O valor de *idum* utilizado foi a de valor igual a -1. Todas as aptidões apresentam um comportamento crescente com o aumento do número de pontos de controle. Para a aptidão média observa-se que as populações com maior número de indivíduos apresentam, em geral, menores valores de aptidão, ocorrendo o inverso para a aptidão escolhida. A aptidão máxima não parece ser influenciada pelo tamanho da população. As demais convergências e aptidões seguem o mesmo comportamento.

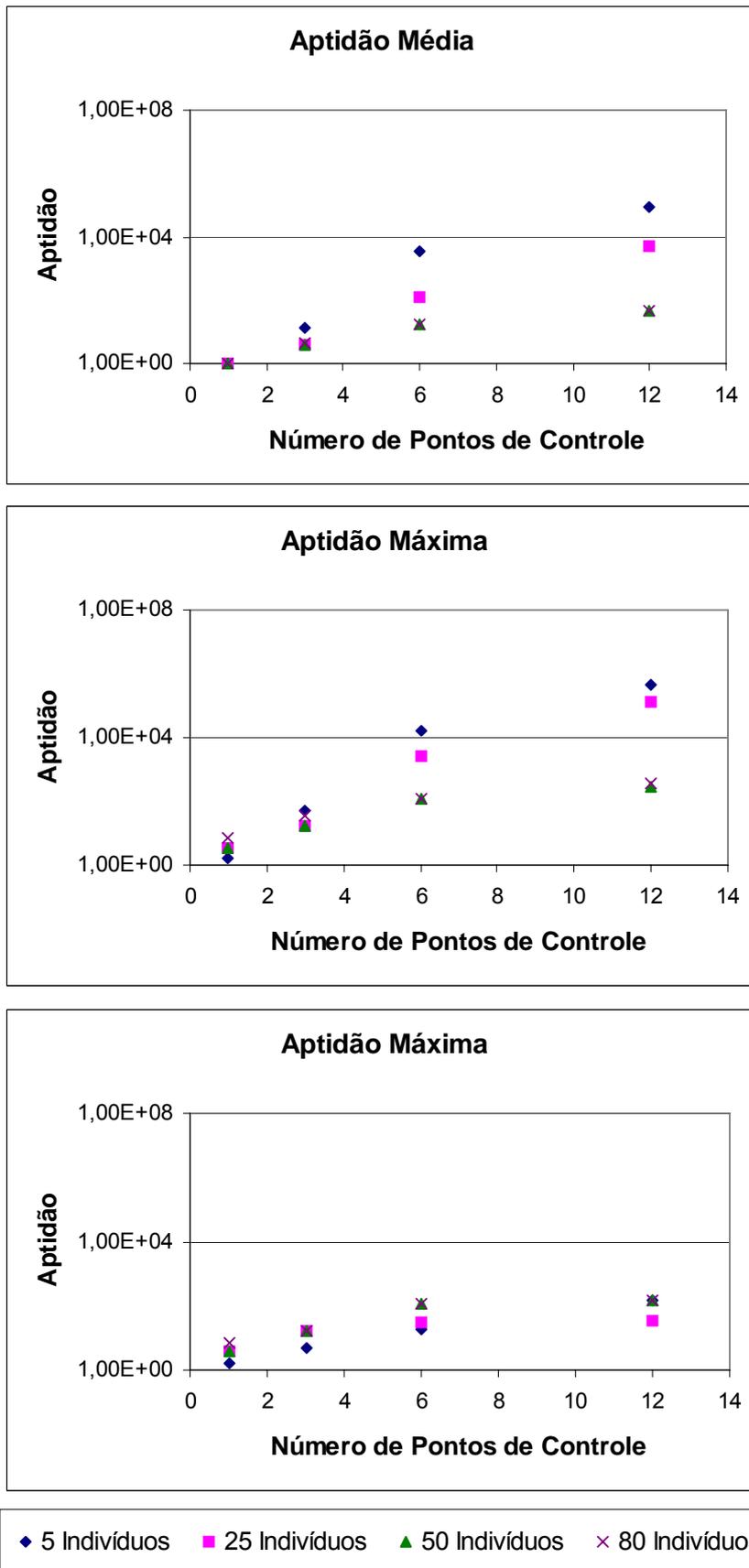


Figura 5.5 – Comportamento das aptidões máximas, médias e escolhidas em diferentes tamanhos de populações.

5.2 - ANÁLISE DOS VALORES DE RESISTÊNCIA CALCULADOS

O algoritmo de calibração proposto estimou os valores de resistência dos trechos da rede de distribuição de água analisada em função do conhecimento de pressões/vazões em determinados pontos da rede. Nesta seção serão analisadas as soluções mostradas pelo algoritmo. A Figura 5.6 mostra a correlação entre os valores calculados e os reais para convergência 2, variação 1% e 3 pontos de controle, e diferentes valores de *idum* tamanhos de população.

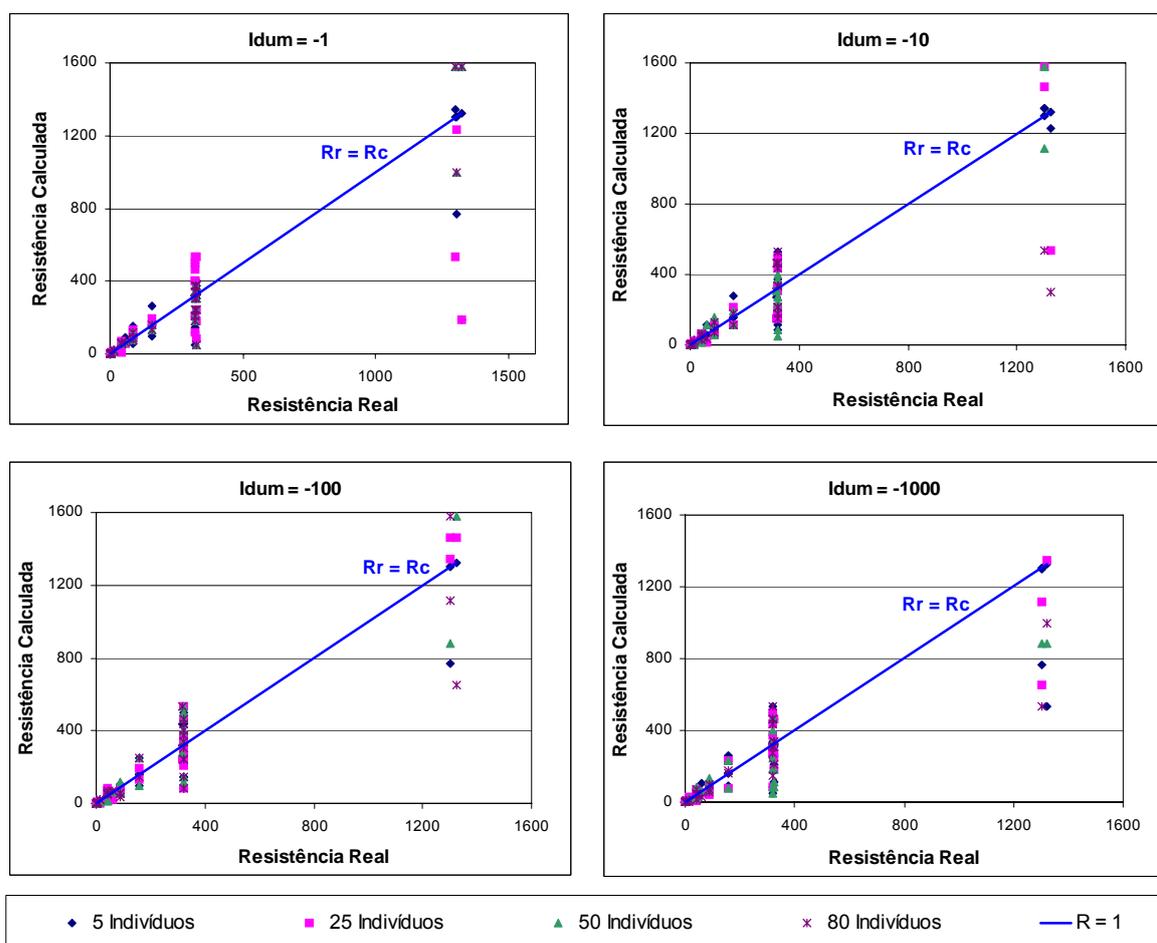


Figura 5.6 – Correlação entre os valores de resistência calculados e reais.

Pelos dados mostrados pela Figura 5.6, percebe-se que diferentes valores de *idum* levam a diferentes soluções. O tamanho da população aparentemente não influencia numa melhor estimativa dos valores de resistência.

A Figura 5.7 mostra o comportamento da correlação com o aumento do número de pontos de controle. O valor da correlação varia de 60% a quase 100% apresentando, de maneira

geral, valores maiores quanto maior o número de pontos de controle. Esse fato parece óbvio já que quando se tem um número maior de variáveis de controle melhor deve ser o ajuste entre variáveis calculadas e reais.

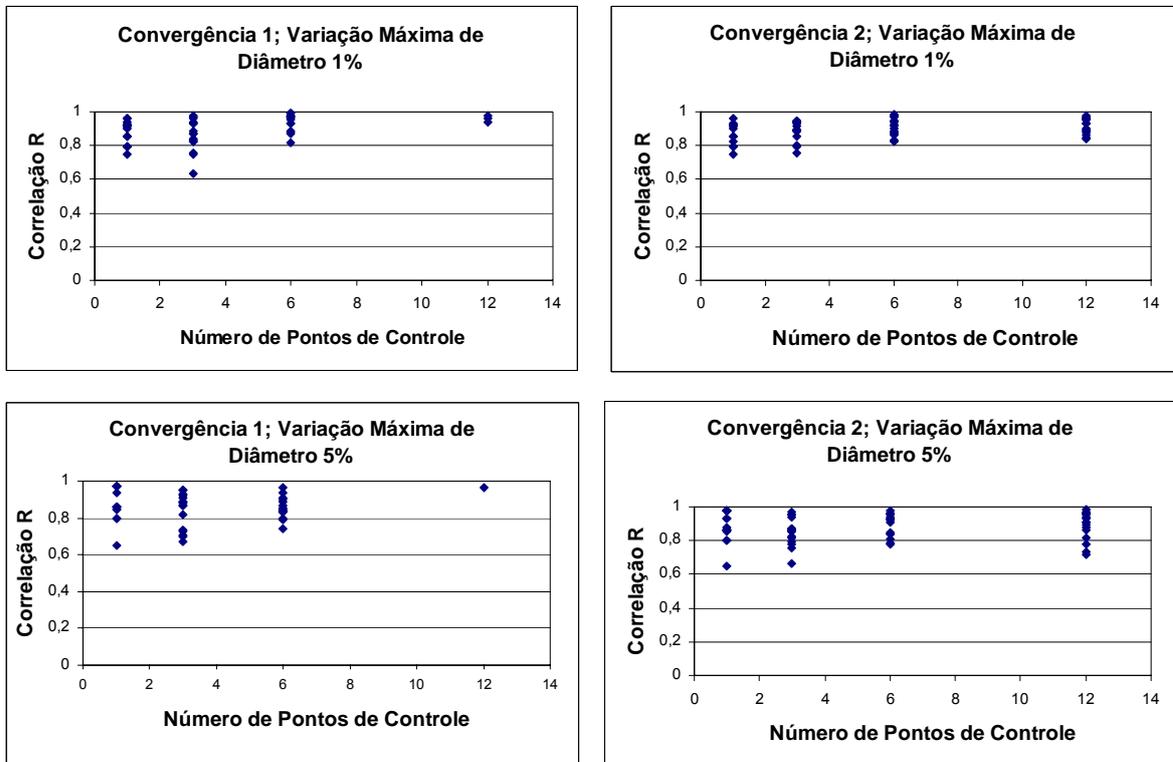


Figura 5.7 – Correlação entre os valores de resistência calculados e reais.

Esse comportamento crescente da correlação dos valores de resistência calculados e reais é observado independentemente do tamanho da população, como é ilustrado pela Figura 5.8. Esses comportamentos foram observados em todas as condições testadas.

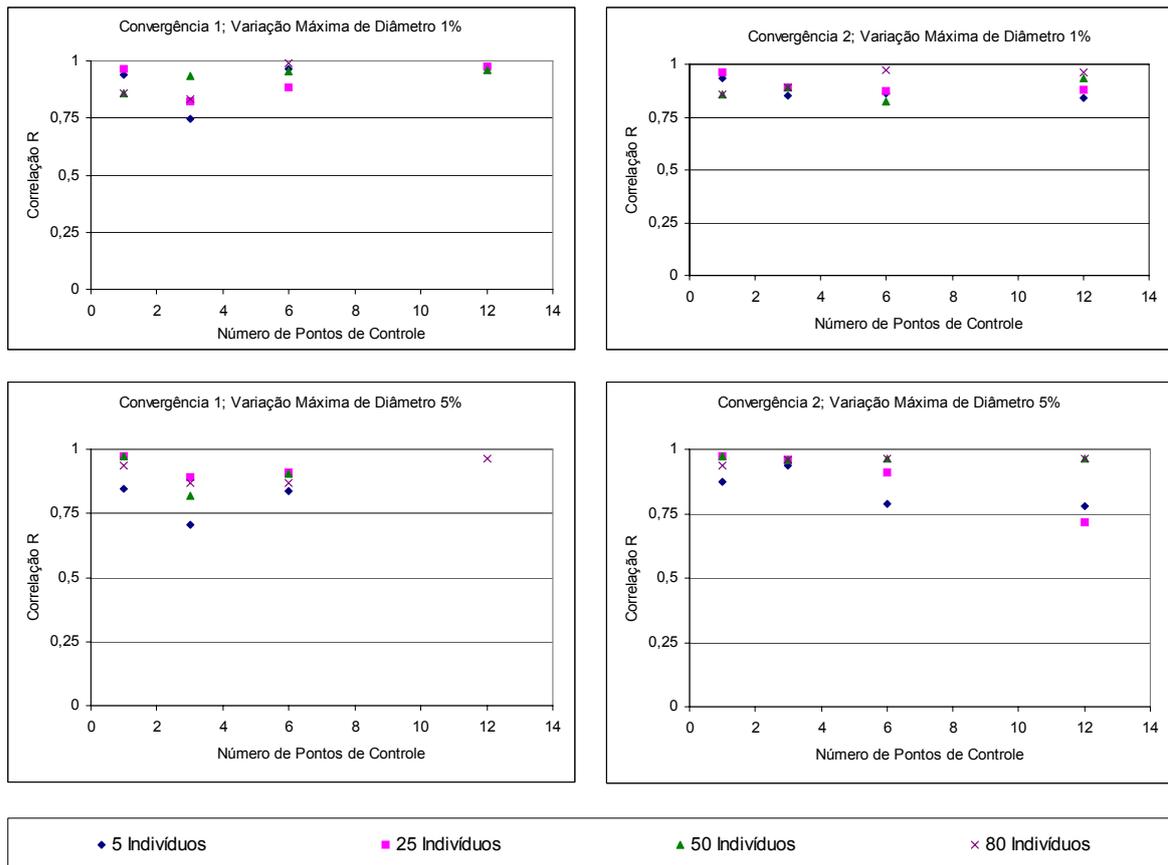


Figura 5.8 – Influência do Tamanho da População e a Correlação dos Valores de Diâmetro.

5.3 - ANÁLISE DOS VALORES DE VAZÃO CALCULADOS

Embora nessa primeira fase a vazão não tenha sido utilizada como variável de calibração, será realizada uma análise do seu comportamento com diferentes variáveis de entrada. A primeira avaliação refere-se ao comportamento da vazão com diferentes tamanhos de população. A Figura 5.9 mostra a vazão real contra a vazão calculada. Pode-se observar, pela análise da Figura 5.9 que as vazões calculadas apresentavam valores próximos às vazões reais obtendo valor de correlação acima de 95%. Entretanto, não se verifica tendência alguma em obter melhores resultados em função do tamanho de população.

Silva *et al.* (2002) também constataram uma excelente aproximação dos valores de vazão obtidos a partir da simulação e aqueles considerados reais.

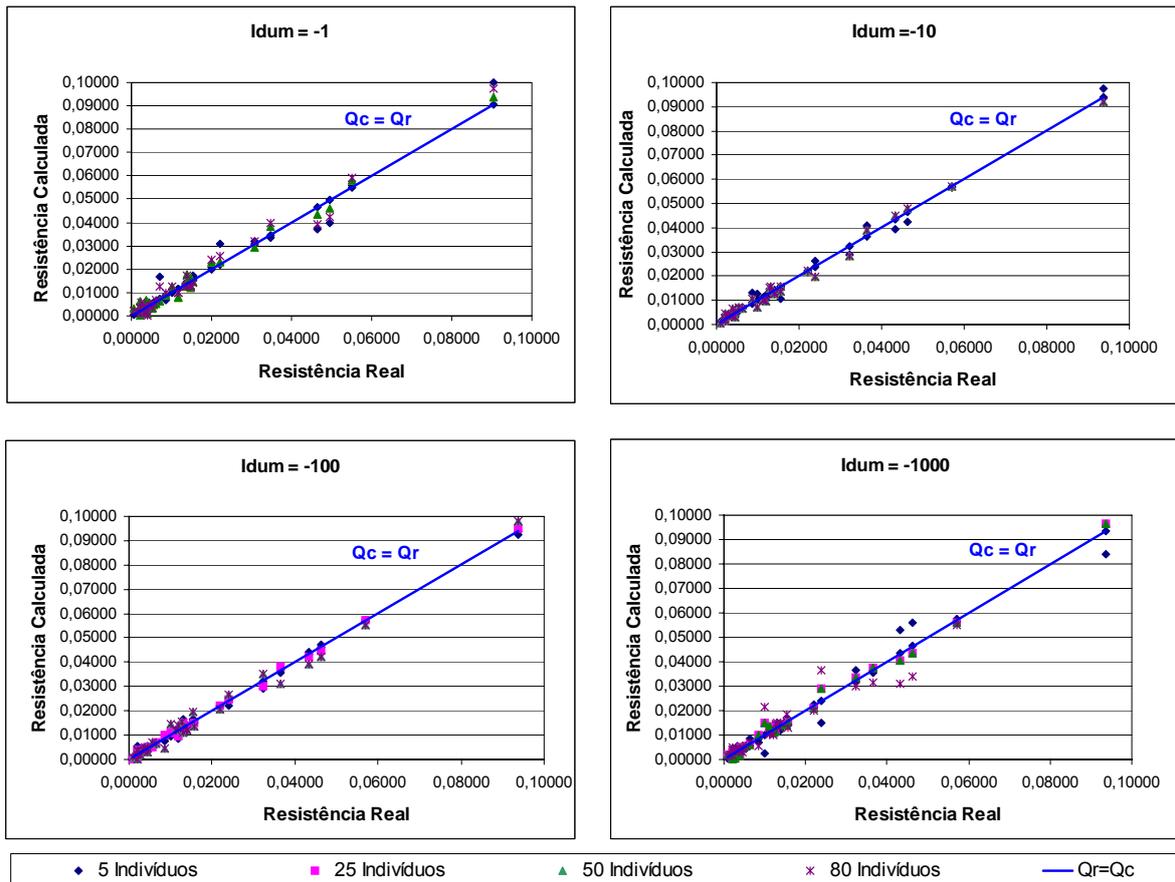


Figura 5.9 – Correlação entre os Valores de Vazão Reais e Calculadas.

5.4 - ANÁLISE DOS VALORES DE PRESSÃO

A pressão foi a variável escolhida como base para comparação entre os valores simulados e aqueles calculados. Por isso, sua análise é importante na verificação da eficiência do programa. Para verificar o comportamento da pressão no processo de calibração automática de redes de abastecimento de água foi avaliada a relação da correlação dos valores de resistência e vazão calculados e reais, com o erro médio de vazão e a influência do número de indivíduos e do número de pontos de controle no erro médio de pressão.

A Figura 5.10 mostra a variação do erro de pressão com o número de pontos de controle para diferentes convergências e variações de diâmetro.

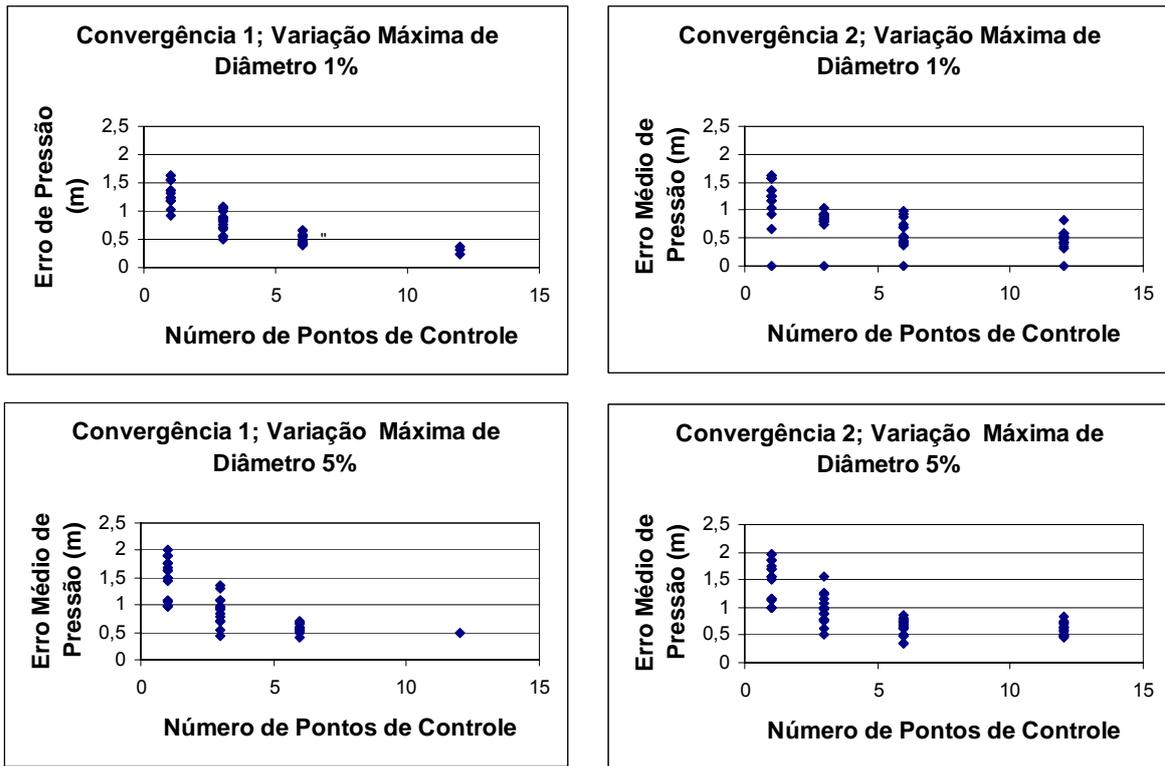


Figura 5.10 – Evolução do erro médio de pressão com o número de pontos de controle em diferentes convergências e variações de valores de diâmetro.

Analisando-se os dados mostrados na Figura 5.10 percebe-se que o erro médio de pressão tende a decrescer com o número de pontos de controle. Essa característica já era esperada já que restringindo-se mais o problema maior a tendência de que o valor do erro médio de pressão decresça.

A Figura 5.11 mostra a variação da pressão com o aumento do número de pontos de controle para os diferentes tamanhos de população analisados neste trabalho, considerando diferentes convergências e variações de diâmetro e valor de *idum* igual a -1.

Observando-se a Figura 5.11 não se verifica relação entre o tamanho da população e o erro médio de pressão, significando que, em relação a convergência, o tamanho da população não influi na eficiência dos algoritmos genéticos no processo de calibração.

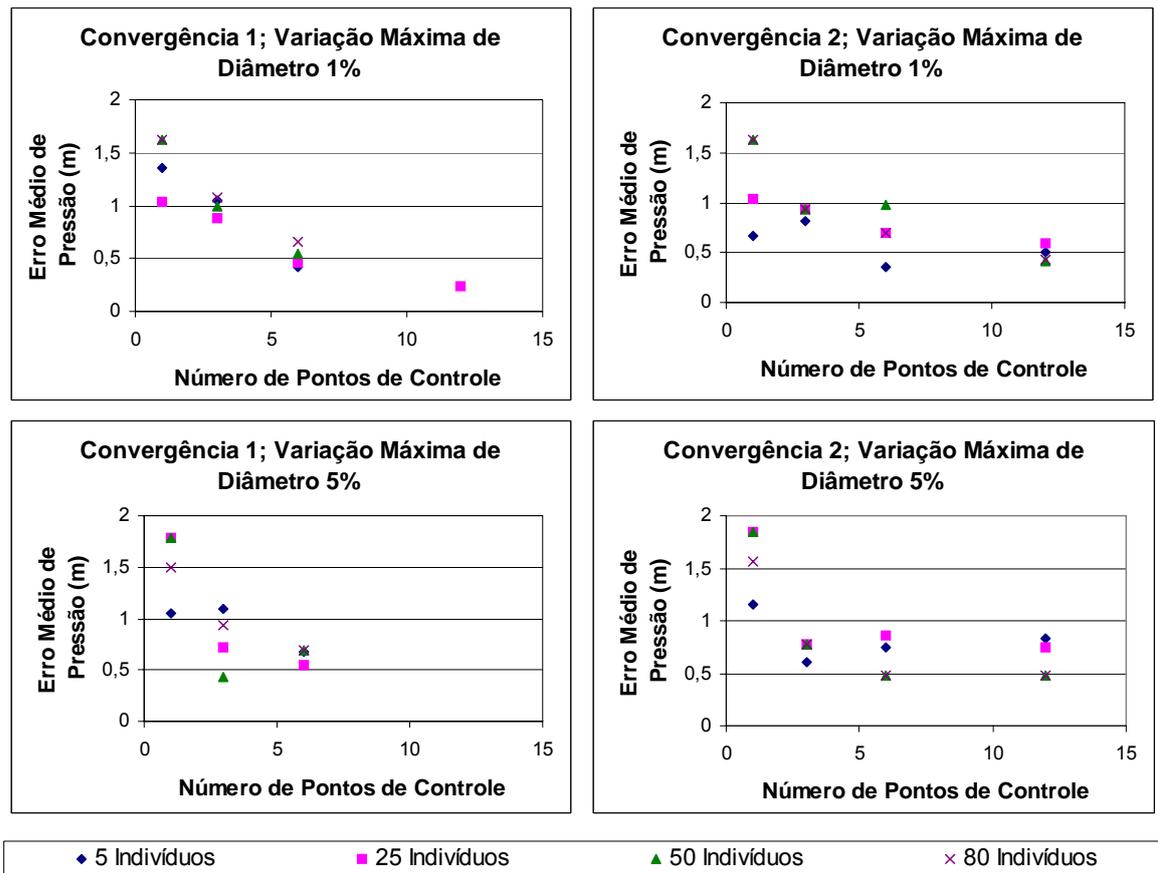


Figura 5.11 – Comportamento do erro médio de pressão com o aumento do número de pontos de controle para diferentes tamanhos de população.

A Figura 5.12 mostra o comportamento do erro de pressão e da correlação entre os valores de resistência calculados e reais com a mudança do número de pontos de controle e dos valores de *idum* para simulação com uma população de 80 indivíduos, convergência 2 e variação 5%.

Observa-se na Figura 5.12 que, em alguns casos, o erro aumenta com o número de pontos de controle. Como o processo tem como base os valores da função objetivo calculada, que, por sua vez, é função dos pontos de controle escolhidos, pode ocorrer que, em alguns casos, o erro médio global de um processo de calibração com um número maior de pontos de controle seja maior que outro processo com menor número de pontos de controle. Isso pode ser uma indicação que a função objetivo utilizada neste trabalho não é a mais adequada.

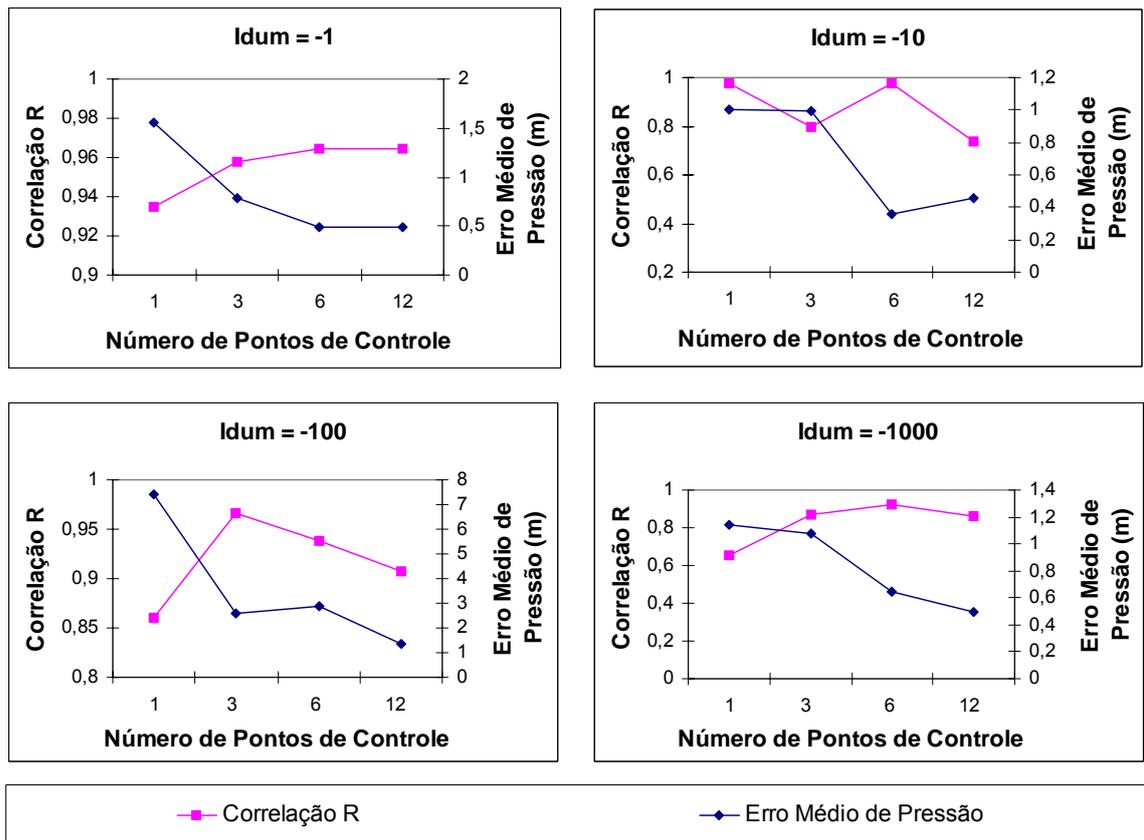


Figura 5.12 – Comportamento da correlação entre os valores de resistência real e calculada e do erro médio de pressão com a mudança do número de pontos de controle e valores de *idum*.

Observando-se os resultados da Figura 5.12 não se observa regularidade na relação entre os erros médios de pressão e correlação dos dados de resistência. Esses resultados foram obtidos para os demais tamanhos de população, convergências e variações de resistência.

O valor de *idum* não parece influenciar na qualidade das soluções obtidas. Esses resultados foram observados para todos os tamanhos de população, convergências e variações de valores de resistência. No entanto, para diferentes valores de *idum* diferentes soluções foram obtidas.

5.5 - ANÁLISE DO NÚMERO DE CÁLCULOS

O número de cálculos do processo não tem correlação com a qualidade de soluções geradas pelo processo de calibração, entretanto, um número de cálculos elevado indica um processo longo que pode tornar inviável a aplicação do algoritmo em redes de grandes

tamanhos. Por isso, foi avaliada a influência dos diversos fatores no número de cálculos necessários para que se obtenha a solução otimizada.

A Figura 5.13 mostra a tendência de elevação do número de cálculos com a mudança do número de pontos de controle, considerando várias convergências e variações de diâmetro, já que, uma maior restrição exige, na maior parte das vezes, um número maior de iterações até que se atinja a convergência desejada.

Soares *et al.* (2003) revelaram que o número de iterações cresce à medida que a complexidade da calibração aumenta, ou seja, um número maior de variáveis de decisão eleva o número de iterações necessárias na otimização utilizando algoritmos genéticos.

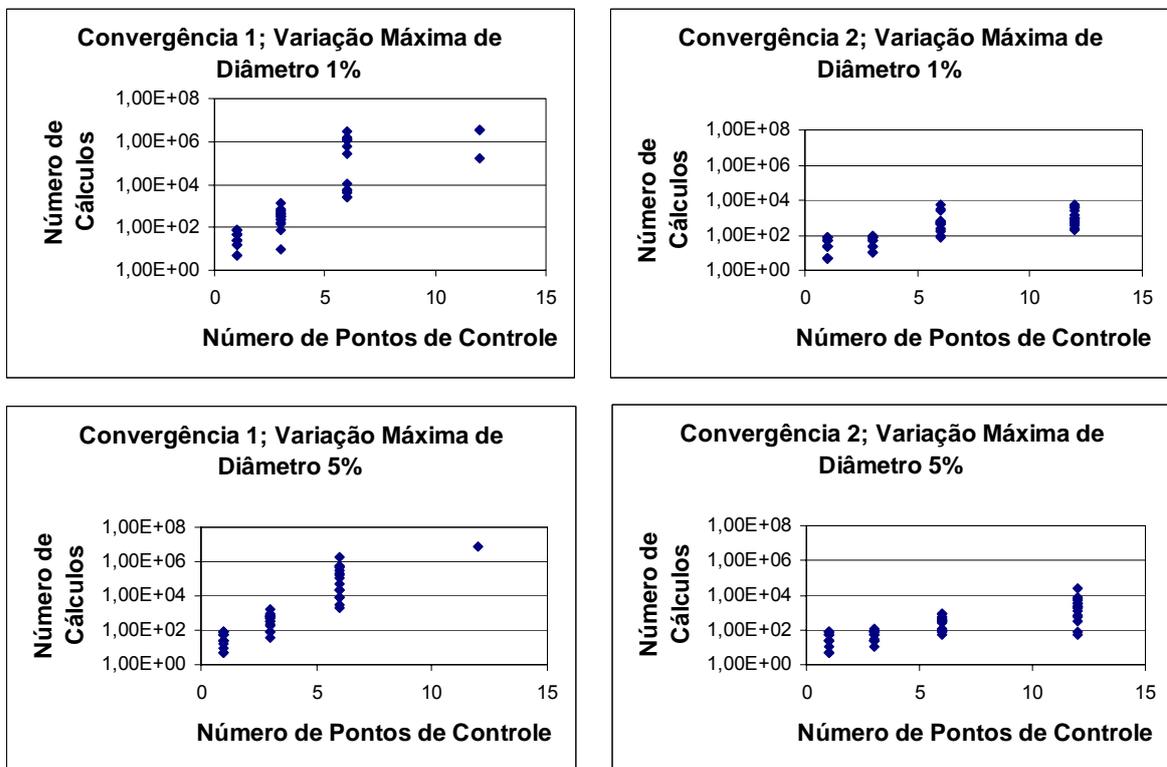


Figura 5.13 – A Influência do Número de Pontos de Controle no Número de Cálculos.

A Figura 5.14 mostra o comportamento do número de cálculos necessários no processo de calibração em algoritmos genéticos com tamanhos de população diferentes, em diferentes convergências e variações de diâmetro para o valor de *idum* igual a -1. Pode-se verificar na Figura 5.14 que, para números pequenos de pontos de controle, populações menores levam à calibração com menor número de cálculo. Entretanto, quando se aumenta o número de pontos de controle, populações maiores convergem com um menor número de cálculos.

Isso pode acontecer devido à necessidade de maior variedade de soluções num problema mais restrito. Num problema em que se faz uma melhor cobertura do espaço de busca, tem-se maior possibilidade de se achar uma solução adequada ao problema. Salvador (2006) afirma que ao se trabalhar com populações de tamanhos maiores, serão necessários recursos computacionais mais avançados ou maior tempo de simulação, ou seja, um maior número de cálculos. Isso é verdadeiro quando se considera uma única geração, ou ainda, quando o critério de parada é apenas o número de gerações do algoritmo, caso contrário, quando o critério de parada é a convergência da solução, uma população com mais indivíduos pode ser mais interessante já que, de acordo com os dados obtidos neste trabalho, a solução será obtida com um número menor de gerações, podendo assim, convergir mais rapidamente.

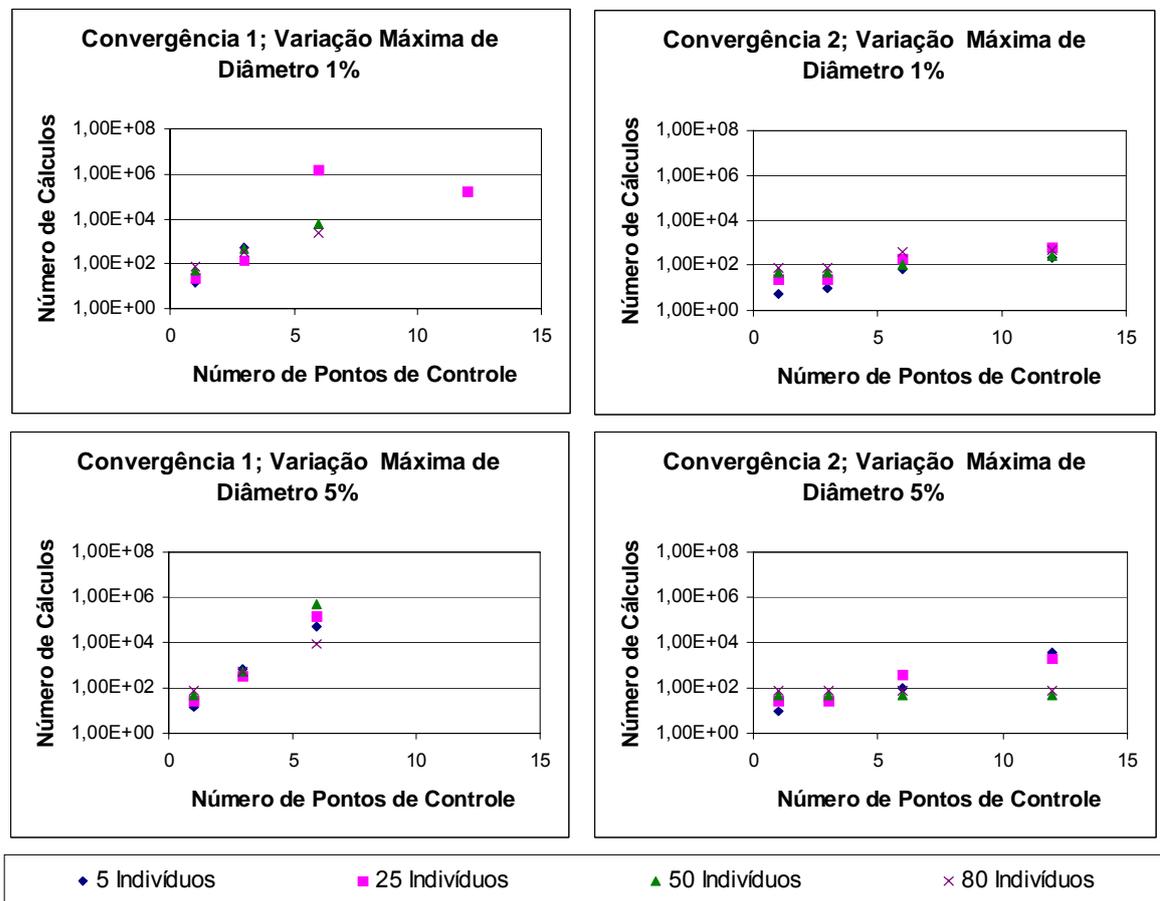


Figura 5.14 – Influencia do Tamanho da População no Número de Cálculos.

Neste trabalho, percebeu-se que o tempo de simulação cresce exponencialmente com o número de pontos de controle. Considerando um computador AMD Sepron 3000 MHz, com 520 MB de memória ram, uma simulação com um ponto de controle para a rede de

Apucarana demorava apenas poucos segundos (em torno de 5s) para ser realizada. Quando se aumentava o número de pontos de controle para 12, o tempo de simulação aumenta para algo próximo à 5 dias.

5.6 - ANÁLISE DA INTERFERÊNCIA DA LOCALIZAÇÃO DOS PONTOS DE CONTROLE NA CALIBRAÇÃO DA REDE DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA

Para avaliar se o posicionamento dos pontos de controle influencia os resultados da calibração, foram testadas diferentes localizações para controle de pressão. A Figura 5.15 mostra os dois novos posicionamentos testados na calibração da rede de Apucarana.

Para esses cálculos adotou-se como critérios uma simulação com convergência 1, 80 indivíduos, *idum* com valor igual a -1. Compararam-se as disposições dos pontos de medição ilustrados na Figura 5.16, para 6 (seis) pontos de controle. A tabela 5.5 identifica os pontos de controle nas três condições simuladas.

Tabela 5.5 – Identificação dos Pontos de Controle de Pressão.

Simulação	Identificação dos Pontos de Controle
1	10, 12, 16, 18, 21, 25
2	7, 11, 14, 17, 20, 23
3	4, 8, 13, 15, 19, 24

As Figuras 5.16 e 5.17 mostram a correlação entre os valores de pressão reais e calculados para os diferentes posicionamentos dos pontos de controle. Percebe-se pela observação das Figuras 5.16 e 5.17 que a determinação dos valores de resistência sofreram alteração quando se modificou a distribuição dos pontos de medição da rede. Entretanto, essas alterações parecem influenciar pouco na qualidade da solução já que os valores de correlação no pior caso e no melhor variam pouco, no máximo 3%.

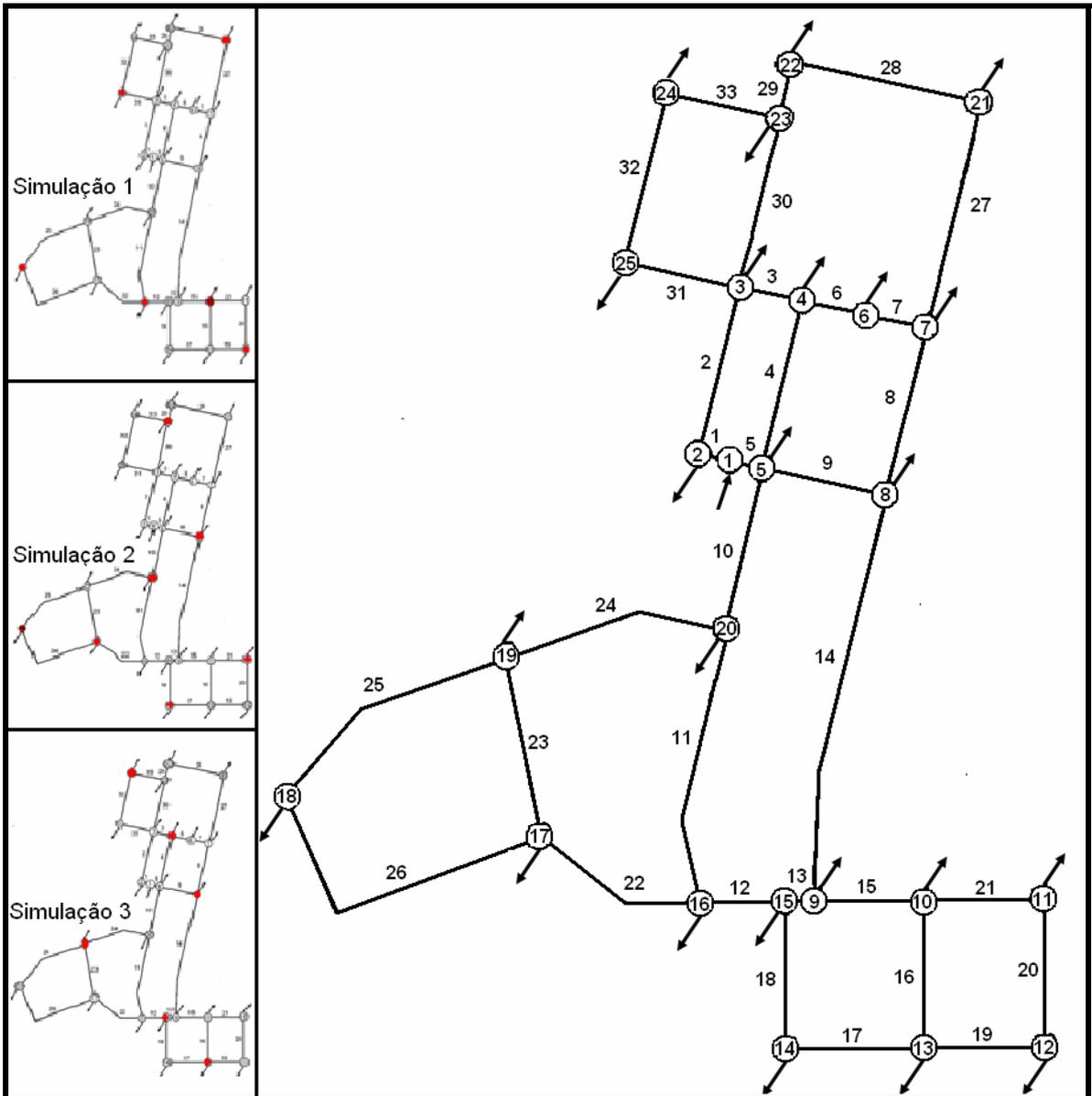


Figura 5.15 – Disposição dos Pontos de Medição para as Três Simulações Testadas.

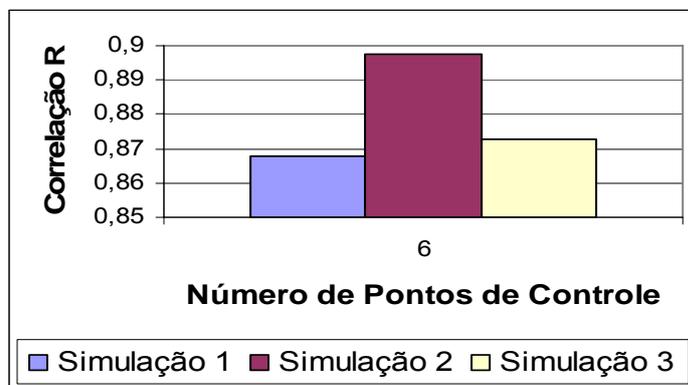


Figura 5.16 – Comparação dos Valores de Correlação nas Três Simulações.

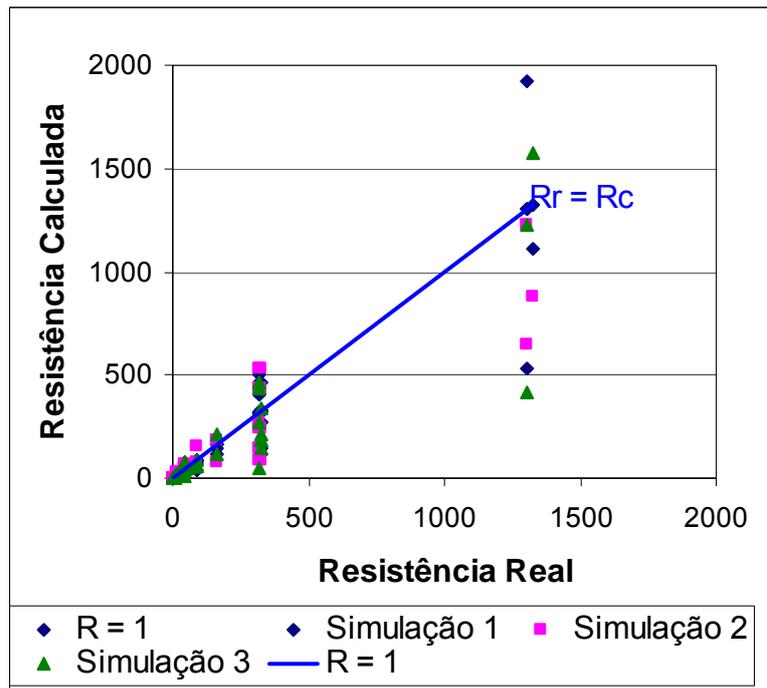


Figura 5.17 – Relação entre os Valores de Resistência Reais e Aqueles Calculados.

Para verificar a eficiência do algoritmo em determinar os dados de vazão ilustrou os dados de correlação e vazão reais e obtidos na Figura 5.18. Os resultados de vazão apresentados pela Figura 5.18 mostra valores satisfatórios obtidos com as soluções otimizadas.

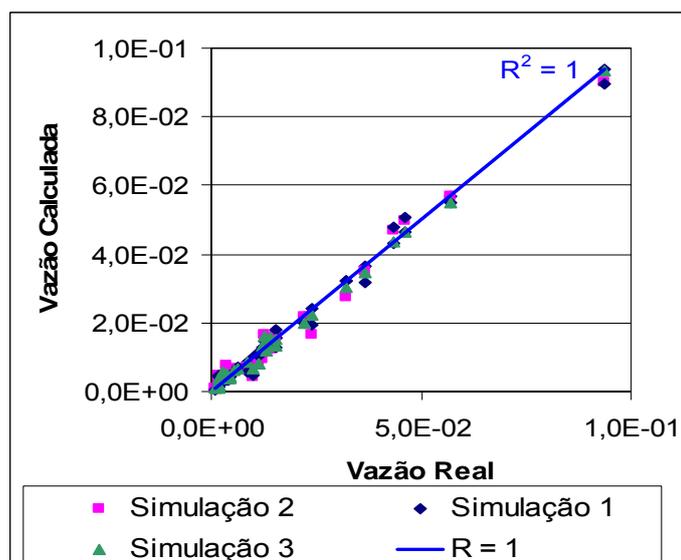


Figura 5.18 – Comparação entre os Valores de Vazão Real e Calculadas.

A Figura 5.19 mostra o erro médio obtido nas três simulações analisadas. O erro médio variou 0,30 m entre os valores máximo e mínimo obtidos. Observando todos os dados obtidos percebe-se que o erro médio de pressão tende a diminuir com o aumento dos valores de correlação de R.

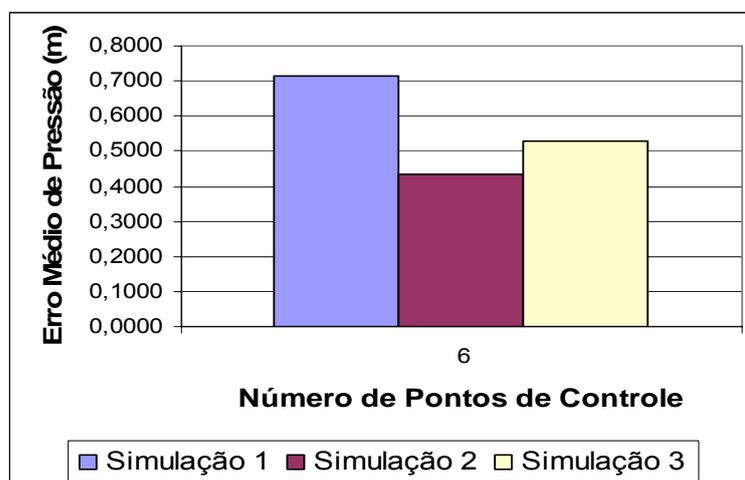


Figura 5.19 – Erro Médio de Pressão para as Três Simulações Realizadas.

A definição da localização dos pontos de controle é uma etapa importantíssima na definição da qualidade dos dados de pressão. Walski *et al.* (2006) defende que a definição da localização e da qualidade do número de pontos de controle é a chave para se achar modelos de calibração automática de rede de distribuição de água. Porém, neste trabalho as diferenças de soluções encontradas entre calibração nos pontos de controle não apontam para uma melhor distribuição dos pontos. Isso pode ter ligação com o fato de ter usado neste trabalho a obediência a alguns critérios de convergência dos dados simulados, ao contrário da metodologia proposta por Silva *et al.* (2002), cujo único critério de parada é o número de pontos de controle.

5.7 - ANÁLISE DA INTERFERÊNCIA DO CONTROLE DE VAZÃO ALIADOS AO CONTROLE DE PRESSÃO

Nesta parte do trabalho foi analisada a interferência da introdução de controle de vazão em alguns trechos da rede. Para realizar essa verificação foram testadas três hipóteses de calibração da rede de distribuição de água de Apucarana com seis pontos de controle de pressão: nenhum trecho com controle de vazão; um trecho com controle de vazão e dois trechos com controle de vazão. A tabela 5.6 mostra as três simulações com a identificação

do trecho controlado. Escolheu-se os trechos 10 e 30 para controlar a rede. A Figura 5.20 ilustra os pontos de controle.

Tabela 5.6 - Identificação dos Pontos de Controle de Vazão.

Simulação	Identificação do Trecho Calibrado
1	-
2	10
3	10, 30

A Figura 5.21 mostra a relação entre os valores de resistência reais e determinados pelo algoritmo de calibração. A Figura 5.22 indica os coeficientes de correlação obtidos pela comparação dos dados reais e determinados pelo processo de calibração. Todos os dados simulados nesta fase do trabalho foram calculados para uma população de 80 indivíduos, 6 pontos de controle pressão e valor de *idum* igual a -1. Os pontos de controle foram os mesmos para todas as simulações e iguais aos identificados pela Figura 5.2.

Observando as Figuras 5.21 e 5.22 percebe-se que a relação entre os dados de resistências reais com aqueles determinados pelo procedimento de calibração nem sempre aumenta com a introdução de um ponto de controle de vazão. Para apenas um ponto de controle de vazão os valores determinados por calibração apresentam-se piores que aqueles determinados sem nenhum controle de vazão. Isso indica que o controle de vazão em apenas um trecho da rede pode não ser significativo.

A Figura 5.23 demonstra a relação existente entre as vazões reais e aquelas calculadas pela simulação com dados de resistência determinados por processo de calibração. Percebe-se pela análise dos dados da Figura 5.23 que os valores de vazão calculados pela simulação da rede com os dados de resistência determinados pelo procedimento de calibração apresentam uma precisão elevada, tal como observado nas demais simulações desse trabalho.

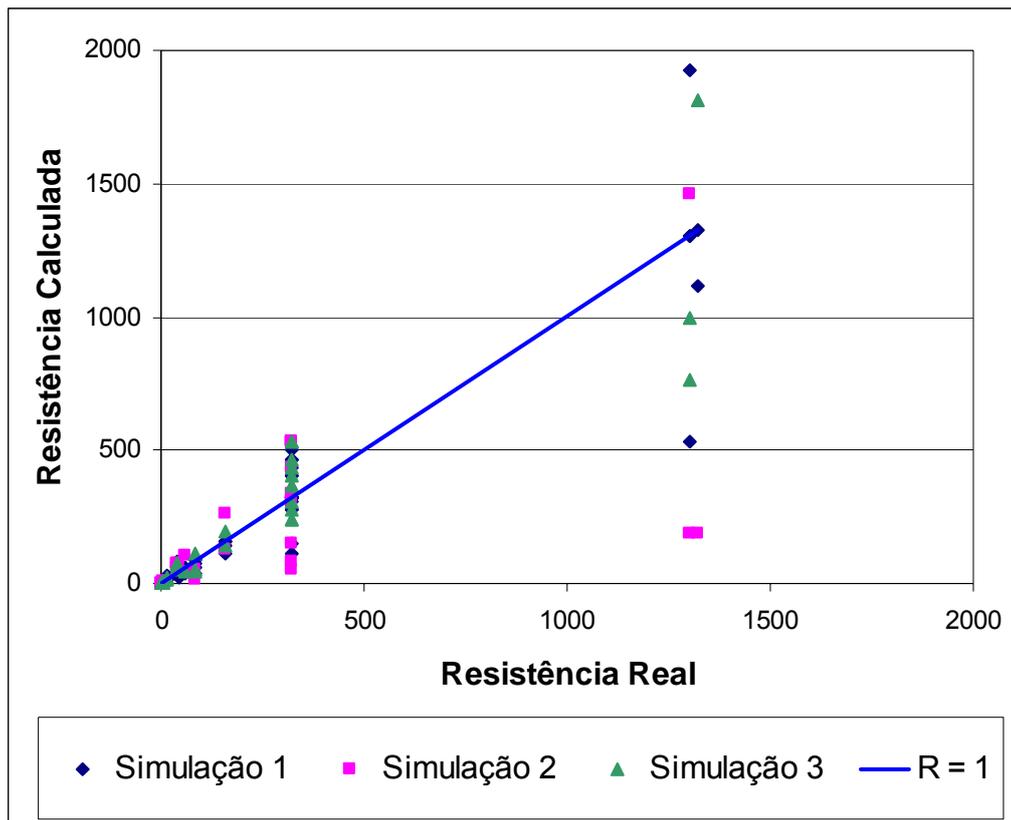


Figura 5.21 – Comparação entre os Dados de Resistência Reais e Determinados pelo Procedimento de Calibração para Diferentes Números de Trechos com Vazão Controlados.

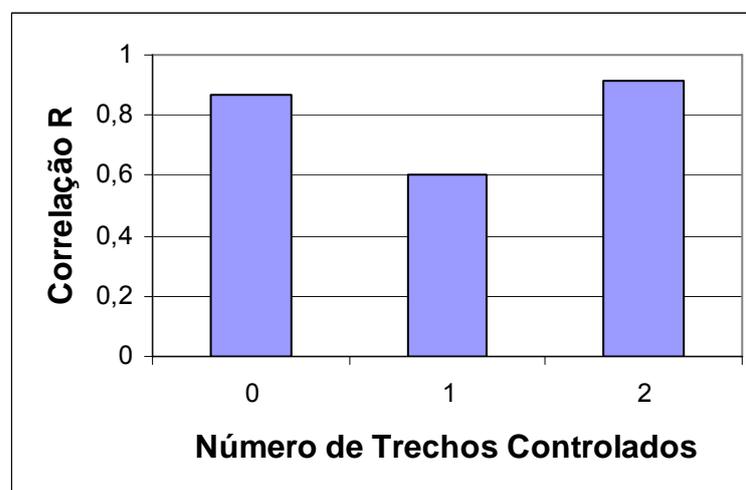


Figura 5.22 – Coeficiente de Correlação entre os Dados de Resistência Reais e Aqueles Determinados por Processo de Calibração.

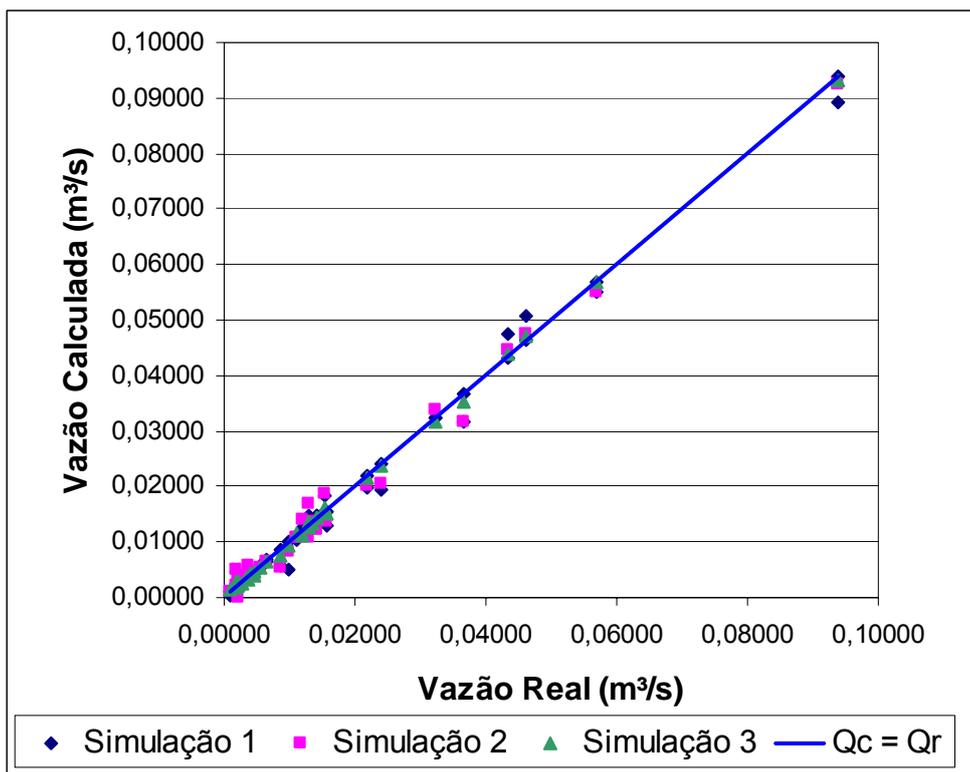


Figura 5.23 - Comparação entre os Dados de Vazão Reais e Determinados pela Simulação da Rede com os Valores de Resistência Obtidos pelo Procedimento de Calibração para Diferentes Números de Trechos com Vazão Controlados.

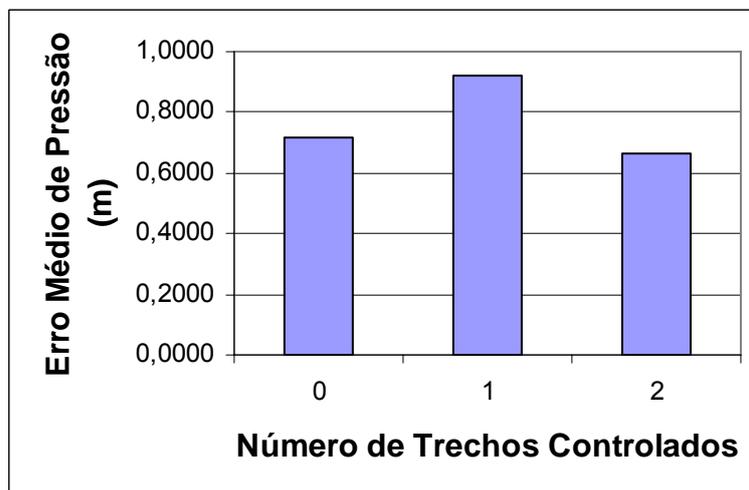


Figura 5.24 – Erro Médio de Pressão Determinados pela Simulação da Rede com os Valores de Resistência Obtidos pelo Procedimento de Calibração para Diferentes Números de Pontos de Controle de Vazão.

A Figura 5.24 mostra a evolução do erro médio de pressão entre as simulações com zero, um e dois trechos de controle de vazão. Da mesma forma que para os dados de resistência,

os erros médios de pressão não diminuem necessariamente com o aumento de trechos controlados, reafirmando a existência de uma forte relação entre os valores de resistência e o controle de pressão.

A Figura 5.25 mostra o número de gerações necessárias para se encontrar uma solução possível para o problema. Embora as condições de controle sejam mais restritas, o algoritmo parece precisar de menos iterações para atingir um resultado esperado, indicando que o controle de vazão pode conduzir a um processo mais eficiente.

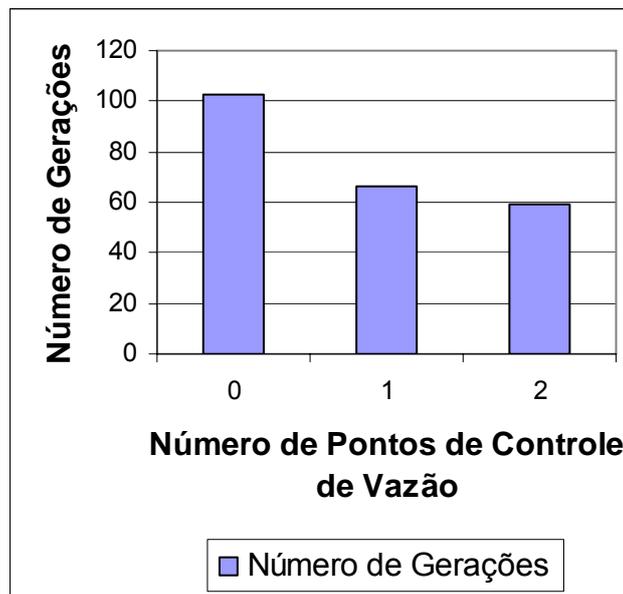


Figura 5.25 – Influência do Controle de Vazão no Número de Iterações Necessárias para Obter uma Solução Adequada.

6 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

A calibração de redes de distribuição de água tem sido uma linha bastante estudada por pesquisadores da área de saneamento, sendo a implementação de um algoritmo de calibração automática uma ferramenta de grande interesse para a modelagem confiável de redes de abastecimento de água. Além de um procedimento de calibração, o uso de técnicas de otimização é outro recurso utilizado no desenvolvimento de rotinas computacionais que buscam definir os valores dos parâmetros desconhecidos da rede.

Neste trabalho buscou-se definir um algoritmo que conseguisse estimar os valores de resistência das tubulações de uma rede de distribuição de água a partir da implementação do modelo inverso como procedimento de calibração e do algoritmo genético como técnica de otimização.

Avaliando os dados de vazão e resistência obtidos nas redes calibradas, pode-se concluir que os dados de vazão simulados se ajustam bem aos valores de vazão observados em campo, apresentando valores de correlação superiores a 95% em todas as análises. Entretanto, os valores de resistência oscilam na apresentação de bons valores e alguns não tão bons, apresentando uma correlação, nos piores casos, em torno de 60%.

Utilizando diferentes valores de *idum* para a geração aleatória inicial verificou-se que a solução não é única, indicando que o processo de calibração de um sistema complexo pode levar a diferentes soluções dependendo da combinação de parâmetros interferentes no problema calibrado.

A não obtenção de soluções únicas indica a diversidade e complexidade do modelo proposto, indicando que devem ser feitos mais estudos a fim de tornar o processo de calibração uma ferramenta mais eficiente e capaz de gerar dados confiáveis para a avaliação confiável de redes de distribuição de água.

Os critérios de convergência dentro dos valores adotados não influenciam a qualidade da calibração do modelo, já que a definição da precisão dos dados é definida pelo usuário quando ele arbitra os critérios de convergência, sendo tão limitante quanto a necessidade

de precisão do problema. No exemplo utilizado neste trabalho percebeu-se que a rapidez do processo de calibração decai com o aumento da restrição dos critérios de calibração, porém, foi possível obter soluções em tempos computacionais razoáveis mesmo adotando-se critérios bem mais restritivos que os recomendados pela literatura.

Apesar de não ter se constituído em um fator preponderante para a obtenção de boas soluções, a definição do número de indivíduos da população parece influenciar na eficiência do algoritmo. Percebeu-se pelos dados obtidos que nem sempre um tamanho menor de população leva a um número menor de cálculos. Isso porque em populações maiores o espaço amostral avaliado é maior o que pode levar a uma convergência mais rápida que em populações com um menor número de indivíduos.

A implantação de técnicas mais modernas relacionadas ao algoritmo genético, tais como *niching* e *micro-GA*, podem melhorar a eficiência do algoritmo, sendo o estudo dessas técnicas na calibração de redes de distribuição de água uma indicação para trabalhos futuros.

Neste trabalho todas as simulações realizadas consideraram dezesseis possibilidades de resistência para cada trecho da rede, não verificando a influência do número de possibilidades por parâmetro na determinação desses parâmetros. Entretanto, o número de possibilidades por parâmetro deve afetar na qualidade dos resultados obtidos pelo procedimento de calibração e na eficiência do processo de calibração. Analisar essa variável deve contribuir para uma melhor eficiência e qualidade do processo de calibração.

A pressão é uma variável de comparação que se relaciona bem com a resistência calculada indicando que ela é uma base de comparação importante entre os dados medidos e aqueles simulados. O controle de vazão não parece surtir efeito controlando apenas um trecho, entretanto, avaliando os dados obtidos quando se controla a vazão em dois trechos, percebeu-se uma melhora dos dados obtidos. Sendo assim, torna-se necessário estudar a quantidade mínima e ótima de trechos onde deve haver controle de vazão para a obtenção de resultados de calibração satisfatórios, assim como a determinação dos trechos onde deve haver medição de vazão.

No entanto, não foi possível obter soluções únicas para um dado cenário, mesmo considerando critérios muito restritivos e independentemente do número de pontos de controle e sua localização, indicando que ainda há um longo caminho a ser percorrido para a identificação dos valores corretos de resistência pela resolução do problema inverso a partir da análise em regime permanente.

A localização dos pontos de controle de pressão influencia nos resultados obtidos, de acordo com os dados obtidos nesse trabalho, entretanto, apesar da indicação de se controlar pontos onde a pressão seja elevada, deve ser estudada a melhor localização dos pontos de medição para se obter resultados de melhor qualidade.

Outra recomendação é a alteração do código desenvolvido para calibração de redes de distribuição de água considerando mais de um cenário. As soluções geradas pelo AG seriam testadas nas diferentes situações e os critérios de convergência deveriam ser atendidos em qualquer uma das condições de contorno.

A aplicação desse modelo em redes reais deve ser aliada à simplificações da rede e setorização da rede, para tornar o processo mais eficiente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- American Water Works Association (2005). *Computer Modeling of Water Distribution System*. Manual M32, 2ª Edição, Denver, EUA, 159p.
- Baltar, A.M. e Fontane, D.G. (2006). “A generalized multiobjective particle swarm optimization solver for spreadsheet models: application to water quality”. *Conference Proceedings AGU Hydrology Days 2006*, 20 a 22 de março de 2006, Colorado, E.U.A. Disponível em <http://hydrologydays.colostate.edu/Papers_2006/Baltar_Fontane.pdf> Acessado em 25/abr. de 2006.
- Bhave, P.R. (1988). “Calibrating Water Distribution Network Models”. *Journal of Environmental Engineering* 114 (1), 120-135.
- Borges, V.M.N.A. (2003). *Acoplamento de um Modelo de Previsão de Demanda de Água a um Modelo Simulador em Tempo Real, um Estudo de Caso: Sistema Adutor Metropolitano de São Paulo*. Dissertação de Mestrado. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Hidráulica e Sanitária. Universidade de São Paulo. São Paulo/SP, 206p.
- Braga Júnior, B.P.F (1987). “Técnicas de Otimização e Simulação Aplicadas em Sistemas de Recursos Hídricos”. In: Barth, F.T.;Pompeu, C.T.; Fill, H.D; Tucci, C.E.M.; Kelman, J.; Braga Júnior, B.P.F. Modelos para Gerenciamento de Recursos Hídricos. ABRH, Porto Alegre-RS, Brasil, 427-526.
- Brasil (1997). Presidência d República. Lei 9.433 de 8 de janeiro de 1997. “Política Nacional de Recursos Hídricos e Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos”. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Poder Executivo, Brasília, DF, 09 de Janeiro de 1997.
- Brasil (2007). Presidência d República. Lei 11.445 de 5 de janeiro de 2007. “Diretrizes Nacionais para o Saneamento Básico”. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Poder Executivo, Brasília, DF, 11 de Janeiro de 2007.
- Brunone, B. (1999). “Transient Test Technique for Leak Detection in Outfall Pipes”. *Journal of Water Resources Planning and Management*, Setembro/Outubro de 1999, 302-306.
- Brunone, B. e Ferrane, M. (2002). “Detecting Leaks in Pressurized Pipes by Means of Transients”. *Journal of Hydraulic Research*, 39 (4), 1-8.

- Bush, C. A., and Uber, J. G. (1998). "Sampling Design and Methods for Water Distribution Model Calibration." *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE, 124(6), 334.
- Carrijo, I.B.; Reis, L.F.R.; Cheung, P.B.; Soares, A.K.; Silva, F. G. B. (2003). "Otimização da Operação de Sistemas de Distribuição de Água Utilizando Algoritmos Genéticos Multiobjetivo". *Anais do XV Congresso Brasileiro de Recursos Hídricos*, meio digital, Curitiba-PR, Brasil, 20p.
- Carrol, D. L. (2001). Programa ga170. Disponível em <<http://cuaerospace.com/carroll/ga/ga170.f>>. Acessado em 12/set. de 2006.
- Castro, F.C.C (2007). Circuitos digitais combinacionais. In: *Eletrônica digital*. Disponível em <http://www.ee.pucrs.br/~decastro/pdf/ED_C3.pdf>. Acessado em 16/jul. de 2007.
- Covas, D. e Ramos, H. (2001). "Hydraulic Transients used for Leakage Detection in Water Distribution System". *4th International Conference on WATER PIPELINE SYSTEMS*. BHR group, Managing Pipeline Assets in an Evolving Market York. Publicação com Referência Internacional. UK: 28-30 March 2001. Disponível em <www.civil.ist.utl.pt/~hr/BHR01-03-28_DC-HR_.pdf>. Acessado em 17/abr. de 2006.
- Dandy, G.C.; Simpson, A.R.; e Murphy, L.J. (1996). "An improved genetic algorithm for pipe network optimization". *Water Resources Research*, vol. 32, no. 2, pages 449-458.
- Datta, R.S.N., Sridharan, K. (1994). "Parameter estimation in water-distribution systems by least squares". *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE 120 (4), 405–422.
- Di Cristo, C. e Leopardi, A. (2003). "Inverse Problems In Hydraulic Network Modelling". *PEDS 2003*, vol. 1, 163-172.
- Engineering Computer Applications Committee (1999). "Calibration Guidelines for Water Distribution System Modeling". *ImTech Conference*, reimpresso para proceedings da AWWA, via permissão. Disponível em <http://www.fwea.org/cmsitens/attachments/9/calibrate_AWWA.pdf>. Acessado em 24/abr de 2006.
- Engineering and Physical Science Research Council (2002). "Inverse Transient Analyses in Pipe Network for Leakage Detection, Quantification and Roughness Calibration". Final Report. University of Exeter.

- Greco, M. e Giuseppe, D.G. (1999). "New Approach to Water Distribution Network Calibration". *Journal Hydraulic Engineering*, 125 (8), 849-854.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, Reading, Mass.
- Heitkotter, J. and Beasley, D. (Issue 9.1, 2001). The Hitch-Hiker's Guide to Evolutionary Computation. URL: <http://surf.de.uu.net/encore/www/>.
- Herrin, G. (1997). "Calibrating the Model." Practical Guide to Hydraulics and Hydrology, Haestad Press, Waterbury, Connecticut.
- Ivetic, M. and Savic, D.A. (2002), "Practical Implications of Using Induced Transients for Leak Detection", 3rd World Water Forum, Kyoto, Session "Integrated River Basin Environment Assessment", http://river4.kuciv.kyoto-u.ac.jp/member/hosoda/vwf/Hosoda_art.pdf.
- Kapelan, Z.S., Savic, D.A., and Walters, G.A. (2002). "Optimal Sampling Design Methodologies for Water Distribution Model Calibration". *Water Resources Research, Journal of Hydraulic Engineering*, Vol. 131, No. 3, March 2005, pp. 190-200.
- Karney, B. W (2004). *Tópicos Avançados em Hidráulica e Qualidade da Água em Redes de Distribuição de Água*. Apostila UFPR. Curso ministrado nos dias 10 a 14 de maio de 2004.
- Koide, S. (1984). *Otimização de Redes de Distribuição de Água – Estudos de Dois Modelos*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 92p.
- Lacerda, E.G.M. de e Carvalho, A.C.P.L.F. de (1999). "Introdução aos Algoritmos Genéticos". In: Galvão, C. de O. e Valença, M.J.S. (orgs). *Sistemas Inteligentes*. ABRH, Porto Alegre-RS, Brasil, 99-150.
- Liggett, J. A., and Chen, L.-C. (1994). . "Inverse transient analysis in pipe networks." J. Hydr. Engrg. JHEND8 , ASCE, 120 (8), 934.
- Méier, R.W e Bakdoll, B.D. (2000). "Sampling Design for Network Model Calibration Using Genetic Algorithms". *Journal of Water Resources Planning and Management*, 126 (4), 245-250.
- Minku, F. L. ; Pozo, A. T. R. ; Vergilio, S. (2003). "Chameleon: uma ferramenta de programação genética orientada a gramáticas". *REIC- Revista eletrônica de iniciação científica*, v. III.
- Moura, A.N. de; Andrade, J.G.P. de e Luvizotto Junior,E (2001). "Compartilhamento de Dados entre Sistemas de Informação Geográfica e Modelos de Simulação

- Hidráulica”. *Anais do III Encontro de Las Aguas*, Santiago - Chile, v. 1, n. 1, p. 1-10, 2001. Disponível em < http://www.aguabolivia.org/situacionaguaX/IIIEncAguas/contenido/trabajos_rojo/TC-102.htm >. Acessado em 17/mar de 2006.
- Ormsbee, L.E. e Wood, D.J. (1986). “Explicit Pipe Network Calibration”. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 112 (2), 166-182.
- Press, W.H.; Flannery, B.P.; Teukolsky, S.A e Vetterling, W.T. (1986). *Numerical Recipes*. Cambridge University Press.
- Porto, R. M. (2001). *Hidráulica Básica*. EESC – USP, São Carlos - SP.
- Sabesp (2005). SIGNOS – Sistema de Informações Geográficas no Saneamento. Disponível em < http://www.premiomariocovas.sp.gov.br/pesquisa2005/TIC%20Transacoes%20Internas/TT_274.DOC >. Acessado em 22/mar. de 2006.
- Salvador, O. (2006). “Introdução a Algoritmos Genéticos”. Notas de Aula. Disponível em <http://descartes.ucpel.tche.br/WFC/2002/03-ag.pdf>. Acessado em 20/mai/2006.
- Savic, D.A. e Walters, G.A. (1997). “Genetic Algorithms for Least-Cost Desing of Water Distribution Networks”. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 123 (2), 67-76.
- Silva, F. G. B.; Reis, L.F.R. e Soares, A.K. (2002). “Calibração de Rede de Distribuição de Água Considerando as Perdas por Vazamento no Modelo com o uso de Algoritmos Genéticos aplicação para a Rede de Distribuição da Cidade de São Carlos, SP”. *Anais do Seminário de Planejamento, Projeto e Operação de Redes de Abastecimento de Água SEREA-Brasil*, UFPB, disponível em <http://www.lrh.ct.ufpb.br/serea> (17/05/2004), João Pessoa, 15p.
- Silva, F. G. B.; Reis, L.F.R. e Soares, A.K. (2003). “Investigação da Eficiência de Algoritmos Genéticos (AGS) Aplicados ao Problema Inverso de Otimização do Processo de Calibração de Redes de Distribuição de Água para Abastecimento”. *Iberin Latin American Congresso on Computacional Methods in Engineering*, meio digital, Ouro Preto-MG, Brasil, 14p.
- Simão, A.C. e Coutinho-Rodrigues, J. M (2002). Um SIG para apoio à exploração de sistemas de abastecimento de água – Arquitectura, potencialidades e desenvolvimentos específicos. *Anais do 7º Encontro de Utilizadores de Sistemas de Informação Geográfica*, Tagus Parque, Lisboa, 13 a 15 de novembro de 2002. Disponível em <http://www.igeo.pt/IGEO/portugues/servicos/Cdi/biblioteca/PublicacoesIGP_files/esig_2002/papers/p048.pdf>. Acessado em 17/mar de 2006.

- Simpson, A.R.; Dandy, G.C. e Murphy, L.J. (1994). “Genetic Algorithms Compared to Other Techniques for Pipes Optimization”. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 120 (4), 423- 442.
- Soares, A.K. (2003). *Calibração de Modelos de Sistemas de Distribuição de Água para Abastecimento Considerando Vazamentos e Demandas Dirigidas pela Pressão*. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, 153p.
- Soares, A.K., Reis, L.F.R. e Silva, F.G.B. (2003). “Aplicação do método híbrido AG-simplex na Resolução do Problema Inverso de Determinação de Parâmetros de Redes de Distribuição de Água para Abastecimento”. *XXIV Iberian Latin-American Congresso n Computatinal Methods in Engineering*, Anais Eletronicos.
- Soares, A. K., Cheung, P. B., Reis, L. F. R., Sandim, M. P. (2004). “Avaliação das Perdas Físicas em um Setor da Rede de Abastecimento de Água de Campo Grande – MS Via Modelo Inverso”. *Revista Engenharia Sanitária Ambiental*, v.9, n. 4, p. 312 – 321, Out/Dez 2004.
- Soares, A.K. e Reis, L.F.R. (2005). “Calibração de modelos de redes de distribuição de Água a Partir de Condições Transitórias”. *Anais do Congresso da ABRH*, Fortaleza – CE, Brasil.
- Tucci, C.E.M. (1998). “Otimização dos parâmetros de modelos hidrológicos”. In: Tucci, C.E.M. *Modelos Hidrológicos*. ABRH, Porto Alegre-RS, Brasil, 59-84.
- Vítkovský, J.P.; Simpson, A.R. e Lambert, M.F. (2000). “Leak Detection and Calibration Using Transients and Genetic Algorithms”. *Journal d Water Resources Planning and Management*, 126(4), 262-265.
- Wall, M. (1996). “GAlib: A C++ Library of Genetic Algorithm Components”. Departamento de Engenharia Mecânica do Intituto de Tecnologia de Massachusetts. Disponível em <http://lancet.mit.edu/ga/>. Acessado em 07/aug/2006.
- Walski, T.M. (1986). “Case Study: Pipe Network Model Calibration Issues”. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 112 (2), 238-239.
- Walski, T.M. (1995). “Optimization and Pipe-Sizing Decisions”. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 121 (4), 340-343.
- Walski, T.M., Chase, D.V. e Savic, D.A. (2001). *Water Distribution Modeling*. Haestad Methods, 1ª Edição, Waterbury, Connecticut, EUA, 441p.

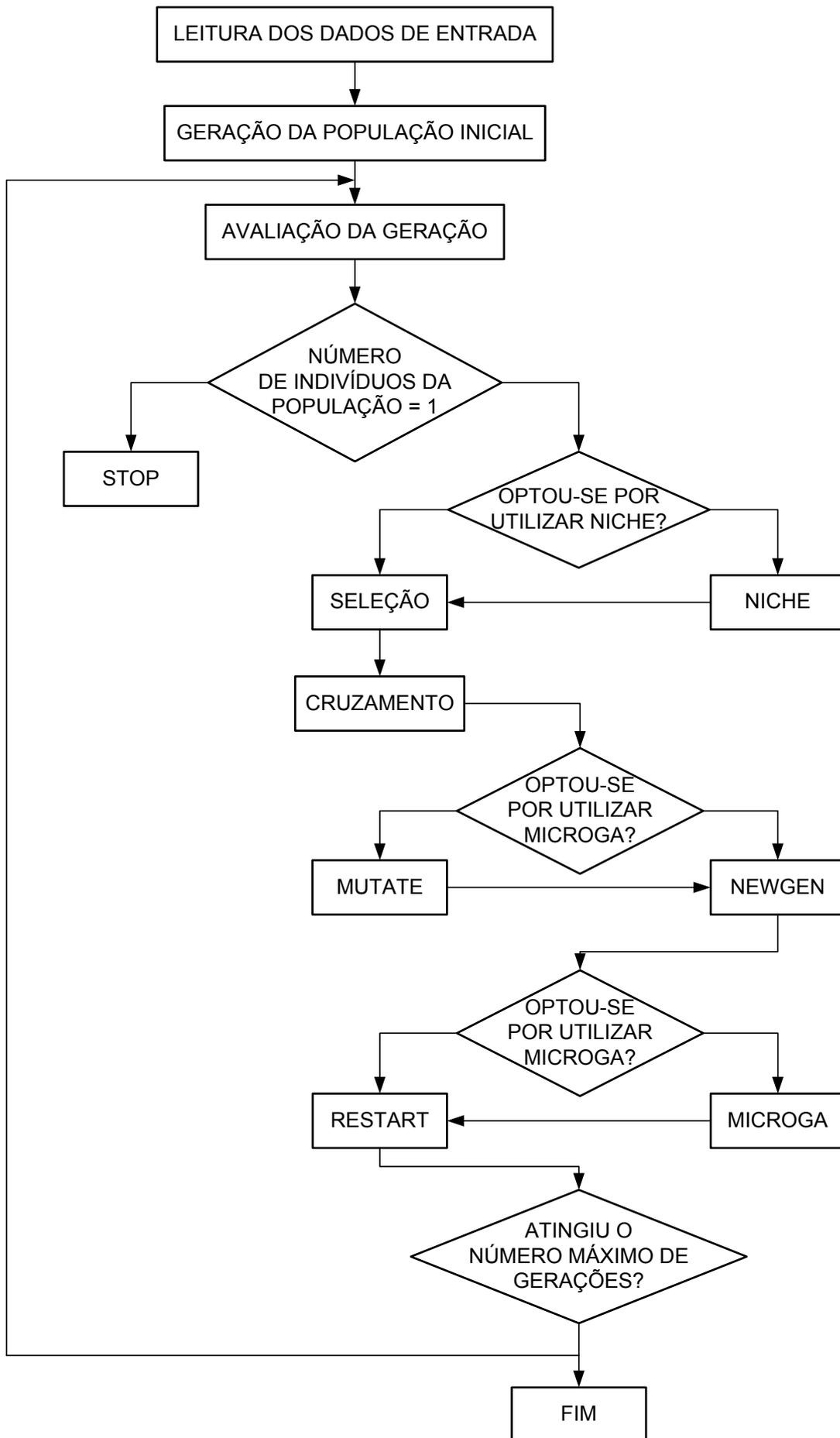
- Walski, T.M; DeFrank, N.; Voglino, T.; Wood, R e Whitman, B.E. (2006). “Determining the Accuracy of Automated Calibration of Pipe Network Models”. Disponível em <<http://epanet.com/whitepapers.asp>>. Acessado em 01/set. de 2007.
- Wanderley, R.M. (1997). *Localização Ótima de Pontos de Amostragem em Redes de Distribuição de Água*. Projeto Final de Estágio Supervisionado, Universidade de Brasília, Faculdade de Tecnologia, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental. 62p.
- Wu, Z.Y. e Sage, P. (2006). “Water loss detection via genetic algorithm optimization-based model calibration”. *8th Annual International Symposium on Water Distribution System Analysis*, Cincinnati, Ohio, 11p.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS CITADAS EM APUD

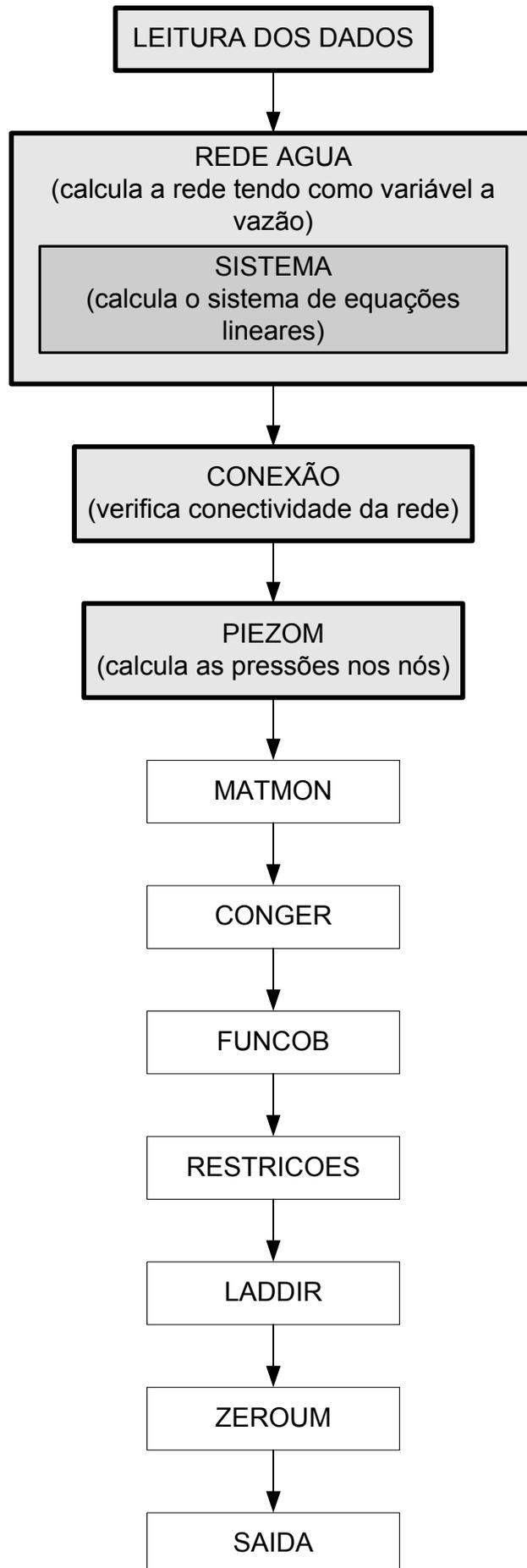
Sabesp (1998). *Prospecção Tecnológica para modelagem SCOA*. Relatório Técnico APDA. 1998.

Ormsbee, L.E. e Lingireddy, S. (1997). “Calibrating Hydraulic Network Models”. *Journal of the American Water Works Association*, 89(2), 44.

ANEXO I – FLUXOGRAMA DO PROGRAMA GA-170



ANEXO II – FLUXOGRAMA DO PROGRAMA PAMREDE



**ANEXO III – TABELA RESUMO COM OS RESULTADOS
SIMULADOS**

Tabela A.1 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	2.1891	159.885	-	-
	Aptidão Máxima	4.3356	717.3213	-	-
	Aptidão Escolhida	4.3356	50.8548	-	-
	Número de Gerações	3	114	-	-
	Número de Cálculos	15	570	-	-
	Erro Médio Pressão	0.734561	0.937851	-	-
	Erro Máximo Pressão	3.37951	3.814641	-	-
	R resistência	0.940614	0.744624	-	-
	Variação Resistência (%)	88.47543	55.44651	-	-
	Erro Médio Vazão	0.001893	0.001685	-	-
	Erro Máximo Vazão	0.008719	0.007482	-	-
	R vazão	0.985028	0.989947	-	-
	Variação Vazão (%)	97.02804	97.9996	-	-
-10	Aptidão Média	8.5684	115.5678	2232605	-
	Aptidão Máxima	39.6626	530.2148	11162953	-
	Aptidão Escolhida	39.6626	530.2148	45.7904	-
	Número de Gerações	1	2	232740	-
	Número de Cálculos	5	10	1163700	-
	Erro Médio Pressão	1.360363	1.048235	0.42093	-
	Erro Máximo Pressão	4.386275	3.102079	1.522719	-
	R resistência	0.750779	0.885408	0.965694	-
	Variação Resistência (%)	56.36686	78.39475	93.25652	-
	Erro Médio Vazão	0.001691	0.002613	0.002389	-
	Erro Máximo Vazão	0.005811	0.013739	0.009232	-
	R vazão	0.992888	0.968242	0.981089	-
	Variação Vazão (%)	98.58264	93.74925	96.25358	-
-100	Aptidão Média	14.3914	670.4253	1319076	-
	Aptidão Máxima	36.0987	3319.642	6595272	-
	Aptidão Escolhida	36.0987	23.0232	52.2635	-
	Número de Gerações	1	256	253944	-
	Número de Cálculos	5	1280	1269720	-
	Erro Médio Pressão	1.562503	0.860096	0.387424	-
	Erro Máximo Pressão	6.419074	3.608965	0.964656	-
	R resistência	0.792864	0.963325	0.976424	-
	Variação Resistência (%)	62.86335	92.79952	95.34035	-
	Erro Médio Vazão	0.001724	0.001973	0.001044	-
	Erro Máximo Vazão	0.004991	0.008427	0.002134	-
	R vazão	0.9941	0.987732	0.998233	-
	Variação Vazão (%)	98.82357	97.56149	99.64697	-
-1000	Aptidão Média	2.0757	169.1236	-	-
	Aptidão Máxima	3.5046	780.0567	-	-
	Aptidão Escolhida	3.5046	50.6001	-	-
	Número de Gerações	3	102	-	-
	Número de Cálculos	15	510	-	-
	Erro Médio Pressão	1.315814	0.547669	-	-
	Erro Máximo Pressão	3.602081	1.726214	-	-
	R resistência	0.9593	0.93616	-	-
	Variação Resistência (%)	92.02558	87.63958	-	-
	Erro Médio Vazão	0.000965	0.002418	-	-
	Erro Máximo Vazão	0.002179	0.010221	-	-
	R vazão	0.998427	0.97819	-	-
	Variação Vazão (%)	99.68573	95.68548	-	-

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.2 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	1.021	21.1473	1374970	588833
	Aptidão Máxima	3.808	226.6116	34368624	14711768
	Aptidão Escolhida	3.808	23.1275	83.8308	127.4725
	Número de Gerações	1	6	59034	6662
	Número de Cálculos	25	150	1475850	166550
	Erro Médio Pressão	1.031403	0.874293	0.461082	0.232121
	Erro Máximo Pressão	3.803712	3.581969	1.735106	0.790388
	R resistência	0.963055	0.821449	0.885298	0.974005
	Variação Resistência (%)	92.74754	67.4779	78.37531	94.86858
	Erro Médio Vazão	0.000886	0.001211	0.00219	0.001288
	Erro Máximo Vazão	0.002051	0.003215	0.009019	0.004851
	R vazão	0.998489	0.997614	0.98588	0.996169
Variação Vazão (%)	99.69798	99.52346	97.19591	99.23528	
-10	Aptidão Média	4.323	25.5934	2275873	-
	Aptidão Máxima	47.1433	238.1082	56894715	-
	Aptidão Escolhida	47.1433	16.6459	129.0033	-
	Número de Gerações	1	16	110604	-
	Número de Cálculos	25	400	2765100	-
	Erro Médio Pressão	1.176962	0.756215	0.586846	-
	Erro Máximo Pressão	4.269183	1.942575	2.487865	-
	R resistência	0.921553	0.973164	0.92934	-
	Variação Resistência (%)	84.92598	94.70478	86.36731	-
	Erro Médio Vazão	0.003173	0.001255	0.00126	-
	Erro Máximo Vazão	0.012282	0.004979	0.004332	-
	R vazão	0.968777	0.995593	0.995326	-
Variação Vazão (%)	93.8528	99.12062	99.06747	-	
-100	Aptidão Média	4.0001	46.2845	391899.5	-
	Aptidão Máxima	36.0987	800.4046	9790633	-
	Aptidão Escolhida	36.0987	89.3617	103.3942	-
	Número de Gerações	1	18	48549	-
	Número de Cálculos	25	450	1213725	-
	Erro Médio Pressão	1.562503	0.690758	0.408021	-
	Erro Máximo Pressão	6.419074	2.102546	1.730264	-
	R resistência	0.792864	0.839666	0.972397	-
	Variação Resistência (%)	62.86335	70.50383	94.55561	-
	Erro Médio Vazão	0.001724	0.000903	0.000916	-
	Erro Máximo Vazão	0.004991	0.003641	0.002337	-
	R vazão	0.9941	0.997541	0.998182	-
Variação Vazão (%)	98.82357	99.50879	99.63674	-	
-1000	Aptidão Média	1.8312	155.9992	27900.67	-
	Aptidão Máxima	23.2275	2140.326	696499.3	-
	Aptidão Escolhida	23.2275	13.8474	59.2792	-
	Número de Gerações	1	10	404	-
	Número de Cálculos	25	250	10100	-
	Erro Médio Pressão	1.237648	1.057432	0.447882	-
	Erro Máximo Pressão	5.66768	4.01249	1.224074	-
	R resistência	0.91384	0.634686	0.979538	-
	Variação Resistência (%)	83.5104	40.28263	95.94954	-
	Erro Médio Vazão	0.001907	0.001083	0.001597	-
	Erro Máximo Vazão	0.009187	0.002957	0.007879	-
	R vazão	0.983951	0.997723	0.990552	-
Variação Vazão (%)	96.81594	99.54516	98.11939	-	

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.3 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	2.2784	20.8578	56546.14	-
	Aptidão Máxima	50.803	381.6192	2817866	-
	Aptidão Escolhida	50.803	27.5116	142.2698	-
	Número de Gerações	1	9	123	-
	Número de Cálculos	50	450	6150	-
	Erro Médio Pressão	1.624454	0.993754	0.540304	-
	Erro Máximo Pressão	7.728811	3.772621	2.358325	-
	R resistência	0.857944	0.933066	0.955442	-
	Variação Resistência (%)	73.60681	87.06128	91.287	-
	Erro Médio Vazão	0.001279	0.001246	0.0007	-
	Erro Máximo Vazão	0.003515	0.004045	0.002821	-
	R vazão	0.996972	0.997178	0.998354	-
Variação Vazão (%)	99.39531	99.43644	99.67103	-	
-10	Aptidão Média	3.1621	53.437	-	200000798.7552
	Aptidão Máxima	47.1433	1361.884	-	9999999897.4528
	Aptidão Escolhida	47.1433	17.0399	-	393.0466
	Número de Gerações	1	6	-	66903
	Número de Cálculos	50	300	-	3345150
	Erro Médio Pressão	1.176962	0.554051	-	0.35588744
	Erro Máximo Pressão	4.269183	4.322056	-	1.557513
	R resistência	0.921553	0.977146	-	0.95891752
	Variação Resistência (%)	84.92598	95.48134	-	91.95228104
	Erro Médio Vazão	0.003173	0.00196	-	0.001521155
	Erro Máximo Vazão	0.012282	0.007642	-	0.00455898
	R vazão	0.968777	0.987427	-	0.995144372
Variação Vazão (%)	93.8528	97.50115	-	99.03123206	
-100	Aptidão Média	3.8145	13.923	1908.657	113134288.1
	Aptidão Máxima	36.0987	284.8556	87672.72	5656651693
	Aptidão Escolhida	36.0987	49.4977	182.2655	385.9227
	Número de Gerações	1	6	89	70027
	Número de Cálculos	50	300	4450	3501350
	Erro Médio Pressão	1.562503	0.895632	0.575608	0.32162708
	Erro Máximo Pressão	6.419074	3.278492	2.753982	2.351049
	R resistência	0.792864	0.872847	0.819733	0.937779472
	Variação Resistência (%)	62.86335	76.18615	67.1963	87.94303381
	Erro Médio Vazão	0.001724	0.001503	0.001493	0.002189608
	Erro Máximo Vazão	0.004991	0.004971	0.006409	0.01112238
	R vazão	0.9941	0.995258	0.993783	0.977469696
Variação Vazão (%)	98.82357	99.05377	98.76039	95.54470059	
-1000	Aptidão Média	1.4385	31.3961	207440.9	-
	Aptidão Máxima	23.2275	889.8202	10357271	-
	Aptidão Escolhida	23.2275	143.5118	243.0177	-
	Número de Gerações	1	14	5183	-
	Número de Cálculos	50	700	259150	-
	Erro Médio Pressão	1.237648	0.698128	0.550284	-
	Erro Máximo Pressão	5.66768	3.513382	1.487011	-
	R resistência	0.91384	0.871051	0.93322	-
	Variação Resistência (%)	83.5104	75.87299	87.0899	-
	Erro Médio Vazão	0.001907	0.001973	0.001131	-
	Erro Máximo Vazão	0.009187	0.006567	0.00455	-
	R vazão	0.983951	0.989891	0.99657	-
Variação Vazão (%)	96.81594	97.9885	99.31525	-	

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.4 – Dados Obtidos para 80 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	2.04	11.6419	350.5648	-
	Aptidão Máxima	50.803	220.6798	21169.65	-
	Aptidão Escolhida	50.803	220.6798	184.758	-
	Número de Gerações	1	4	32	-
	Número de Cálculos	80	320	2560	-
	Erro Médio Pressão	1.624454	1.071604	0.656934	-
	Erro Máximo Pressão	7.728811	4.178989	2.745963	-
	R resistência	0.857944	0.831104	0.990107	-
	Variação Resistência (%)	73.60681	69.07346	98.03113	-
	Erro Médio Vazão	0.001279	0.00089	0.00142	-
	Erro Máximo Vazão	0.003515	0.00296	0.004583	-
	R vazão	0.996972	0.998478	0.994966	-
Variação Vazão (%)	99.39531	99.69574	98.99579	-	
-10	Aptidão Média	2.9245	62.5396	350.5648	-
	Aptidão Máxima	47.1433	3077.536	21169.65	-
	Aptidão Escolhida	47.1433	77.7679	184.758	-
	Número de Gerações	1	3	32	-
	Número de Cálculos	80	240	2560	-
	Erro Médio Pressão	1.176962	0.80567	0.656934	-
	Erro Máximo Pressão	4.269183	2.144607	2.745963	-
	R resistência	0.921553	0.822988	0.990107	-
	Variação Resistência (%)	84.92598	67.73096	98.03113	-
	Erro Médio Vazão	0.003173	0.000941	0.00142	-
	Erro Máximo Vazão	0.012282	0.002159	0.004583	-
	R vazão	0.968777	0.998516	0.994966	-
Variação Vazão (%)	93.8528	99.70344	98.99579	-	
-100	Aptidão Média	4.2893	21.2035	618.0321	-
	Aptidão Máxima	104.9367	648.9915	43569.27	-
	Aptidão Escolhida	104.9367	30.1584	52.14	-
	Número de Gerações	1	2	65	-
	Número de Cálculos	80	160	5200	-
	Erro Médio Pressão	0.931081	0.492043	0.42483	-
	Erro Máximo Pressão	2.51272	1.45429	1.130274	-
	R resistência	0.902754	0.933292	0.958221	-
	Variação Resistência (%)	81.49652	87.10336	91.8188	-
	Erro Médio Vazão	0.000912	0.000521	0.002135	-
	Erro Máximo Vazão	0.003169	0.001661	0.009261	-
	R vazão	0.997846	0.999362	0.984996	-
Variação Vazão (%)	99.56971	99.87235	97.02177	-	
-1000	Aptidão Média	1.4723	6.2053	653943.6	-
	Aptidão Máxima	23.2275	75.7468	52270318	-
	Aptidão Escolhida	23.2275	13.0787	854.9503	-
	Número de Gerações	1	1	7949	-
	Número de Cálculos	80	80	635920	-
	Erro Médio Pressão	1.237648	0.839182	0.510644	-
	Erro Máximo Pressão	5.66768	2.233243	2.124903	-
	R resistência	0.91384	0.754589	0.869985	-
	Variação Resistência (%)	83.5104	56.94052	75.68747	-
	Erro Médio Vazão	0.001907	0.001227	0.00154	-
	Erro Máximo Vazão	0.009187	0.002627	0.006242	-
	R vazão	0.983951	0.997411	0.99281	-
Variação Vazão (%)	96.81594	99.48295	98.5672	-	

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.5 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	0.8939	10.9653	205.4567	362.4411
	Aptidão Máxima	2.2472	17.4416	623.9236	1589.342
	Aptidão Escolhida	2.2472	17.4416	23.3623	149.3921
	Número de Gerações	1	2	14	41
	Número de Cálculos	5	10	70	205
	Erro Médio Pressão	0.663864	0.817909	0.360861	0.510404
	Erro Máximo Pressão	2.611601	3.177376	0.835472	1.359893
	R resistência	0.932942	0.853086	0.860731	0.841412
	Variação Resistência (%)	87.03805	72.77552	74.08572	70.79739
	Erro Médio Vazão	0.001749	0.002278	0.00234	0.000872
	Erro Máximo Vazão	0.005832	0.011112	0.011972	0.003165
	R vazão	0.992058	0.976882	0.97405	0.998496
	Variação Vazão (%)	98.41791	95.42977	94.87731	99.69939
-10	Aptidão Média	8.5684	115.5678	6403.849	1146.105
	Aptidão Máxima	39.6626	530.2148	31849.57	4869.276
	Aptidão Escolhida	39.6626	530.2148	12.6344	46.8262
	Número de Gerações	1	2	1017	309
	Número de Cálculos	5	10	5085	1545
	Erro Médio Pressão	1.360363	1.048235	0.496719	0.593425
	Erro Máximo Pressão	4.386275	3.102079	1.19363	3.065622
	R resistência	0.750779	0.885408	0.881319	0.864317
	Variação Resistência (%)	56.36686	78.39475	77.6724	74.70432
	Erro Médio Vazão	0.001691	0.002613	0.001992	0.001475
	Erro Máximo Vazão	0.005811	0.013739	0.008059	0.007343
	R vazão	0.992888	0.968242	0.986144	0.992086
	Variação Vazão (%)	98.58264	93.74925	97.24792	98.42347
-100	Aptidão Média	14.3914	14.0857	3787.768	740.3658
	Aptidão Máxima	36.0987	52.527	18649.29	3438.8
	Aptidão Escolhida	36.0987	10.7173	21.1281	155.5583
	Número de Gerações	1	18	493	77
	Número de Cálculos	5	90	2465	385
	Erro Médio Pressão	1.562503	0.827692	0.878336	0.51895
	Erro Máximo Pressão	6.419074	2.078512	3.815468	2.258687
	R resistência	0.792864	0.80155	0.833521	0.885194
	Variação Resistência (%)	62.86335	64.24829	69.4757	78.35684
	Erro Médio Vazão	0.001724	0.002192	0.001939	0.000837
	Erro Máximo Vazão	0.004991	0.006829	0.006629	0.002507
	R vazão	0.9941	0.987842	0.990352	0.998608
	Variação Vazão (%)	98.82357	97.58315	98.07981	99.72174
-1000	Aptidão Média	1.196	136.0791	243.2703	3880.145
	Aptidão Máxima	1.7621	651.7278	1132.249	193750.1
	Aptidão Escolhida	1.7621	14.7895	14.3593	18.3609
	Número de Gerações	1	15	103	1171
	Número de Cálculos	5	75	515	5855
	Erro Médio Pressão	1.362343	0.846378	0.398464	0.824178
	Erro Máximo Pressão	6.757487	2.398166	0.950559	3.838075
	R resistência	0.827421	0.888048	0.946938	0.932997
	Variação Resistência (%)	68.46249	78.86291	89.66924	87.04835
	Erro Médio Vazão	0.001746	0.001994	0.001105	0.001699
	Erro Máximo Vazão	0.005411	0.006672	0.002525	0.007969
	R vazão	0.993202	0.989336	0.997643	0.989206
	Variação Vazão (%)	98.6451	97.87853	99.52923	97.85281

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.6 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	1.021	6.181	616.6148	251.9024
	Aptidão Máxima	3.808	65.0146	14843.94	4194.885
	Aptidão Escolhida	3.808	65.0146	10.8397	93.3855
	Número de Gerações	1	1	8	25
	Número de Cálculos	25	25	200	625
	Erro Médio Pressão	1.031403	0.934207	0.698092	0.58996
	Erro Máximo Pressão	3.803712	2.790937	2.661972	2.046101
	R resistência	0.963055	0.891297	0.871387	0.878683
	Variação Resistência (%)	92.74754	79.44104	75.93146	77.20839
	Erro Médio Vazão	0.000886	0.000943	0.002047	0.001552
	Erro Máximo Vazão	0.002051	0.002274	0.010892	0.004911
	R vazão	0.998489	0.99832	0.979387	0.994671
	Variação Vazão (%)	99.69798	99.66431	95.91988	98.9371
-10	Aptidão Média	4.323	7.5258	146.6618	1381.134
	Aptidão Máxima	47.1433	51.0073	2364.19	30537
	Aptidão Escolhida	47.1433	5.7072	49.4851	71.3523
	Número de Gerações	1	3	17	42
	Número de Cálculos	25	75	425	1050
	Erro Médio Pressão	1.176962	1.40884	0.723118	0.571562
	Erro Máximo Pressão	4.269183	4.185994	3.723191	1.238353
	R resistência	0.921553	0.791672	0.921634	0.978613
	Variação Resistência (%)	84.92598	62.67444	84.94086	95.76825
	Erro Médio Vazão	0.003173	0.001189	0.002753	0.000502
	Erro Máximo Vazão	0.012282	0.003699	0.007942	0.002339
	R vazão	0.968777	0.99727	0.981927	0.999267
	Variação Vazão (%)	93.8528	99.45475	96.41806	99.85339
-100	Aptidão Média	4.0001	20.2417	62.503	280.2776
	Aptidão Máxima	36.0987	284.8556	590.7418	5604.396
	Aptidão Escolhida	36.0987	17.8346	20.7	40.3668
	Número de Gerações	1	1	7	37
	Número de Cálculos	25	25	175	925
	Erro Médio Pressão	1.562503	0.805437	0.523227	0.403188
	Erro Máximo Pressão	6.419074	3.980034	1.883107	0.969557
	R resistência	0.792864	0.935258	0.976552	0.961162
	Variação Resistência (%)	62.86335	87.47071	95.36547	92.38329
	Erro Médio Vazão	0.001724	0.000787	0.00175	0.001752
	Erro Máximo Vazão	0.004991	0.002596	0.007997	0.008669
	R vazão	0.9941	0.99867	0.988042	0.986373
	Variação Vazão (%)	98.82357	99.73416	97.62272	97.29312
-1000	Aptidão Média	1.8312	16.0293	3613.819	1096.486
	Aptidão Máxima	23.2275	270.7292	85295.78	17217.65
	Aptidão Escolhida	23.2275	26.3553	35.8843	183.9332
	Número de Gerações	1	3	119	19
	Número de Cálculos	25	75	2975	475
	Erro Médio Pressão	1.237648	0.867993	0.452263	0.480956
	Erro Máximo Pressão	5.66768	3.060829	1.198933	1.241168
	R resistência	0.91384	0.91544	0.899192	0.957445
	Variação Resistência (%)	83.5104	83.80296	80.85466	91.67017
	Erro Médio Vazão	0.001907	0.001196	0.002059	0.000596
	Erro Máximo Vazão	0.009187	0.0033	0.007082	0.001639
	R vazão	0.983951	0.997059	0.988253	0.999161
	Variação Vazão (%)	96.81594	99.4127	97.66438	99.83217

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.7 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	2.2784	6.1285	52.3444	129.6982
	Aptidão Máxima	50.803	65.0146	1716.762	2085.07
	Aptidão Escolhida	50.803	65.0146	21.7523	29.8592
	Número de Gerações	1	1	2	5
	Número de Cálculos	50	50	100	250
	Erro Médio Pressão	1.624454	0.934207	0.98014	0.422101
	Erro Máximo Pressão	7.728811	2.790937	3.760545	0.931043
	R resistência	0.857944	0.891297	0.825176	0.934085
	Variação Resistência (%)	73.60681	79.44104	68.09148	87.25146
	Erro Médio Vazão	0.001279	0.000943	0.00103	0.001119
	Erro Máximo Vazão	0.003515	0.002274	0.003121	0.004051
	R vazão	0.996972	0.99832	0.997861	0.996339
Variação Vazão (%)	99.39531	99.66431	99.57259	99.26919	
-10	Aptidão Média	3.1621	7.7533	53.9663	2033.703
	Aptidão Máxima	47.1433	51.0073	1095.815	70260.31
	Aptidão Escolhida	47.1433	12.5866	241.406	272.8014
	Número de Gerações	1	1	5	77
	Número de Cálculos	50	50	250	3850
	Erro Médio Pressão	1.176962	0.911841	0.744849	0.317654
	Erro Máximo Pressão	4.269183	5.05606	2.098531	0.967137
	R resistência	0.921553	0.946337	0.978636	0.897201
	Variação Resistência (%)	84.92598	89.55529	95.77276	80.49698
	Erro Médio Vazão	0.003173	0.000818	0.001268	0.002002
	Erro Máximo Vazão	0.012282	0.00328	0.003743	0.006142
	R vazão	0.968777	0.998417	0.996369	0.990852
Variação Vazão (%)	93.8528	99.68361	99.27516	98.17877	
-100	Aptidão Média	3.8145	13.6592	129.6357	1029.151
	Aptidão Máxima	36.0987	284.8556	2431.615	47854.21
	Aptidão Escolhida	36.0987	17.8346	26.9336	128.5082
	Número de Gerações	1	1	14	18
	Número de Cálculos	50	50	700	900
	Erro Médio Pressão	1.562503	0.805437	0.430323	0.532812
	Erro Máximo Pressão	6.419074	3.980034	1.707967	1.307208
	R resistência	0.792864	0.935258	0.913998	0.891174
	Variação Resistência (%)	62.86335	87.47071	83.53932	79.4191
	Erro Médio Vazão	0.001724	0.000787	0.001471	0.00151
	Erro Máximo Vazão	0.004991	0.002596	0.004152	0.005979
	R vazão	0.9941	0.99867	0.995108	0.993489
Variação Vazão (%)	98.82357	99.73416	99.02392	98.70208	
-1000	Aptidão Média	1.4385	8.5581	96.9203	5629.761
	Aptidão Máxima	23.2275	75.7468	2373.46	265568.7
	Aptidão Escolhida	23.2275	21.0142	86.9197	216.8364
	Número de Gerações	1	2	12	77
	Número de Cálculos	50	100	600	3850
	Erro Médio Pressão	1.237648	0.740834	0.498304	0.587864
	Erro Máximo Pressão	5.66768	2.427518	3.342581	1.873637
	R resistência	0.91384	0.928898	0.984313	0.969845
	Variação Resistência (%)	83.5104	86.28524	96.88725	94.05995
	Erro Médio Vazão	0.001907	0.000962	0.000606	0.000584
	Erro Máximo Vazão	0.009187	0.003707	0.001691	0.001885
	R vazão	0.983951	0.997746	0.999256	0.999254
Variação Vazão (%)	96.81594	99.54967	99.85118	99.85081	

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.8 – Dados Obtidos para 80 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 1%.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	2.04	5.3881	79.0882	184.8116
	Aptidão Máxima	50.803	65.0146	2319.9665	6331.845
	Aptidão Escolhida	50.803	65.0146	23.2285	84.5521
	Número de Gerações	1	1	5	6
	Número de Cálculos	80	80	400	480
	Erro Médio Pressão	1.624454	0.934207	0.69654696	0.431542
	Erro Máximo Pressão	7.728811	2.790937	2.569166	1.078972
	R resistência	0.857944	0.891297	0.972028614	0.95887
	Variação Resistência (%)	73.60681	79.44104	94.48396255	91.94321
	Erro Médio Vazão	0.001279	0.000943	0.001225902	0.001111
	Erro Máximo Vazão	0.003515	0.002274	0.00343331	0.00327
	R vazão	0.996972	0.99832	0.997346345	0.997687
Variação Vazão (%)	99.39531	99.66431	99.46997309	99.53793	
-10	Aptidão Média	2.9245	9.0223	60.5121	143.8478
	Aptidão Máxima	47.1433	88.3764	3080.4185	3205.835
	Aptidão Escolhida	47.1433	12.5866	23.6018	1558.949
	Número de Gerações	1	1	5	9
	Número de Cálculos	80	80	400	720
	Erro Médio Pressão	1.176962	0.911841	0.92476632	0.493028
	Erro Máximo Pressão	4.269183	5.05606	3.923077	2.483182
	R resistência	0.921553	0.946337	0.881716145	0.847455
	Variação Resistência (%)	84.92598	89.55529	77.74233608	71.81797
	Erro Médio Vazão	0.003173	0.000818	0.002480074	0.000854
	Erro Máximo Vazão	0.012282	0.00328	0.00887238	0.00201
	R vazão	0.968777	0.998417	0.980691612	0.998542
Variação Vazão (%)	93.8528	99.68361	96.17560381	99.7086	
-100	Aptidão Média	4.2893	16.8757	48.9656	726.4433
	Aptidão Máxima	104.9367	444.2108	927.6294	28647.04
	Aptidão Escolhida	104.9367	17.8346	36.2545	148.4294
	Número de Gerações	1	1	6	31
	Número de Cálculos	80	80	480	2480
	Erro Médio Pressão	0.931081	0.805437	0.50536408	0.504426
	Erro Máximo Pressão	2.51272	3.980034	1.065579	1.400119
	R resistência	0.902754	0.935258	0.949576163	0.952165
	Variação Resistência (%)	81.49652	87.47071	90.16948898	90.6619
	Erro Médio Vazão	0.000912	0.000787	0.001117034	0.000784
	Erro Máximo Vazão	0.003169	0.002596	0.00322595	0.002635
	R vazão	0.997846	0.99867	0.997271351	0.998834
Variação Vazão (%)	99.56971	99.73416	99.45501476	99.76693	
-1000	Aptidão Média	1.4723	6.2053	1126.0561	11839.11
	Aptidão Máxima	23.2275	75.7468	85593.1135	901819.2
	Aptidão Escolhida	23.2275	13.0787	75.0549	590.5251
	Número de Gerações	1	1	6	57
	Número de Cálculos	80	80	480	4560
	Erro Médio Pressão	1.237648	0.839182	0.41797664	0.352522
	Erro Máximo Pressão	5.66768	2.233243	2.092223	0.853179
	R resistência	0.91384	0.754589	0.940755838	0.959455
	Variação Resistência (%)	83.5104	56.94052	88.50215476	92.05541
	Erro Médio Vazão	0.001907	0.001227	0.000844084	0.000983
	Erro Máximo Vazão	0.009187	0.002627	0.00327932	0.003121
	R vazão	0.983951	0.997411	0.997677237	0.997886
Variação Vazão (%)	96.81594	99.48295	99.53598687	99.57765	

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.9 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	2.1891	141.5285	20158.44	-
	Aptidão Máxima	4.3356	673.8534	100671.2	-
	Aptidão Escolhida	4.3356	19.373	69.4352	-
	Número de Gerações	3	138	9877	-
	Número de Cálculos	15	690	49385	-
	Erro Médio Pressão	1.04773	1.08872	0.677679	-
	Erro Máximo Pressão	3.047886	3.475976	3.229364	-
	R resistência	0.846115	0.704154	0.835643	-
	Variação Resistência (%)	71.59098	49.58331	69.82997	-
	Erro Médio Vazão	0.001385	0.001426	0.001516	-
	Erro Máximo Vazão	0.003258	0.003275	0.005451	-
	R vazão	0.996553	0.99693	0.99447	-
	Variação Vazão (%)	99.31185	99.38686	98.89702	-
-10	Aptidão Média	2.3582	40.5229	162121.6	-
	Aptidão Máxima	4.0006	126.8534	810518.3	-
	Aptidão Escolhida	4.0006	15.9548	29.3029	-
	Número de Gerações	1	8	111136	-
	Número de Cálculos	5	40	555680	-
	Erro Médio Pressão	1.680403	1.364566	0.576033	-
	Erro Máximo Pressão	6.472718	4.642165	3.62762	-
	R resistência	0.858934	0.954496	0.799415	-
	Variação Resistência (%)	73.77682	91.10622	63.90643	-
	Erro Médio Vazão	0.001686	0.001396	0.001267	-
	Erro Máximo Vazão	0.004631	0.003867	0.003752	-
	R vazão	0.99371	0.996696	0.995683	-
	Variação Vazão (%)	98.74597	99.34032	99.13853	-
-100	Aptidão Média	1.8011	1146.234	155754.6	-
	Aptidão Máxima	5.3393	5657.379	778659.7	-
	Aptidão Escolhida	5.3393	69.2133	42.7078	-
	Número de Gerações	2	66	60666	-
	Número de Cálculos	10	330	303330	-
	Erro Médio Pressão	2.00943	0.778679	0.537636	-
	Erro Máximo Pressão	6.801232	3.245699	2.491541	-
	R resistência	0.847223	0.886196	0.845422	-
	Variação Resistência (%)	71.77873	78.53429	71.47391	-
	Erro Médio Vazão	0.001345	0.001221	0.000816	-
	Erro Máximo Vazão	0.004447	0.003128	0.001821	-
	R vazão	0.995877	0.996336	0.998664	-
	Variação Vazão (%)	99.17715	99.26856	99.7329	-
-1000	Aptidão Média	1.4315	169.6277	8838.315	-
	Aptidão Máxima	3.7484	701.7128	44007.94	-
	Aptidão Escolhida	3.7484	125.5223	147.156	-
	Número de Gerações	1	35	4217	-
	Número de Cálculos	5	175	21085	-
	Erro Médio Pressão	1.448697	0.975872	0.579947	-
	Erro Máximo Pressão	4.651262	3.199231	2.42465	-
	R resistência	0.858997	0.925608	0.836419	-
	Variação Resistência (%)	73.78764	85.67495	69.95968	-
	Erro Médio Vazão	0.002639	0.002088	0.001181	-
	Erro Máximo Vazão	0.009558	0.007843	0.00302	-
	R vazão	0.980493	0.988392	0.997499	-
	Variação Vazão (%)	96.13657	97.69181	99.50039	-

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.10 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	1.0444	136.6626	196128.4	-
	Aptidão Máxima	3.6068	2946.744	4899946	-
	Aptidão Escolhida	3.6068	29.9809	71.1183	-
	Número de Gerações	1	13	6064	-
	Número de Cálculos	25	325	151600	-
	Erro Médio Pressão	1.77711	0.714627	0.540216	-
	Erro Máximo Pressão	5.668069	3.799928	2.658584	-
	R resistência	0.973338	0.890879	0.91058	-
	Variação Resistência (%)	94.7386	79.36652	82.91563	-
	Erro Médio Vazão	0.001301	0.001304	0.001312	-
	Erro Máximo Vazão	0.003417	0.002559	0.003786	-
	R vazão	0.996379	0.997184	0.996278	-
	Variação Vazão (%)	99.27708	99.43759	99.2569	-
-10	Aptidão Média	18.1584	40.9854	93975.78	-
	Aptidão Máxima	386.9474	388.5171	2344999	-
	Aptidão Escolhida	386.9474	48.4295	79.365	-
	Número de Gerações	1	3	7817	-
	Número de Cálculos	25	75	195425	-
	Erro Médio Pressão	0.965601	1.078606	0.590675	-
	Erro Máximo Pressão	2.531712	3.791594	2.566438	-
	R resistência	0.974553	0.699107	0.888562	-
	Variação Resistência (%)	94.97531	48.87505	78.95431	-
	Erro Médio Vazão	0.001462	0.001817	0.001904	-
	Erro Máximo Vazão	0.004481	0.006521	0.006841	-
	R vazão	0.995524	0.99085	0.991666	-
	Variação Vazão (%)	99.1068	98.17835	98.34018	-
-100	Aptidão Média	0.9198	235.6955	21415.22	-
	Aptidão Máxima	5.025	5657.379	534398.2	-
	Aptidão Escolhida	5.025	12.104	57.0917	-
	Número de Gerações	1	65	4412	-
	Número de Cálculos	25	1625	110300	-
	Erro Médio Pressão	1.499479	0.70369	0.506875	-
	Erro Máximo Pressão	5.044244	2.246978	3.092041	-
	R resistência	0.858081	0.728567	0.93773	-
	Variação Resistência (%)	73.6303	53.081	87.93382	-
	Erro Médio Vazão	0.000911	0.001152	0.001936	-
	Erro Máximo Vazão	0.00228	0.003167	0.006759	-
	R vazão	0.998333	0.997792	0.989946	-
	Variação Vazão (%)	99.66693	99.55897	97.99925	-
-1000	Aptidão Média	2.0262	59.7359	6293.826	-
	Aptidão Máxima	16.4973	705.0708	155765.4	-
	Aptidão Escolhida	16.4973	55.4108	111.5357	-
	Número de Gerações	1	18	981	-
	Número de Cálculos	25	450	24525	-
	Erro Médio Pressão	1.892689	0.920101	0.677147	-
	Erro Máximo Pressão	6.803643	3.291148	2.295286	-
	R resistência	0.800058	0.735969	0.787579	-
	Variação Resistência (%)	64.00925	54.16507	62.02804	-
	Erro Médio Vazão	0.001416	0.002184	0.00261	-
	Erro Máximo Vazão	0.005069	0.010128	0.010872	-
	R vazão	0.995524	0.980346	0.97445	-
	Variação Vazão (%)	99.10687	96.10786	94.95537	-

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.11 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	0.9845	21.2157	1524937	-
	Aptidão Máxima	3.6068	626.1333	76243788	-
	Aptidão Escolhida	3.6068	43.4393	72.2416	-
	Número de Gerações	1	11	9786	-
	Número de Cálculos	50	550	489300	-
	Erro Médio Pressão	1.77711	0.437224	0.696174	-
	Erro Máximo Pressão	5.668069	1.495128	4.035722	-
	R resistência	0.973338	0.818145	0.902898	-
	Variação Resistência (%)	94.7386	66.93605	81.52241	-
	Erro Médio Vazão	0.001301	0.000552	0.001266	-
	Erro Máximo Vazão	0.003417	0.001349	0.005159	-
	R vazão	0.996379	0.999363	0.995307	-
	Variação Vazão (%)	99.27708	99.87271	99.06363	-
-10	Aptidão Média	9.7285	19.1925	401109.9	-
	Aptidão Máxima	386.9474	388.5171	20050924	-
	Aptidão Escolhida	386.9474	52.0998	57.364	-
	Número de Gerações	1	13	11024	-
	Número de Cálculos	50	650	551200	-
	Erro Médio Pressão	0.965601	0.961973	0.416294	-
	Erro Máximo Pressão	2.531712	4.711763	1.914802	-
	R resistência	0.974553	0.952611	0.854569	-
	Variação Resistência (%)	94.97531	90.7468	73.02877	-
	Erro Médio Vazão	0.001462	0.001266	0.00259	-
	Erro Máximo Vazão	0.004481	0.003969	0.012869	-
	R vazão	0.995524	0.996461	0.969822	-
	Variação Vazão (%)	99.1068	99.29353	94.05549	-
-100	Aptidão Média	1.9877	151.2197	843.6564	-
	Aptidão Máxima	26.8557	5657.379	35529.57	-
	Aptidão Escolhida	26.8557	20.2193	97.6384	-
	Número de Gerações	1	16	60	-
	Número de Cálculos	50	800	3000	-
	Erro Médio Pressão	1.636091	0.834808	0.563883	-
	Erro Máximo Pressão	7.420513	2.553798	2.049817	-
	R resistência	0.860977	0.927341	0.832574	-
	Variação Resistência (%)	74.12808	85.99621	69.31797	-
	Erro Médio Vazão	0.002001	0.00137	0.000787	-
	Erro Máximo Vazão	0.005485	0.005299	0.002293	-
	R vazão	0.991806	0.995159	0.998547	-
	Variação Vazão (%)	98.36791	99.03407	99.70963	-
-1000	Aptidão Média	1.4888	30.9387	2872.293	-
	Aptidão Máxima	16.4973	1198.398	140236.1	-
	Aptidão Escolhida	16.4973	30.5813	76.1803	-
	Número de Gerações	1	17	163	-
	Número de Cálculos	50	850	8150	-
	Erro Médio Pressão	1.892689	0.550839	0.580269	-
	Erro Máximo Pressão	6.803643	2.160831	2.509424	-
	R resistência	0.800058	0.909491	0.842139	-
	Variação Resistência (%)	64.00925	82.71746	70.91982	-
	Erro Médio Vazão	0.001416	0.000829	0.001823	-
	Erro Máximo Vazão	0.005069	0.003279	0.004646	-
	R vazão	0.995524	0.998342	0.993764	-
	Variação Vazão (%)	99.10687	99.66871	98.75672	-

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.12 – Dados Obtidos para 80 Indivíduos, Convergência 1 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	1.0402	10.0724	4461.372	-
	Aptidão Máxima	6.7179	248.0311	305612.4	-
	Aptidão Escolhida	6.7179	27.4069	177.2806	-
	Número de Gerações	1	6	103	-
	Número de Cálculos	80	480	8240	-
	Erro Médio Pressão	1.49761	0.928975	0.68606	-
	Erro Máximo Pressão	4.195922	3.210617	3.632413	-
	R resistência	0.934988	0.869918	0.867706	-
	Variação Resistência (%)	87.42032	75.67578	75.29133	-
	Erro Médio Vazão	0.001294	0.001886	0.001682	-
	Erro Máximo Vazão	0.003892	0.005682	0.005047	-
	R vazão	0.996431	0.991809	0.993014	-
	Variação Vazão (%)	99.28743	98.36843	98.60773	-
-10	Aptidão Média	6.8466	16.8135	830810.5	52661134
	Aptidão Máxima	386.9474	504.5493	66429231	4.21E+09
	Aptidão Escolhida	386.9474	42.0323	320.207	1333.485
	Número de Gerações	1	3	22638	91015
	Número de Cálculos	80	240	1811040	7281200
	Erro Médio Pressão	0.965601	1.295759	0.641154	0.487255
	Erro Máximo Pressão	2.531712	4.298922	4.836605	3.577995
	R resistência	0.974553	0.882593	0.74053	0.965803
	Variação Resistência (%)	94.97531	77.89712	54.83841	93.27752
	Erro Médio Vazão	0.001462	0.001804	0.001344	0.001394
	Erro Máximo Vazão	0.004481	0.006462	0.006667	0.005931
	R vazão	0.995524	0.990782	0.993327	0.99274
	Variação Vazão (%)	99.1068	98.16487	98.66976	98.55327
-100	Aptidão Média	2.1459	78.2618	381.2863	-
	Aptidão Máxima	26.8557	5657.379	26571.03	-
	Aptidão Escolhida	26.8557	40.2539	49.3998	-
	Número de Gerações	1	1	23	-
	Número de Cálculos	80	80	1840	-
	Erro Médio Pressão	1.636091	0.70832	0.498144	-
	Erro Máximo Pressão	7.420513	2.937438	2.316267	-
	R resistência	0.860977	0.674684	0.968129	-
	Variação Resistência (%)	74.12808	45.51985	93.72732	-
	Erro Médio Vazão	0.002001	0.002845	0.002306	-
	Erro Máximo Vazão	0.005485	0.012063	0.008733	-
	R vazão	0.991806	0.972969	0.981551	-
	Variação Vazão (%)	98.36791	94.66689	96.34428	-
-1000	Aptidão Média	2.7394	16.9011	-	-
	Aptidão Máxima	95.6547	737.7725	-	-
	Aptidão Escolhida	95.6547	14.5949	-	-
	Número de Gerações	1	8	-	-
	Número de Cálculos	80	640	-	-
	Erro Médio Pressão	1.098379	0.954774	-	-
	Erro Máximo Pressão	5.016471	2.866387	-	-
	R resistência	0.651194	0.869305	-	-
	Variação Resistência (%)	42.40535	75.56906	-	-
	Erro Médio Vazão	0.00307	0.001733	-	-
	Erro Máximo Vazão	0.012459	0.006737	-	-
	R vazão	0.96815	0.992829	-	-
	Variação Vazão (%)	93.73153	98.57096	-	-

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.13 – Dados Obtidos para 5 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	0.7575	13.4716	3432.536	86246.05
	Aptidão Máxima	1.5684	50.588	17033.2	430999.5
	Aptidão Escolhida	1.5684	5.0848	19.7862	142.8722
	Número de Gerações	2	5	21	741
	Número de Cálculos	10	25	105	3705
	Erro Médio Pressão	1.157997	0.610385	0.748462	0.825462
	Erro Máximo Pressão	3.466162	1.809311	2.963011	3.843032
	R resistência	0.875959	0.939091	0.786665	0.779372
	Variação Resistência (%)	76.73049	88.18914	61.88411	60.74204
	Erro Médio Vazão	0.001585	0.002137	0.002919	0.002864
	Erro Máximo Vazão	0.006989	0.008537	0.010463	0.012152
	R vazão	0.990708	0.986292	0.97642	0.971082
	Variação Vazão (%)	98.15015	97.27723	95.33954	94.29998
-10	Aptidão Média	2.3582	29.7962	206.8572	47612.89
	Aptidão Máxima	4.0006	126.8534	972.7969	237759.7
	Aptidão Escolhida	4.0006	6.261	14.3495	93.2922
	Número de Gerações	1	6	171	5276
	Número de Cálculos	5	30	855	26380
	Erro Médio Pressão	1.75042	1.148128	0.758304	0.603932
	Erro Máximo Pressão	6.472718	3.965461	2.344646	1.793459
	R resistência	0.858934	0.757403	0.845794	0.972726
	Variação Resistência (%)	73.77682	57.366	71.53672	94.61966
	Erro Médio Vazão	0.001686	0.001884	0.002467	0.001871
	Erro Máximo Vazão	0.004631	0.005171	0.009337	0.006851
	R vazão	0.99371	0.99227	0.982562	0.991426
	Variação Vazão (%)	98.74597	98.46006	96.54281	98.29246
-100	Aptidão Média	0.6491	1142.591	1147.358	46797.92
	Aptidão Máxima	1.4394	5657.379	5660.814	233727
	Aptidão Escolhida	1.4394	42.1608	49.3344	44.6306
	Número de Gerações	1	25	25	968
	Número de Cálculos	5	125	125	4840
	Erro Médio Pressão	1.132427	0.508467	0.508467	0.504416
	Erro Máximo Pressão	2.608959	1.891131	1.891131	1.383889
	R resistência	0.927581	0.774875	0.774875	0.910237
	Variação Resistência (%)	86.04065	60.04311	60.04311	82.85319
	Erro Médio Vazão	0.001089	0.000781	0.000781	0.002216
	Erro Máximo Vazão	0.003571	0.002189	0.002189	0.009199
	R vazão	0.99726	0.998852	0.998852	0.984318
	Variação Vazão (%)	99.4527	99.77047	99.77047	96.88827
-1000	Aptidão Média	1.4315	14.6401	177.8046	21602.09
	Aptidão Máxima	3.7484	58.2385	803.1992	107808.1
	Aptidão Escolhida	3.7484	5.8858	14.7607	37.0389
	Número de Gerações	1	2	105	1353
	Número de Cálculos	5	10	525	6765
	Erro Médio Pressão	1.50906	0.978505	0.816318	0.720406
	Erro Máximo Pressão	4.651262	2.669233	3.797619	2.030531
	R resistência	0.858997	0.86057	0.919992	0.813651
	Variação Resistência (%)	73.78764	74.05807	84.63853	66.20284
	Erro Médio Vazão	0.002639	0.001496	0.001786	0.001069
	Erro Máximo Vazão	0.009558	0.00348	0.007991	0.002641
	R vazão	0.980493	0.996373	0.989622	0.997632
	Variação Vazão (%)	96.13657	99.27587	97.93525	99.52691

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.14 – Dados Obtidos para 25 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	1.0444	4.0007	123.0744	5051.478
	Aptidão Máxima	3.6068	17.0672	2508.008	124236.4
	Aptidão Escolhida	3.6068	17.0672	29.0474	32.4992
	Número de Gerações	1	1	15	78
	Número de Cálculos	25	25	375	1950
	Erro Médio Pressão	1.851157	0.779044	0.864237	0.74956
	Erro Máximo Pressão	5.668069	2.391915	3.183142	3.182496
	R resistência	0.973338	0.957414	0.911347	0.714325
	Variação Resistência (%)	94.7386	91.66418	83.05532	51.02603
	Erro Médio Vazão	0.001301	0.001931	0.002547	0.001136
	Erro Máximo Vazão	0.003417	0.010301	0.007467	0.004525
	R vazão	0.996379	0.979035	0.984334	0.997332
	Variação Vazão (%)	99.27708	95.8509	96.89143	99.4671
-10	Aptidão Média	18.1584	20.2132	180.9557	375.61
	Aptidão Máxima	386.9474	388.5171	2290.463	5939.872
	Aptidão Escolhida	386.9474	4.7872	49.7165	81.5109
	Número de Gerações	1	1	12	13
	Número de Cálculos	25	25	300	325
	Erro Médio Pressão	1.005834	1.559925	0.659784	0.611734
	Erro Máximo Pressão	2.531712	4.142253	2.767614	1.294777
	R resistência	0.974553	0.660819	0.809879	0.895363
	Variação Resistência (%)	94.97531	43.66817	65.59041	80.16745
	Erro Médio Vazão	0.001462	0.001913	0.001873	0.001603
	Erro Máximo Vazão	0.004481	0.008092	0.007742	0.005507
	R vazão	0.995524	0.987734	0.987943	0.993933
	Variação Vazão (%)	99.1068	97.56185	97.60304	98.7903
-100	Aptidão Média	0.9198	233.6765	325.0727	1241.851
	Aptidão Máxima	5.025	5657.379	5660.814	18681.82
	Aptidão Escolhida	5.025	26.4324	67.1772	325.0027
	Número de Gerações	1	3	16	30
	Número de Cálculos	25	75	400	750
	Erro Médio Pressão	1.561958	0.75773	0.733956	0.564699
	Erro Máximo Pressão	5.044244	2.27377	3.466613	1.708495
	R resistência	0.858081	0.8699	0.956324	0.982994
	Variação Resistência (%)	73.6303	75.67266	91.45558	96.6278
	Erro Médio Vazão	0.000911	0.001541	0.001238	0.001387
	Erro Máximo Vazão	0.00228	0.007293	0.003251	0.005112
	R vazão	0.998333	0.989466	0.997085	0.994312
	Variação Vazão (%)	99.66693	97.90422	99.41786	98.86563
-1000	Aptidão Média	2.0262	4.9858	120.1677	13735.05
	Aptidão Máxima	16.4973	19.357	1452.086	335162.3
	Aptidão Escolhida	16.4973	19.357	22.0018	221.6209
	Número de Gerações	1	1	20	147
	Número de Cálculos	25	25	500	3675
	Erro Médio Pressão	1.971551	0.876552	0.627347	0.64688
	Erro Máximo Pressão	6.803643	3.901617	2.315015	2.952499
	R resistência	0.800058	0.855204	0.836701	0.929009
	Variação Resistência (%)	64.00925	73.13744	70.00685	86.30585
	Erro Médio Vazão	0.001416	0.001912	0.001909	0.002185
	Erro Máximo Vazão	0.005069	0.008378	0.008249	0.009767
	R vazão	0.995524	0.985796	0.986886	0.984561
	Variação Vazão (%)	99.10687	97.1794	97.39446	96.93612

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.15 – Dados Obtidos para 50 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	0.9845	3.777	16.5281	47.9088
	Aptidão Máxima	3.6068	17.0672	116.9322	268.3827
	Aptidão Escolhida	3.6068	17.0672	116.9322	155.8631
	Número de Gerações	1	1	1	1
	Número de Cálculos	50	50	50	50
	Erro Médio Pressão	1.851157	0.779044	0.482226	0.482226
	Erro Máximo Pressão	5.668069	2.391915	1.844439	1.844439
	R resistência	0.973338	0.957414	0.964205	0.964205
	Variação Resistência (%)	94.7386	91.66418	92.9691	92.9691
	Erro Médio Vazão	0.001301	0.001931	0.000892	0.000892
	Erro Máximo Vazão	0.003417	0.010301	0.002641	0.002641
	R vazão	0.996379	0.979035	0.998269	0.998269
	Variação Vazão (%)	99.27708	95.8509	99.65405	99.65405
-10	Aptidão Média	9.7285	12.3875	24.2145	6505.322
	Aptidão Máxima	386.9474	388.5171	428.3423	316708.8
	Aptidão Escolhida	386.9474	10.8013	87.3542	96.7576
	Número de Gerações	1	1	2	112
	Número de Cálculos	50	50	100	5600
	Erro Médio Pressão	1.005834	1.25712	0.711778	0.697859
	Erro Máximo Pressão	2.531712	4.418424	3.072557	3.853783
	R resistência	0.974553	0.826513	0.839277	0.954855
	Variação Resistência (%)	94.97531	68.31245	70.43866	91.17473
	Erro Médio Vazão	0.001462	0.001225	0.000907	0.000771
	Erro Máximo Vazão	0.004481	0.003041	0.003379	0.00245
	R vazão	0.995524	0.997336	0.998365	0.998571
	Variação Vazão (%)	99.1068	99.46797	99.67325	99.71444
-100	Aptidão Média	1.9877	120.2179	127.7677	3340.062
	Aptidão Máxima	26.8557	5657.379	5660.814	161085.8
	Aptidão Escolhida	26.8557	15.572	11.6598	37.5529
	Número de Gerações	1	2	6	46
	Número de Cálculos	50	100	300	2300
	Erro Médio Pressão	1.704262	1.231632	0.767669	0.712466
	Erro Máximo Pressão	7.420513	5.664349	2.197244	2.635784
	R resistência	0.860977	0.813353	0.933533	0.937868
	Variação Resistência (%)	74.12808	66.15423	87.14844	87.95956
	Erro Médio Vazão	0.002001	0.002119	0.001876	0.002082
	Erro Máximo Vazão	0.005485	0.008459	0.008307	0.010223
	R vazão	0.991806	0.989023	0.988241	0.980742
	Variação Vazão (%)	98.36791	97.8166	97.66209	96.1855
-1000	Aptidão Média	1.4888	4.4146	74.5668	847.6575
	Aptidão Máxima	16.4973	19.357	1412.776	34635.55
	Aptidão Escolhida	16.4973	19.357	198.3486	53.9201
	Número de Gerações	1	1	5	42
	Número de Cálculos	50	50	250	2100
	Erro Médio Pressão	1.971551	0.876552	0.355785	0.655044
	Erro Máximo Pressão	6.803643	3.901617	1.016073	2.952175
	R resistência	0.800058	0.855204	0.924167	0.881208
	Variação Resistência (%)	64.00925	73.13744	85.4085	77.6527
	Erro Médio Vazão	0.001416	0.001912	0.000682	0.001665
	Erro Máximo Vazão	0.005069	0.008378	0.001604	0.006865
	R vazão	0.995524	0.985796	0.999173	0.993601
	Variação Vazão (%)	99.10687	97.1794	99.83463	98.72425

(-) Rede não calibrada nessas condições.

Tabela A.16 – Dados Obtidos para 80 Indivíduos, Convergência 2 e Variação 5 %.

Semente	Características	Pontos de Controle			
		1	3	6	12
-1	Aptidão Média	1.0402	4.4339	16.6062	47.3209
	Aptidão Máxima	6.7179	35.7946	116.9322	372.3259
	Aptidão Escolhida	6.7179	17.0672	116.9322	155.8631
	Número de Gerações	1	1	1	1
	Número de Cálculos	80	80	80	80
	Erro Médio Pressão	1.560011	0.779044	0.482226	0.482226
	Erro Máximo Pressão	4.195922	2.391915	1.844439	1.844439
	R resistência	0.934988	0.957414	0.964205	0.964205
	Variação Resistência (%)	87.42032	91.66418	92.9691	92.9691
	Erro Médio Vazão	0.001294	0.001931	0.000892	0.000892
	Erro Máximo Vazão	0.003892	0.010301	0.002641	0.002641
	R vazão	0.996431	0.979035	0.998269	0.998269
Variação Vazão (%)	99.28743	95.8509	99.65405	99.65405	
-10	Aptidão Média	6.8466	9.8696	111.8398	4616.49
	Aptidão Máxima	386.9474	388.5171	4681.709	348791
	Aptidão Escolhida	386.9474	23.8199	34.5249	766.3876
	Número de Gerações	1	1	10	7
	Número de Cálculos	80	80	800	560
	Erro Médio Pressão	1.005834	0.989929	0.360657	0.457984
	Erro Máximo Pressão	2.531712	2.460154	0.929005	1.122233
	R resistência	0.974553	0.79427	0.976767	0.734672
	Variação Resistência (%)	94.97531	63.08654	95.4073	53.97427
	Erro Médio Vazão	0.001462	0.003746	0.001774	0.002014
	Erro Máximo Vazão	0.004481	0.014572	0.007437	0.007587
	R vazão	0.995524	0.959884	0.989292	0.989895
Variação Vazão (%)	99.1068	92.13769	97.86988	97.98927	
-100	Aptidão Média	2.1459	78.2618	91.0891	177.8899
	Aptidão Máxima	26.8557	5657.379	6013.329	5671.775
	Aptidão Escolhida	26.8557	114.9572	14.9115	43.7559
	Número de Gerações	1	1	4	15
	Número de Cálculos	80	80	320	1200
	Erro Médio Pressão	1.704262	0.990384	0.620374	0.497411
	Erro Máximo Pressão	7.420513	2.578738	2.902224	1.373205
	R resistência	0.860977	0.966629	0.937719	0.907195
	Variação Resistência (%)	74.12808	93.43722	87.93167	82.30034
	Erro Médio Vazão	0.002001	0.001539	0.002113	0.00253
	Erro Máximo Vazão	0.005485	0.004612	0.008347	0.010391
	R vazão	0.991806	0.994804	0.985041	0.97752
Variação Vazão (%)	98.36791	98.96353	97.03066	95.55449	
-1000	Aptidão Média	2.7394	5.7967	22.5097	2800.458
	Aptidão Máxima	95.6547	100.2263	306.6783	206589.6
	Aptidão Escolhida	95.6547	34.6031	74.5426	129.1997
	Número de Gerações	1	1	1	24
	Número de Cálculos	80	80	80	1920
	Erro Médio Pressão	1.144145	1.074027	0.645006	0.496959
	Erro Máximo Pressão	5.016471	2.807161	4.066601	1.741559
	R resistência	0.651194	0.867225	0.923971	0.860833
	Variação Resistência (%)	42.40535	75.20791	85.37219	74.10327
	Erro Médio Vazão	0.00307	0.001629	0.000896	0.001892
	Erro Máximo Vazão	0.012459	0.006767	0.005771	0.006827
	R vazão	0.96815	0.99063	0.995748	0.991923
Variação Vazão (%)	93.73153	98.13475	99.15136	98.3912	

(-) Rede não calibrada nessas condições.