



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS  
Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo

DANIEL MANZI

**DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE  
ROMPIMENTOS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO  
DE ÁGUA A PARTIR DE ANÁLISE DOS SINAIS DE  
PRESSÃO EM REGIME TRANSITÓRIO**

CAMPINAS

2017

Daniel Manzi

**Detecção e localização de rompimentos em redes de distribuição de água a partir de análise dos sinais de pressão em regime transitório**

Tese de doutorado apresentada a Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo da Unicamp, para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil na área de Recursos Hídricos, Energéticos e Ambientais

**Orientador: Prof. Dr. Edevar Luvizotto Junior**

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL  
DA TESE DEFENDIDA PELO ALUNO DANIEL MANZI,  
ORIENTADO PELO PROF. DR. EDEVAR LUVIZOTTO  
JUNIOR

ASSINATURA DO ORIENTADOR

---

Campinas  
2017

**Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s):** Não se aplica.

Ficha catalográfica

Universidade Estadual de Campinas  
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura  
Luciana Pietrosanto Milla - CRB 8/8129

Manzi, Daniel, 1979-

M319d Detecção e localização de rompimentos em redes de distribuição de água a partir de análise dos sinais de pressão em regime transitório / Daniel Manzi. – Campinas, SP : [s.n.], 2017.

Orientador: Edevar Luvizotto Junior.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo.

1. Abastecimento de água. 2. Detectores de vazamento. 3. Água - Distribuição. 4. Transitórios hidráulicos. 5. Inteligência artificial. I. Luvizotto Junior, Edevar, 1961-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

**Título em outro idioma:** Water distribution networks burst detection and location using transient pressure signal analysis

**Palavras-chave em inglês:**

Water supply

Leak detectors

Water - Distribution

Hydraulic transitory

Artificial intelligence

**Área de concentração:** Recursos Hídricos, Energéticos e Ambientais

**Titulação:** Doutor em Engenharia Civil

**Banca examinadora:**

Edevar Luvizotto Junior [Orientador]

Rodrigo de Melo Porto

Luisa Fernanda Ribeiro Reis

Peter Batista Cheung

José Gilberto Dalfré Filho

**Data de defesa:** 06-12-2017

**Programa de Pós-Graduação:** Engenharia Civil

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS  
FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL, ARQUITETURA E  
URBANISMO**

**DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE ROMPIMENTOS EM  
REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ÁGUA A PARTIR DE  
ANÁLISE DOS SINAIS DE PRESSÃO EM REGIME  
TRANSITÓRIO**

**Daniel Manzi**

**Tese de Doutorado aprovada pela Banca Examinadora, constituída por:**

Prof. Dr. Edevar Luvizotto Junior  
**Presidente e Orientador/FEC-UNICAMP**

Prof. Dr. Rodrigo de Melo Porto  
**EESC-USP**

Profa. Dra. Luisa Fernanda Ribeiro Reis  
**EESC-USP**

Prof. Dr. Peter Batista Cheung  
**UFMS**

Prof. Dr. Jose Gilberto Dalfré Filho  
**FEC-UNICAMP**

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se  
no processo de vida acadêmica do aluno.

Campinas, 06 de dezembro de 2017

## **DEDICATÓRIA**

Àquela que com seu sim, tudo fez: Maria.

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, pelo Dom da vida e da persistência.

Aos meus pais, Mario e Ermelinda, pelo exemplo de fé, paciência e humildade.

A minha esposa Emanuela, pela cumplicidade e decisão de amar.

Aos meus filhos, Pedro e Mariana, pelo perdão nas ausências e por dividir minha paciência com o Matlab.

A Maria Auxiliadora, Mãe de Deus e nossa, que inspirou Dom Bosco a fundar os Salesianos e cuja obra de Americana acolheu a maior parte dos desenvolvimentos do presente trabalho.

Ao Prof. Dr. Edevar Luvizotto Jr., pela orientação acadêmica e de vida, pela amizade e referência de caráter.

Aos amigos do LHC, em especial Bruno Brentan e Gustavo Meirelles, pelo apoio e companheirismo.

Aos amigos da ARES-PCJ, em particular a Diretoria Executiva, por permitir o desenvolvimento do trabalho em paralelo com minhas demais atividades profissionais.

Ao SEMAE Piracicaba e DAE Santa Bárbara d'Oeste, pelo compartilhamento das redes-laboratório, dados, equipamentos, ansiedades e expectativas.

A Itron e Cassio Lima, pela cessão de equipamentos, sistemas, conhecimentos e pela parceria.

## **RESUMO**

Parte significativa da água produzida para abastecimento público é perdida nos sistemas de abastecimento desde a sua captação até o fornecimento ao consumidor final. A parcela física destas perdas, relativa sobretudo às fugas em vazamentos e rompimentos em redes e ramais de distribuição, consiste em parcela importante - quando não majoritária - das perdas totais. A rápida detecção e localização de novos vazamentos assume papel importante nas estratégias operacionais de controle de perdas nos sistemas de abastecimento ao permitir a redução do volume perdido desde o instante do evento até seu efetivo reparo (*run time*). Os sinais de pressão em regime transitório provocados por novos vazamentos guardam características importantes sobre a localização e magnitude destes novos eventos, conferindo-lhes uma "assinatura hidráulica". O presente trabalho propõe e avalia três métodos de localização de novos vazamentos e suas vazões a partir do treinamento de Rede Neural Artificial com características dos sinais transitórios observados em novos eventos. Os resultados da aplicação dos métodos propostos a três redes de distribuição, duas das quais reais, revelam eficiência na localização de vazamentos, com influência significativa do número e posição dos pontos de monitoramento de pressão na rede. Os tempos observados de treinamento e retreinamento da RNA mostraram-se favoráveis à aplicação dos métodos ao gerenciamento em tempo real de sistemas de distribuição de água, sem grandes prejuízos à qualidade final do processo de localização de novos vazamentos.

**Palavras-chave:** Sistemas de abastecimento de água; rompimentos de rede; detecção e localização de vazamentos; monitoramento de pressões; escoamento transitório em redes de água; aprendizado de máquinas.

## **ABSTRACT**

An important amount of the produced water for public supply is lost on the supply systems from its source to the final consumer. The physical portion of these losses, mainly related to leaks and bursts in distribution networks and consumer connections, is an important - when not the biggest - portion of the total losses. The fast detection and location of new bursts assumes an important role in the operational strategies of water losses control in the supply systems by allowing the reduction of the volume lost from the instant of the event until its effective repair (run time). The transient pressure signals caused by new bursts holds important characteristics about the location and magnitude of these new events, giving them a "hydraulic signature". The present work proposes and evaluates three methods to forecast the location and flow of new bursts from training Artificial Neural Networks (ANN) with characteristics of the transient signals observed in new events. The results of the application of the proposed methods to three distribution networks, two of them real, show efficiency in leak location, with significant influence of the number and position of pressure monitoring points. Good observed training and retraining times of ANN allows to the real-time management of water distribution systems, without losses to the final quality of the leak localization process.

**Keywords:** Water supply systems; pipe bursts; leak detection and location; sampling design; transient flow in water networks; machine learning.

## **LISTA DE FIGURAS**

Figura 1.1 - Representação do <i>run time</i> para vazamentos inerentes, invisíveis e visíveis .....	25
Figura 3.1 – Retas características.....	35
Figura 3.2 – Comparação entre dados simulados com e sem influência do atrito e dados experimentais .....	37
Figura 3.3 - Modelo esquemático de um neurônio biológico.....	41
Figura 3.4 - Neurônio artificial .....	42
Figura 3.5 - Estrutura de uma MLP.....	43
Figura 3.6 - Arranjo de uma rede recorrente .....	44
Figura 3.7 - Ativação da vizinhança de um neurônio vencedor em uma mapa auto-organizável	46
Figura 3.8 - Distância Euclidiana entre as séries Q e C .....	47
Figura 3.9 - Representações mais comuns para séries temporais.....	48
Figura 3.10 - Segmentação de uma série temporal para codificação em SAX .....	49
Figura 3.11 - Classificação de cada segmento da série temporal em função da curva normal da série .....	49
Figura 3.12 - DTW entre duas séries Q e C .....	50
Figura 3.13 - Evolução no tempo da ocorrência de um rompimento .....	52
Figura 3.14 - Variação temporal dos custos associados aos vazamentos.....	55
Figura 3.15 - Sinal transitório de pressão próximo (a) e distante (b) de um rompimento simulado	56
Figura 3.16 – Relação pressão-vazamento conforme GERMANOPOULOS E JOWITT (1989)	60
Figura 3.17 – Volumes estimados de perdas em vazamentos em função do tempo total de reparo	64
Figura 3.18 - Conceito de modelagem de vazamentos no GIRAFEE.....	70
Figura 3.19 - Conceito de modelagem de rompimentos no GIRAFEE.....	72
Figura 3.20 - Comparação da propagação de uma manobra em um sistema estanque e com vazamento .....	73
Figura 3.21 - Diagrama de frequência de resposta de uma tubulação com e sem vazamento.....	82
Figura 4.1 – Aspecto do software HAMMER e modelo preliminar .....	107
Figura 4.2 - Sensibilidade acumulada do modelo para acionamento de cada descarga existente	109
Figura 4.3 - Nós selecionados para instrumentação e simulação de vazamentos (descargas) ..	110

Figura 4.4 - Sensibilidade média para os nós do modelo .....	111
Figura 4.5 - Nós selecionados para monitoramento de pressão (1º Ciclo).....	112
Figura 4.6 - Sensibilidade média para nos nós do modelo, com destaque dos nós selecionados para monitoramento no 1º Ciclo.....	112
Figura 4.7 - Nós selecionados para monitoramento de pressão (2º Ciclo).....	113
Figura 4.8 - Sensibilidade média para nos nós do modelo, com destaque dos nós selecionados para monitoramento no 1º e 2º Ciclos .....	114
Figura 4.9 - Medidores de vazão e pressão na entrada do setor .....	116
Figura 4.10 - Aspecto da caixa de abrigo em que foram instalados os medidores na entrada do setor .....	116
Figura 4.11 - Medição de pressão no nó 72 .....	117
Figura 4.12 - Medição de pressão no nó 76 .....	117
Figura 4.13 - Medição de pressão no nó 31 .....	117
Figura 4.14 - Medição de pressão no nó 97 .....	117
Figura 4.15 - Medição de pressão no nó 94 .....	117
Figura 4.16 - Medição de pressão no nó 27 .....	117
Figura 4.17 - Medição de pressão no nó 36 .....	117
Figura 4.18 - Medição de pressão no nó 87 .....	117
Figura 4.19 - Dispositivo para medição de pressão e vazão na descarga do nó 39 .....	118
Figura 4.20 - Dispositivo para medição de pressão e vazão na descarga do nó 122.....	118
Figura 4.21 - Dispositivo para medição de pressão e vazão na descarga do nó 64 .....	118
Figura 4.22 - Aspecto da abertura de uma descarga de rede .....	118
Figura 4.23 - Vazões coletadas na entrada e descargas (frequência = 1 dado/minuto).....	120
Figura 4.24 - Cargas de pressão coletadas na entrada e descargas (frequência = 1 dado/minuto).....	121
Figura 4.25 - Cargas de pressão coletadas nos nós de monitoramento (frequência = 1 Hz).....	122
Figura 4.26 - Sobreposição das cargas de pressão nos nós de monitoramento (frequência = 1 Hz).....	122
Figura 4.27 - Regimes transitórios decorrentes das manobras M1 a M5a .....	125
Figura 4.28 - Regimes transitórios decorrentes das manobras M5b a M8a .....	126
Figura 4.29 - Regimes transitórios decorrentes das manobras M8b a M9b .....	127
Figura 4.30 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 1 .....	129

Figura 4.31 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 2 .....	129
Figura 4.32 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 3 .....	130
Figura 4.33 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 4 .....	130
Figura 4.34 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 5 .....	131
Figura 4.35 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 6 .....	131
Figura 4.36 - Valores individuais e médios das rugosidades calibradas para cada manobra ....	134
Figura 4.37 – Nó genérico para modelagem hidráulica .....	136
Figura 5.1 - Separação de dados para treinamento e teste da RNA .....	140
Figura 5.2 - Resultados do método LOCP para a rede Two-Loop com 2 nós de observação ...	142
Figura 5.3 - Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação	143
Figura 5.4 - Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação	144
Figura 5.5 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação .....	145
Figura 5.6 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação .....	147
Figura 5.7 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6).....	149
Figura 5.8 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2).....	150
Figura 5.9 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com 8 nós de observação .....	151
Figura 5.10 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7).....	152
Figura 5.11 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 10).....	153
Figura 5.12 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com 4 nós de observação .....	154
Figura 5.13 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6).....	155
Figura 5.14 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 4).....	156
Figura 5.15 – Resultados do método LOCP para dados coletados em campo .....	158
Figura 6.1 - Representação da codificação de uma série temporal em sinal SAX .....	160

Figura 6.2 - Separação de dados para treinamento e teste da RNA no método LOCSAX.....	163
Figura 6.3 - Resultados do método LOCSAX para a rede Two-Loop com 2 nós de observação.....	165
Figura 6.4 - Sinais originais e codificados em SAX para os dois nós de observação da rede Two-Loop em um dos eventos-teste .....	166
Figura 6.5 - Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação.....	167
Figura 6.6 - Sinais originais e codificados em SAX para dois nós de observação da rede Jardim Laudissi em um evento de teste.....	168
Figura 6.7 - Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação.....	169
Figura 6.8 - Sinais originais e codificados em SAX para três nós de observação da rede Jardim Laudissi .....	170
Figura 6.9 - Resultados do método LOCSAX para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação.....	171
Figura 6.10 - Sinais originais e codificados em SAX para os nós 31, 76, 27, 87, 72, 97, 36 e 94 da rede Campos do Conde.....	172
Figura 6.11 - Sinais originais e codificados em SAX para os nós 33, 52, 43, 47, 103, 115, 11 e 80 da rede Campos do Conde.....	172
Figura 6.12 - Classificação dos sinais SAX para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação.....	174
Figura 6.13 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7) .....	175
Figura 6.14 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 8) .....	176
Figura 6.15 - Classificação dos sinais SAX para a rede Campos do Conde com 8 nós de observação .....	177
Figura 6.16 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6) .....	178
Figura 6.17 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 1).....	179
Figura 6.18 - Classificação dos sinais SAX para a rede Campos do Conde com 4 nós de observação .....	180
Figura 6.19 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7) .....	181

Figura 6.20 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3).....	182
Figura 6.21 - Resultados do método LOCSAX para dados coletados em campo .....	184
Figura 7.1 - Representação da codificação de uma série temporal em sinal SAX .....	186
Figura 7.2 - Separação de dados para treinamento e teste da RNA no método LOCPEAKS ...	189
Figura 7.3 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Two-Loop com 2 nós de observação.....	191
Figura 7.4 - Quedas de pressão para os dois nós de observação da rede Two-Loop em um dos eventos testados.....	192
Figura 7.5 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação.....	193
Figura 7.6 - Quedas de pressão de um mesmo evento em dois nós de observação da rede Jardim Laudissi .....	194
Figura 7.7 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação.....	195
Figura 7.8 - Quedas de pressão para três nós de observação da rede Jardim Laudissi para um mesmo evento testado .....	196
Figura 7.9 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação.....	197
Figura 7.10 - Quedas de pressão para os 16 nós de observação da rede Campos do Conde para um dos eventos-teste .....	198
Figura 7.11 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 3) .....	200
Figura 7.12 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2) .....	201
Figura 7.13 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 4) .....	203
Figura 7.14 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3).....	204
Figura 7.15 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7) .....	205
Figura 7.16 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 6).....	206
Figura 7.17 - Resultados do método LOCPEAKS para dados coletados em campo .....	208
Figura 8.1 - Novos nós intermediários (A, B e C) .....	212

Figura 8.2 – Resultados do método LOCP aos vazamentos em nós intermediários .....	213
Figura 8.3 - Resultados do método LOCSAX aos vazamentos em nós intermediários .....	214
Figura 8.4 - Resultados do método LOCPEAKS aos vazamentos em nós intermediários .....	215
Figura 8.5 - Sensibilidade para os quatro conjuntos de nós de observação avaliados .....	217
Figura 8.6 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação de melhor sensibilidade.....	218
Figura 8.7 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação de pior sensibilidade.....	219
Figura 8.8 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação do 1º Ciclo .....	222
Figura 8.9 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação do 2º Ciclo .....	222
Figura 9.1 – Esquema geral de monitoramento em tempo real para detecção e localização de rompimentos.....	228

## **LISTA DE TABELAS E QUADROS**

Tabela 3.1 – Classificação de vazamentos .....	54
Tabela 3.2 - Valores do expoente $\square$ em função do material e tipo de fissura.....	58
Tabela 3.3 - Comparação de modelos de análise de vazamentos em redes .....	86
Tabela 4.1 – Valores de celeridade para as tubulações do modelo hidráulico preliminar .....	107
Tabela 4.2 - Programação de manobras .....	118
Tabela 4.3 - Dados em regime permanente final das manobras do 1º Ciclo.....	123
Tabela 4.4 - Dados em regime permanente final das manobras do 2º Ciclo.....	123
Tabela 4.5 - Desvios do nível piezométrico durante as manobras em relação à entrada .....	124
Tabela 4.6 - Grupos de manobras de descargas realizadas .....	128
Tabela 4.7 - Trechos de rede solicitados para cada grupo de manobras .....	132
Tabela 4.8 – Número de trechos solicitados com as manobras ensaiadas.....	132
Tabela 4.9 - Rugosidades dos trechos comuns calibradas para as manobras do Tipo 3 .....	133
Tabela 4.10 - Desvio médio ao quadrado da calibração para as manobras do Tipo 3 .....	134
Tabela 4.11 - Valores médios calibrados para as rugosidades .....	135
Tabela 4.12 - Desvios médios ao quadrado obtidos em cada calibração .....	135
Tabela 4.13 – Sinais de pressão dos rompimentos simulados.....	137
Tabela 5.1 – Resultados do método LOCP para a rede Two-Loop com 2 nós de observação..	142
Tabela 5.2 – Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação .....	143
Tabela 5.3 – Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação .....	144
Tabela 5.4 – Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação .....	146
Tabela 5.5 – Resultados do método LOCP para dados classificados de 16 nós de observação	148
Tabela 5.6 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6).....	149
Tabela 5.7 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2).....	150
Tabela 5.8 – Resultados do método LOCP para dados classificados de 8 nós de observação..	151

Tabela 5.9 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7).....	152
Tabela 5.10 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 10).....	153
Tabela 5.11 – Resultados do método LOCP para dados classificados de 4 nós de observação	154
Tabela 5.12 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6).....	155
Tabela 5.13 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 4).....	156
Tabela 5.14 - Resultados do método LOCP para dados coletados em campo .....	158
Tabela 5.15 - Síntese dos resultados obtidos com o método LOCP.....	159
Tabela 6.1 – Resultados do método LOCSAX para a rede Two-Loop com 2 nós de observação .....	165
Tabela 6.2 – Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação.....	167
Tabela 6.3 – Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação.....	169
Tabela 6.4 – Resultados do método LOCSAX para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação.....	171
Tabela 6.5 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados de 16 nós de observação .....	174
Tabela 6.6 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7) .....	175
Tabela 6.7 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 8) .....	176
Tabela 6.8 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados de 8 nós de observação .....	177
Tabela 6.9 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6) .....	178
Tabela 6.10 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 1).....	179
Tabela 6.11 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados de 4 nós de observação .....	180
Tabela 6.12 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7) .....	181

Tabela 6.13 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3).....	182
Tabela 6.14 - Resultados do método LOCSAX para dados coletados em campo .....	184
Tabela 6.15 - Síntese dos resultados obtidos com o método LOCSAX.....	185
Tabela 7.1 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Two-Loop com 2 nós de observação.....	191
Tabela 7.2 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação.....	193
Tabela 7.3 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação.....	195
Tabela 7.4 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação.....	197
Tabela 7.5 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados de 16 nós de observação.....	199
Tabela 7.6 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 3) .....	200
Tabela 7.7 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2) .....	201
Tabela 7.8 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados de 8 nós de observação.....	202
Tabela 7.9 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 4) .....	203
Tabela 7.10 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3).....	204
Tabela 7.11 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados de 4 nós de observação.....	205
Tabela 7.12 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7) .....	206
Tabela 7.13 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 6).....	207
Tabela 7.14 - Resultados do método LOCPEAKS para dados coletados em campo .....	209
Tabela 7.15 - Síntese dos resultados obtidos com o método LOCPEAKS .....	210
Tabela 8.1 – Características dos nós intermediários .....	211
Tabela 8.2 - Resultados do método LOCP aos vazamentos em nós intermediários .....	213

Tabela 8.3 - Resultados do método LOCSAX aos vazamentos em nós intermediários.....	214
Tabela 8.4 - Resultados do método LOCPEAKS aos vazamentos em nós intermediários .....	215
Tabela 8.5 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com os nós de observação de melhor sensibilidade.....	217
Tabela 8.6 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação com melhor sensibilidade.....	218
Tabela 8.7 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com os nós de observação de pior sensibilidade.....	219
Tabela 8.8 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação com pior sensibilidade .....	220
Tabela 8.9 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde para os nós do 1º Ciclo .....	220
Tabela 8.10 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde para os nós do 2º Ciclo .....	220
Tabela 8.11 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação do 1º Ciclo.....	221
Tabela 8.12 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação do 2º Ciclo.....	221
Tabela 8.13 - Influência na acurácia e exatidão com variação dos pontos de monitoramento .	223
Tabela 9.1 – Resultados obtidos com os métodos LOCP, LOCSAX e LOCPEAKS para as redes e situações analisadas .....	225

## LISTA DE ABREVIAÇÕES

A	Área ( $L^2$ )
AG	Algoritmos Genéticos
ARES-PCJ	Agência Reguladora dos Serviços de Saneamento das Bacias dos Rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí
CFO	<i>Central Force Optimization</i>
DAE	Departamento de Água e Esgoto de Santa Bárbara d'Oeste
DMC	Distrito de Medição e Controle
DN	Diâmetro Nominal
DTW	<i>Dynamic Time Warping</i>
EPA	<i>Environmental Protection Agency</i>
EUA	Estados Unidos da América
FO	Função Objetivo
GIRAFEE	<i>Graphical Iterative Response Analysis for Flow Following Earthquakes</i>
GIS	<i>Geographical Information System</i>
GLR	<i>Generalized Likelihood Ratio</i>
GPRS	<i>General Packet Radio Services</i>
LM	Método de Levenberg-Marquardt
LMS	Método de Levenberg-Marquardt Sistemático
MLP	<i>Multi Layer Perceptron</i>
MOC	<i>Method of Characteristics</i> (Método das Características)
PIB	Produto Interno Bruto
PNN	<i>Probabilistic Neural Network</i>
PPWM	<i>Portable Pressure Wave Maker</i>
PVC	Policloreto de Vinila
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais
RNN	Redes Neurais Naturais
SAX	<i>Symbolic Aggregate Approximation</i>
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
SEMAE	Serviço Municipal de Água e Esgoto de Piracicaba
SOM	<i>Self Organizing Map</i>
SVD	<i>Singular-Value Decomposition</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
VRP	Válvula Redutora de Pressão

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\{\}^T$	Notação de transposição de matriz
$a$	Celeridade ( $LT^{-1}$ )
$C$	Coeficiente de rugosidade da equação de resistência de Hazen-Williams
$C^*$	Coeficiente de cisalhamento de Vardy
$D$	Diâmetro da tubulação (L)
$E$	Função de mérito
$f$	Fator de atrito da Fórmula Universal de Perda de Carga em regime permanente
$g$	Aceleração da gravidade ( $LT^{-2}$ )
$H$	Carga Hidráulica (L)
$K$	Coeficiente de atrito de Brunone
$L$	Comprimento (L)
$n$	Número de caracteres disponíveis (alfabeto) para conversão de série temporal em código SAX
$n_{lay}$	Número de camadas da RNA
$o$	Tempo de queda de pressão (T)
$p$	Amplitude da queda de pressão (L)
$Q_{min}$	Vazão mínima em hidrômetro velocimétrico ( $L^3T^{-1}$ )
$Q_t$	Vazão de transição em hidrômetro velocimétrico ( $L^3T^{-1}$ )
$Q_n$	Vazão nominal em hidrômetro velocimétrico ( $L^3T^{-1}$ )
$s$	Tamanho da palavra ( <i>string</i> ) de conversão de série temporal em código SAX
$t$	Tempo (T). Intervalo de tempo (T)
$V$	Velocidade ( $LT^{-1}$ )
$\Delta x$	Incremento de distância no sentido do escoamento (L)
$\varepsilon$	Coeficiente de penalização
$\eta$	Indicador de performance
$\rho$	Massa específico ( $ML^{-3}$ )
$\tau$	Tensão de cisalhamento ( $ML^{-1}T^{-2}$ )

## SUMÁRIO

1	Introdução .....	24
2	Objetivos .....	29
3	Estado da Arte .....	30
3.1	Modelagem matemática .....	30
3.1.1	Modelagem matemática e calibração de redes de distribuição de água .....	30
3.1.2	Modelagem matemática e determinação de fatores de atrito em regime transitório	34
3.1.3	Modelos de otimização.....	38
3.2	Aprendizado de Máquinas e Inteligência Artificial.....	39
3.2.1	Metáfora .....	40
3.2.2	<i>Perceptron</i> .....	41
3.2.3	Redes de múltiplas camadas.....	42
3.2.4	Redes recorrentes .....	43
3.2.5	Mapas Auto-organizáveis.....	44
3.3	Análise e classificação de séries temporais.....	46
3.3.1	SAX.....	48
3.3.2	DTW.....	50
3.3.3	<i>k-means</i> .....	50
3.4	Vazamentos e rompimentos em redes de distribuição de água .....	51
3.4.1	Características da carga de pressão em rompimentos de rede.....	56
3.4.2	Relação pressão-vazamento em redes de distribuição de água .....	57
3.4.3	Detecção e localização de vazamentos através de técnicas físicas.....	60
3.4.4	Detecção e localização de vazamentos a partir de modelagem matemática.....	65
3.4.5	Definição da quantidade e localização dos pontos de monitoramento de pressão	87
3.4.6	Emprego da Inteligência Artificial na detecção de vazamentos.....	89
4	Redes de distribuição estudadas .....	96
4.1.	Rede Two-Loop.....	96
4.2.	Rede Jardim Laudissi .....	97
4.2.1.	Caracterização da área de estudo.....	98
4.2.2.	Coleta de dados .....	98
4.3.	Rede Campos do Conde .....	101
4.3.1.	Caracterização da área de estudo.....	101

4.3.2.	Avaliação hidráulica preliminar à coleta de dados em campo .....	103
4.3.3.	Coleta de dados .....	115
4.3.4.	Calibração das rugosidades para as diferentes manobras realizadas .....	127
4.4.	Modelagem hidráulica do sinal de pressão em regime transitório para as redes estudas .....	136
5	Localização de rompimentos a partir do treinamento do sinal de pressão transitório – método LOCP .....	138
5.1.	O Método LOCP .....	138
5.2.	Aplicação do Método LOCP para a Rede Two-Loop .....	141
5.3.	Aplicação do Método LOCP para a Rede Jardim Laudissi .....	142
5.4.	Aplicação do Método LOCP para a Rede Campos do Conde com dados simulados	145
5.5.	Classificação de dados simulados e aplicação do Método LOCP para a Rede Campos do Conde .....	146
5.6.	Classificação de dados de campo e aplicação do Método LOCP para a Rede Campos do Conde .....	156
5.7.	Síntese dos resultados obtidos com o método LOCP .....	158
6	Localização de rompimentos a partir da codificação e treinamento do sinal de pressão transitório – método LOCSAX .....	160
6.1.	O Método LOCSAX .....	161
6.2.	Aplicação do Método LOCSAX para a Rede Two-Loop .....	164
6.3.	Aplicação do Método LOCSAX para a Rede Jardim Laudissi .....	166
6.4.	Aplicação do Método LOCSAX para a Rede Campos do Conde com dados simulados	170
6.5.	Classificação de dados simulados e aplicação do Método LOCSAX para a Rede Campos do Conde .....	173
6.6.	Classificação de dados de campo e aplicação do Método LOCSAX para a Rede Campos do Conde .....	182
6.7.	Síntese dos resultados obtidos com o método LOCSAX .....	184
7	Localização de rompimentos a partir do treinamento de características do sinal de pressão transitório – método LOCPEAKS .....	186
7.1.	O Método LOCPEAKS .....	187
7.2.	Aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Two-Loop .....	190
7.3.	Aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Jardim Laudissi .....	192
7.4.	Aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Campos do Conde com dados simulados .....	196
7.5.	Classificação de dados simulados e aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Campos do Conde .....	198

7.6.	Classificação de dados de campo e aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Campos do Conde .....	207
7.7.	Síntese dos resultados obtidos com o método LOCPEAKS .....	209
8	Análise de sensibilidade para a Rede Campos do Conde.....	211
8.1.	Localização de vazamentos em nós intermediários.....	211
8.2.	Avaliação da sensibilidade na localização de vazamento com a variação da posição dos pontos de monitoramento .....	216
9	Avaliação de desempenho dos métodos e discussões .....	224
10	Conclusões .....	231
11	Referências bibliográficas .....	233

# Capítulo 1

---

## Introdução

Parte significativa da água produzida para o consumo urbano é perdida nos sistemas de abastecimento desde a sua captação, produção e reservação, até a distribuição para o consumidor final, com índices variando desde 8% em países desenvolvidos até 45% em nações em desenvolvimento (OMS, 2011).

No Brasil, estas perdas representaram no ano de 2015 um índice médio de perdas de 36,7%, de acordo com o Sistema Nacional de Informações de Saneamento – SNIS (BRASIL, 2017). Nas bacias dos Rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí, nas quais se localizam o município de Campinas e sua região metropolitana, foi observado em 2008 um índice bastante próximo, de 37% (COBRAPE, 2011).

As perdas de água podem ser divididas em duas parcelas. Uma primeira aparente, relativa aos erros de medição e faturamento, e outra denominada física ou real, cujos vazamentos nas tubulações e redes de distribuição consistem em sua maior parcela, sensivelmente afetada pelas pressões de operação e continuidade do abastecimento.

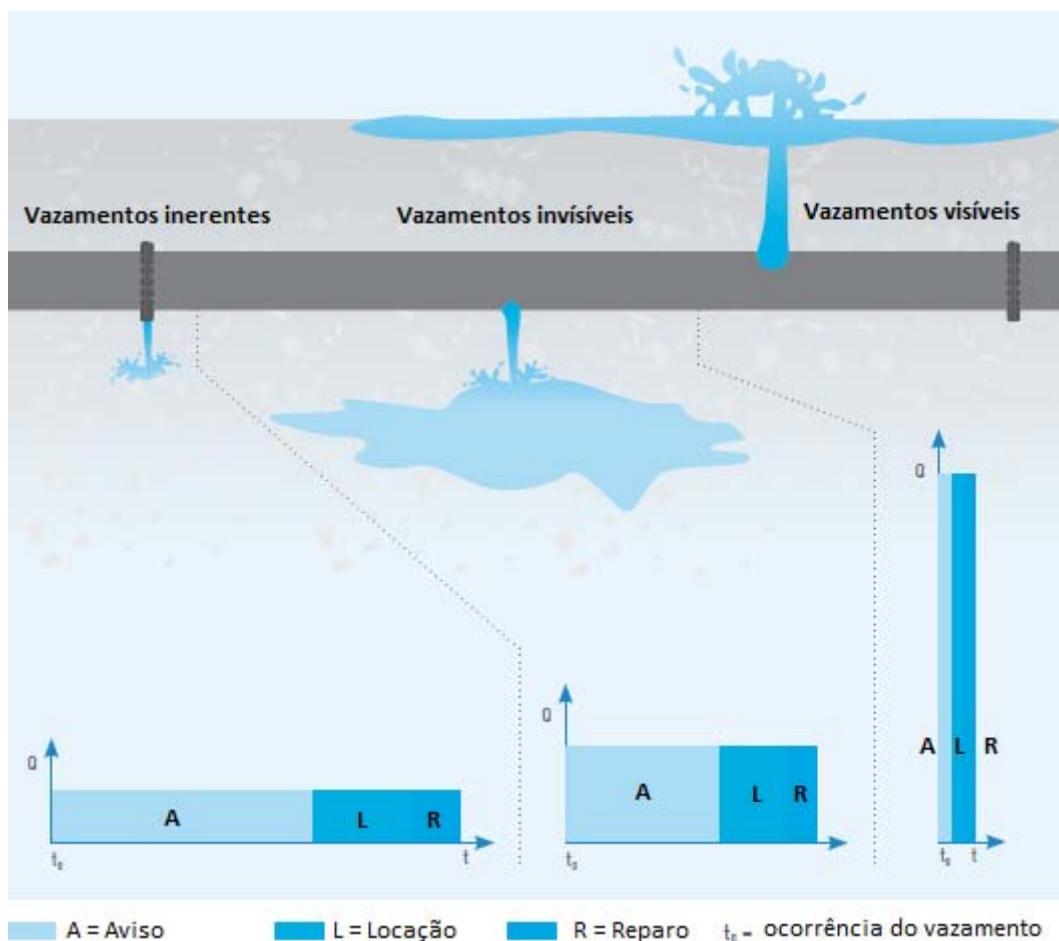
Em linhas gerais, quanto maior o índice de perdas, espera-se uma participação maior da parcela física em relação à aparente. Em sistemas bem operados, especificamente, a maior participação nas perdas físicas reside em vazamentos nos ramais prediais, com vazões proporcionalmente menores (IWA, 2000).

A parcela das perdas físicas relativas às fugas em redes, por sua vez, pode ser divididas em:

- a) vazamentos visíveis ou reportados, que surgem à superfície dependendo da magnitude do vazamento e condições de solo e recobrimento da tubulação e normalmente não requerem equipamentos especiais para sua localização;
- b) vazamentos não visíveis ou não reportados, por vezes de mesma intensidade que os primeiros vazamentos, mas que não afloram à superfície e dependem de técnicas de localização e;

- c) vazamentos inerentes, de menor ordem de grandeza (250 L/h ou menos), que ocorrem em juntas e conexões e possuem localização mais difícil.

Enquanto o terceiro grupo depende diretamente das condições físicas e operacionais das infraestruturas de distribuição de água, como reabilitação e substituição de redes e controle de pressão, os vazamentos de maiores intensidades, visíveis ou não visíveis, também encontram como boa ferramenta de combate a redução do *run time*, qual seja o tempo entre a consciência ou aviso da existência de um novo rompimento até sua efetiva localização e reparo, conforme ilustra a Figura 1.1.



**Figura 1.1 - Representação do *run time* para vazamentos inerentes, invisíveis e visíveis**  
Fonte: adaptado de GIZ (2011)

A detecção e localização de novos rompimentos em redes em operação a partir de dados operacionais, independente de campanhas de pesquisa em campo para localização de fugas invisíveis ou da comunicação por parte dos usuários de novos vazamentos, é o grande mote do presente trabalho.

Com o crescente desenvolvimento urbano, as cidades e infraestruturas urbanas apresentam-se cada vez maiores e tornam mais complexos os casos de ampliação, operação e manutenção de redes de distribuição de água. O crescimento das cidades envolve remanejamentos viários e de outros serviços urbanos, como coleta de esgoto, drenagem de águas pluviais, telefonia, gás, entre outros, cujas interferências podem provocar novos vazamentos nas redes de distribuição e, o que é mais crítico, dificultar o afloramento de vazamentos, inclusive daqueles de grande magnitude ou rompimentos completos de tubulações.

Estes vazamentos, pela sua frequência sonora, são mais difíceis de serem localizados por meios acústicos e implicam, além das consequentes perdas de água, também em sérios problemas operacionais como o desabastecimento ou danos às infraestruturas adjacentes. Além disso, sua solução definitiva, envolvendo sua localização e reparo, demanda tempo e recursos preciosos que poderiam ser alocados em melhorias de outras infraestruturas de saneamento (JALALKAMALI E EFTEKHARI, 2012; MISUINAS et al, 2005; ALLEN et al, 2011).

Os impactos financeiros associados aos rompimentos de redes envolvem custos diretos e indiretos relativos à água perdida, a eventuais danos às infraestruturas adjacentes e ao desabastecimento de consumidores, custos estes que poderiam ser reduzidos significativamente com a rápida detecção e localização dos vazamentos (MISIUNAS et al, 2005).

MORRISON (2004) *apud* MISIUNAS et al (2005) apontam para um tempo médio de detecção e localização de um vazamento de 4 m<sup>3</sup>/h (1,11 L/s) da ordem de 5 dias no estudo apresentado. WRF (2011) relata avaliações do tempo de consciência do vazamento da ordem de 0,1 a 0,5 dia e tempos de localização e reparo de até 24,4 dias, ressaltando a necessidade de ferramentas de detecção e localização de vazamentos que vão além da habitual pesquisa sônica em campanhas de campo.

KORNMAYER (2011) ressalta a dificuldade de localização acústica de vazamentos em redes de diâmetros menores, com até 4" (100 mm) de diâmetro, e afirma ainda que, mesmo perdendo água em vazões menores, isso implica em perdas superiores a vazamentos em tubulações de grandes diâmetros, justamente pelo tempo perdido em sua localização. Um manual prático de localização de vazamentos elaborado pela Organização Mundial da Saúde (OMS, 2011) ilustra esta situação, com volumes de

perdas em redes de distribuição (diâmetros menores) superiores em até seis vezes a rompimentos de tubulações maiores, devido ao tempo gasto em todo o processo de localização e reparo.

A literatura apresenta diversos métodos para modelar vazamentos ao longo da rede (COVAS et al., 1998; LIGGETT E CHEN, 1994; CAPUTO E PELAGAGEE, 2002; MISIUNAS, 2005). Todavia, apesar dos avanços recentes, eles ainda apresentam dificuldades de aplicação, uma vez que as concessionárias ainda carecem de ferramentas práticas para auxiliar na localização de grandes rompimentos (SHINOZUKA et al, 2005; MASHFORD et al, 2009).

O problema da relação causa-efeito entre a ocorrência de vazamentos e as consequentes alterações nas características hidráulicas da rede, como vazão e pressão, encontra solução a partir de métodos de matemática inversa, auxiliados por métodos de reconhecimento de padrões de comportamento a partir de Inteligência Artificial (IA) (CAPUTO E PELAGAGGE, 2002; FARES E ZAYED, 2010; VITKOVSKY et al, 2000).

Ferramentas de telemetria são ainda incipientes no Brasil e os sistemas de supervisão e controle em tempo real (*Supervisory Control and Data Acquisition – SCADA*) não estão adequados para a localização de vazamentos, permitindo muitas vezes aos operadores apenas a prática de levantamento de pressões (manometria) para diagnosticar o problema.

A localização de vazamentos a partir da análise de modelos hidráulicos em regime transitório apresenta-se atrativa pelas boas faixas operacionais, custos relativamente baixos e conveniência de ser um método não intrusivo. Entretanto, de um total de 30 trabalhos analisados por COLOMBO et al (2009), apenas uma menor parte alcançou a validação das técnicas propostas a partir de testes de campo. Esta tarefa constitui, junto da evolução dos algoritmos de otimização e velocidades de processamento, o maior desafio a ser enfrentado na localização de vazamentos por análise transitória.

A avaliação da sensibilidade da rede para identificação dos melhores pontos de coleta de pressão permite melhores respostas dos modelos hidráulicos, mesmo com número relativamente pequeno de sensores (MISIUNAS, 2005; VITKOVSKY et al, 2003; KAPELAN et al, 2005).

Diante dos fatos apresentados, o presente projeto propõe e avalia metodologias de detecção e localização de rompimentos em redes de distribuição de água a partir do monitoramento e análise de dados de pressão em regime transitório, com vistas a redução das perdas por vazamentos nos sistemas de distribuição com redução dos tempos de detecção e localização destas fugas.

O trabalho foi dividido em capítulos para apresentação a apreciação dos temas desenvolvidos, cujos objetivos gerais são apresentados no Capítulo 2.

O Capítulo 3 apresenta o Estado da Arte que ensejou o trabalho, desde a modelagem de redes de distribuição de água, calibração, Inteligência Artificial, vazamentos em sistemas de distribuição e técnicas para sua localização disponíveis na literatura.

O Capítulo 4 apresenta as redes de distribuição de água analisadas no presente trabalho, quais sejam uma rede teórica (Two-Loop) e duas redes reais do interior do Estado de São Paulo, Jardim Laudissi em Santa Bárbara d'Oeste e Campos do Conde em Piracicaba, com características e escalas distintas. São apresentados também a instrumentação e os resultados de coleta de dados em campo para as redes reais.

Os Capítulos 5, 6 e 7 apresentam os métodos propostos para localização de vazamentos, respectivamente os métodos LOCP, LOCSAX e LOCPEAKS, e seus resultados de aplicação às redes estudadas.

As análises de desempenho dos métodos e de sensibilidade na localização dos sensores de pressão para a rede Campos do Conde são apresentadas no Capítulo 8, enquanto os Capítulos 9, 10 e 11 apresentam, respectivamente, as discussões, conclusões e referências bibliográficas utilizadas no trabalho.

## Capítulo 2

---

### Objetivos

O presente trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento e aplicação de metodologias para detecção e localização de vazamentos em redes de distribuição de água, de forma a contribuir com a redução dos tempos de localização e reparo de novos rompimentos de rede.

Os objetivos específicos do trabalho, em termos da realização de campanhas de campo para determinação do sinal transitório de pressões quando da ocorrência de novos vazamentos e da definição adequada do número e localização de sensores de monitoramento, são definidos na forma:

- desenvolver metodologia para detecção e localização de rompimentos em redes de distribuição de água, a partir de análise de características de dados de pressão em regime transitório;
- realizar testes de vazamentos em campo, com abertura rápida de válvulas de descargas de rede, com monitoramento de vazão e pressões em regime transitório;
- aplicar as metodologias propostas em redes teóricas e reais de distribuição, com avaliação de seu desempenho e demais características;
- realizar análise de sensibilidade da rede, permitindo identificar como a localização dos pontos de monitoramento interfere na qualidade da detecção e localização de vazamentos.

Em linhas gerais, o desenvolvimento do trabalho justifica-se pela necessidade de técnicas práticas para detecção e localização de vazamentos, aplicáveis em sistemas reais e em tempo real, permitindo às companhias de saneamento o controle e redução das perdas de água nos sistemas de distribuição, sobretudo às parcelas físicas por rompimentos de rede.

# Capítulo 3

---

## Estado da Arte

O presente capítulo apresenta o Estado da Arte envolvida no trabalho, em termos de modelagem hidráulica de redes de distribuição de água e do tratamento de dados e aplicação de inteligência artificial e aprendizado de máquinas na localização de vazamentos.

### 3.1 Modelagem matemática

A modelagem matemática apresenta-se como importante ferramenta no planejamento, projeto e operação de sistemas em diversas áreas da engenharia, notadamente daquelas em que os riscos ou custos envolvidos exijam conhecimento adequado das condições de utilização do sistema.

Na hidráulica dos sistemas de distribuição de água, a modelagem matemática é amplamente aplicada, desde a otimização de projetos das redes de distribuição e seus componentes até a definição de regras operativas, bem como na avaliação e diagnóstico de problemas operacionais.

#### 3.1.1 Modelagem matemática e calibração de redes de distribuição de água

A modelagem matemática de sistemas de abastecimento de água envolve dados físicos do sistema, equações de conservação da massa e da energia e os algoritmos necessários para solução destas equações, consistindo, desde o projeto até a operação cotidiana destes sistemas, em importante ferramenta, a qual permite (COELHO et al., 2006):

- conhecer melhor o comportamento hidráulico e a sensibilidade do sistema, em termos de vazão e pressão, sob diversos cenários operativos;

- realizar avaliação rápida das condições operacionais do sistema, dado que inspeções físicas são viáveis em apenas uma pequena parte das redes ou seus acessórios;
- compreender globalmente o sistema, uma vez que o monitoramento de pressões, vazões e de parâmetros de qualidade da água consome tempo e dinheiro e dificilmente cobre integralmente todos os pontos notáveis do sistema como, por exemplo, a totalidade dos pontos de conexão e consumo de água;
- atuar nas causas dos problemas, antevendo com segurança os efeitos de problemas operacionais como falta de pressão, perdas excessivas, aparecimento de água na superfície, coloração ou turbidez da água.

A qualidade dos resultados da modelagem hidráulica depende da boa calibração do modelo, definida como o processo de refinamento de seus parâmetros a partir de dados observados no sistema, com um ajuste fino dos valores daqueles parâmetros que possuam maiores incertezas associadas ou que não possam ser determinados fisicamente para todos os pontos, como a variação do consumo ou as rugosidades das tubulações, por exemplo.

Em alternativa à abordagem iterativa de ajuste dos parâmetros de calibração, através de processos de tentativa e erro, ORMSBEE E WOOD (1985) propõem algoritmo de calibração do coeficiente de rugosidade C da equação de resistência de Hazen-Williams, com solução explícita das equações de conservação de massa e energia no sistema.

A calibração das rugosidades das tubulações, fontes de cargas hidráulicas e demandas nos nós, sob regime permanente ou estendido, foi proposta por ORMSBEE (1989) através de uma rotina de otimização implícita e não linear. O método proposto possui a vantagem de analisar outros parâmetros além das rugosidades e ainda a de permitir incorporar restrições operacionais ao processo de calibração.

OSTFELD et al. (2012) apresentam resultados de um programa denominado “Batalha de Calibração de Redes de Água”, que contou com catorze equipes participantes entre comunidade acadêmica, prestadores de serviço e consultores, no

desenvolvimento e aplicação de diversas técnicas de calibração a um único modelo hidráulico pré-estabelecido, envolvendo técnicas de tentativa e erro, métodos determinísticos e heurísticos de otimização e inteligência artificial. A compilação dos trabalhos realizados permitiu concluir, entre outros aspectos, que:

- um modelo, por melhor que seja sua concepção, sempre será a representação do sistema real, de forma que sua validação nem sempre será possível;
- o processo de calibração conduz a um conhecimento melhor sobre todo o sistema, que vai além do conhecimento sobre o modelo calibrado em si;
- a precisão da calibração depende do uso pretendido para o modelo – a modelagem de qualidade da água, por exemplo, exige melhores determinações de vazões e velocidades que outros tipos de aplicações;
- a confiança e a frequência de utilização de um modelo pelos operadores do sistema são indicadores diretos de sua boa calibração;
- o processo de calibração pode ser útil na detecção e identificação de anomalias operacionais, como válvulas fechadas, obstruções e vazamentos;
- a calibração automática apenas suplementa o conhecimento pessoal e a experiência no processo de calibração, sem substituí-los;
- modelos devem ser sempre calibrados e validados antes de sua aplicação;
- os operadores do sistema devem participar ativamente do processo de calibração e análise do modelo;
- as simulações em período estendido de um modelo calibrado devem ser usadas com parcimônia na avaliação do comportamento hidráulico em grandes períodos de tempo;
- sistemas com grande quantidade de regras operacionais têm dificultada a modelagem e a calibração do modelo;
- a modelagem é bastante sensível às curvas características dos conjuntos de recalque, quando existentes, as quais, por sua vez, também devem ser calibradas;

- a realização de uma análise de sensibilidade é fundamental para conhecer quais parâmetros implicam em maiores efeitos e desvios dos resultados do modelo;
- deve-se considerar que qualquer medida utilizada para ajuste dos parâmetros pode conter erros e resíduos, com dependência direta da quantidade e qualidade dos dados coletados no sistema real;
- grandes consumidores devem ser identificados e considerados individualmente, assim como devem ser consideradas as diversas categorias de consumidores existentes;
- a calibração de um modelo com dados em regime permanente é distinta da calibração em período estendido;
- dados de sistemas supervisórios ou de telemetria contendo lacunas ou “janelas” ou com indícios de inconsistência devem ser checados antes da sua utilização na calibração;
- variáveis de saída como níveis de reservatórios, por exemplo, podem ser sensivelmente afetadas por erros ou perturbações nos dados e entrada, como rotação de bombas, entre outros.

AR (2011) comparou métodos de calibração do coeficiente de rugosidade em redes de distribuição de água e observou que atenção especial deve ser dada à precisão das medições de carga de pressão, vazão e elevação em campo, cujos erros influenciam significativamente os parâmetros calibrados finais. Observou também que o processo de calibração incorpora aos parâmetros finais outras possíveis fontes de perda de carga, como vazamentos – valores significativamente baixos de rugosidade podem “mascarar” vazamentos, sem configurar necessariamente tubulações antigas ou obstruídas.

O autor recomenda que os nós de monitoramento sejam definidos o mais distante possível dos nós fonte (reservatórios ou elevatórias), para aferição de perdas de carga mais significativas, para facilitar o processo de calibração do modelo. Especialmente em redes maiores, a setorização e a realização de testes de vazão em hidrantes são recomendadas, enquanto maneira de não induzir a que todos os trechos da rede assumam um único valor do coeficiente de rugosidade.

ABE (2014) propõe um sistema de calibração de redes baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) a partir de duas abordagens, sendo uma primeira exclusivamente a partir de RNA e uma segunda, híbrida, que utiliza os resultados da calibração por RNA como populações iniciais na busca de soluções pelo método dos Algoritmos Genéticos (AG), enquanto estimativas iniciais mais próximas da solução.

Os resultados obtidos pelo autor com aplicação do sistema proposto a quatro setores de distribuição de água da cidade de Araraquara, SP, indicaram bons resultados do modelo híbrido se comparado às técnicas tradicionais de calibração, principalmente em termos da velocidade de processamento.

Ressalta-se que o uso exclusivo de RNA na calibração dos setores estudados em seu trabalho não se mostrou eficiente, embora o autor recomende que novos estudos sejam realizados para determinar variáveis de entrada e saída mais adequadas para este tipo de calibração.

Técnicas de otimização que minimizem as diferenças entre dados obtidos do sistema e os modelados matematicamente tentam conciliar todos os dados disponíveis em uma solução adequada do problema. Todavia, mesmo que as respostas do modelo sejam precisas, tem-se que o modelo foi calibrado a partir de informações de campo, que carregam suas próprias incertezas e que não podem ser desconsideradas para resultados satisfatórios e robustos (IZQUIERDO et al., 2006).

### **3.1.2 Modelagem matemática e determinação de fatores de atrito em regime transitório**

Regime transitório pode ser definido como aquele intermediário entre dois regimes permanentes – inicial e final – provocado por uma manobra no sistema, como o fechamento ou abertura de uma válvula, a variação da rotação em conjunto de recalque ou rompimentos de rede.

Considerando a variação temporal do escoamento, as Equações da Continuidade e de Quantidade de Movimento podem ser escritas como as equações (3.1) e (3.2), respectivamente:

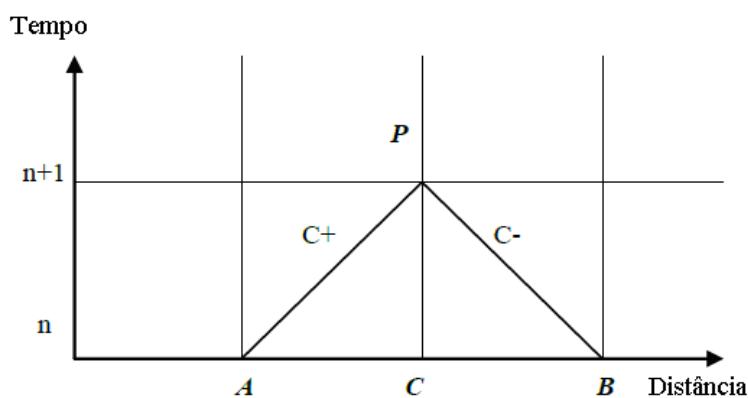
$$\frac{g}{a^2} \frac{\partial H}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial x} = 0 \quad (3.1)$$

$$\frac{\partial V}{\partial t} + g \frac{\partial H}{\partial x} + \frac{\tau \pi D}{\rho A} = 0 \quad (3.2)$$

em que  $a$  é a celeridade da tubulação (m/s);  $H$ , a carga hidráulica (m);  $\rho$ , a massa específica do fluido ( $\text{kg/m}^3$ );  $V$ , a velocidade média na seção (m/s);  $A$ , a área da seção transversal ( $\text{m}^2$ );  $\tau$ , a tensão de cisalhamento ( $\text{N/m}^2$ ); e  $g$ , a aceleração da gravidade ( $\text{m/s}^2$ ).

As propriedades não-lineares do termo de atrito da Eq. (2) impedem sua solução analítica, sendo empregadas diversas técnicas de solução envolvendo métodos gráficos, aritméticos, algébricos ou numéricos, como diferenças finitas, volumes finitos, análise linear, entre outras (DUAN, 2011).

Uma das abordagens mais empregadas para solução numérica de problemas em regime transitório é o Método das Características (MOC), que é um método de fácil implementação computacional, que converte as equações diferenciais parciais (3.1) e (3.2) em equações diferenciais ordinárias com a introdução de duas retas características (A-P e B-P) que permitem avaliar as incógnitas no instante de tempo  $n+1$ , conforme Figura 3.1.



**Figura 3.1 – Retas características**  
Fonte: adaptado de DUAN (2011)

Matematicamente, as equações para a carga hidráulica no ponto  $P$  no instante  $n+1$ , a partir das informações disponíveis em  $A$  e  $B$  no instante  $n$ , são:

$$H_p = C_A - B_A Q_p \quad (3.3)$$

$$H_p = C_B + B_B Q_P \quad (3.4)$$

onde:

$$C_A = H_A + B Q_A \quad (3.5)$$

$$B_A = B + R |Q_A| \quad (3.6)$$

$$C_B = H_B + B Q_B \quad (3.7)$$

$$B_B = B + R |Q_B| \quad (3.8)$$

com:

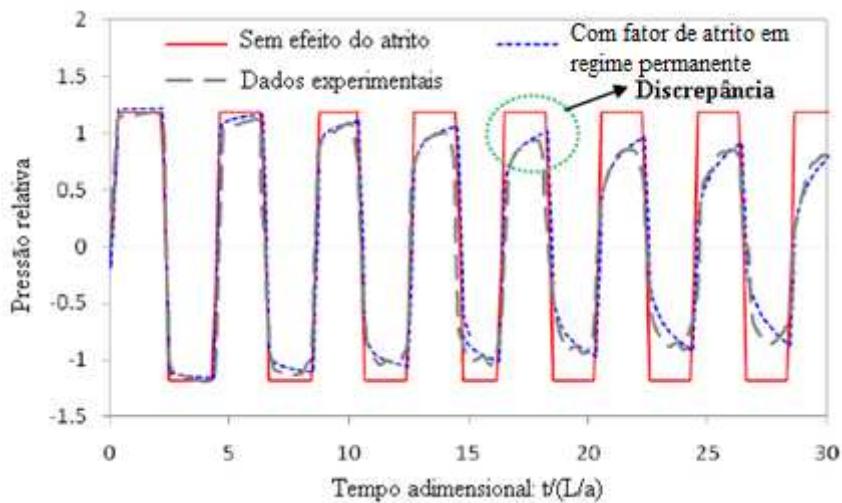
$$B = \frac{a}{gA} \quad (3.9)$$

$$R = \frac{f\Delta x}{2gDA^2} \quad (3.10)$$

sendo  $f$  o fator de atrito da Fórmula Universal de perda de carga, adimensional e;  $\Delta x$  o incremento da distância no sentido do escoamento (m).

A análise de modelos de distribuição de água em regime transitório é incentivada desde WYLIE (1983), que estabelece ideias e conceitos gerais para aplicações computacionais do Método das Características (MOC) com menores esforços e necessidades de armazenamento.

Os valores determinados para os fatores de atrito das tubulações em regime permanente são, com alguma frequência, utilizados para análise em regime transitório, apesar do desajuste entre valores observados e simulados nestas condições, conforme ilustra a Figura 3.2 (KIM et al., 2008; DUAN, 2011).



**Figura 3.2 – Comparação entre dados simulados com e sem influência do atrito e dados experimentais**

Fonte: adaptado de DUAN (2011)

Os fatores de atrito em regime não permanente podem ser compostos, artificialmente, pelo somatório de duas parcelas de atrito: uma quase permanente e outra transitória, esta última determinável a partir de uma grande variedade de proposições disponíveis na literatura (DUAN, 2011).

SIMPSON E VITKOVSKY (2001) aperfeiçoaram o modelo proposto por BRUNONE et al. (2000), que acrescenta uma parcela de atrito relacionada ao regime transitório, denominada  $f_u$ , nas componentes da aceleração de transporte e de convecção instantâneas, respectivamente  $\delta V/\delta t$  e  $a \cdot \delta V/\delta x$ , cuja expressão final é capaz de reproduzir os fatores de atrito em regime transitório, conforme Eq. (3.11).

$$f = f_s + \frac{kD}{V|V|} \left\{ \frac{\partial V}{\partial t} + a \cdot \text{sgn}(V) \left| \frac{\partial V}{\partial x} \right| \right\} \quad (3.11)$$

em que  $f_s$  é o fator de atrito em regime permanente;  $k$  é coeficiente de atrito de Brunone;  $D$  é o diâmetro da tubulação (m);  $V$  é a velocidade longitudinal em (m/s);  $a$  é a celeridade (m/s).

LEE et al. (2005) observaram em um sistema de uma tubulação simples que a consideração do atrito em regime permanente reduz a magnitude da frequência de

resposta do sistema e recomendam a consideração dos fatores de atrito em regime transitório para melhores resultados com o modelo proposto.

### 3.1.3 Modelos de otimização

A calibração de redes através da minimização de diferenças entre pressões observadas e simuladas encontra solução em métodos de derivação de sistemas não lineares ou por diversos métodos de busca, cuja seleção entre a abordagem mais adequada coincide com a avaliação da melhor relação convergência-velocidade (COLOMBO et al., 2009).

Um dos principais representantes dos métodos de derivação não linear é o método de Levenberg-Marquardt (LM) que apresenta rápida convergência, mas também apresenta o risco de estacionar em pontos ótimos locais – e não globais – ou pontos de inflexão.

VITKOVSKY et al. (2002) apud COLOMBO et al. (2009) propõem um melhoramento do método original de Levenberg-Marquardt através da avaliação da possibilidade de vazamento em qualquer dos nós, enquanto estimativa inicial, com evolução de apenas um seletivo número de candidatos com melhores valores da função objetivo até a solução final. Os resultados obtidos pelos autores ilustram que o método, denominado Levenberg-Marquardt Sistemático (LMS), apresenta resultados mais precisos na localização de vazamentos que o método original.

Os Algoritmos Genéticos (AG) reproduzem a maneira como populações evoluem geneticamente através das gerações, onde processos de seleção, cruzamento e mutação são empregados para evoluir uma população inicial de soluções, satisfazendo restrições de forma a minimizar ou maximizar uma determinada função objetivo até sua estabilização (VITKOVSKY et al., 2000). Os AG são um método evolucionário de busca menos suscetível ao apontamento de ótimos locais enquanto solução do problema, mas que encontram a necessidade de um esforço computacional significativamente maior, embora perfeitamente praticável.

Os modelos híbridos prometem a união das melhores características de ambos os métodos, com um objetivo comum de acelerar e melhorar a solução de problemas inversos (COLOMBO et al., 2009).

KAPELAN et al. (2004) apud COLOMBO et al. (2009) apresentam modificações ao modelo original de análise transitória inversa, com manutenção da função clássica de mínimos quadrados acrescida de um termo de penalização, que inclui dados dos testes de campo, de alocação de demanda, uso de dados da literatura e expertise geral na operação do sistema. A aplicação do modelo proposto a simulações numéricas considerou o método de Levenberg-Marquardt, considerado mais adequado pelos autores na avaliação do termo de penalização.

KAPELAN et al. (2010) desenvolveram uma comparação entre o desempenho dos métodos dos Algoritmos Genéticos e de Levenberg-Marquardt na localização de vazamentos, propondo uma técnica híbrida que aproveita as melhores características dos procedimentos originais, com melhor eficiência computacional e convergência a um ótimo global. A aplicação do modelo híbrido a três casos numéricos apresentou uma convergência significativamente mais rápida que o AG original e com valores melhores da função objetivo que os obtidos apenas com LM.

LI (2010) apresenta resultados do acoplamento do método de Levenberg-Marquardt a uma rede neural clássica, cujos resultados indicaram uma precisão de 99% na de previsão de danos em sistemas de exploração de óleo e gás.

BENKACI et al. (2012) também empregaram o método de Levenberg-Marquardt na fase de treinamento de uma rede neural, com o objetivo de identificar vazamentos na tubulação de admissão de ar de motores a diesel. Os resultados obtidos pelos autores reforçaram as propriedades de precisão e adaptação do método de otimização, mesmo em situações operacionais críticas – no caso, vazamentos pequenos (da ordem de 0,1 mm de diâmetro) e baixos valores de torque e rotação do motor.

### **3.2 Aprendizado de Máquinas e Inteligência Artificial**

O processo de aprendizado pode ser classificado em relação à independência do aprendiz e em termos da sua relação com as demais informações do mundo (retroação) (BARRETO, 2002).

No primeiro caso, em termos da independência de quem aprende, a aprendizagem pode ser dar por memorização, por contagem, por exemplos, por analogia ou por exploração e descoberta. Já em termos da interação do processo de aprender com as demais informações do mundo, o processo de aprendizado de máquinas pode ser dividido em dois grupos de aprendizagem: supervisionado e não supervisionado.

Os métodos de aprendizado supervisionado processam sinais de entrada de forma a minimizar erros das informações de saída, dados pela diferença entre valores estimados e conhecidos, conforme equação (3.12).

$$e_i = \frac{1}{2} (y_i - f(x_i))^2 \quad (3.12)$$

onde  $e_i$  é o erro para um certo dado  $i$ , estimado pela diferença entre um valor conhecido  $y_i$  e o valor estimado pela função  $f(x_i)$ , sendo  $x_i$  a entrada para certo dado  $i$ .

Os métodos de aprendizado não-supervisionado, por sua vez, processam dados de entrada em busca de correlações e informações topológicas que permitam o agrupamento dos dados, mas sem utilizar informações sobre se a resposta da rede ( $f(x_i)$ ) foi ou não adequada.

Os métodos de aprendizagem supervisionados se mostram bastante adequados em problemas de otimização, previsão e regressão, enquanto processos de classificação encontram boas soluções utilizando métodos de aprendizagem não supervisionado.

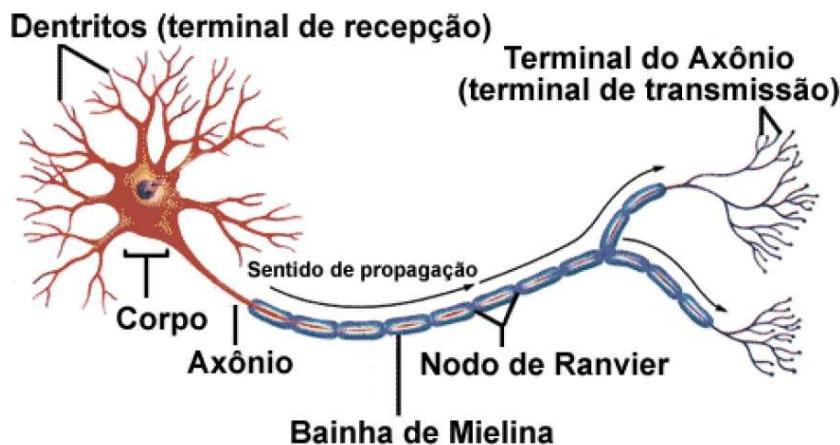
### 3.2.1 Metáfora

O cérebro humano é uma central de processamento de informações, não lineares e em paralelo, responsável pelo aprendizado através da organização das unidades de processamento cerebral, os neurônios (HAYKIN, 2009; COZOLINO E SPROKAY, 2006).

No sistema nervoso, o neurônio é uma célula nervosa que conduz os estímulos nervosos, captando-os do ambiente pelos dentritos e processando-os em seu corpo

central, por meio de reações químicas em regiões denominadas sinapses. O filamento central de um neurônio, denominado axônio, propaga as novas informações até regiões terminais de contato com novos neurônios (AFFONSO, 2011).

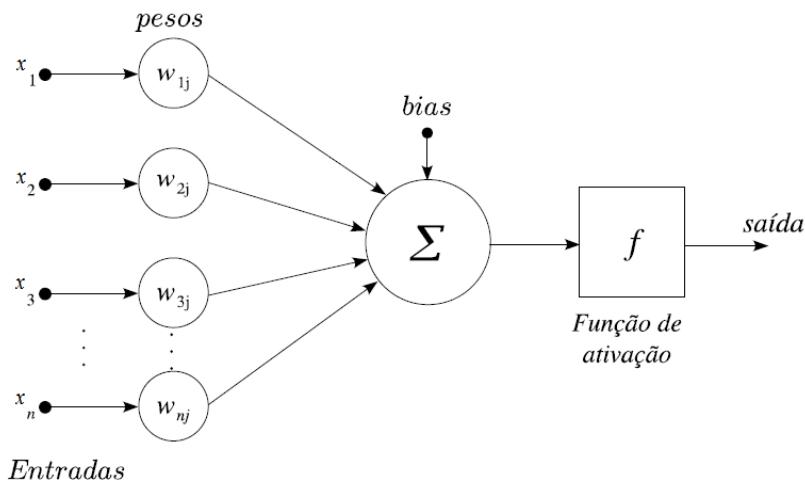
A Figura 3.3 ilustra os principais elementos de um neurônio biológico.



**Figura 3.3 - Modelo esquemático de um neurônio biológico.**  
Fonte: AFFONSO (2011)

### 3.2.2 Perceptron

McCULLOCH E PITTS (1943) propuseram o primeiro estudo matemático e lógico do comportamento cerebral humano, que alavancou o desenvolvimento dos modelos matemáticos neurais até o modelo matemático *Perceptron*, proposto por ROSENBLATT (1958), em que um conjunto de entradas  $x_i$ , multiplicadas por seus respectivos pesos sinápticos  $w_i$ , são combinadas para ativar um neurônio que, pela aplicação da função de ativação  $f$ , facilmente derivável, produz seu sinal de saída, analogamente à frequência de descarga elétrica do neurônio biológico, conforme ilustra a Figura 3.4.



**Figura 3.4 - Neurônio artificial**  
Fonte: adaptado de MATSUNAGA (2012)

O *Perceptron* de Rosenblatt permitiu passos importantes no conhecimento matemático do cérebro, porém limita-se, quando sozinho, à solução de processamentos simples e lineares de entradas e saídas de dados.

### 3.2.3 Redes de múltiplas camadas

A união de diversos neurônios artificiais, ou *Perceptrons*, em redes neurais de múltiplas camadas permitiu a universalização das redes e solução de problemas não lineares, em uma arquitetura conhecida como *Multi Layer Perceptron* ou MLP.

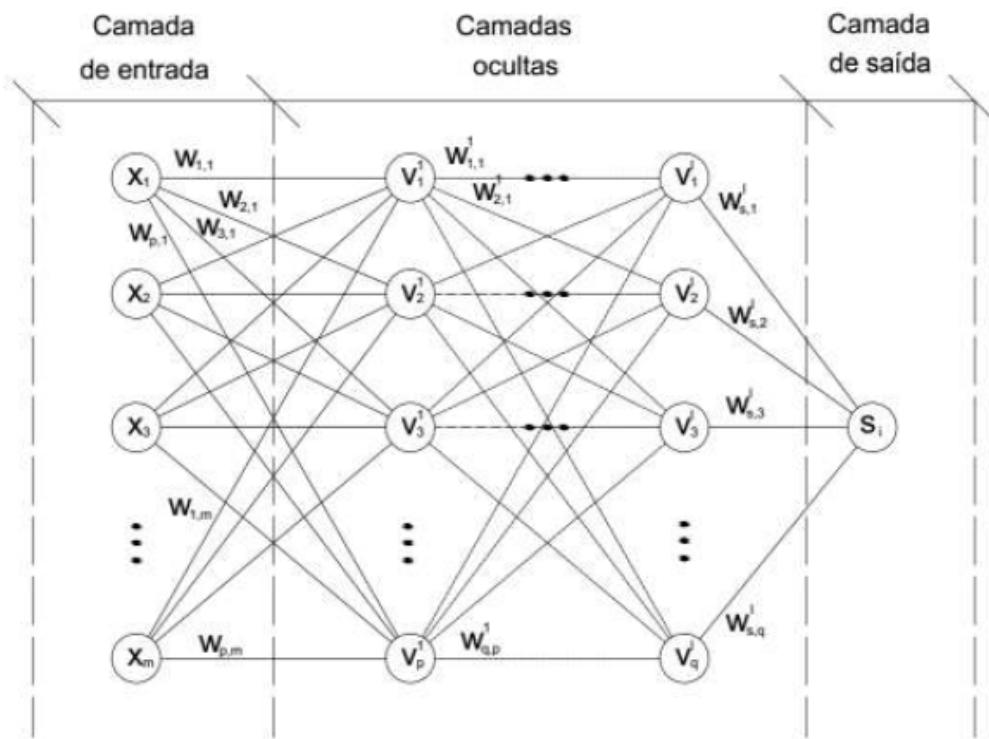
Em termos gerais, uma MLP é composta por três camadas gerais, sendo (i) uma camada de entrada, em que cada dado é associado a um ou vários neurônios e modulados pelos pesos de entrada ou sinápticos, tendo como saída o resultado de uma função de ativação  $f(\cdot)$  aplicada ao produto linear do vetor de pesos de cada neurônio e do vetor de entrada; (ii) uma ou mais camadas intermediárias, que processam as saídas da camada anterior até (iii) uma camada de saída da rede neural.

Considerando uma rede com uma única camada intermediária, sua saída  $s_i$ , correspondente à um vetor de entrada  $x_i$ , pode ser expresso conforme equação (3.13).

$$f(x_i) = f\left( \sum_{q=1}^Q w_q \cdot f\left( \sum_{p=1}^P w_p \cdot x_i \right) \right) = s_i \quad (3.13)$$

em que  $w_q$  é o vetor de pesos referente ao neurônio  $q$ ;  $w_p$  é o vetor de peso referente ao neurônio  $p$  e;  $s_i$  é a saída do ajuste do vetor de dados de entrada  $x_i$ .

A Figura 3.5 ilustra a arquitetura geral de uma MLP.



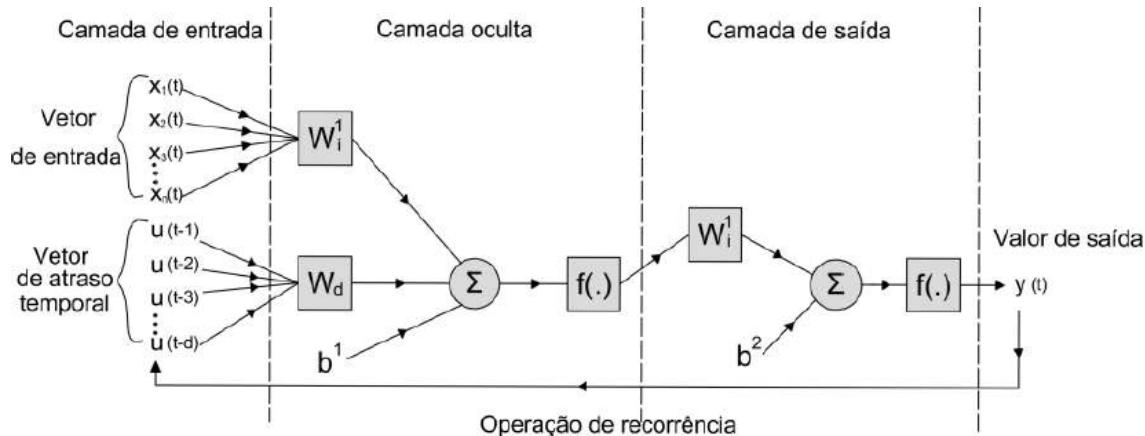
**Figura 3.5 - Estrutura de uma MLP**  
Fonte: BRENTAN (2017)

### 3.2.4 Redes recorrentes

As redes neurais recorrentes foram propostas para considerar a correlação temporal da variável de saída (FUNAHASHI E NAKAMURA, 1993), utilizando laços internos que retornam a saída de uma, de algumas ou de todas as camadas como dados de entrada de um novo ciclo. Assim, uma RNA recorrente diferencia-se de uma RNA de múltiplas camadas convencional pelo sentido de propagação do sinal, que ocorre apenas da entrada para saída nas redes convencionais.

Este tipo de arquitetura apresenta várias vantagens, desde a consideração de comportamento adicional durante o processo de treinamento com a retro-alimentação, até a possibilidade de inúmeros arranjos de camadas intermediárias, aproveitando ou não sinais retro-propagados.

Um arranjo geral de uma RNA recorrente é apresentado na Figura 3.6, onde a camada de entrada é alimentada pelo vetor de estado atual  $x(t)$  e pelo vetor  $u$ , resultado do laço entre saída e entrada.



**Figura 3.6 - Arranjo de uma rede recorrente**  
Fonte: BRENTAN (2017)

Este arranjo é também definido por rede não-linear, auto-regressiva e de entrada exógena ou NARX (LIN et al., 1996).

### 3.2.5 Mapas Auto-organizáveis

Os mapas auto-organizáveis (ou SOM – *Self-Organizing Maps*) são um tipo de rede neural artificial de aprendizado não supervisionado, baseada no comportamento cerebral diante de estímulos visuais e de memória (KOHONEN, 1982).

Os SOMs encontram aplicação em várias áreas de pesquisa, principalmente quando é necessária a extração de padrões de dados de muitas dimensões, que devem ser processados em um número menor de dimensões.

O processo de aprendizado competitivo é responsável pelo ajuste dos mapas, composto por três etapas básicas:

- Competição, na qual é identificada no mapa a região mais ativada por determinado dado de entrada;
- Cooperação, quando é determinada a influência do neurônio vencedor da “disputa”; e

- Atualização sináptica, em que o neurônio vencedor modifica o peso sináptico e estabelece um sistema de ativação, no qual dados similares ativam regiões similares.

Considerando um vetor de entrada  $x_i$ , o SOM estabelece uma malha sobre o espaço de dados de forma que cada nó da malha corresponde a um neurônio, descrito pelo vetor de pesos sinápticos que o compõe, conforme equação (3.14).

$$w_j = [w_{j,1}, w_{j,2}, \dots, w_{j,m}]^T \quad (3.14)$$

O neurônio vencedor do primeiro processo de competição pode ser identificado pela similaridade entre um padrão de entrada e cada neurônio, comumente expresso em termos da distância Euclidiana entre eles, na forma da equação (3.15).

$$i(x) = \arg \min (\|x - w_j\|) \quad (3.15)$$

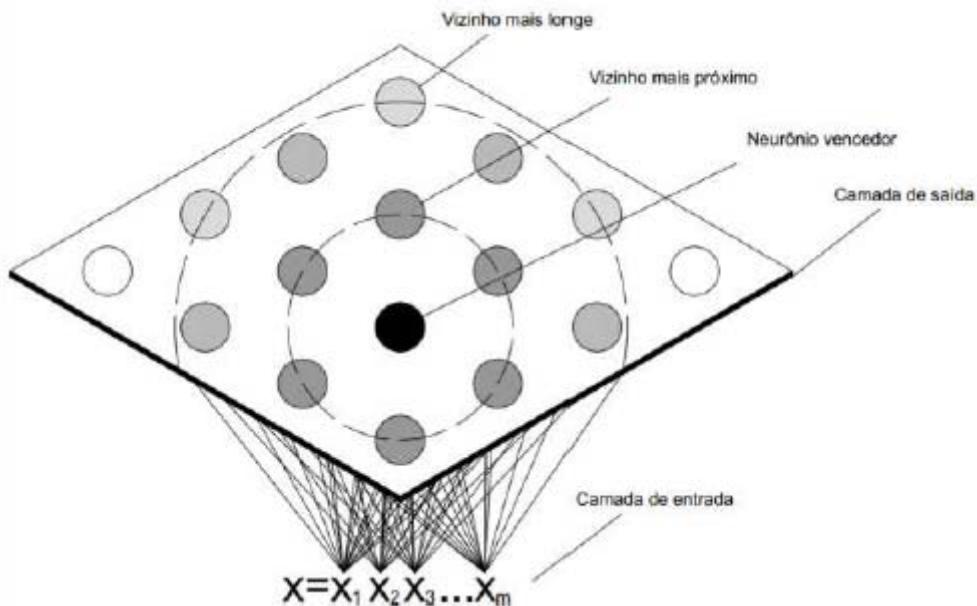
No estágio seguinte, de cooperação, é definido como os neurônios vencedores afetam seus vizinhos em uma avaliação que pode ser dada por uma função Gaussiana, em que  $h_{j,i}(x_i)$  é a vizinhança topológica do neurônio vencedor  $i(x)$  e  $\sigma_n$  o tamanho da vizinhança, como na equação (3.16).

$$h_{j,i}(x_i) = \frac{\exp(-d_{j,i}^2)}{2\sigma_n^2} \quad (3.16)$$

A distância  $d_{j,i}$  pode ser escrita como a norma quadrática entre dois vetores  $r_j$  e  $r_i$ , quais sejam respectivamente neurônios excitado  $j$  e vencedor  $i$ , na forma.

$$d_{i,j} = \|r_j - r_i\|^2 \quad (3.17)$$

A Figura 3.7 apresenta um mapa de duas dimensões, com destaque mais escuro para o neurônio vencedor e sua influência na vizinhança.



**Figura 3.7 - Ativação da vizinhança de um neurônio vencedor em uma mapa auto-organizável**  
Fonte: BRENTAN (2017)

Na terceira e última fase de atualização dos pesos sinápticos, cada peso (posição de neurônio) é atualizado com seu correspondente incremento  $\Delta w_j$ , dado pela equação (3.18).

$$\Delta w_j = \eta h_{j,i}(x_i)(x - w_j) \quad (3.18)$$

onde  $\eta$  é a taxa de esquecimento, que representa o processo humano de aprendizado e é dado por:

$$\eta_n = \eta_0 \cdot \exp(-\eta/\tau) \quad (3.19)$$

em que  $\eta_n$  é a taxa de esquecimento para a iteração  $n$  e  $\eta_0$  a taxa de esquecimento inicial, de forma que os novos pesos sinápticos são dados por:

$$w_j^{n+1} = w_j^n + \eta_n h_{j,i}(x_i)(x - w_j) \quad (3.20)$$

### 3.3 Análise e classificação de séries temporais

A representação de séries temporais em símbolos provoca interesse em diversas áreas do conhecimento, passando pelas ciências da computação, astronomia e medicina,

em problemas de agrupamento, classificação, indexação e detecção de anomalias. Diversas técnicas de representação simbólica de séries temporais para mineração de dados têm sido propostas nas últimas décadas, mas que encontram dificuldades na dimensionalidade dos problemas, dado que muitas das técnicas propostas possuem a mesma dimensão dos dados originais, reduzindo pouco a escala destas transformações (LIN et al., 2007).

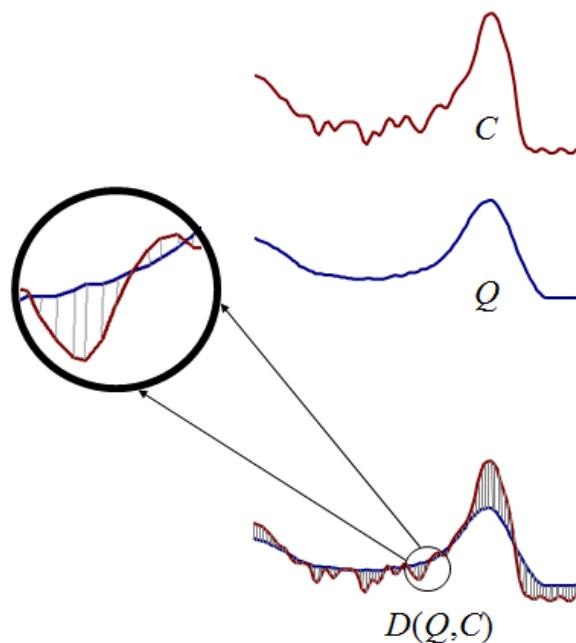
Dadas duas séries temporais de comprimento  $n$ ,  $Q$  e  $C$ , dadas pelas equações:

$$Q = q_1..q_n \quad (3.21)$$

$$C = c_1..c_n \quad (3.22)$$

A distância Euclidiana entre as duas séries  $Q$  e  $C$  pode ser expressa pela equação (3.23), ilustrada pela Figura 3.8.

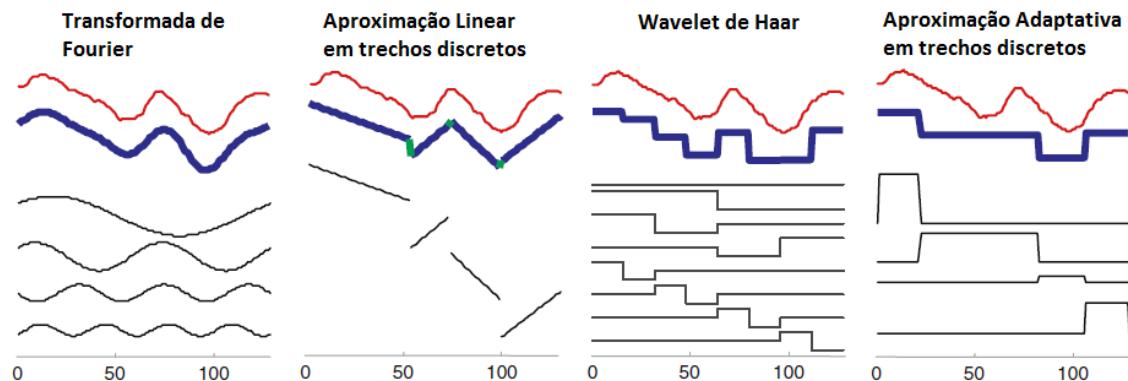
$$D(Q, C) \equiv \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - c_i)^2} \quad (3.23)$$



**Figura 3.8 - Distância Euclidiana entre as séries Q e C**  
Fonte: adaptado de LIN et al. (2003)

A adequada representação simbólica da série  $Q$  em uma nova série  $Q'$  deve permitir redução da dimensionalidade e de volume de dados armazenados, além de uma distância Euclidiana  $D(Q',C) < D(Q,C)$  (*lower bounding*).

A Figura 3.9 apresenta as representações mais comuns para séries de dados temporais, que criam uma aproximação dos dados, que buscam reter a parte mais essencial das séries e permitir suas análises com menor alocação de memória computacional.

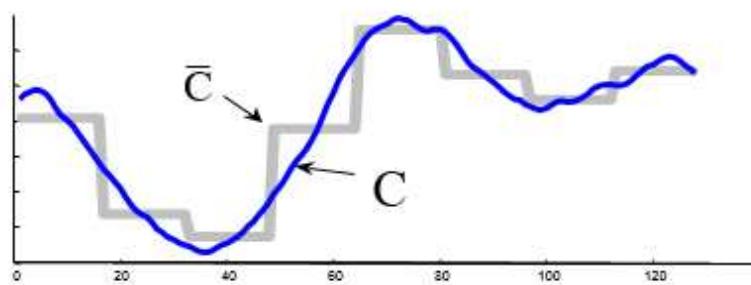


**Figura 3.9 - Representações mais comuns para séries temporais**  
Fonte: adaptado de LIN et al. (2007)

### 3.3.1 SAX

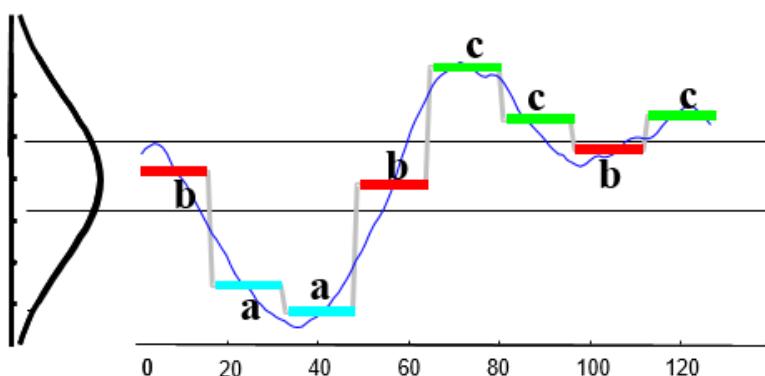
A técnica SAX – *Symbolic Aggregate Approximation*, proposta por LIN et al. (2007), permite converter uma série temporal em uma palavra (*string*) ao dividir a série em segmentos e classificar o valor médio de cada segmento, em função de uma curva normal de toda a série.

A aplicação do método é realizada em duas fases principais. A primeira fase consiste na divisão da série temporal original  $C$ , de tamanho  $n$ , em segmentos  $\bar{C}$  de comprimento  $s$ , sendo  $n$  múltiplo de  $s$ . A Figura 3.10 ilustra a divisão de uma série  $C$  em 8 segmentos:



**Figura 3.10 - Segmentação de uma série temporal para codificação em SAX**  
Fonte: LIN et al. (2007)

A segunda fase de aplicação do método SAX consiste na classificação da média de cada um dos segmentos da curva original C (oito segmentos, no exemplo da Figura 3.10) em função da curva normal de toda a série temporal, atribuindo um caractere a cada segmento, de acordo com a classificação da média de cada segmento, conforme ilustra a Figura 3.11 para cada um dos 8 segmentos do exemplo.



**Figura 3.11 - Classificação de cada segmento da série temporal em função da curva normal da série**  
Fonte: LIN et al. (2007)

O resultado final da conversão da série C em codificação SAX é a junção dos caracteres de cada segmento, no caso do exemplo, na string "**baabccbc**".

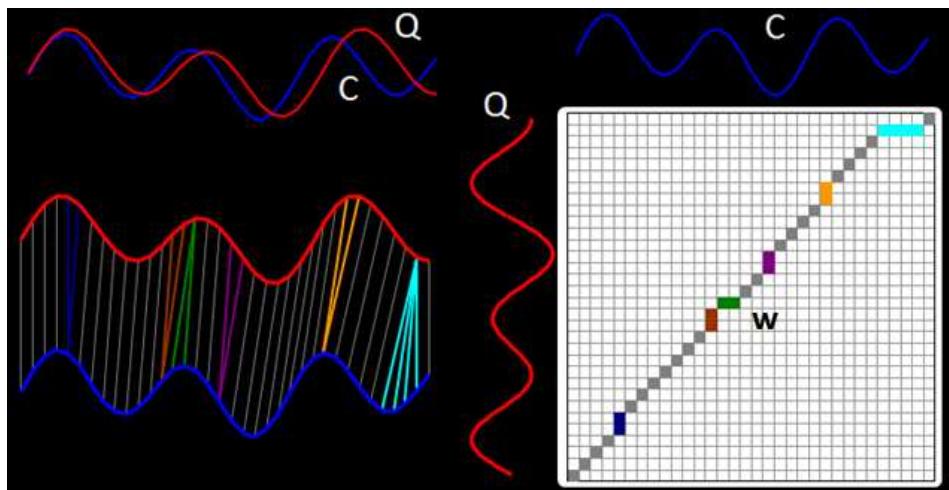
Os resultados obtidos por LIN et al. (2003) e LIN et al. (2007) indicam desempenho favorável do método SAX em relação a outros métodos apresentados na literatura, em aplicações em áreas da saúde, geração de energia e controle de sistemas, com redução significativa das alocações de memória computacional e boas condições de *lower bounding*.

### 3.3.2 DTW

O *Dynamic Time Warping* - DTW é um algoritmo, alternativo ao cálculo da distância Euclidiana convencional entre duas séries temporais, capaz de medir a similaridade entre duas séries temporais defasadas no tempo com eficiência computacional e efetividade dos resultados (MUEEN E KEOGH, 2016).

Pelo método, cada possível deformação  $k$  no tempo entre duas séries analisadas é um caminho  $w$  entre as séries, sendo a distância em DTW o melhor dos caminhos, conforme equação (3.24) e ilustrado pela Figura 3.12.

$$DTW(Q, C) = \min \left\{ \sqrt{\sum_{k=1}^K w_k} / K \right\} \quad (3.24)$$



**Figura 3.12 - DTW entre duas séries Q e C**  
Fonte: adaptado de MUEEN E KEOGH (2016)

O DTW apresenta-se como ferramenta dinâmica e robusta na avaliação de séries temporais, especialmente na mineração de dados em tempo real, cujos padrões de referência normalmente estão defasados dos valores obtidos "on line".

### 3.3.3 *k-means*

O método *k-means* é um algoritmo de aprendizado não supervisionado que realiza o agrupamento de dados em um número definido de grupos, com boa habilidade de separação e facilidade de implementação.

Dado um número  $k$  de grupos, cada qual representado pelo centro de gravidade do agrupamento,  $c_k$ , dado pela equação (3.25).

$$c_k = [c_{k1}, c_{k2}, \dots, c_{km}]^T \quad (3.25)$$

Cada dado é identificado em função de sua distância entre os centros de massa de cada grupo e comparado com os centros de massa de cada um dos grupos, onde a posição média de cada grupo é dado por:

$$c_k = \frac{\sum_{i=1}^{n_k} x_i}{n_k} \quad (3.26)$$

onde  $n_k$  é o número de elementos que pertencem ao grupo k.

Ao final do processo de classificação, espera-se para os dados agrupados a máxima distância possível entre os centros de massa dos grupos e, em cada grupo, a menor distância possível entre seus elementos (MAULIK E BANDYOPADHYAY, 2002).

### 3.4 Vazamentos e rompimentos em redes de distribuição de água

Em todo o planeta as estruturas destinadas à distribuição de água estão envelhecendo, aumentando o número de falhas na operação e tornando cada vez mais necessário o monitoramento operacional das redes (ALLEN et al., 2011).

A detecção de vazamentos nos sistemas de distribuição de água é fundamental para manter boas relações de qualidade do serviço oferecido pelas concessionárias, custear expansões do sistema e promover economia de energia (JALALKAMALI E EFTEKHARI, 2012).

Os impactos financeiros associados aos rompimentos de redes envolvem desde os custos relativos à água perdida, a eventuais danos às infraestruturas adjacentes e ao desabastecimento de consumidores. Estes danos podem ser reduzidos significativamente com a rápida detecção e localização dos vazamentos (MISIUNAS et al., 2005).

CAPUTO E PELAGAGGE (2002) apresentam que muitos dos acidentes observados no setor de gás e óleo se devem a interferências de terceiros, corrosão, defeitos de construção ou mecânicos, movimentação do solo, desastres naturais ou erros operacionais.

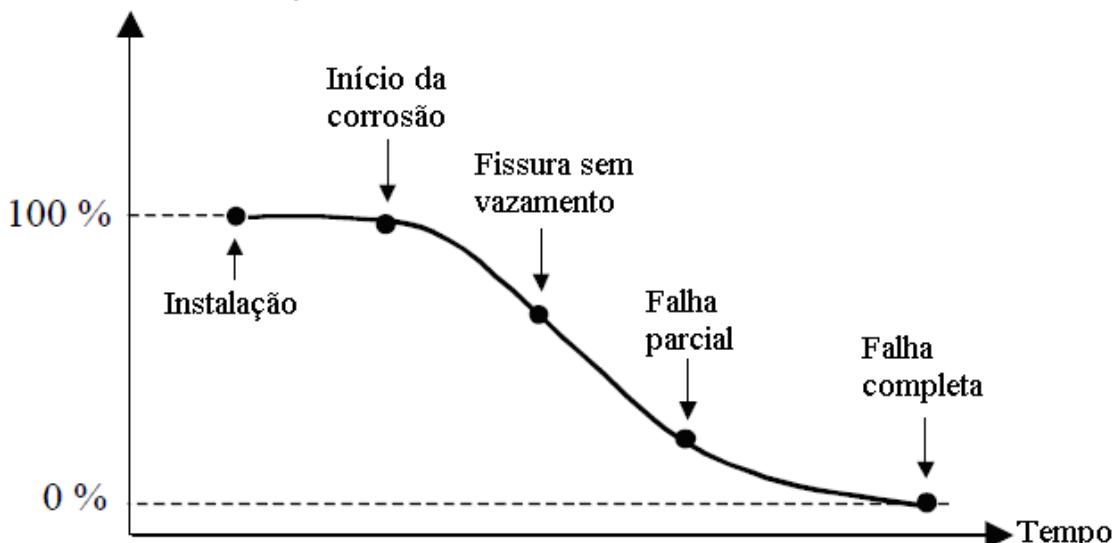
Os autores apontam que uma solução efetiva para o problema da detecção de vazamentos ainda é um desafio, apesar dos esforços encontrados na literatura, podendo ser divididos em métodos não dependentes do processo (traçadores, métodos acústicos, inspeções visuais, termografia e radiofrequência) ou dependentes, os quais através de balanços de massa e energia constituem um problema clássico de análise inversa, tendo os vazamentos como causas e as respostas de pressão e vazão do sistema, como efeitos.

A maioria dos métodos disponíveis na literatura para realização desta relação causal considera tubulações simples e não pode ser aplicada a redes malhadas, de forma que o método mais usual é aquele onde a ocorrência de um vazamento é detectada pelo balanço de vazões em um setor de pesquisa, com a localização do vazamento através de métodos físicos ou acústicos, em um processo que pode durar dias (MISIUNAS et al., 2005).

MORRISON (2004) apud MISIUNAS et al. (2005) apontam para um tempo de detecção e localização de um vazamento de  $4 \text{ m}^3/\text{h}$  ( $1,11 \text{ L/s}$ ) da ordem de 5 dias.

MISIUNAS (2005) representa a evolução temporal das condições de rompimento em tubulações de distribuição de água, desde a instalação de um material intacto até seu rompimento completo, passando pelas fases intermediárias de início e evolução da corrosão, conforme Figura 3.13.

**Confiabilidade no serviço**



**Figura 3.13 - Evolução no tempo da ocorrência de um rompimento**  
Fonte: adaptado de MISIUNAS (2005)

Além da corrosão, o autor ressalta que as condições de carregamentos externos, falhas de fabricação dos materiais ou erros humanos são também determinantes na geração de falhas em tubulações pressurizadas, as quais podem ser classificadas conforme ilustra o Quadro 3.1.

Tipo de Falha	Aspecto da Falha
Transversal: originada basicamente por forças externas a partir de movimentação do solo, contração térmica ou interferência de terceiros.	
Longitudinal: causada também por carregamentos externos ou internos (carga de pressão), sendo mais comum em grandes diâmetros.	
Trincas na bolsa: devido à dilatação ou esforços excessivos na vedação das bolsas.	
Quebra da bolsa: esforços de flexão em tubulações de grande diâmetro dificilmente ocasionam quebras longitudinais, mas podem levar à quebra da bolsa da tubulação.	
Furos: provocados por corrosão ou interferências externas, que diminuem a espessura de parede da tubulação até abertura de orifícios.	
Trinca em espiral: gerado a partir de uma fissura pontual, que se propaga pela tubulação no sentido longitudinal e em espiral, sendo historicamente relacionada com transitórios hidráulicos, mas que também podem ter relações com esforços de flexão e pressões internas.	

**Quadro 3.1 – Classificação de falhas em tubulações pressurizadas**  
Fonte: adaptado de MISIUNAS (2005)

Para MISIUNAS (2005), a parcela real perdida na distribuição de água pode ser dividida entre aquela correspondente aos vazamentos não aparentes (que incluem também vazamentos em juntas, hidrantes, etc.) e aquela correspondente aos rompimentos informados e não informados ao responsável pelos serviços.

Uma maneira de classificar estas perdas é definir como vazamentos todas as falhas cotidianas que implicam em uma vazão perdida de água de modo geral, considerando os rompimentos de rede como eventos discretos.

A separação numérica entre vazamentos ordinários e rompimentos de rede é frequentemente realizada a partir de valores arbitrários e dependem intimamente das dimensões do sistema.

LAMBERT (1994) apud MISIUNAS (2005) define como rompimentos de rede as fugas com vazões superiores a 500 L/h (0,129 L/s) e classifica como vazamentos as perdas menores que este valor. HUEBLER (2000) e FLEMING E LYDELL (2004) também classificam vazamentos em outras infraestruturas, conforme ilustrado na Tabela 3.1.

**Tabela 3.1 – Classificação de vazamentos**

Autores	LAMBERT (1994)	HUEBLER (2000)	FLEMING E LYDELL (2004)
<b>Base do estudo</b>	Distribuição de água	Plantas de gás	Usina nuclear
<b>Vazamentos menores</b>	$Q < 0,129 \text{ L/s}$	Não requer reparo imediato, apenas monitoramento anual	$Q < 0,063 \text{ L/s}$
<b>Vazamentos</b>		Reparo em até 30 dias	$0,063 < Q < 3,155 \text{ L/s}$
<b>Rompimentos</b>	$Q > 0,129 \text{ L/s}$	Reparo entre 24 e 48 horas	$Q > 3,155 \text{ L/s}$

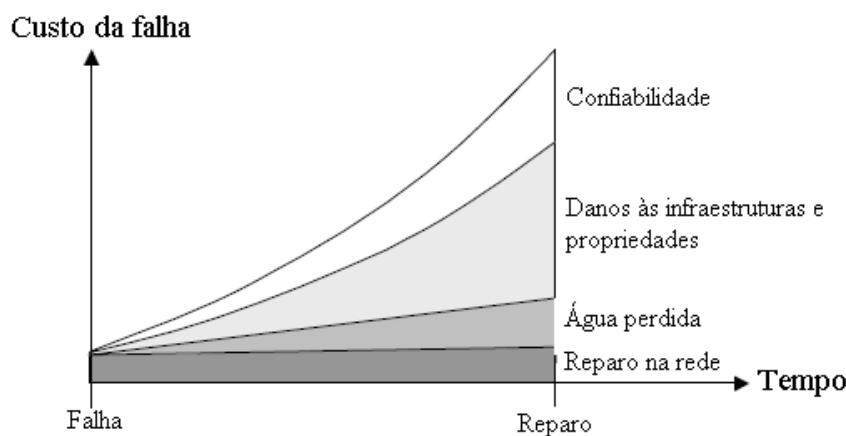
**Fonte:** adaptado de MISIUNAS (2005)

COLOMBO et al. (2009) apresentam a ocorrência de vazamentos como a principal componente das perdas hídricas em sistemas de distribuição de água, com consequências significativas no uso inadequado de um recurso natural escasso e na confiabilidade do sistema quando não atende seus consumidores. De um modo geral, a existência de vazamentos no sistema de distribuição afeta as áreas:

- financeiras: pelo desperdício de serviços e insumos envolvidos na captação, tratamento e distribuição de uma parcela da água que não atinge seus consumidores finais;
- ambientais: pelo desvio do curso natural de um recurso precioso e cada vez mais escasso;
- Saúde Pública: a ocorrência de transitórios hidráulicos em redes com vazamentos pode permitir a intrusão de contaminantes existentes no solo ou no lençol freático, como bactérias e patógenos, para o interior das tubulações através das aberturas nas tubulações;

- energética: a energia elétrica despendida no suprimento de água para vazamentos sobrecarrega a produção de energia, ocasionando outras consequências indiretas de caráter ambiental e econômico.

MISIUNAS (2005) acrescenta ainda, enquanto custos diretos associados aos vazamentos, os danos às infraestruturas urbanas adjacentes e eventuais riscos à vida humana. Outros custos importantes são relacionados, em termos indiretos, à redução da capacidade do sistema no combate a incêndios, ou a questões sociais com a restrição de tráfego de veículos durante reparos, desabastecimento de serviços essenciais ou abalo da imagem pública do prestador dos serviços. Estes impactos são crescentes no tempo, conforme ilustra a Figura 3.14.



**Figura 3.14 - Variação temporal dos custos associados aos vazamentos**  
Fonte: adaptado de MISIUNAS (2005)

MORAIS E ALMEIDA (2007) desenvolveram metodologia de análise multicritérios para gestão de perdas em sistemas de distribuição de água, considerando soluções viáveis do ponto de vista técnico, socioeconômico e ambiental, tendo como restrição apenas a disponibilidade orçamentária do prestador de serviços. A aplicação numérica em um município do nordeste brasileiro, com população de 45.481 habitantes e um índice de perdas próximo de 60%, considerou seis estratégias de redução de vazamentos:

- A1: aumento da macro e micromedição;
- A2: substituição de medidores existentes;
- A3: sensibilização da população na comunicação rápida de vazamentos;
- A4: redução de pressão na rede de distribuição;
- A5: reabilitação de redes e ramais;
- A6: pesquisa acústica de vazamentos.

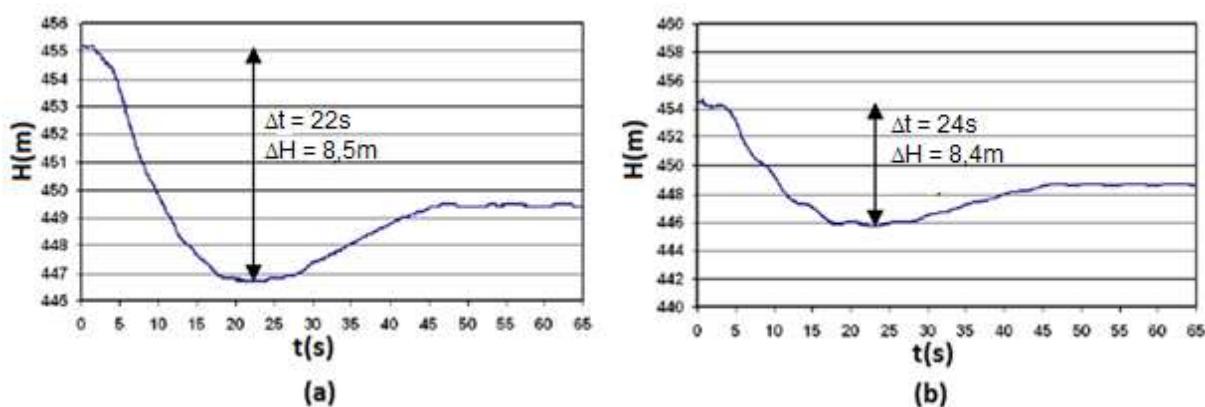
Com a participação de quatro atores do processo de gestão de perdas: (i) prestador de serviços; (ii) consultor independente; (iii) agência ambiental local; e (iv) população, os resultados obtidos indicam que, entre o universo de soluções, é recorrente a necessidade de aproximação dos consumidores para rápida comunicação de vazamentos (A3) e reabilitação de redes e ramais (A5).

### 3.4.1 Características da carga de pressão em rompimentos de rede

Considerando uma rede em regime permanente, com a ocorrência de um rompimento em um ponto qualquer do sistema há um alívio de pressão neste ponto pela exposição da tubulação a pressão atmosférica, ou valores próximos dela, que provoca novas orientações nas cargas hidráulicas dos diversos pontos da rede e um consequente rearranjo de vazões e velocidades nos trechos, que se estabilizam em um regime permanente final.

A análise das grandezas hidráulicas entre estes regimes permanentes inicial e final, especialmente das cargas hidráulicas, revela características importantes do vazamento e sua iteração com as características do sistema, conferindo uma "assinatura hidráulica" própria deste novo evento.

SHINOZUKA E DOUG (2005) realizaram a modelagem de manobras de rompimentos de rede de diferentes vazões, com observação das pressões transitórias em pontos distintos do sistema analisado. Os resultados obtidos pelos autores revelam comportamentos distintos entre as pressões observadas em pontos distintos para um mesmo vazamento, conforme ilustra a Figura 3.15.



**Figura 3.15 - Sinal transitório de pressão próximo (a) e distante (b) de um rompimento simulado**  
Fonte: adaptado de SHINOZUKA E DOUG (2005)

Em termos gerais e minimizando os efeitos das reflexões das ondas de pressão no interior da rede, é possível considerar uma relação entre o tempo da queda de pressão e a distância entre o vazamento e o ponto de observação, enquanto a amplitude da queda guarda maiores relações para com a magnitude do vazamento.

### 3.4.2 Relação pressão-vazamento em redes de distribuição de água

O controle de pressão na rede de distribuição consiste em prática fundamental para qualquer estratégia de controle de vazamentos, uma vez que a variação de pressão costuma ser associada à frequência de vazamentos, em especial em trechos sujeitos à intermitência na operação (LAMBERT, 2001).

A redução de pressões não melhora as condições físicas da rede, mas reduz a frequência de vazamentos e vazões perdidas em vazamentos já existentes (GREYVENSTEIN E VAN ZYL, 2007).

Considerando a equação geral de orifícios, conforme Eq. (3.27), LAMBERT (2001) aponta para a influência do coeficiente de descarga,  $C_d$ , que varia em função do material e do regime de escoamento em termos do número de Reynolds.

$$L = C_d A \sqrt{2gP} \quad (3.27)$$

O autor recomenda relacionar a vazão de vazamento,  $L$ , exponencialmente com a pressão ( $P^{Nl}$ ), onde  $Nl$  varia desde 0,50 em tubos metálicos até 1,50 em tubos plásticos.

Esta relação deve ser usada em setores pequenos ou quando uma precisão razoável for necessária, preferencialmente acompanhada de determinação experimental de  $Nl$ . Em grandes regiões e na ausência de dados experimentais, a relação linear ( $Nl = 1$ ) é sugerida, podendo ser aplicada inclusive na estimativa de demanda.

A relação pressão-vazamento a partir da equação geral de orifícios também é analisada por GREYVENSTEIN E VAN ZYL (2007) na forma da Eq. (3.28):

$$q = ch^\alpha \quad (3.28)$$

onde  $\alpha$  varia entre 0,5 e 2,79, com média igual a 1,15, de acordo com quatro elementos principais:

- Características hidráulicas do vazamento: quanto aberto à atmosfera, o valor de  $\alpha$  igual a 0,5 é aceitável, porém, deve-se observar que o coeficiente  $c$  não é constante, principalmente em função do regime de escoamento.
- Comportamento do material da tubulação: pequenas trincas que não apresentam vazamentos sob baixas pressões ou altas temperaturas podem permitir vazamentos quando há aumento da carga de pressão na rede, devido à deformação do material da tubulação ou da própria fissura em decorrência do aumento da pressão.
- Características do solo: há uma relação complexa resultante da interação das partículas do solo com o orifício ou alteração da geometria da tubulação em solo não confinado.
- Demandas de consumo: embora o comportamento do consumo em um Sistema de Abastecimento de Água (SAA) dependa de outras variáveis não consideradas nos vazamentos, a dissociação das demandas das vazões de vazamento é muito difícil.

Os autores realizaram também experimentos de laboratório sob diversas pressões de teste em trechos de tubulações com vazamentos retiradas do SAA da cidade de Joanesburgo, África do Sul, cujos resultados indicaram valores para o expoente  $\alpha$  próximos dos disponíveis na literatura, conforme apresenta a Tabela 3.2.

**Tabela 3.2 - Valores do expoente  $\alpha$  em função do material e tipo de fissura**

Material/Tipo de fissura	$\alpha$
Fibrocimento com fissura longitudinal	0,78 a 1,04
Aço com corrosão	1,90 a 2,30
Aço ou PVC rígido com orifício circular	0,52
PVC rígido com fissura longitudinal	1,50 a 1,85
PVC rígido com fissura transversal	0,40 a 0,52

**Fonte: GREYVENSTEIN E ZYL (2007)**

Os resultados obtidos mostram que os maiores expoentes foram verificados em tubos de aço com corrosão, seguidos daqueles com fissuras longitudinais para todos os tipos de tubulação analisados – o que era esperado pelos autores apenas para o material PVC. Orifícios circulares apresentaram expoentes próximos ao da equação geral de orifícios ( $\alpha = 0,5$ ), assim como aqueles resultantes de trincas transversais.

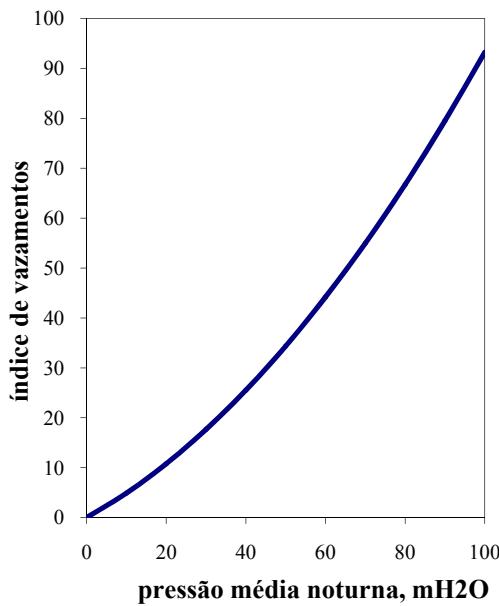
A aplicação de modelos matemáticos na simulação hidráulica de redes de distribuição ainda encontra resistência por parte das companhias de saneamento pela falta de realismo apresentada pelos modelos dirigidos exclusivamente pela demanda.

Diante desta realidade, SOARES et al. (2002) analisaram o desempenho de modelos dirigidos pela pressão com suporte do simulador hidráulico EPANET 2, determinando as frações correspondentes aos vazamentos e às demandas em função das pressões hidráulicas.

Os resultados obtidos indicam que a aplicação de modelos dirigidos pela pressão em conjunto com o EPANET 2, que é um simulador hidráulico dirigido pela demanda, amplamente difundido no meio científico e de código aberto, é viável, uma vez que permite previsões mais realísticas de comportamento hidráulico da rede.

GERMANOPOULOS E JOWITT (1989) apresentam método para redução das vazões de vazamento nas redes de abastecimento até um limite “ótimo”, de modo que permita que uma demanda mínima em cada nó seja atendida. Através do ajuste da abertura de válvulas redutoras de pressão (VRPs), também os consumos ditos desnecessários podem ser otimizados, já que a demanda de consumo pode também ser considerada como dependente da carga de pressão.

O modelo proposto adota uma relação explícita não linear para quantificação do índice de vazamentos em função da pressão, através do expoente fixo e igual a 1,18, conforme Figura 3.16 e Equação 3.29.



**Figura 3.16 – Relação pressão-vazamento conforme GERMANOPOULOS E JOWITT (1989)**

$$S_{ij} = c_l L_{ij} \left( P_{ij}^{AV} \right)^{1,18} \quad (3.29)$$

onde  $S_{ij}$  = vazão de vazamento no tubo conectado aos nós  $i$  e  $j$ ;  $c_l$  é uma constante;  $L_{ij}$  é o comprimento da tubulação; e  $P_{ij}^{AV}$  é a pressão média entre os nós conectados. A vazão  $S_{ij}$  é assumida linearmente distribuída entre os nós de montante e jusante.

MANZI (2004) realizou a modelagem e a calibração dos parâmetros do modelo pressão-vazamento de GERMANOPOULOS E JOWITT (1989) a partir de dados obtidos para um setor de distribuição da cidade de Piracicaba, SP, sob hipótese de consumo noturno nulo e com operação de descargas de rede. Os resultados obtidos indicaram que os valores dos parâmetros do modelo não são fixos e variam conforme o padrão hidráulico de operação da rede, tendo o valor do expoente do modelo igual a 0,9601 como o mais representativo da rede analisada.

### 3.4.3 Detecção e localização de vazamentos através de técnicas físicas

As técnicas comerciais de localização de vazamentos variam desde simples inspeções físicas ou visuais até inspeções por meios acústicos, possíveis graças à geração de ruído em altas frequências pela passagem da água através de aberturas nas tubulações. A detecção de pontos da tubulação com baixa impedância elétrica, através de radares de solo ou uso de técnicas eletromagnéticas que permitem a detecção de

falhas na condução elétrica em tubulações metálicas, são estratégias também aplicáveis na localização de vazamentos (COLOMBO et al., 2009).

Todavia, algumas das técnicas atuais apresentam custo relativamente alto, tempo de implantação excessivamente grande e assertividade nem sempre garantida (MISIUNAS, 2005).

COLOMBO et al. (2009) ressaltam que as técnicas comerciais dependem sobremaneira das condições locais de solo, pavimento e tubulação, além das pressões de operação do sistema.

Em termos gerais, as estratégias para gestão de vazamentos podem ser divididas em dois tipos de abordagem:

- Pró-ativa: quando existem esforços de avaliação do sistema e prevenção de novos vazamentos, que incluem redução de pressão e reabilitação de tubulações.
- Reativa: quando são realizadas pesquisas para detecção e localização de vazamentos já existentes, cujo sucesso depende da assertividade da localização e redução dos tempos de reação e reparo.

Embora seja bastante tênue a separação entre estas duas classificações, MISIUNAS (2005) divide as estratégias de identificação de vazamentos já existentes (reativas) em outros dois subgrupos, em função da forma como o problema é enfrentado:

- Passiva: nos casos em que a localização dos vazamentos é comunicada ao prestador de serviços quando afloram à superfície, por exemplo, com reparo posterior à comunicação.
- Ativa: quando há programas e rotinas sistemáticas de monitoramento e pesquisa de vazamentos em caráter permanente ou periódico.

Em ambas situações, a detecção e a localização de vazamentos podem ser realizadas por meio de inspeções físicas através de métodos acústicos ou do monitoramento do sistema por meio de medições de pressão e/ou vazão, com ou sem auxílio de modelagem matemática, dentre os quais MISIUNAS (2005) e WHALEY et al. (1992) destacam:

### Técnicas de Detecção:

- Balanço hídrico: baseada na Equação da Continuidade, consiste na comparação entre os volumes de entrada e saída de um sistema supostamente hermético, frequentemente realizado a partir de dados adquiridos em sistemas supervisórios.
- Queda da carga de pressão: identifica quedas abruptas ou além de um limite previamente especificado na pressão de operação do sistema, em especial linhas de transmissão. KORNMAYER (2011) apresenta protótipo de sensor de pressão capaz de detectar o gradiente de pressão provocado por um vazamento no sentido radial da tubulação, desde seu centro até a parede na direção do vazamento, com bons resultados experimentais, ainda carecendo de avanços na proteção contra umidade e geometria do sensor.
- Distritos pitométricos: aplicado em setores isolados ou isoláveis do sistema de distribuição, sujeitos à avaliação do balanço hídrico entre volumes de entrada e saída e das vazões mínimas noturnas. Históricos de pressão podem ser comparados com a situação corrente para indicar vazamentos ou outras anomalias operacionais.
- Monitoramento acústico: registro sistemático dos ruídos em pontos específicos da rede, em caráter permanente ou periódico, para avaliação acústica da ocorrência de novos vazamentos. Indica a possibilidade de novos vazamentos, sem definir sua localização.

### Técnicas Acústicas de Localização:

- Geofonamento: utilização de dispositivos mecânicos ou eletrônicos, sensíveis aos ruídos e vibrações provocados pelo atrito da água através da abertura do vazamento, aplicados sobre o solo ou em pontos aparentes do sistema (tubulações, válvulas, conexões, hidrômetros). Sua efetividade depende diretamente das condições do ambiente, solo, tipo de tubulação, pressões de operação e magnitude do vazamento. Os equipamentos atuais possuem filtros que permitem reduzir ou isolar a influência de fatores e ruídos externos.

- Armazenamento de ruídos: emprego de dispositivos que permitem coletar e armazenar dados de ruídos e vibrações em pontos aparentes do sistema, especialmente no período noturno, quando há maiores pressões operacionais e menos ruídos do ambiente como tráfego de veículos, indústrias, entre outros. Estes dispositivos podem ser instalados provisoriamente em pontos de pesquisa, substituindo o geofonamento noturno, ou em caráter permanente levando a um monitoramento acústico sistemático do ponto de pesquisa. A qualidade dos resultados pode ser melhorada com a solução de problemas de otimização da localização dos pontos de monitoramento, como os realizados na cidade suíça de Lausanne por PRODON et al. (2010).
- Correlação de ruídos: quando o monitoramento de ruídos ou vibrações é realizado por meio de acelerômetros ou hidrofones, seus sinais podem ser correlacionados considerando a topologia da rede, celeridades das tubulações e as distâncias entre os sensores, indicando a localização do vazamento.

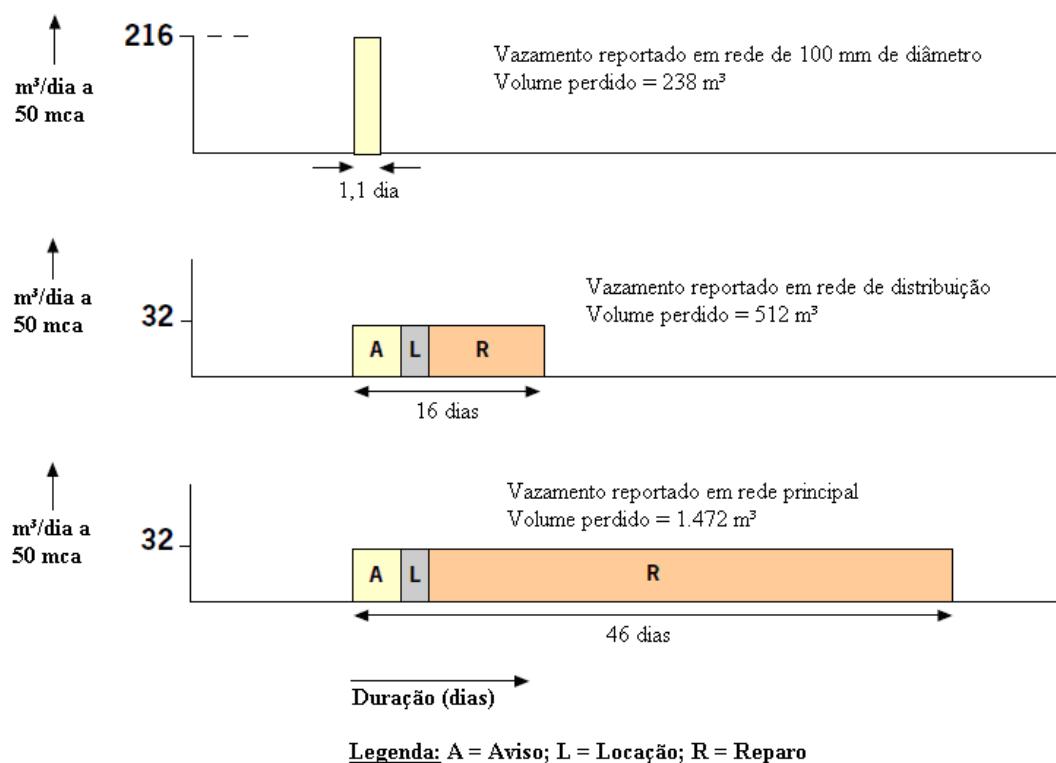
#### Técnicas Não Acústicas de Localização:

- Gases traçadores: a injeção de gases não tóxicos, insolúveis e mais leves que a água, permite a localização de vazamentos em tubulações enterradas através da detecção destes gases na superfície. Os altos preços e a necessidade de interrupção da operação tornam proibitivo o uso da técnica em redes de distribuição de água.
- Termografia: a água proveniente de vazamentos reduz a temperatura do solo nas adjacências do vazamento, permitindo sua localização. Esta técnica possui influência direta do tipo de solo e condições da superfície, além da irradiação solar, temperatura do ambiente e condições do vento.
- Radar de solo: a emissão, propagação e reflexão no solo de ondas de alta frequência permitem localizar vazios ou regiões de solo saturado provocados por vazamentos. Os testes com radar de solo demandam tempo e recursos financeiros consideráveis.

KORNMAYER (2011) ressalta a dificuldade de localização acústica de vazamentos em redes de diâmetros menores, de até 4" (100 mm), os quais, mesmo

perdendo água em vazões menores, implicam em perdas totais superiores a vazamentos em tubulações de grandes diâmetros, justamente pelo tempo perdido em sua localização.

Um manual prático de localização de vazamentos elaborado pela Organização Mundial da Saúde (OMS, 2011) ilustra esta situação, apresentando volumes de perdas em redes de distribuição (com diâmetros menores) superiores em até seis vezes às perdas por rompimentos de tubulações maiores, graças ao tempo total despendido em localização e reparo, conforme Figura 3.17.



A existência de vazamentos em um sistema de distribuição implica em uma atenuação das ondas de pressão de transitórios hidráulicos. Esta característica é alterada quando da realização de programas de recuperação de vazamentos em redes de água, sendo recomendável que as novas características do sistema, após pesquisa e reparo de vazamentos, sejam consideradas para boa implantação dos programas de redução de perdas (COLOMBO et al., 2009).

### 3.4.4 Detecção e localização de vazamentos a partir de modelagem matemática

As perdas de água por vazamentos em redes de distribuição consistem em um problema de dimensões econômicas e ambientais que necessita de atenção para desenvolvimento de técnicas e procedimentos para seu controle e redução.

O processo de identificação de um vazamento pode ser dividido entre a detecção de sua ocorrência em um dado setor de distribuição e, em seguida, a sua localização efetiva e quantificação.

Uma vez identificado um vazamento na rede de distribuição, sua localização é normalmente realizada por meios acústicos ou inspeções de campo, cujas campanhas podem se estender por dias ou semanas, agravando ainda mais a perda hídrica neste período.

O uso de técnicas de avaliação de modelos matemáticos da rede de distribuição, associado a informações de pressão e vazão obtidas no sistema real, apresenta-se como alternativa viável, rápida e de custo operacional relativamente baixo (PÉREZ et al., 2011).

A grande maioria dos métodos de detecção e localização de vazamentos disponíveis na literatura empregam análise exclusiva dos sinais de pressão, pela sua relativa facilidade de instalação e aquisição de dados em relação às medições de vazão, embora técnicas de detecção de vazamentos a partir de inferências estatísticas das vazões de entrada em um sistema também sejam aplicáveis, principalmente no monitoramento em tempo real destes sistemas (PALAU et al., 2012; HUTTON E KAPELAN, 2015; CHOI et al., 2016; CHRISTODOLOU et al., 2016).

MASHFORD et al. (2009) justificam o emprego de técnicas computacionais na localização de vazamentos, em alternativa aos métodos acústicos tradicionais, que podem ser morosos na localização final, relativamente mais onerosas ou que possam provocar contaminação da água distribuída.

O uso disseminado de medições de pressão para geração de informação adicional para a modelagem matemática e calibração se justifica pela facilidade de instalação de transdutores de pressão na rede e repetitividade de suas informações, o que não ocorre nas medições de vazão (COVAS et al., 1998).

A escassez de informações sobre os efeitos de transitórios em redes de distribuição se deve, em parte, ao entendimento por parte dos operadores dos sistemas de que os efeitos transitórios são atenuados pela topologia da rede ou, ainda, pela dificuldade na construção e validação de modelos transitórios, se comparada a modelos em regime permanente (MCINNIS E KARNEY, 1995).

### 3.4.4.1 Detecção e localização de vazamentos em regime permanente

Diferentemente de problemas de concepção e projeto de redes de distribuição de água, que tem como incógnita o comportamento da rede em termos de vazões e pressões a partir de demandas conhecidas, os problemas de localização de vazamentos caracterizam-se pela ausência de alguns dados de entrada do modelo (no caso, as vazões e localizações do rompimento) e disponibilidade de informações sobre o comportamento da rede, como vazões e pressões em pontos de monitoramento.

Este tipo de problema, também chamado de engenharia inversa ou modelo inverso, não possui necessariamente uma solução única e pode ser resolvido com aplicação de restrições que, por sua vez, podem limitar a aplicação do modelo ou não conduzi-lo a nenhuma solução (PUDAR E LIGGETT, 1992).

Os problemas de matemática inversa podem ser classificados, basicamente, em três tipos:

- Determinados: quando há o mesmo número de incógnitas e equações para solução;
- Subdeterminados: caso em que há um número maior de incógnitas (vazamentos) que de equações (dados do comportamento da rede);
- Superdeterminados: há um número maior de medições na rede que de vazamentos em potencial (incógnitas).

LIGGETT E CHEN (1994) apresentam, ainda, que os problemas são pseudo-determinados (*mixed-determined*), quando parte do sistema analisado apresenta-se superdeterminado, enquanto os pontos disponíveis de medição ou as condições de contorno existentes levam a outra parte da rede a possuir mais incógnitas que equações (problema subdeterminado).

MUKHERJEE E NARASIMHAN (1996) propõem a adaptação de um modelo probabilístico, denominado *Generalized Likelihood Ratio* (GLR), cuja propriedade de estimar a magnitude de uma variável analisada é particularmente adequada no estudo da localização de vazamentos.

O modelo proposto considera regime permanente e incorpora erros aleatoriamente determinados às medições de pressão e vazão. Os resultados com dados simulados e experimentais indicaram boa resposta de quatro indicadores avaliados, em termos do número de erros e acertos na localização e quantificação dos vazamentos, sobretudo em vazamentos mais significativos, da ordem de 10% da vazão de entrada.

Para o problema de detecção e localização de rompimentos de rede, MISIUNAS (2005) propõe um modelo em regime permanente composto por um módulo de monitoramento e avaliação das vazões de entrada na rede (detecção), com a devida filtração das flutuações de demanda, seguido de um segundo módulo para localização do vazamento, que acresce a vazão identificada como do rompimento às demandas de consumo dos nós e avalia uma Função Objetivo (FO) do quadrado da diferença entre as pressões medidas e observadas, cujo menor valor indica o nó em que se localiza o rompimento.

MISIUNAS (2005) aplicou seu modelo a uma rede composta por 108 trechos e 79 nós, submetida a cinco rompimentos de rede com vazões entre 5 e 20 L/s. A função objetivo de localização obteve solução única em 78,8% dos testes quando considerado apenas um ponto de medição. Quando considerados dois pontos, houve melhora significativa da localização: 92,6% de solução única da função objetivo. Considerando três e quatro pontos, os ganhos foram menores: 92,4% e 93,4%, respectivamente.

Os casos em que não ocorreu solução única se referiram a situações em que 2 ou 4 nós, localizados em extremidades de rede, apresentaram os mesmos valores da FO. O autor pôde concluir, também, que a localização de vazamentos nos trechos entre nós de monitoramento foi facilitada quando considerados mais pontos de monitoramento de pressão.

De acordo com o nível de detalhamento da rede, a influência da ocorrência de um rompimento localizado em um trecho de rede entre nós pode ser significativa, o que

pode ser considerado a partir de uma avaliação ponderada entre dois valores mínimos da FO em nós vizinhos.

O modelo proposto por MISIUNAS (2005) necessita que todas as vazões afluentes à rede sejam medidas, enquanto a seleção ótima do número e distribuição dos pontos de monitoramento de pressão é resultado de uma análise de sensibilidade que minimiza custos de instalação e maximiza o desempenho do modelo.

ALLEN et al. (2011) apresentam resultados de projeto denominado “Sentinela”, aplicado em Singapura, que realizou o monitoramento remoto de variáveis hidráulicas e de qualidade de um setor de distribuição de água daquele país, permitindo a modelagem hidráulica, calibração do modelo e localização de vazamentos e rompimentos de rede em tempo real.

No projeto realizado, a detecção de vazamentos foi desenvolvida através da análise do tempo de chegada de ondas de pressão geradas por uma manobra transitória controlada, decompostas em vários níveis de detalhamento em função da frequência, de forma a identificar os sinais mais consistentes.

As manobras controladas foram realizadas com abertura rápida de hidrantes através de válvulas solenoides, com tempo de abertura da ordem de 0,1 s e com vazões entre 4 e 9 L/s, capazes de gerar uma frente de pressão a ser captada por sensores permanentes instalados no sistema. O modelo foi validado com uma precisão na localização de vazamentos de 45m.

Os autores salientam que, mesmo que a precisão alcançada não permita a localização exata do vazamento, em termos práticos, o modelo permite o isolamento rápido do trecho comprometido, reduzindo as perdas e viabilizando procedimentos de detecção e reparo do vazamento.

Os autores analisaram, ainda, a geração de demandas localizadas em hidrantes com auxílio de hidrofones, percebendo clara interferência do tempo de fechamento da válvula para a geração de transitórios controlados, recomendando maiores estudos acerca da relação vazão-tempo de abertura e seus efeitos na análise do problema.

JHA (2012) propõe modelo de localização de vazamentos em redes de distribuição de água a partir da conversão da rede para forma gráfica e sua solução hidráulica através do método de Hardy Cross, com posterior localização dos vazamentos a partir das diferenças entre valores estimados e medidos de vazão e pressão.

Diante da crescente necessidade do monitoramento remoto da operação de infraestruturas urbanas, em especial dos sistemas de distribuição de água, WHITTLE et al. (2013) apresentam resultados de programa de monitoramento remoto de parâmetros hidráulicos, acústicos e de qualidade da água, com a finalidade de identificar e localizar vazamentos existentes e novos rompimentos e prever demandas e comportamentos hidráulicos.

A primeira aplicação do programa em Singapura, no ano de 2009, foi realizada em modelo hidráulico composto por 50 nós, dos quais 8 nós tiveram carga de pressão, vazão, dados acústicos e de qualidade da água (pH, condutividade, temperatura e potencial de decaimento de Cloro livre) monitorados (ALLEN et al., 2011; WHITTLE et al., 2013).

O monitoramento permanente das condições operacionais dos diversos sistemas avaliados por WHITTLE et al. (2013) nos anos seguintes ao projeto piloto descrito por ALLEN et al. (2011), em Singapura e nos EUA, permitiram a formação de um banco de dados e o desenvolvimento e refinamento de rotinas de detecção e localização de vazamentos e previsão de demanda, em uma plataforma denominada “WaterWiSe” composta basicamente por três módulos:

1. Coleta remota e transmissão de dados via rádio;
2. Identificação e análise de eventos anormais a partir dos dados coletados, com rápida comunicação aos operadores do sistema por meios eletrônicos;
3. Modelagem hidráulica, com calibração a cada 15 minutos a partir de dados coletados em tempo real, visando suportar decisão dos operadores em relação à operação de válvulas, previsão de demanda, idade e origens da água e otimização de recalques.

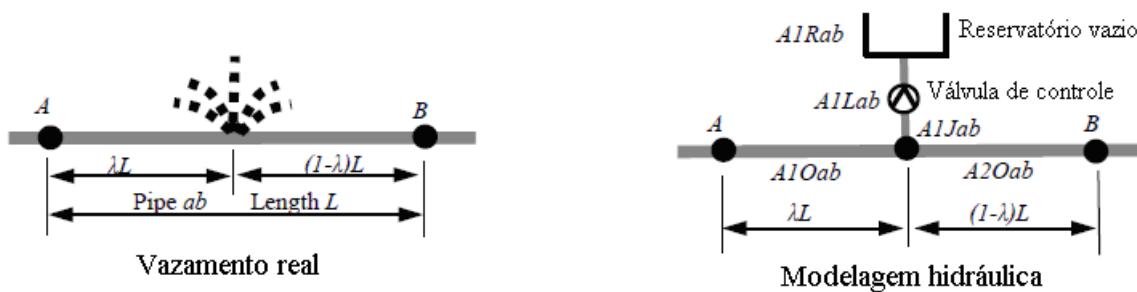
Rompimentos súbitos podem ser identificados e localizados pelo programa enquanto eventos transitórios rápidos, a partir do tempo de chegada das ondas de pressão aos diversos sensores instalados, em uma análise transitória direta que considera também todo o histórico disponível no banco de dados em uma avaliação heurística que permite, inclusive, distinguir rompimentos de outras manobras operacionais cotidianas.

A movimentação do solo em caso de terremotos pode ocasionar rompimentos e desconexões de tubulações, ocasionando desabastecimentos e pressões negativas que

não são modeladas adequadamente pelos programas comerciais, especialmente naqueles dirigidos pela demanda.

O modelo desenvolvido pela Universidade de Cornell, EUA, denominado *Graphical Iterative Response Analysis for Flow Following Earthquakes* (GIRAFFE) trabalha iterativamente com o EPANET via *toolkit* na eliminação de pressões negativas, modelagem de vazamentos e rompimentos e simulação de demandas após eventos de terremotos. A capacidade de reservação e as perdas decorrentes destes eventos sísmicos são também avaliados (CORNELL, 2008).

O programa modela os vazamentos como nós conectados a reservatórios vazios e abertos à atmosfera, conforme Figura 3.18, através de uma tubulação de diâmetro equivalente  $d$ , os quais são classificados em cinco categorias, conforme apresenta o Quadro 3.2.



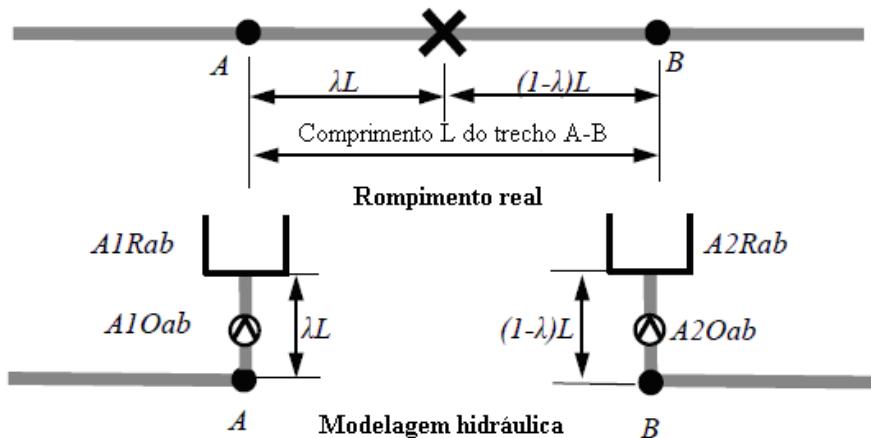
**Figura 3.18 - Conceito de modelagem de vazamentos no GIRAFEE**  
Fonte: adaptado de CORNELL, 2008

Vazamento	Equacionamento para o diâmetro $d$	Exemplo
Desconexão de juntas ou bolsas de tubulação, com a área de vazamento proporcional à folga anular máxima entre tubulação e bolsa.	$d = 2\sqrt{tkD}$ (3.30) Com $t$ e $k$ iguais a, respectivamente, 10 mm e 0,3 (default)	
Fissura transversal, com área de vazamento proporcional ao ângulo de separação entre as tubulações.	$d = \sqrt{2\theta D}$ (3.31) Com $\theta$ geralmente de 0,5° (default)	
Fissura longitudinal, equivalente à área de abertura no sentido axial da tubulação.	$d = 2\sqrt{\frac{LD\theta}{\pi}}$ (3.32) Com $\theta$ geralmente de 0,1° (default)	
Orifícios em geral, abertos por corrosão ou influência de terceiros.	$d = 2\sqrt{k_1 k_2 D}$ (3.33) Onde geralmente $k_1 = k_2 = 5\% D$ (default)	
Rompimentos de bolsas, por forças de compressão.	$d = 2\sqrt{kWL}$ (3.34) Com $k$ de 30% da corda da circunferência e $W = 12$ mm (default)	

**Quadro 3.2 – Modelagem de vazamentos no GIRAFEE**  
**Fonte:** adaptado de CORNELL (2008)

As simulações, considerando as probabilidades de ocorrência de cada tipo de vazamento durante ou após um terremoto, podem ser realizadas de forma determinística ou pelo método de Monte Carlo, quando o programa provoca danos distribuídos aleatoriamente, mas classificados de forma probabilística em função do tipo de material da tubulação.

Em relação ao rompimento de tubulações, quando há a separação completa entre dois trechos da tubulação, este é modelado de forma análoga, com a instalação de reservatórios nas novas extremidades da tubulação rompida que expõem o escoamento à pressão atmosférica e armazenam os volumes perdidos. A Figura 3.19 ilustra esta situação.



**Figura 3.19 - Conceito de modelagem de rompimentos no GIRAFFE**  
Fonte: adaptado de CORNELL (2008)

A aplicação do GIRAFFE apresentou resultados exitosos quando aplicado a dados disponíveis do terremoto de 17/01/1994 em Los Angeles, EUA, na estimativa de perdas, capacidade de combate a incêndios e avaliação da resiliência do sistema (TABUCCHI et al., 2008).

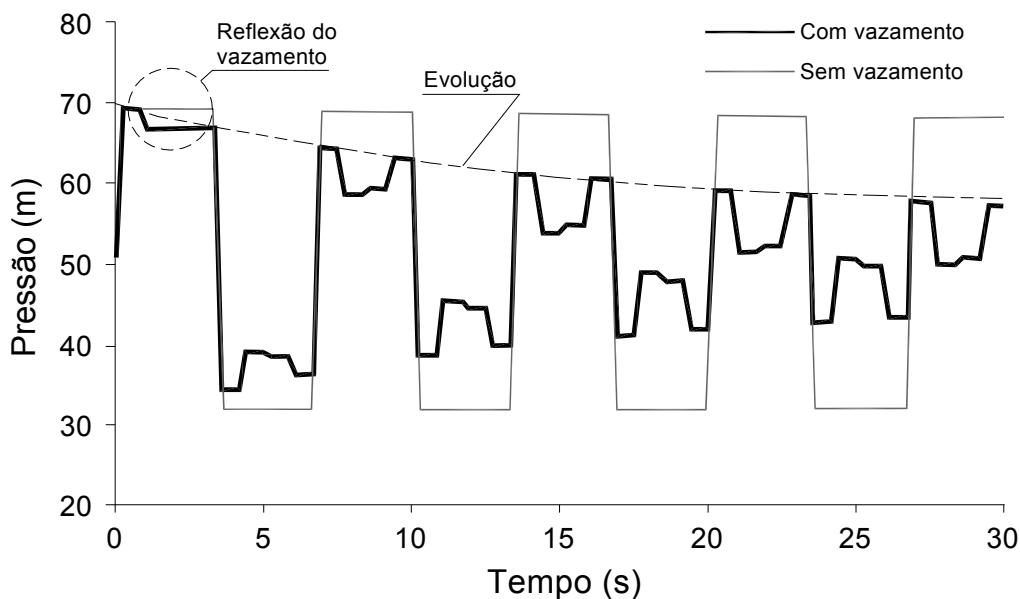
Porém, o processo de substituição de nós com pressões negativas por reservatórios abertos à atmosfera acaba por dividir a rede inicial em sub-redes que o GIRAFFE não é capaz de reconhecer por si só, provocando falha na modelagem hidráulica pelo EPANET, situação identificada na modelagem de sismos em Taiwan por CHOU et al. (2013).

#### 3.4.4.2 Detecção e localização de vazamentos em regime transitório

A despeito das definições mais românticas, os vazamentos são fenômenos hidráulicos, localizados em pontos específicos do sistema e que provocam alterações na propagação e reflexão das ondas transitórias – como também acontecem com quaisquer outras singularidades como junções, reduções, ampliações, obstruções e transições de rugosidade (COLOMBO et al., 2009).

As ondas de pressão provocadas por uma manobra em um sistema com vazamento, comparadas pela mesma manobra realizada em um sistema estanque,

revelam uma espécie de “assinatura hidráulica” do vazamento, caracterizada pela atenuação das ondas pelo escape de fluido pressurizado, conforme ilustra a Figura 3.20.



**Figura 3.20 - Comparação da propagação de uma manobra em um sistema estanque e com vazamento**

Fonte: COLOMBO et al. (2009)

Para SHINOZUKA E DOUG (2005), o transitório hidráulico consiste em uma condição hidráulica intermediária entre dois regimes permanentes – inicial e final – provocada por manobras como abertura ou fechamento de válvulas, parada ou acionamento de bombas, entre outras, cuja variação brusca da carga de pressão gera uma onda de pressão que permite a detecção e localização de vazamentos.

Os autores salientam que a ocorrência de transitórios em redes de água pode provocar, além de rompimentos de tubulações e juntas devido às subpressões ou sobrepressões, também a movimentação de depósitos existentes no interior das tubulações os quais, por sua vez, podem comprometer a qualidade da água distribuída.

Para COLOMBO et al. (2009), a existência de um vazamento induz também a reflexões adicionais na onda de pressão inicial, que se propagam tanto a montante como a jusante da fonte da manobra. Esta característica também permite a localização de vazamentos existentes a partir de vazamentos induzidos por manobras em hidrantes ou descargas de rede.

O emprego desta técnica gera informações adicionais valiosas, em quantidade e qualidade, que auxiliam mais o processo de localização do que uma avaliação em regime permanente, sendo denominada “*time-domain reflectometry*”. Atualmente a técnica encontra o desafio de separar, em sistemas mais complexos, os sinais das diversas fontes para identificação de quais se referem aos vazamentos, mas desponta como técnica economicamente interessante na avaliação não intrusiva de vazamentos em redes de distribuição.

MISUINAS et al. (2005) desenvolveram um algoritmo para detecção de rompimentos de média e larga escalas utilizando monitoramento de pressões na rede e análise de seu modelo hidráulico em regime transitório, considerando que, no caso de um rompimento brusco de tubulação, uma onda de pressão é gerada e propagada pela rede, podendo ser detectada através da análise do tempo de chegada desta onda em dois ou mais pontos de medição.

O modelo desenvolvido pelos autores se baseia no Método das Características, despreza as perdas de carga e usa a relação geral de orifícios livres e a equação de Joukowsky, filtrando os dados de pressão coletados em caso de níveis altos de ruído. São considerados todos os nós da rede como candidatos a vazamentos em potencial, sendo o local do vazamento determinado através da minimização de uma Função Objetivo baseada nas relações de tempo de trânsito e magnitude da onda de pressão.

A magnitude da onda transitória pode ser afetada por vários motivos, como pela topologia da rede, características de consumo, precisão da medição e sensibilidade do modelo, de forma a afetar a identificação da magnitude do próprio vazamento. Para os autores, esta grandeza, embora importante em termos práticos, apenas auxilia a avaliação da extensão do evento na modelagem e não necessita ser aferida com grande precisão no processo.

A validação da técnica foi realizada pelos autores a partir da aplicação a uma rede real com aproximadamente 250 ligações e diâmetros entre 100 e 250 mm, cujo modelo foi construído com 79 nós e 108 trechos. Considerando uma velocidade de propagação do som de 1.120 m/s e todos os nós como candidatos a vazamentos em potencial, o modelo permitiu a boa localização de vazamentos simulados com aberturas rápidas de válvula em hidrante em 4 pontos distintos da rede, com área equivalente de vazamento de aproximadamente 1% da área da seção transversal da rede em alguns

pontos. Os dados de pressão foram coletados em três pontos distintos com frequência de 2.000 Hz, enquanto os vazamentos foram simulados através da abertura de hidrantes com acionamento por válvula solenoide com tempo de abertura de 40 ms, durante um período de teste de 1,5s cada abertura.

SHINOZUKA E DOUG (2005) analisaram as propriedades de detecção e localização de condições anormais de operação de redes de distribuição a partir de dados de pressão e vazão, gerados em regime transitório quando da ocorrência de rompimentos de rede, parada de bombas ou mal funcionamento em equipamentos da rede, que podem causar danos ainda mais severos.

Para análise em regime transitório, foi utilizado o *software Hammer* distribuído pela *Bentley* acoplado a uma plataforma ARC/GIS com vistas a monitorar, processar e analisar dados da rede em tempo real para detecção das anomalias em uma proposta de sistema substituto ao SCADA que, sabidamente, é amplamente utilizado para operação do sistema, mas não para providenciar respostas rápidas a problemas operacionais como os necessários para análise em regime transitório.

Os autores demonstraram por simulação numérica que o gradiente de pressões em um determinado ponto da rede consiste em uma característica ligada diretamente ao dano ou mal funcionamento que se procura, que normalmente se localiza na junção mais próxima do ponto em que se observa o maior gradiente.

A aplicação realizada pelos autores considerou as pressões em regime transitório antes e após eventos analisados em quatro cenários distintos:

- 1) Rompimento de tubulação em  $t = 5s$ ;
- 2) Rompimento de tubulação em  $t = 5s$  com seu reparo em  $t=15s$  (não real, apenas para efeito de simulação do transitório);
- 3) Parada de bomba em  $t = 5s$ ;
- 4) Parada de bomba em  $t = 5s$  com religamento em  $t = 20s$ .

Os resultados obtidos pelos autores mostram que, diante das anomalias bruscas analisadas, as respostas mais rápidas se deram nas adjacências do local avariado, de acordo com um gradiente de pressões dado pela Equação (3.35).

$$D = \frac{-(H_2 - H_1)}{(t_2 - t_1)} \quad (3.35)$$

Os autores adotaram  $t_2 - t_1 = 0,2\text{s}$  e observaram que o gradiente  $D$ , dado pela diferença entre as cargas hidráulicas  $H_2$  e  $H_1$ , é normalmente pequeno se avaliado em regime permanente e que também apresenta valores mais altos nas proximidades dos vazamentos.

VITKOVSKY et al. (2000) aplicaram Algoritmos Genéticos (AG) em conjunto com análise em regime transitório para localização de vazamentos e fatores de atrito das tubulações, simultaneamente, apresentando dois novos operadores de mutação e cruzamento.

Os AG foram aplicados em alternativa ao método de Levenberg-Marquardt proposto por LIGGETT E CHEN (1994) devido aos enormes espaços de busca que este método pode apresentar, mesmo sem garantias de que o AG identifique o ponto ótimo global, mas aproveitando suas boas propriedades de otimização de problemas não lineares.

POULAKIS et al. (2003) apresentam método probabilístico para detecção de vazamentos em redes de distribuição baseado em testes de descarga, cujos resultados indicaram forte influência dos erros de modelagem, dos ruídos nas medições, da severidade do vazamento e da localização dos sensores de pressão no resultado final.

COLOMBO et al. (2009) classificaram os problemas de identificação e quantificação dos efeitos de vazamentos no sinal transitório em três classes principais:

- **Análise transitória inversa**, que avalia a propagação pelo sistema de uma manobra ou uma fuga provocada, cujas ondas de pressão são perturbadas pela existência de outros vazamentos desconhecidos.
- **Análise da frequência de resposta do sistema**, que consiste no acompanhamento das pressões em um ponto do sistema que, sujeito a uma manobra harmônica, induz a um escoamento permanente-oscilatório, cuja comparação entre as amplitudes máximas entre sistemas estanques e com vazamentos permite localização dos vazamentos.

- **Análise transitória direta**, que considera que parte da energia propagada por uma manobra, quando atinge um vazamento, é convertida em uma nova reflexão, cujo tempo de trânsito também permite localizar a fuga se assumidas conhecidas todas as demais características do sistema.

#### 3.4.4.2.1 Análise transitória inversa

BILLMANN E ISERMANN (1987) já apontavam a modelagem hidráulica em regime transitório, ainda incipiente nos anos 1980, como promissora principalmente em função das altas velocidades de propagação das ondas de pressão no escoamento de fluidos, em comparação ao escoamento de gases. Esta condição leva à necessidade de aquisição de dados com altas frequências e um esforço computacional adicional.

PUDAR E LIGGETT (1992) apresentam um dos primeiros trabalhos que utilizam dados conhecidos do sistema durante uma manobra (pressões e vazões) na obtenção de outros parâmetros, como rugosidades das tubulações e vazamentos, através da minimização do somatório do quadrado das diferenças entre pressões medidas e simuladas, utilizando o método de Levenberg-Marquardt na solução do sistema não linear.

Esta abordagem transitória inversa é atualmente facilitada pelo avanço tecnológico dos transdutores de pressão para coleta em altas frequências e pelo aumento da velocidade de processamento de dados.

A análise de redes em regime transitório demanda esforço computacional superior à análise em regime permanente, mas apresenta-se atualmente viável frente ao avanço computacional e do aumento da disponibilidade e redução de custos das instalações de medição de vazões e pressões, experimentados nos últimos anos (LIGGETT E CHEN, 1994).

O problema de identificação de vazamentos a partir da análise de redes em regime permanente apresenta-se como muito dependente da determinação adequada dos fatores de atrito, sob pena de erros significativos na sua detecção e localização (PUDAR E LIGGETT, 1992). Os fatores de atrito podem, também, não corresponder necessariamente à realidade prática dos sistemas de distribuição de água, cuja operação em regime permanente é incomum (LIGGETT E CHEN, 1994).

PUDAR E LIGGETT (1992) e LIGGETT E CHEN (1994) aplicaram numericamente seus modelos pioneiros a uma rede hipotética de cinco malhas, sendo seguidos por uma série de trabalhos na expectativa de melhorar a otimização da função objetivo, os desvios de medição e o desempenho do modelo hidráulico em regime transitório.

O método proposto por PUDAR E LIGGETT (1992) permite a detecção e localização de vazamentos a partir da determinação das áreas equivalentes de orifícios fictícios, que simulam vazamentos nos nós enquanto acréscimos às demandas existentes, a partir de medições de vazão e pressão na rede.

Os autores aplicaram o modelo a uma rede de 11 trechos e 7 nós e observaram que um único ponto de medição de pressão não permitia a localização do vazamento, enquanto a utilização de dois pontos conduzia a melhores resultados. Também puderam concluir que, mesmo na ausência de uma solução única, o caso subdeterminado permite orientar possíveis soluções e se somar a caros e demorados trabalhos de campo.

Em termos das situações determinada e superdeterminada, os autores realizaram testes considerando um mesmo número de vazamentos e de pontos de medição na rede, o que lhes permitiu concluir que, se os dados de entrada são precisos, os resultados são idênticos em ambas as situações, ou seja, não houve influência positiva do acréscimo de pontos de medição neste caso.

Para a mesma rede, os autores avaliaram, ainda, a influência de erros de medição de pressão (da ordem de 0,305 mca) e de estimativa do coeficiente de rugosidade de Hazen-Williams (de  $\pm 10\%$ ), que indicou uma maior sensibilidade do atrito nos resultados, mostrando a importância de sua adequada avaliação em testes sem vazamentos para calibração do modelo.

Os resultados obtidos pelos autores revelam que, mesmo em sistemas menores, as variações das áreas equivalentes dos vazamentos são influenciadas mais pelos erros na determinação dos fatores de atrito que pelos erros das medições de pressão, indicando grande dependência da apuração adequada deste primeiro parâmetro.

LIGGETT E CHEN (1994) ressaltam que a utilização de dados transitórios, mesmo que a partir de poucos pontos de medição, fornece uma quantidade adicional de informações que podem transformar um sistema subdeterminado em superdeterminado.

O método empregado pelos autores na solução de problemas pseudo-determinados, denominado *Singular-Value Decomposition* (SVD), separa do sistema a parcela superdeterminada daquela subdeterminada, que é inicialmente descartada e depois reconsiderada na solução.

O modelo elástico avalia simultaneamente o fator de atrito e as áreas equivalentes dos vazamentos, através da solução de um problema conjugado na forma matricial – cuja convergência, segundo os autores, é mais rápida que na forma discreta – que também determina as matrizes derivadas de 1<sup>a</sup> e 2<sup>a</sup> ordens (Jacobiana e Hessiana, respectivamente, necessárias à solução pelo método empregado de Levenberg-Marquardt), através de seis passos principais:

1. Estimativa inicial dos fatores de atrito das tubulações e áreas equivalentes dos vazamentos nos nós (os autores recomendam valores nulos para as áreas equivalentes de todos os nós, enquanto estimativa inicial otimista).
2. Análise da rede em regime transitório a partir dos fatores de atrito e áreas equivalentes.
3. Solução do problema conjugado, tendo como variável a diferença entre dados medidos e calculados.
4. Solução do problema conjugado, tendo cargas hidráulicas ou áreas equivalentes como variáveis.
5. Cálculo das matrizes Jacobiana e Hessiana com os resultados dos itens 3 e 4.
6. Avaliação de um vetor de sensibilidade com novos fatores de atrito e áreas equivalentes, retornando ao item 2 enquanto houver variações na solução dentro de precisão pré-estabelecida.

A sensibilidade do método pode ser avaliada a partir de uma função de mérito E, que assume valores baixos quando a maioria das variáveis (fatores de atrito e áreas equivalentes) são bem determinadas, na forma da equação (3.36):

$$E = \sum (h_i^m - h_i)^2 \quad (3.36)$$

onde  $h$  é a carga hidráulica no nó  $i$ , sendo o sobrescrito  $m$  indicador dos dados medidos em campo.

A matriz Jacobiana, por sua vez, também permite avaliar a sensibilidade das medições em campo ao verificar a influência dos parâmetros de análise nas cargas hidráulicas medidas.

Os autores aplicaram o método à rede composta por 7 nós e 11 trechos, sujeitos a vazamento em apenas um de três nós candidatos e sem consideração de nós intermediários (discretização mínima).

Os resultados obtidos pelos autores indicam rápida convergência para a solução, sendo mais rápida para as áreas equivalentes dos vazamentos que para os fatores de atrito, fato explicado pelos autores como originado pelas diferenças de ordem de grandeza destas variáveis em relação aos valores da função de mérito E (equação 3.36). Para esta situação, os autores sugerem penalização da função E, em proporção a ser determinada em particular a cada caso.

A análise transitória inversa depende de um acurado modelo de análise transitória que represente fielmente as condições reais do sistema, cuja obtenção é dificultada pela dificuldade na obtenção dos dados de entrada do modelo – fatores de atrito e celeridades (COLOMBO et al., 2009).

A discretização necessária dos modelos para emprego do Método das Características pode implicar em erros significativos na localização de vazamentos por análise transitória inversa (GUO et al., 2012).

VITKOVSKY et al. (2007) classificam os erros inerentes à modelagem transitória inversa em três categorias: na aquisição de dados; nos dados de entrada e condições de contorno; e nos erros de modelagem, como presença de bolsas de ar, vibração, ramais prediais, entre outros, cuja modelagem não é praticável. Em testes de laboratório, COVAS et al. (2001) observaram as mesmas ressalvas, acrescentando também a preocupação com a adequada sincronização dos dados medidos por diferentes coletores simultaneamente.

COVAS et al. (2006) apud COLOMBO et al. (2009) identificaram bom comportamento das ondas simuladas de pressão frente às observadas em aplicações de campo, sobretudo no primeiro período de reflexão da onda de pressão (quando  $t < 2L/a$ ), a partir do qual as diferenças resultaram mais significativas. No mesmo trabalho, os autores puderam observar que uma maior discretização dos trechos pode dispersar um vazamento único entre nós adjacentes.

ARAUJO E CHAUDHRY (2004) afirmam que a calibração em regime transitório das rugosidades absolutas das tubulações, ao invés dos fatores de atrito, apresenta-se mais conveniente, dado que erros elevados na estimativa inicial das rugosidades não implicaram necessariamente em grandes erros nos fatores de atrito finais em estudo realizado.

LIGGETT E CHEN (1994) sugerem a aplicação do método inverso também para identificação de rompimentos súbitos de redes, em pontos entre nós de estudo, a partir da identificação dos dois nós que mais rapidamente perceberam variações na carga hidráulica. A aplicação por COVAS et al. (1998) do método proposto por LIGGETT E CHEN (1994) indicou bons resultados na identificação e localização de vazamentos coincidentes com nós de estudo do modelo, sob pena de atribuição de uma área equivalente relativamente maior que a real quando o vazamento localiza-se entre nós de estudo, dada sua dependência das pressões.

HAGHIGHI E RAMOS (2012) apresentam análise transitória inversa utilizando *Central Force Optimization* (CFO) como modelo de otimização, que consiste em um método natural e determinístico baseado na cinemática gravitacional que faz com que massas menores gravitem em torno de massas maiores.

Os movimentos que governam o CFO são essencialmente vetoriais, nos quais uma solução inicial viaja por um vetor de trajetória até a resposta. Por não depender de operações aleatórias ou randômicas, possui boa capacidade de escapar de ótimos locais.

Os resultados numéricos obtidos pelos autores para o sistema analisado por PUDAR E LIGGETT (1992) revelam respostas finais similares às obtidas com os métodos de Levenberg-Marquardt (determinístico) e Algoritmos Genéticos (estocástico).

Os autores ilustram, ainda, que, embora a análise transitória inversa seja teoricamente promissora, a boa aplicação a sistemas reais depende de:

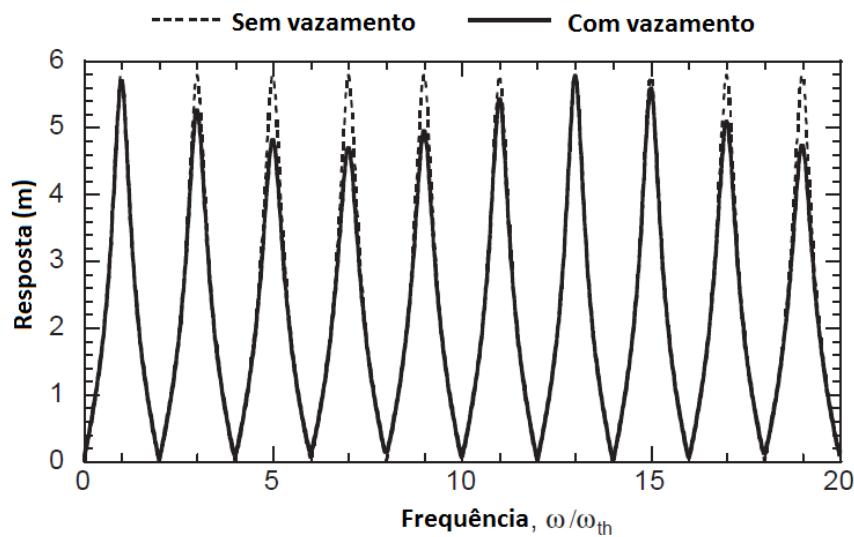
- uma modelagem numérica adequada, situação particularmente difícil em sistemas antigos;
- coleta de dados em quantidade e qualidade adequadas;
- dimensionamento ótimo dos pontos de medição de pressão;

- geração de manobras extremamente rápidas, que podem encontrar limitações em sistemas reais na possibilidade de danos às instalações ou eventual cavitação.

#### 3.4.4.2.2 Análise da frequência de resposta do sistema

A realização de manobras de fechamento e abertura de uma válvula, por exemplo, com uma determinada frequência provoca um escoamento definido como permanente-oscilatório. O acompanhamento da amplitude das ondas de pressão geradas pelas manobras no ponto de sua geração e sua posterior comparação com as ondas simuladas para um sistema estanque, permitem a localização de vazamentos em uma técnica denominada *Frequency Domain*.

A Figura 3.21 apresenta as diferenças entre as frequências de resposta de um sistema de uma tubulação simples com e sem vazamento.



**Figura 3.21 - Diagrama de frequência de resposta de uma tubulação com e sem vazamento**  
Fonte: adaptado de LEE et al. (2005)

Considerando a variação média entre regimes permanentes intermediários da carga hidráulica e vazão, além dos componentes oscilatórios, as equações de conservação da massa e quantidade de movimento podem ser resolvidas com o uso de funções de transferência, requerendo um menor esforço computacional se comparado à análise transitória inversa (COLOMBO et al., 2009).

MPESHA et al. (2001) desenvolveram metodologia para detecção e quantificação de vazamentos em tubulações simples e malhas abertas, baseada no comportamento das respostas do sistema em termos de pressões e vazões, a uma sucessão de oscilações provocadas pela abertura e fechamento de válvula com amplitude e frequência constantes, em uma condição de permanente-oscilatório. Nesta situação é possível utilizar as diferenças observadas entre as ondas de pressão em situações sem e com vazamentos, para localizar e quantificar vazamentos com magnitudes a partir de 0,5% da vazão do trecho – abaixo desta proporção a identificação das diferenças entre as situações sem e com vazamento não é possível, assim como sua detecção e localização.

Uma análise da influência do fator de atrito da tubulação na localização de vazamentos pelo método proposto, a partir da variação dos valores de  $f$  desde 0,01 (factível) até 0,4 (hipotético), revelou boa acomodação da rotina de localização de vazamentos para valores mais frequentes na prática para o fator de atrito ( $f$  entre 0,01 e 0,025). A técnica apresenta também a vantagem de exigir históricos de pressões e vazões em apenas um ponto do sistema.

Embora desenvolvido para tubulações simples ou malhas abertas, a aplicação do método a redes malhadas é incentivada pelos autores.

WANG et al. (2002) aproveitam-se das mesmas características de depleção das ondas de pressão em regime transitório, quando da presença de vazamentos, para quantificação e localização de vazamentos em sistemas de tubulações em termos dos componentes da Série de Fourier, onde todos os componentes são ajustados uniformemente quando em regime permanente. Esta situação não ocorre em regime transitório, o que permite a localização de vazamentos em proporções de áreas equivalentes a partir de 0,1% da área da seção transversal da tubulação, embora apresente limitações de aplicabilidade a sistemas complexos como redes de distribuição de água, por exemplo.

KIM et al. (2008) provocaram transitórios hidráulicos em uma tubulação hipotética de 1000 m de extensão a partir da operação de uma válvula, com tempo de fechamento de 0,05 s, para localização de vazamentos através de análise transitória inversa com otimização através de Algoritmos Genéticos (AG).

Os autores afirmam que, uma vez que o fator de atrito em regime permanente pode ser calculado a partir de medições de pressão em trechos simples de tubulação, a exclusão deste parâmetro na rotina de localização de vazamentos pode melhorar o processo. Para tanto, foram avaliados os efeitos da variação em +/- 10% do valor real do fator de atrito durante localização de vazamentos, cujos resultados indicaram ser este parâmetro menos significativo no processo de detecção.

Um erro de +/- 0,5 m foi também aleatoriamente incorporado aos valores das pressões medidas para avaliação do desempenho do processo de localização de vazamentos com dados menos precisos. Os resultados obtidos foram similares àqueles obtidos na localização de vazamentos com dados isentos de erros de medição.

GUO et al. (2012) apresentam resultados da aplicação de método de análise de frequência na localização de vazamentos a partir da análise de transitórios gerados por manobra de fechamento de válvula. O método possui a vantagem de não exigir restrições nas condições de contorno, mas também a dependência de um modelo transitório extremamente preciso para boa avaliação da integridade do sistema – o que é dificultado pela existência de vazamentos em diversas localizações e magnitudes, limitando sua aplicação a sistemas reais.

LEE et al. (2005) apresentam técnica de avaliação da frequência de resposta de um sistema de uma tubulação simples intacta e com vazamentos proporcionais à vazão no sistema, considerando fatores de atrito em regime permanente e transitório, com bons resultados de localização de vazamentos da ordem de 30% ou menos da vazão transportada. Uma metodologia baseada na transmissão de ondas sonoras entre dois sensores instalados em uma tubulação contendo um vazamento é apresentada por YANG et al. (2008), que emprega AG para otimização do processo de análise dos sinais de resposta do vazamento até o sensor.

#### 3.4.4.2.3 Análise transitória direta

A propagação da onda de pressão gerada por uma manobra é desviada em novas reflexões quando encontram um vazamento. A detecção e a medição do tempo de trânsito destas reflexões adicionais, conhecida a celeridade da tubulação, permitem localizar estas fugas (COLOMBO et al., 2009).

O emprego de manobras para avaliação da integridade dos sistemas em regime transitório apresenta como vantagens o tempo relativamente curto de ensaios em campo, que permite uma interferência mínima na operação normal do sistema e uma menor probabilidade de variações de vazão em função de oscilações na demanda, além de ser menos influenciada pelas condições de atrito das tubulações (BRUNONE et al., 2008).

A geração e análise de transitórios em sistemas reais apresentam desafios práticos e demandam atenção especial com relação à boa localização dos pontos de medição de pressão e correta definição dos diâmetros das tubulações, que quando elevados podem implicar em respostas relativamente lentas às manobras.

Inspirados na possibilidade de geração de manobras controladas a partir de um dispositivo independente do sistema, BRUNONE et al. (2008) propõem o emprego de um tanque hidropneumático portátil, denominado *Portable Pressure Wave Maker* (PPWM), que conectado ao sistema por uma tubulação de pequeno diâmetro e uma válvula de controle permite introduzir no sistema uma onda controlada de pressão a partir da rápida injeção de uma carga hidráulica mais alta que a do sistema. A partir de testes estáticos em laboratório, os autores propõem modelo numérico para avaliação de tubulações baseado na detecção de descontinuidades na onda de pressão provocadas por vazamentos.

Um comparativo entre trabalhos realizados de análise, detecção e localização de vazamentos em redes de distribuição de água é apresentado na Tabela 3.3, que demonstra grande variação entre os graus de liberdade admitidos entre diversas publicações.

**Tabela 3.3 - Comparação de modelos de análise de vazamentos em redes**

Autores	Finalidade Principal	Modelo de Otimização	Fonte de Dados	Pontos Monitorados	Pontos Candidatos a Vazamento	Regime de Análise	Número de Nós	Número de Trechos	Extensão da Rede (m)
ARAÚJO E CHAUDHRY (2004)	Calibração de Fatores de Atrito	Algoritmos Genéticos	SN	7 (100%)	-	Transitório	7	11	2.635
CAPUTO E PELAGAGEE (2002)	Detecção e Localização	Redes Neurais Artificiais	SN	ND	ND	Permanente	5	6	2.200
COVAS et al. (1998)	Detecção e Localização	Levenberg-Marquardt	SN	3 (27%)	3	Transitório	11	14	1.400
COVAS et al. (1998)	Detecção e Localização	Levenberg-Marquardt	SN	3 (27%)	1	Transitório	11	14	1.400
HAGHIGHI E RAMOS (2012)	Detecção e Localização	Central Force Optimization - CFO	SN	2 (29%)	7	Transitório	7	11	2.635
LIGGETT E CHEN (1994)	Detecção e Localização	Levenberg-Marquardt	SN	3 (43%)	4	Transitório	7	11	2.635
MISIUNAS (2005)	Detecção e Localização	ND	SN	4 (5%)	1	Permanente	79	108	ND
MISIUNAS (2005)	Detecção e Localização	ND	C	3 (3%)	1	Transitório	107	110	ND
MUKHERJEE E NARASIMHAM (1996)	Detecção e Localização	Probabilístico	SN	22 (100%)	1-4	Permanente	22	38	1.158
MUKHERJEE E NARASIMHAM (1996)	Detecção e Localização	Probabilístico	LAB	6 (100%)	1-2	Permanente	6	7	3,12
PÉREZ et al. (2011)	Localização de Pontos de Monitoramento	Algoritmos Genéticos	SN	8 (0,5%)	-	Permanente	1.600	ND	41.153
PUDAR E LIGGETT (1992)	Detecção e Localização	Levenberg-Marquardt	SN	1-3 (14-43%)	1-3	Transitório	7	11	2635
PUDAR E LIGGETT (1992)	Detecção e Localização	Levenberg-Marquardt	SN	10/19 (50-100%)	9	Transitório	20	35	ND

Legenda

SN: simulação numérica; LAB: laboratório; C: dados reais obtidos em campo; ND: informações não disponíveis.

### **3.4.5 Definição da quantidade e localização dos pontos de monitoramento de pressão**

Para o problema de sensibilidade dos pontos de monitoramento da carga de pressão para localização de vazamentos, MISIUNAS (2005) realizou uma análise de incerteza que considerou, além dos desvios inerentes da medição (equipamentos) e da modelagem (fatores de atrito e distribuição de demanda), também aqueles observados nas variações detectadas nas vazões ou pressões resultantes da variação normal da demanda, através da inclusão de uma parcela de erro no balanço entre pressões medidas e observadas. Os resultados obtidos pelo autor apontam para uma maior probabilidade de sucesso na localização do rompimento quanto maior o número de pontos de monitoramento.

O modelo proposto necessita que todas as vazões afluentes à rede sejam medidas, enquanto a seleção ótima do número e distribuição dos pontos de monitoramento de pressão é resultado de uma análise de sensibilidade que minimiza custos de instalação e maximiza o desempenho do modelo.

A avaliação da sensibilidade do modelo permite definir os pontos de monitoramento de pressões ou vazões de forma a obter a melhor sensibilidade dos parâmetros avaliados e incrementar a confiança no modelo (LIGGETT E CHEN, 1994; CASILLAS et al., 2013).

PUDAR E LIGGETT (1992) também propõem matriz de sensibilidade para orientar a definição do número e a localização dos pontos a monitorar para sua máxima eficiência.

PÉREZ et al. (2011) propõem técnica para definição otimizada de pontos para monitoramento de pressões na rede para identificação de vazamentos a partir da avaliação de uma matriz normalizada de sensibilidade, em complemento ao modelo proposto por PUDAR E LIGGETT (1992), cuja aplicação revelou haver sensibilidade de todos os nós a um vazamento em qualquer deles, mas que existem variações mais significativas em certos casos e que podem ser aproveitadas.

O modelo proposto pelos autores representa graficamente a rede de distribuição, com notação dos nós nas abscissas e dos trechos nas ordenadas, onde uma variável de decisão  $x_i$  ligada a cada nó  $i$  assume valores binários (0 ou 1), indicando se o nó em

questão deve ou não receber um ponto de monitoramento. A otimização é realizada ao ser identificada, através de uma função de custo (FO a ser minimizada), a melhor sensibilidade para o menor grupo possível de nós com monitoramento de pressão.

COVAS et al. (1998) aplicaram técnica ao modelo para localização e detecção de vazamentos em regime transitório proposto por LIGGETT E CHEN (1994) e chegaram a uma relação empírica de um ponto necessário de medição de pressão para cada três nós principais da rede real.

Com o objetivo de definirem a melhor quantidade e localização de pontos de monitoramento, a fim de obterem os melhores resultados da análise inversa, VITKOVSKY et al. (2003) analisaram duas situações: uma rede pequena, de 7 nós em que todos são candidatos a pontos de medição, e uma rede mais extensa, de 35 nós, com número de possíveis pontos de medição variando desde 1 a 10.

Os resultados obtidos para os três indicadores de desempenho avaliados, mais especificamente  $\eta_J$ ,  $\eta_A$  e  $\eta_D$ , baseados, respectivamente, no somatório da Jacobiana das cargas hidráulicas, na variância dos erros dos parâmetros avaliados e na matriz de curvatura, indicaram para a rede maior um melhor ajuste deste último indicador,  $\eta_D$ , sobre os demais.

Os resultados mostram, ainda, que a variação do período de coleta de dados varia pouco a configuração dos pontos de medição, mas que um número menor de pontos coletando dados por um período maior pode produzir resultados semelhantes àqueles obtidos por um número maior de pontos coletando dados por menos tempo.

Os autores ilustram que uma configuração ótima pode não ser necessariamente prática, de forma que a aplicação de uma solução “próxima da ótima” pode ser bem adequada, dependendo do bom senso do operador.

KAPELAN et al. (2005) desenvolveram modelos para otimização da localização dos pontos de medição de pressão, com objetivo de maximizar a precisão de calibração do modelo e minimizar os custos de medição, empregando Algoritmos Genéticos em duas abordagens: simples e multiobjetivo.

Os resultados obtidos pelos autores apontam para vantagens da análise multiobjetivo sobre a simples em termos do número de simulações necessárias, precisão dos resultados e necessidade da aplicação de restrições na análise simples, o que

dificulta o processo de pesquisa. A única desvantagem apontada para a análise multiobjetivo reside no esforço computacional exigido, que deve ser superado com o constante desenvolvimento tecnológico.

GAMBOA-MEDINA E REIS (2017) propõem e avaliam metodologia de definição do número e posição de sensores de pressão, especificamente para o problema de localização de vazamentos. Através de análise multiobjetivo com uso de GA, o método otimiza quatro critérios: (i) sensibilidade total a vazamentos; (ii) consistência da sensibilidade; (iii) redundância e; (iv) número de sensores.

Os resultados obtidos pelos autores em um sistema de distribuição de água de Araraquara, SP, revelam uma relação muito clara entre o aumento do número de sensores e a melhora na sensibilidade total a vazamentos.

Quando considerados simultaneamente os demais critérios analisados (consistência e redundância), os autores observaram que cada qual das funções analisadas se relaciona de forma diferente com o número marginal de sensores na rede, especialmente quando o número de sensores existente na rede é pequeno – à medida que existem mais sensores, o acréscimo de um novo sensor produz melhorias cada vez menos significativas.

### **3.4.6 Emprego da Inteligência Artificial na detecção de vazamentos**

Técnicas de Inteligência Artificial (IA), em particular as Redes Neurais Artificiais (RNA), têm sido propostas para análise de redes de distribuição em função de sua estrutura intrinsecamente paralela, alta eficiência computacional e robustez.

As RNA são basicamente funções de transferência não lineares aplicadas às variáveis de entrada, onde conjuntos de elementos de cálculo (neurônios) são conectados entre si de acordo com a estrutura adotada, de forma que a saída de cada neurônio é o valor de uma função de ativação não linear, calculada de acordo com os pesos e sinais de entrada. As conexões de cada neurônio são atribuídos pesos escolhidos durante o processo de treinamento de forma a minimizar os desvios entre os valores de saída dos neurônios e aqueles tidos como referência.

Redes neurais têm sido aplicadas com sucesso em aproximações de funções não lineares de múltiplas variáveis e como classificadores, onde, com um número suficiente

de informações para treinamento, é possível a solução de problemas que, através de métodos analíticos, teriam solução muito difícil ou impossível (CAPUTO E PELAGAGGE, 2002).

MASHFORD et al. (2009) utilizaram dados de pressão na rede de distribuição para localizar e quantificar vazamentos através de análise inversa, utilizando técnicas de *Support Vector Machine* (SVM) enquanto reconhecedor de padrões produzidos por modelo hidráulico construído no simulador hidráulico EPANET.

Dentre as tipologias de redes neurais disponíveis, CAPUTO E PELAGAGGE (2002) destacam como as que apresentam maiores habilidades de classificação as redes probabilísticas ou RNA de múltiplas camadas. Para os autores as primeiras apresentam bons resultados quando os valores de teste são próximos daqueles usados para treinamento, com resultados piores quando empregados fora desta situação, como na existência de ruídos, por exemplo, enquanto as RNA de múltiplas camadas combinam as melhores características de capacidade de previsão e rejeito de ruído.

A análise de ondas de pressão captadas na rede durante a ocorrência de regime transitório apresenta dificuldade de aplicação cotidiana, sendo mais prática a interpretação de dados de pressão e vazão coletados na rede em regime permanente para identificação dos vazamentos, enquanto perturbação no equilíbrio hidráulico, em análise inversa (MASHFORD et al., 2009).

Para este tipo de aplicação, as redes neurais e as Máquinas de Vetor Suporte (*Support Vector Machine* ou SVM) são aplicáveis e recomendados enquanto reconhecedores de padrões, uma vez que operam transformações não lineares de forma a separar os hiperplanos de solução no espaço.

Os SVM podem ser usados para regressão, quando a informação de saída é um número real associado a um padrão de entrada, ou como classificadores quando a saída é uma classe também associada a um padrão de entrada. No primeiro caso, a precisão é definida em termos de desvios mínimos quadrados.

A aplicação deste método consiste em alimentar o modelo com valores de pressão na rede diante de vazamentos conhecidos (padrões) em um processo de treinamento, sendo por vezes necessárias centenas ou milhares de padrões para um treinamento adequado.

MAMO et al. (2014) aplicaram SVM enquanto reconhecedor de padrões na classificação de vazamentos do campus da Universidade de Lille, na França, com objetivo de compor ferramenta operacional na localização de novos vazamentos e sua intensidade e de planejamento, ao identificar quais trechos da rede necessitam de ação urgente.

SHINOZUKA et al. (2005) assumiram magnitudes para vazamento variando entre um centésimo e a unidade da área da seção transversal da tubulação (rompimento total), em um nó adicional localizado no ponto médio entre dois nós de um dos trechos de rede analisada.

Os padrões de entrada para treinamento do modelo foram obtidos a partir de modelagem matemática considerando um único ponto de vazamento por vez e três pontos de monitoramento de pressões, tendo as distâncias entre o vazamento e os pontos de monitoramento de pressão referidos em termos da menor distância em linha reta entre estes pontos.

O processo proposto para treinamento da rede neural ocorreu com a alimentação de uma camada de entrada com dados de entrada, que se propagam por uma camada intermediária até a geração de dados de saída que, por sua vez, são comparados com valores desejados de saída. Esta comparação gera um desvio para cada nó de saída, que são transmitidos pelas camadas em sentido inverso até a camada de entrada repetidamente, até que cada nó da rede tenha recebido um sinal de desvio relativo à sua contribuição ao erro total. Com base neste erro são ajustados pesos para todos os nós de forma a forçar a convergência até um limite aceitável de mínimos quadrados (SHINOZUKA et al., 2005).

Para este trabalho, foram considerados por SHINOZUKA et al. (2005) como dados de entrada e saída, as variações de pressão nos três nós monitorados e a localização do vazamento, respectivamente, ambos adimensionalizados de acordo com os limites mínimos e máximos utilizados no treinamento.

Para treinamento do modelo, foram gerados 350 conjuntos (padrões) de dados de entrada e saída para sete locais candidatos a vazamento, com áreas de vazamento variando entre 1%, 2%, 5%, 10%, 20%, 50% e 100% da área da seção transversal da tubulação, com um mínimo quadrado de 0,00879 da função objetivo ao final de 100.000 treinamentos. Uma vez treinado, o modelo foi testado com padrões utilizados e não

utilizados no processo de treinamento, revelando boa resposta do modelo com erro pouco superior no segundo caso em comparação ao primeiro.

MASHFORD et al. (2009) salientam que a geração de vazamentos monitorados em uma rede real, nas proporções necessárias, pode não ser aplicável em algumas situações práticas, sendo necessário empregar modelos matemáticos para geração destes padrões.

Os autores trabalharam um modelo de uma rede do sudeste da cidade de Melbourne, Austrália, que percebeu variação de vazões de vazamento entre 0,0 e 3,0 L/s em um único nó com expoente de vazamento de 0,5. Foram gerados 300 padrões, dos quais 200 foram aleatoriamente selecionados e utilizados para treinamento, sendo os demais 100 empregados para teste do modelo, cujos resultados revelaram boa atuação do SVM como regressor com desvio médio quadrado de  $4,47769 \times 10^{-5}$ .

Em seguida, o SVM foi avaliado em termos de sua função como classificador, onde 10 nós foram definidos como portadores de vazamentos em potencial. Foram utilizadas pressões simuladas em seis nós, dos quais apenas um dos candidatos apresentava um vazamento variando entre 0 e 3 L/s, formando 10 conjuntos de 150 padrões, em um total de 1500 padrões. Do conjunto de padrões gerados, 1000 foram selecionados aleatoriamente para treinamento e 500 para teste, cujos resultados levaram a uma precisão do modelo de 19% na localização do vazamento. Com ajuste dos parâmetros de treinamento e aumento do número de nós candidatos, foi percebida uma melhora na precisão de teste, para 57,25%.

Apesar destes resultados, se considerada a distância entre o nó indicado como local de um vazamento e aquele que apresentava efetivamente um vazamento, observou-se que 77,5% das localizações estavam em até 100m de distância e 92,2% até 200m de distância, o que os autores consideraram satisfatório, uma vez que o diâmetro da região de estudo era de 1243,4m. A precisão de 100% foi atingida com uma distância de 500m.

A técnica foi testada para vazamentos pequenos, da ordem de 100 L/h (0,028 L/s) ou menores, indicando que o menor vazamento processado com sucesso foi da ordem de 3,45 L/h (0,00096 L/s).

Os autores recomendam o desenvolvimento de um método de identificação da variação de pressão em casos de não vazamento e melhora dos limites de detecção utilizando outras ferramentas de simulação hidráulica.

CAPUTO E PELAGAGGE (2002) abordam o problema de localização de vazamentos em redes pressurizadas a partir de informações de pressão e vazão geradas por simulação matemática, enquanto padrões de entrada, e sua análise por redes neurais, onde o trecho de rede que contém vazamento é identificado em um primeiro nível, sendo sua localização efetiva e magnitude definidas em um segundo momento da rotina proposta.

FARES E ZAYED (2010) analisam o risco de falha de uma rede de água como resultado da comparação de dois fatores – probabilidade e impacto – através de lógica *Fuzzy* considerando 16 fatores de risco divididos em 4 categorias, incluindo aspectos posteriores às falhas, na forma:

Aspectos ambientais:

- Tipo de solo
- Nível do lençol freático
- Tráfego

Aspectos físicos:

- Diâmetro da tubulação
- Material da tubulação
- Idade da tubulação
- Proteção da tubulação

Aspectos operacionais:

- Índice de rompimentos da rede
- Rugosidade
- Qualidade da água
- Vazamentos

Aspectos pós-falha:

- Custo do reparo
- Danos nas imediações
- Perda de água
- Interrupção de tráfego
- Características da região abastecida

De acordo com os autores, o emprego da lógica *Fuzzy* a problemas de avaliação de sistemas se justifica ao permitir a solução de problemas que possuem aspectos qualitativos ou imprecisos, baseados no conhecimento humano – que é qualitativo e inexato. Tal lógica auxilia assim na tomada de decisão para a solução destes problemas, onde os dados muitas vezes são parcialmente desconhecidos ou indisponíveis.

A partir de respostas a um questionário dirigido a 58 operadores do sistema, entre projetistas, operadores, consultores e pesquisadores, as respostas padronizadas (classificadas como “extremamente alta”, “muito alta”, “moderadamente alta”, “média”, “moderadamente baixa”, “muito baixa” ou “extremamente baixa”) foram convertidas em uma escala de 0 a 1 através de funções específicas para cada categoria analisada, em um processo denominado “fuzzificação”.

A inferência por lógica *Fuzzy*, baseada em regras de conhecimento em termos de minimização e maximização, foi seguida de um processo de determinação do centro de gravidade de um conjunto de respostas do aprendizado, denominado “desfuzzificação”, em termos de uma escala de risco de falha na rede, graduado de 0 a 10.

Os resultados obtidos demonstram que a idade da tubulação, seguida das características do material e índice de rompimentos da rede, são os principais fatores de falha de uma rede de distribuição de água, indicando que aproximadamente 8,4% (13 km) das redes do sistema analisado necessitam de intervenção em curto prazo.

JALALKAMALI E EFTEKHARI (2012) propõem a utilização de lógica *Fuzzy* associada aos AG para otimizar a localização de vazamentos em termos de precisão e complexidade, com aplicação em dois sistemas de abastecimento de água no Irã, cujos resultados apontam boa aplicabilidade do método mesmo diante de escassez de dados.

IZQUIERDO et al. (2006) propõem análise da rede em conjunto com avaliação dos níveis de incerteza dos dados, em termos do treinamento de uma rede neural capaz de identificar anomalias associadas ao estado da rede através de lógica *Fuzzy*, alimentada por dados fornecidos por telemetria e modelagem matemática.

VAZ JUNIOR et al. (2010) apresentam metodologia para detecção, localização e quantificação de vazamentos em sistemas de tubulações, onde a análise de dados adquiridos por telemetria em tempo real via SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*) permite tanto a detecção como a localização de vazamentos ou outras anomalias através de um modelo autorregressivo de previsão de padrões. A aplicação do

modelo proposto em um anel de distribuição de nafta com quase 100 km de extensão, composto por 15 nós e 14 trechos, permitiu a localização de vazamentos com diâmetros entre 10 e 20 mm. Porém, os autores apontam para a possibilidade de “pontos cegos” na rede, para os quais há necessidade de melhoria das condições de previsibilidade.

SHINOZUKA et al. (2005) também apresentam metodologia para detecção e localização de vazamentos a partir do monitoramento das pressões na rede em tempo real, através da correlação por meio de redes neurais de padrões gerados por simulação matemática.

AKSELA et al. (2009) empregam rede neural do tipo SOM no treinamento e validação de dados combinados de vazão e localização de vazamentos reportados em um DMC de Helsinki, capital da Finlândia com cerca de 34 km de tubulações e 660 ligações. Os resultados obtidos pelos autores demonstram que o uso de aprendizado não supervisionado, como no caso da rede SOM, permite boa cobertura das diversas configurações possíveis dos padrões de dados e com baixo tempo computacional, permitindo sua aplicação em sistemas previsores em tempo real.

## Capítulo 4

---

### Redes de distribuição estudadas

A bibliografia apresenta diversas redes de distribuição de água, teóricas e reais, amplamente estudadas no desenvolvimento e aplicação de técnicas de projeto, dimensionamento, calibração e operação de sistemas.

No presente trabalho foram aplicadas técnicas de localização de rompimentos em uma rede teórica consolidada na bibliografia (Two-Loop) e em duas redes reais, denominadas Jardim Laudissi e Campos do Conde.

Para todas as redes foram criados modelos hidráulicos para simulação de rompimentos em regime transitório, para alimentação dos métodos de detecção e localização de vazamentos descritos nos capítulos seguintes.

A rede Campos do Conde contou, ainda, com ensaios de campo para simulação de rompimentos e obtenção de curvas reais de variação das pressões, também com objetivo de validar as técnicas de localização propostas e calibrar rugosidades.

#### 4.1. Rede Two-Loop

A rede conhecida como Two-loop foi proposta por ALPEROVITS E SHAMIR (1977) e consiste em um importante *benchmarking*, sendo composta por oito trechos em duas malhas, abastecidos por um reservatório de nível fixo, conforme ilustra a Figura 4.1.

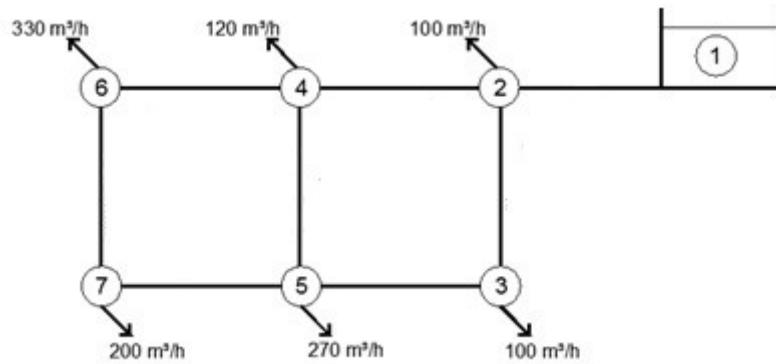


Figura 4.1 - Rede Two-loop

Todos os trechos da rede possuem 1.000 m de comprimento e coeficiente de perda de carga da Equação de Hazen-Williams igual a 120, conforme apresentado por VAN DIJK et al. (2008).

#### 4.2. Rede Jardim Laudissi

A Agência Reguladora dos Serviços de Saneamento das Bacias dos Rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí – ARES-PCJ é um consórcio público de municípios para fiscalização e regulação dos serviços de saneamento, criado em 2011 e com sede na cidade de Americana – SP. Com um total de 58 municípios associados em 2017 e uma população regulada próxima de 7 milhões de habitantes, a ARES-PCJ atua na definição de normas, padrões e tarifas para os serviços em uma região de elevado estresse hídrico e responsável por cerca de 4% do PIB brasileiro (COBRAPE, 2011).

Com a finalidade de estudar e avaliar técnica e economicamente as diversas estratégias disponíveis no mercado para controle das parcelas reais e aparentes das perdas em um setor de distribuição de água a ARES-PCJ, em parceria com a empresa Itron, realizou um Programa em um Distrito de Medição e Controle (DMC) de um dos municípios associados, de forma a ser possível definir taxas de redução de perdas efetivamente aplicáveis aos sistemas existentes dos demais municípios associados, além de subsidiar a elaboração de estratégias factíveis e exigíveis pela Agência Reguladora no exercício de suas funções.

#### 4.2.1. Caracterização da área de estudo

O DMC selecionado para o Programa, denominado Jardim Laudissi, é um setor de distribuição de água do município de Santa Bárbara d'Oeste – SP, operado pelo Departamento de Água e Esgoto (DAE) da mesma cidade, composto por 222 ramais prediais com ocupação predominantemente residencial. O setor estava fisicamente isolado antes de sua instrumentação e também já possuía uma Válvula Redutora de Pressão – VRP com operação convencional (mecânica) e não otimizada.

Com uma extensão total de redes de cerca de 2,7 km, a área do DMC possui ocupação de edificações terreas com áreas entre 80 e 200 m<sup>2</sup>.

#### 4.2.2. Coleta de dados

##### 4.2.2.1. Instrumentação

O monitoramento das vazões de entrada do DMC foi realizado através de um medidor velocimétrico tipo Voltmann horizontal com saída pulsada de dados e comunicação via modem GPRS da vazão que o atravessa e que, junto de sensores de pressão instalados na entrada do setor (antes e depois da VRP) e nos pontos críticos da rede (pontos alto e baixo), alimentam sistema supervisório de coleta e análise de dados, conforme ilustram as Figuras 4.2 a 4.4.



**Figura 4.2 - Macromedidor, VRP e sensor de pressão (montante e jusante)**



Figura 4.3 - Sensor de pressão do ponto crítico  
baixo

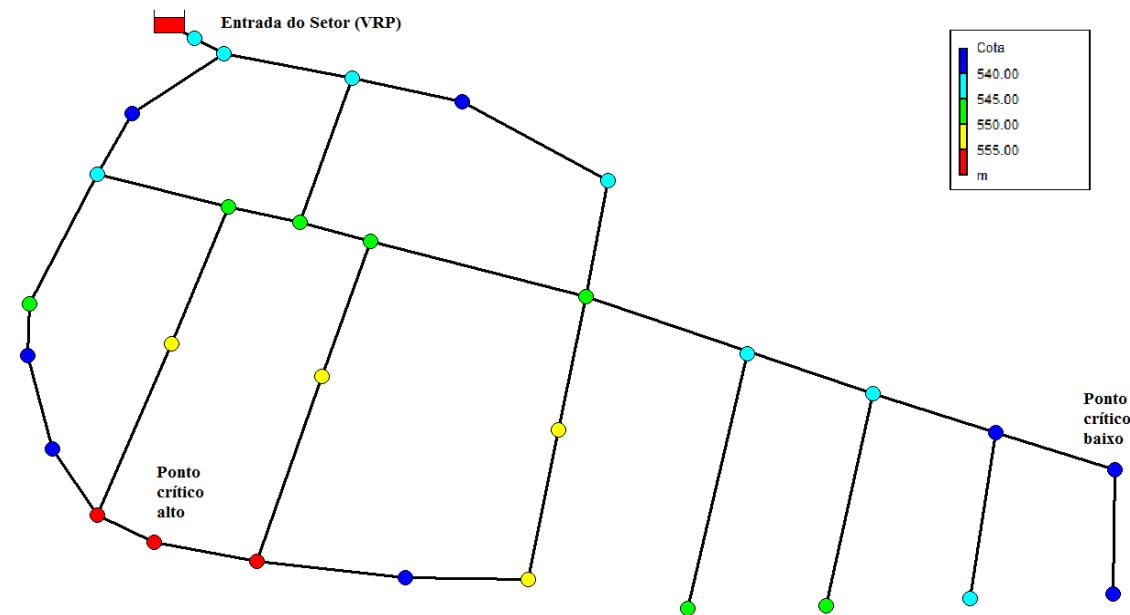


Figura 4.4 - Sensor de pressão do ponto crítico  
alto

A VRP foi equipada com controlador inteligente de pressões, que mantém pressões praticamente constantes no ponto crítico operacional após ajuste de polinômio de pressão de saída da VRP *versus* vazão.

Todos os micromedidores do setor foram substituídos por hidrômetros volumétricos (70% do total) e velocimétricos (30% do total), todos da Classe metrológica C com vazão nominal de operação ( $Q_n$ ) de  $1,5 \text{ m}^3/\text{h}$  e saída pulsada com comunicação de dados para rede fixa via rádio. A comunicação de dados entre os módulos de comunicação instalados nos hidrômetros e os concentradores de informações alimentam sistema supervisório a distância para gerenciamento do parque de hidrômetros.

A partir do cadastro técnico de redes do DAE foi construído modelo hidráulico no EPANET, cujas cotas dos nós são apresentadas na Figura 4.5, com destaque aos nós críticos alto (nó 14) e baixo (nó 23), além do nó de entrada (nó 3).

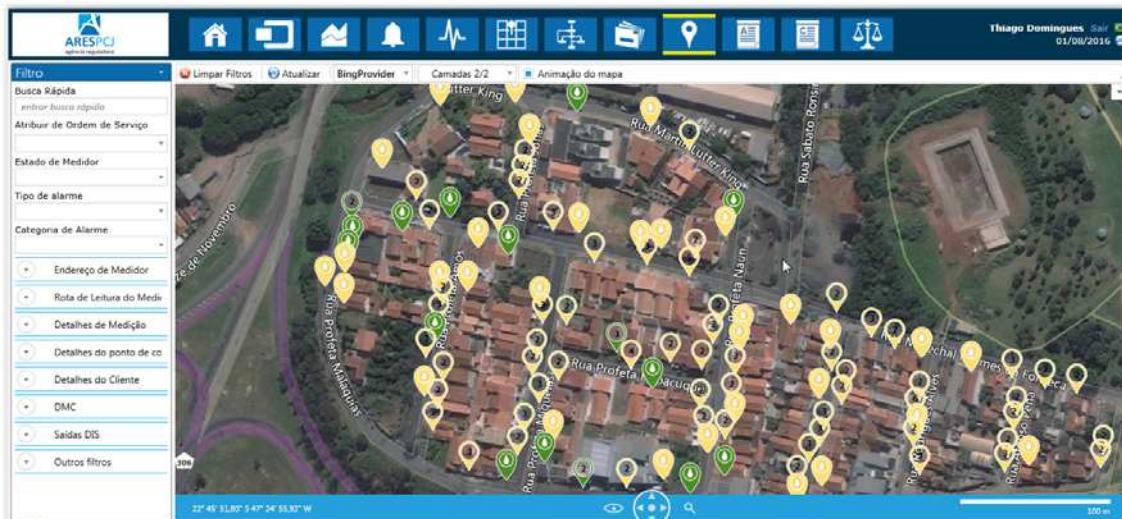


**Figura 4.5 - Tipologia e cotas de terreno da rede Jardim Laudissi**

Todos os trechos de rede são em PVC, com diâmetro nominal de 50mm (2").

#### 4.2.2.2. Alocação de demanda

Com a substituição integral dos hidrômetros do setor por medidores com saída de dados via rádio foi possível determinar a posição geográfica de cada consumidor e atribuir seu respectivo uso de água ao nó mais próximo de referência, como ilustra a Figura 4.6.



**Figura 4.6 - Tela do sistema de gerenciamento de micromedição**

O sistema supervisório que recebe os dados horários de consumo de todos os medidores permite o agrupamento de demandas e sua exportação para planilhas eletrônicas.

### **4.3. Rede Campos do Conde**

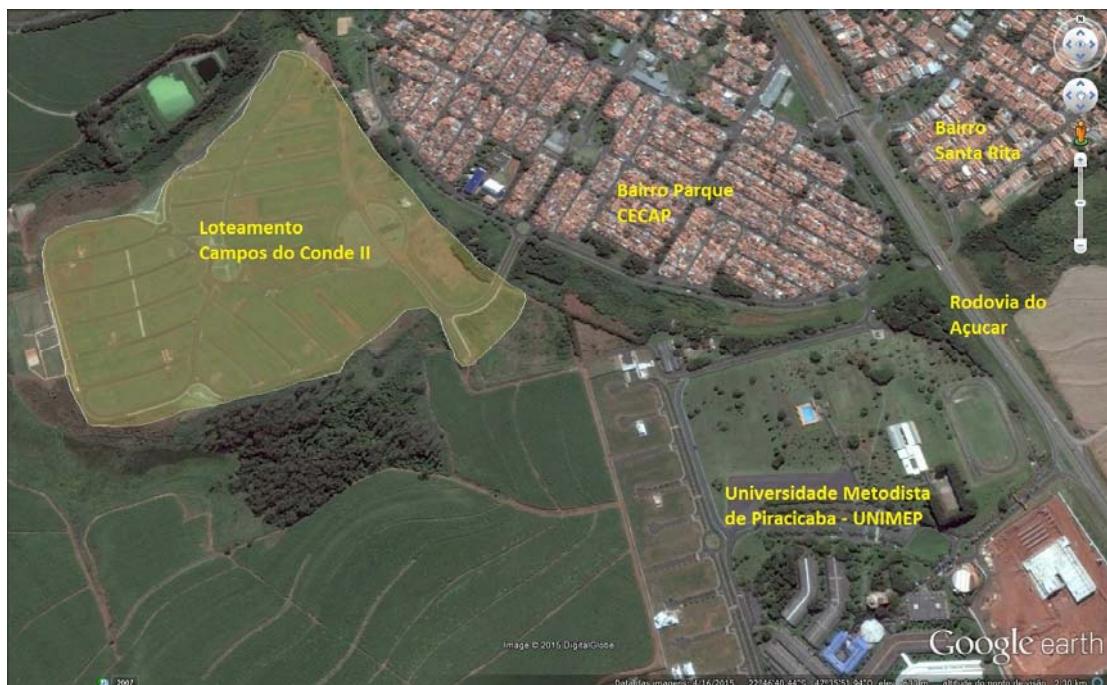
#### **4.3.1. Caracterização da área de estudo**

A rede denominada Campos do Conde consiste em parcelamento de solo realizado na cidade de Piracicaba – SP (loteamento “Campos do Conde II”), que localiza-se a uma distância rodoviária de aproximadamente 160 km da capital do Estado de São Paulo e apresenta uma população de 375.358 habitantes, que a posiciona como a 17<sup>a</sup> cidade em população no Estado de São Paulo (SEADE, 2014).

Os serviços de captação, produção e distribuição de água no município de Piracicaba são realizados pelo Serviço Municipal de Água e Esgoto – SEMAE, uma autarquia municipal fundada em 29 de abril de 1969, cujo sistema dispõe de três captações superficiais, seis captações subterrâneas, quatro estações de tratamento de água, 33 estações elevatórias de água tratada, 92 reservatórios de distribuição e cerca de 1.509 km de redes de distribuição (ARES-PCJ, 2003).

O parcelamento de solo denominado “Loteamento Campos do Conde II” localiza-se na Região Sudeste do município de Piracicaba e possui 854 lotes de ocupação mista (residencial e comercial), cujas redes de distribuição de água e esgotamento sanitário tiveram seus projetos aprovados e obras fiscalizadas pelo SEMAE.

A Figura 4.7 ilustra a área de implantação do referido loteamento e regiões adjacentes.



**Figura 4.7 - Imagem de satélite da área de implantação do loteamento “Campos do Conde II”**  
Fonte: Google Earth

O SEMAE possui procedimentos de fiscalização de obras e recebimento de novas redes de distribuição, cuja etapa final consiste em um teste de estanqueidade composto por três fases:

- 1) Preenchimento da rede vazia, com aferição do volume utilizado para preenchimento da rede e comparação com o volume teórico (calculado), o que permite identificar vazamentos e avarias grandes na rede e seu reparo;
- 2) Isolamento da rede e sustentação da carga de pressão por um período de três horas, com desvio máximo de 2 mca para aprovação;
- 3) Abertura do loteamento ao sistema adutor e acompanhamento da vazão de alimentação por um período de 24 horas, que não deve exceder à vazão horária média determinada pela Eq. (4.1).

$$Q = \frac{P \sum_{i=1}^{n-1} L_i D_i}{642857} \quad (4.1)$$

onde  $Q$  é a vazão horária limite para recebimento do loteamento, em L/h;  $P$  a carga de pressão média na entrada do loteamento durante o período de teste, em mca;  $L_i$  é o comprimento total dos trechos de cada diâmetro  $D_i$  da rede.

Na ocasião das coletas de dados em campo, o loteamento “Campos do Conde II” já havia recebido e sido aprovado nas três fases descritas do teste de estanqueidade.

#### **4.3.2. Avaliação hidráulica preliminar à coleta de dados em campo**

Preliminarmente a simulação de vazamentos em campo foram realizadas análises de sensibilidade para seleção dos pontos a instrumentar em campo para testes de vazão e monitoramento de pressões.

Dentro desta etapa de avaliação geral da região de estudo e planejamento da coleta de dados foram construídos modelos hidráulicos preliminares, a partir dos dados disponíveis no projeto da rede de distribuição analisada e seu cadastro técnico posterior à obra (*as built*).

Nesta etapa, anterior à coleta de dados em campo, não foram realizadas calibrações dos coeficientes de rugosidade ou celeridades das tubulações, mas utilizados valores de referência disponíveis na bibliografia.

Foram construídos modelos hidráulicos da rede de distribuição em regime permanente por meio do software EPANET, além de modelo no software HAMMER© comercializado pela empresa Bentley, para avaliação em regime transitório das manobras propostas para coleta de dados.

##### **4.3.2.1. Modelo hidráulico preliminar para análise em regime permanente**

O modelo hidráulico para análise preliminar em regime permanente da rede a ser estudada foi construído no software EPANET, de código aberto, elaborado e disponibilizado pela Agência Ambiental norte-americana, a EPA – *Environmental Protection Agency*.

Para construção do modelo foram utilizados dados disponíveis no projeto hidráulico da rede de distribuição, além de informações resultantes do cadastro técnico realizado após a obra (*as built*), principalmente em termos de coordenadas, cotas de terreno e diâmetros das tubulações.

As tubulações, em sua totalidade em PVC com junta elástica, foram consideradas no modelo inicial com um coeficiente de rugosidade da equação de Hazen-Williams igual a 120.

As Figuras 4.8 e 4.9 apresentam a tipologia geral da rede de distribuição estudada, em termos de cotas de terreno e diâmetros das tubulações.

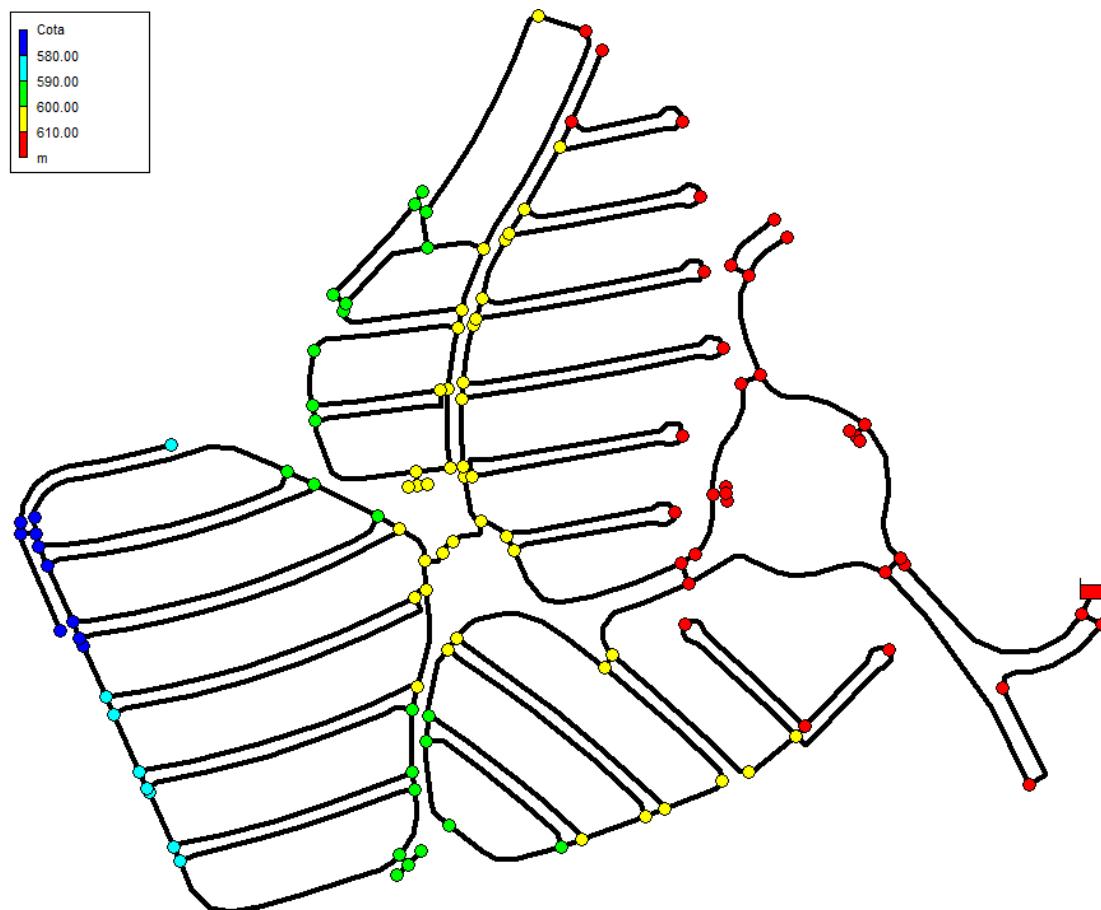
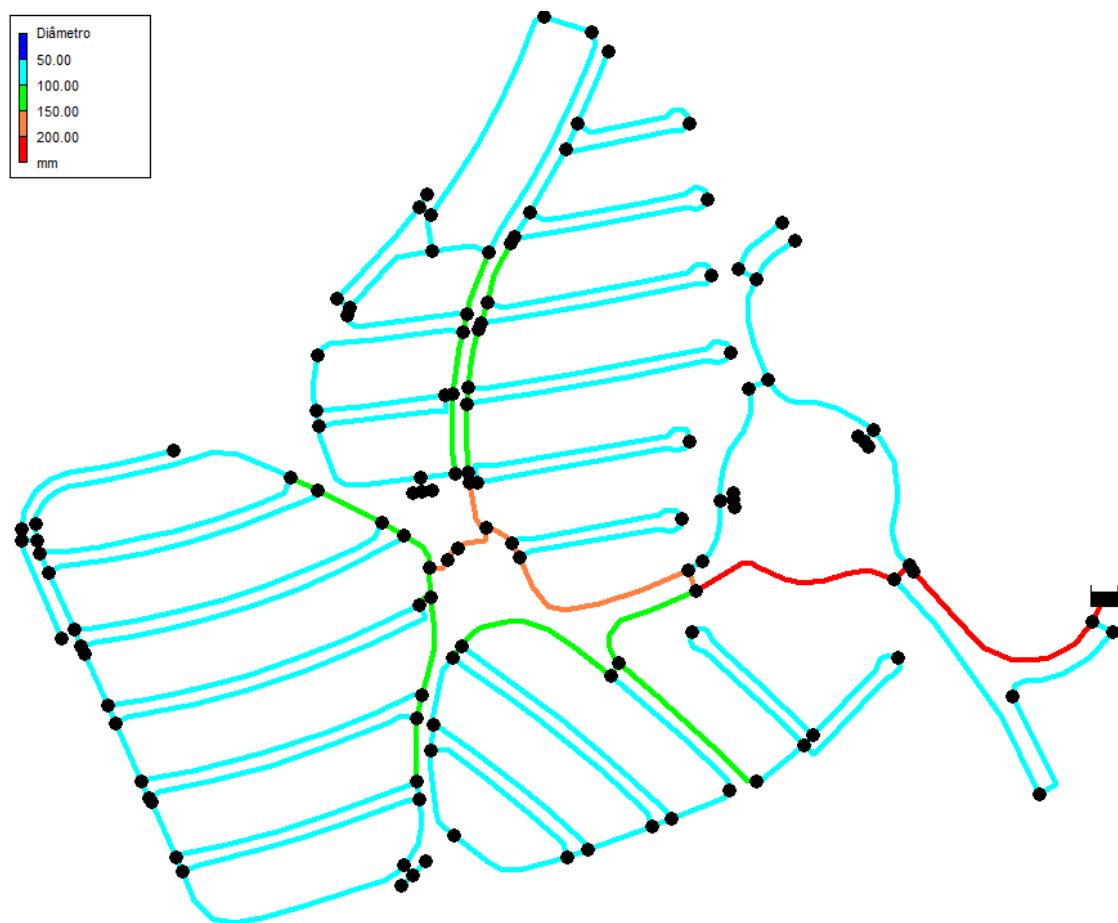
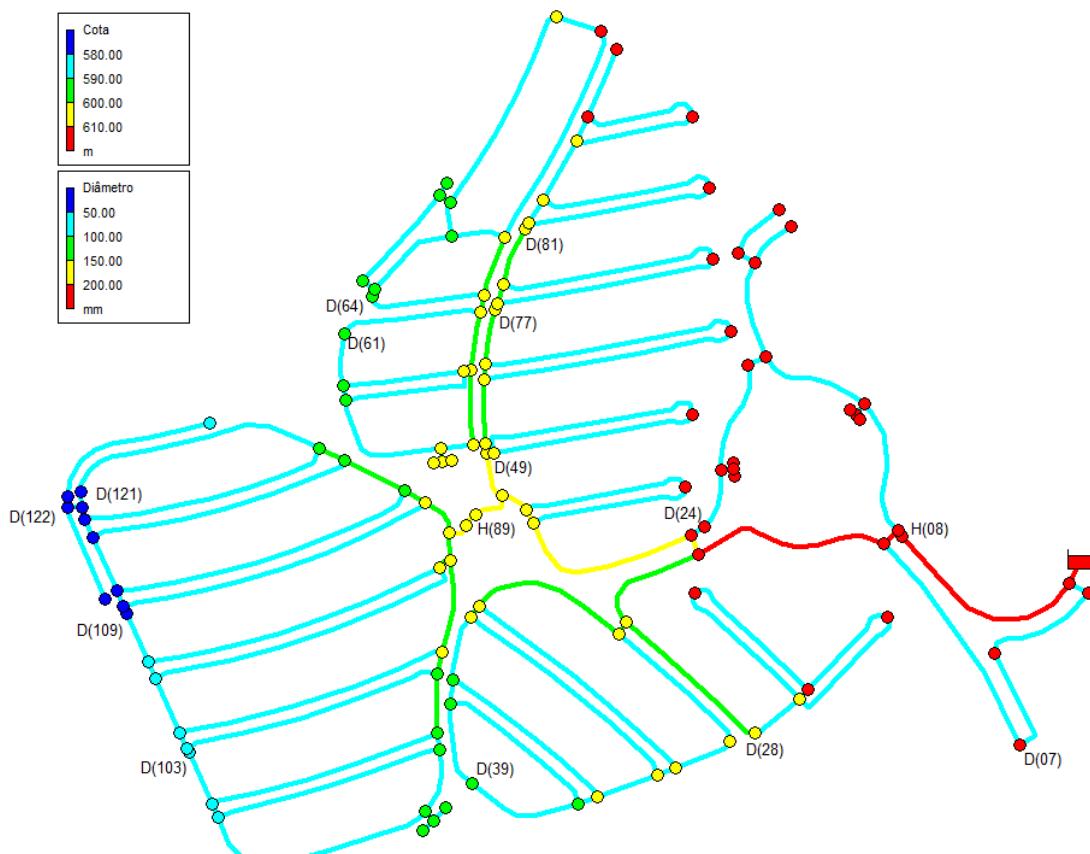


Figura 4.8 - Cotas de terreno do modelo no EPANET



**Figura 4.9 - Diâmetros dos trechos do modelo no EPANET**

O projeto hidráulico da rede de distribuição, elaborado pelo empreendedor e aprovado pelo SEMAE, conta com um total de 15 pontos para possível instalação de dispositivos para medição de vazão e simulação de vazamentos, quais sejam 13 descargas de rede e 2 hidrantes. A Figura 4.10 ilustra a posição destes elementos.



**Figura 4.10 - Descargas de rede (D) e hidrantes (H) existentes**

#### 4.3.2.2. Modelo hidráulico preliminar para análise em regime transitório

A avaliação da propagação das simulações de vazamentos com abertura de descargas de rede, preliminarmente à coleta de dados, foi realizada a partir de modelo hidráulico construído na plataforma comercial HAMMER®, distribuído pela empresa Bentley.

A tipologia geral da rede, em termos de coordenadas, cotas de terreno, diâmetros e rugosidades das tubulações foi importada do modelo construído no EPANET, apresentando exatamente as mesmas grandezas.

A velocidade de propagação das ondas de pressão ocasionadas pelas simulações de vazamentos propostas foi estimada no modelo preliminar para tubulações em PVC, conforme Eq. (4.2) adaptada da formulação proposta por (CAMARGO, 1989), na forma:

$$a = \frac{9900}{\sqrt{48,3 + \frac{33,3D}{e}}} \quad (4.2)$$

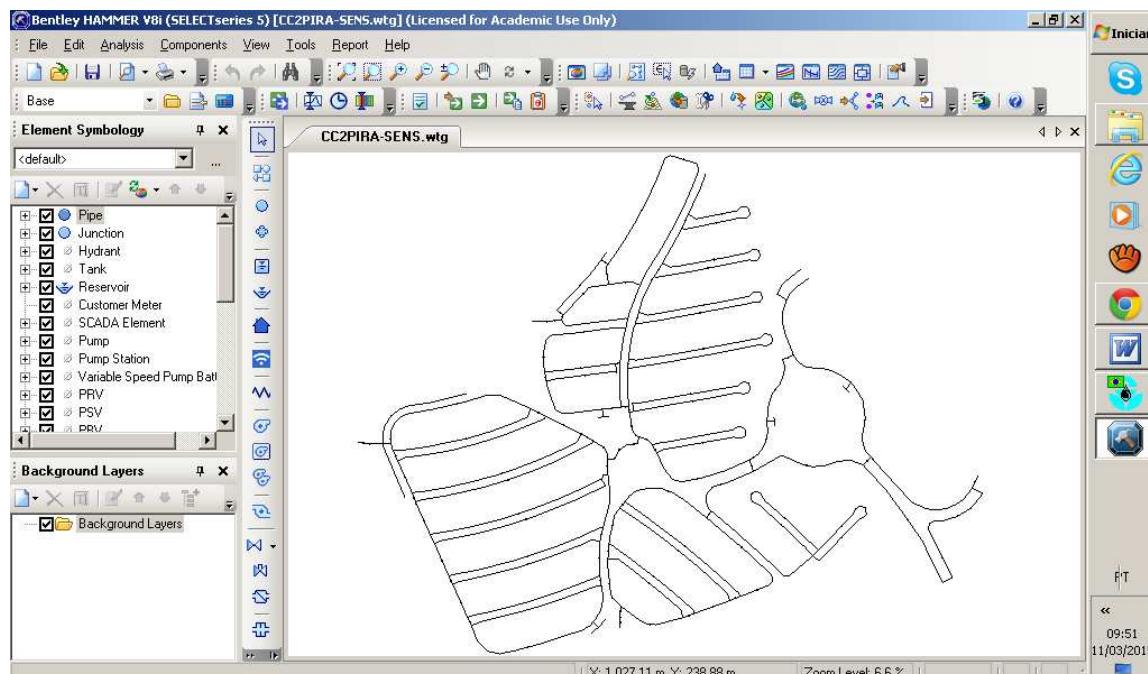
onde  $a$  é a celeridade ou velocidade de propagação das ondas considerando a tubulação, o fluido e as condições de vinculação (m/s);  $D$  é o diâmetro interno da tubulação (m) e;  $e$  é a espessura da parede da tubulação (m).

Considerando as dimensões das tubulações disponíveis em catálogos comerciais (TIGRE, 2015), as celeridades calculadas para as tubulações existentes na rede estudada são apresentadas na Tabela 4.1.

**Tabela 4.1 – Valores de celeridade para as tubulações do modelo hidráulico preliminar**

	Diâmetro Nominal	Diâmetro Externo	Diâmetro Interno	Espessura de parede	Adimensional para PVC	Celeridade calculada
Material	DN, mm	DE, m	$D = DE - 2e$ , m	$e$ , m	$K$	$a$ , m/s
PVC PBA	50	0,06	0,0534	0,0033	33,30	409
PVC PBA	100	0,11	0,0978	0,0061	33,30	410
PVC DEFoFo	150	0,17	0,1604	0,0048	33,30	291
PVC DEFoFo	200	0,222	0,2042	0,0089	33,30	347

Um aspecto geral da plataforma HAMMER e modelo hidráulico preliminar do setor é apresentado na Figura 4.1.



**Figura 4.1 – Aspecto do software HAMMER e modelo preliminar**

#### 4.3.2.3. Seleção das descargas de rede para simulação de vazamentos

A seleção das descargas de rede existentes no setor, cujas aberturas para simulação de vazamentos em campo implicassem nas melhores propagações do sinal de pressão ao longo da rede, foi realizada a partir de uma análise de sensibilidade com auxílio do modelo preliminar em regime permanente, gerado com o software EPANET.

Em regime permanente, a sensibilidade das demais variáveis de estado da rede frente à alteração de um dos parâmetros pode ser determinada conforme Equação (4.3) (MISIUNAS, 2005):

$$S_{i,j} \equiv \left| \frac{\delta H_j}{\delta Q_{D,i}} \right| = \left| \frac{H_j(Q_{D,i}) - H_j(Q^*_{D,i})}{Q_{D,i} - Q^*_{D,i}} \right| \quad (4.3)$$

em que  $H_j(Q_{D,i})$  a carga hidráulica simulada no nó  $j$  para uma determinada demanda  $Q_{D,i}$  no nó  $i$  e;  $H_j(Q^*_{D,i})$  a carga hidráulica simulada no nó  $j$  depois da variação, no nó  $i$ , da demanda de  $Q_{D,i}$  para  $Q^*_{D,i}$ .

Quanto maior o valor da sensibilidade acumulada provocada pelo conjunto de pontos de monitoramento, em número e posição espacial destes, melhor será a capacidade de detecção de vazamentos da configuração – inclusive daqueles de pequenas magnitudes. A Equação (4.4) apresenta a sensibilidade acumulada para a rede com  $N$  nós e  $k$  pontos de monitoramento:

$$\eta_{i,Z} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^k (S_{i,Mj})^2 \quad (4.4)$$

em que  $Z$  é o conjunto de pontos de monitoramento, de forma que o limite superior da Equação é obtido quando  $k = N$ .

Para a rede em estudo foram determinados valores de sensibilidade, conforme Equação (4.3), para cada um dos 15 nós potencialmente possíveis de simulação de vazamentos (índice  $j$ ) considerando todos os demais nós da rede como nós de monitoramento em potencial (índice  $i$ ), para vazões de descarga ( $Q^*_{D,i}$ ) de 2, 4, 6, 8 e 10 L/s.

A condição de referência para cálculo da sensibilidade, carga hidráulica  $H_j(Q_{D,i})$  e vazão no nó de descarga ( $Q_{D,i}$ ), foi considerada a situação estática da rede, ou seja, com valores nulos de demandas nos nós e perdas de carga nos trechos.

A Figura 4.2 apresenta os comportamentos da Sensibilidade Acumulada para cada nó de simulação de vazamento em potencial para as vazões simuladas, demonstrando uma sensibilidade total significativamente superior de um pequeno conjunto de descargas de rede, mais especificamente os nós de números 122, 64, 121 e 39.

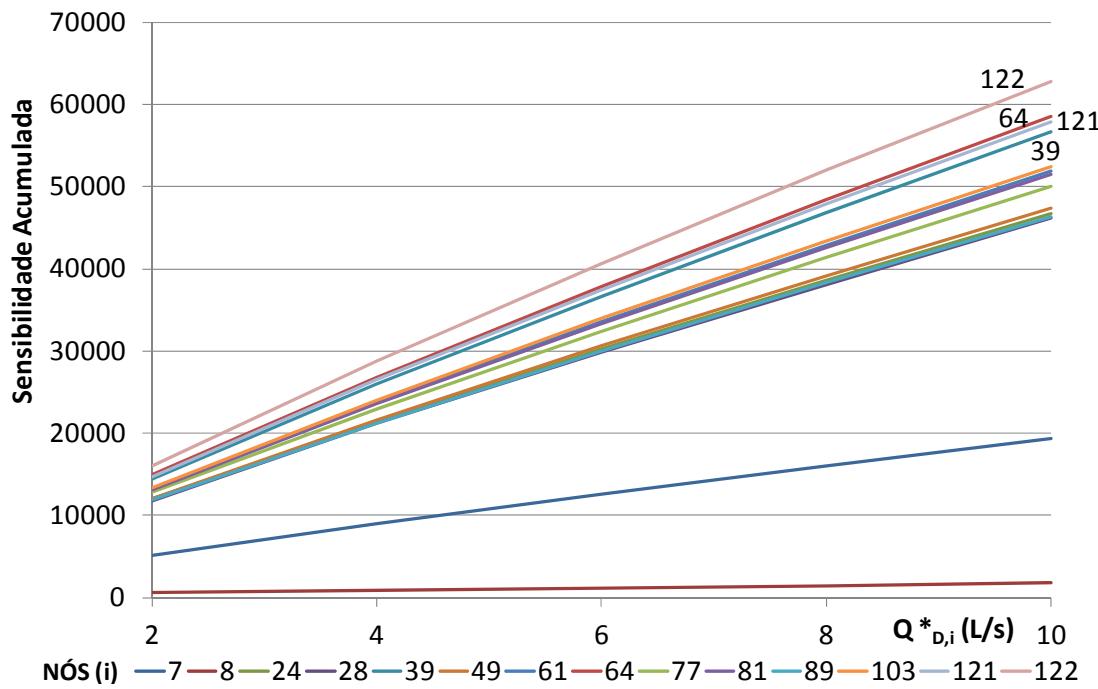
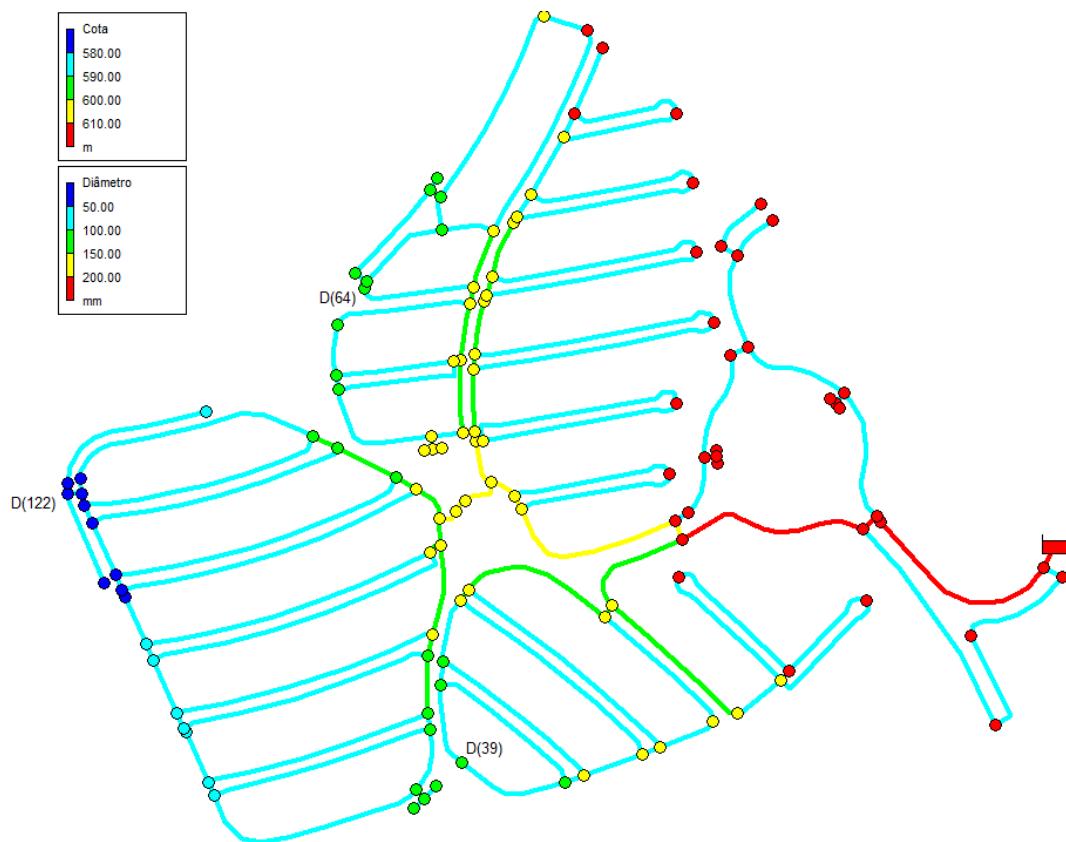


Figura 4.2 - Sensibilidade acumulada do modelo para acionamento de cada descarga existente

Devido à proximidade física entre os nós 121 e 122, foi desconsiderado o nó de menor sensibilidade acumulada (nó 121) entre eles e selecionados os três restantes (122, 64 e 39) como nós para instrumentação e simulação de vazamentos, em consonância com a quantidade do ferramental disponibilizado pelo SEMAE para simulação e medição dos vazamentos. A Figura 4.3 ilustra a posição dos nós selecionados para simulação de vazamentos.

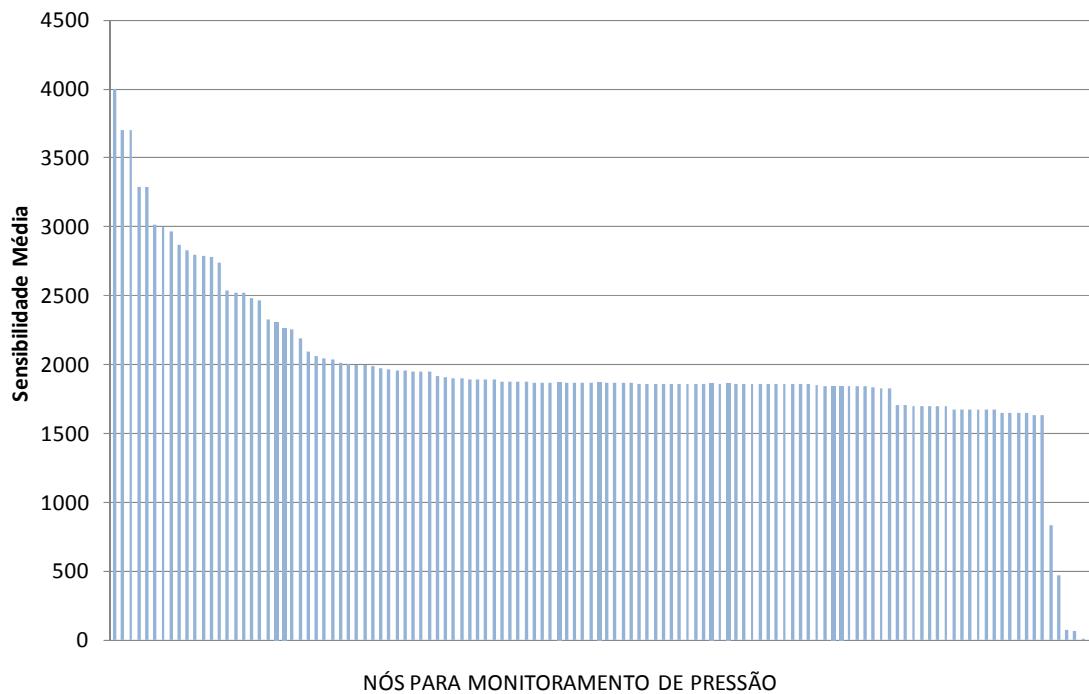


**Figura 4.3 - Nós selecionados para instrumentação e simulação de vazamentos (descargas)**

#### 4.3.2.4. Seleção dos pontos de monitoramento de pressão

A partir da seleção dos pontos de descarga de rede para simulação de vazamentos em campo foram determinadas as sensibilidades médias para cada um dos nós restantes, candidatos em potencial para medição de pressão, frente ao acionamento simultâneo das três descargas selecionadas (nós 122, 64 e 39) com vazões de descarga variando na mesma proporção analisada anteriormente (2, 4, 6, 8 e 10 L/s).

A análise da sensibilidade média em cada nó frente ao acionamento simultâneo das descargas, determinadas conforme Equação (4.4), revelou um contraste dos resultados obtidos entre os nós nas adjacências das descargas acionadas, mais sensíveis, e os nós mais próximos ao nó fonte (entrada do setor), cujas cargas hidráulicas perceberam uma variação relativamente menor a partir do acionamento das descargas. A grande maioria dos nós do modelo percebeu valores da sensibilidade média com a mesma ordem de grandeza, conforme ilustra a Figura 4.4.



**Figura 4.4 - Sensibilidade média para os nós do modelo**

Desta maneira, a opção inicial pelos nós com maior sensibilidade média para monitoramento de pressões em campo implicaria na seleção de nós muito próximos das descargas acionadas, que não representariam a tipologia da rede como um todo.

Assim, foram selecionados nós para monitoramento de pressão homogeneamente distribuídos pela rede de distribuição e em número de quatro, também de acordo com o instrumental disponível para medição das pressões em alta frequência (1 Hz), quais sejam os nós 31, 72, 76 e 97, conforme ilustra a Figura 4.5. A sensibilidade média de cada nó selecionado é apresentada na Figura 4.6.

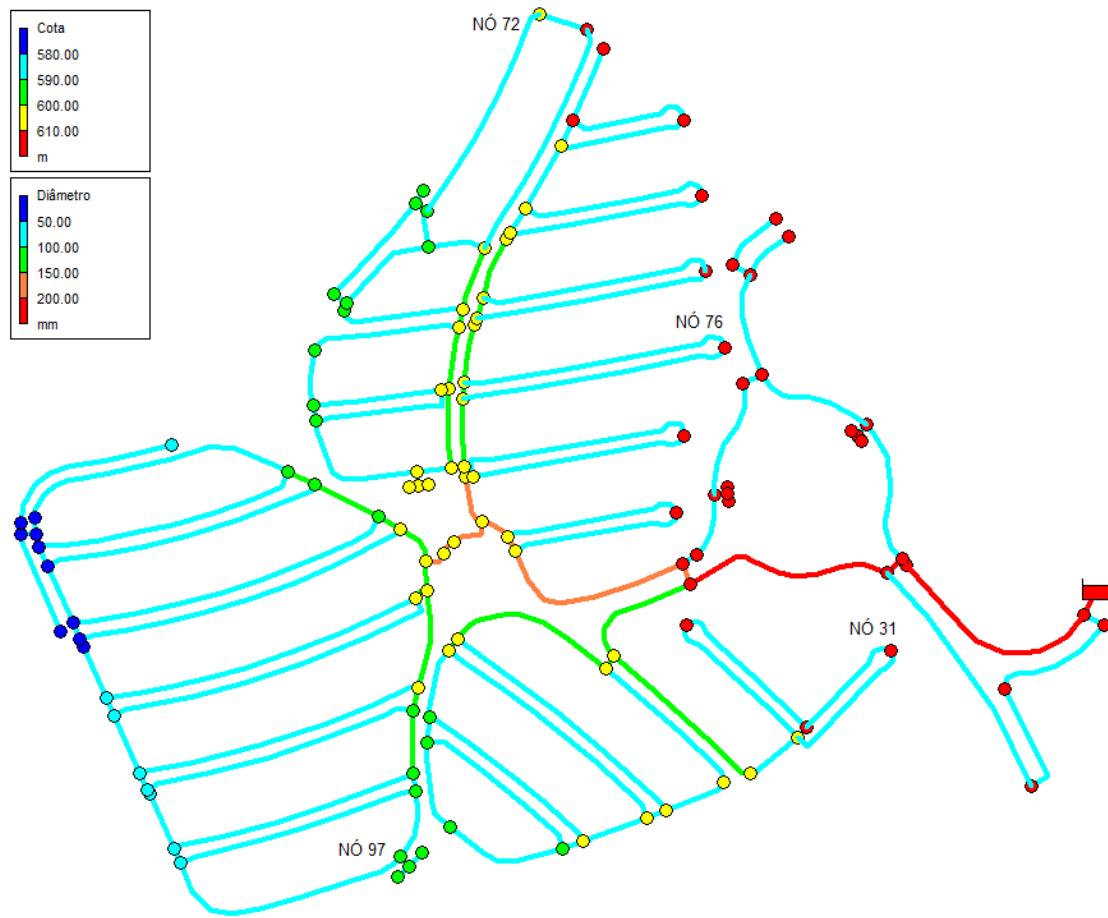


Figura 4.5 - Nós selecionados para monitoramento de pressão (1º Ciclo)

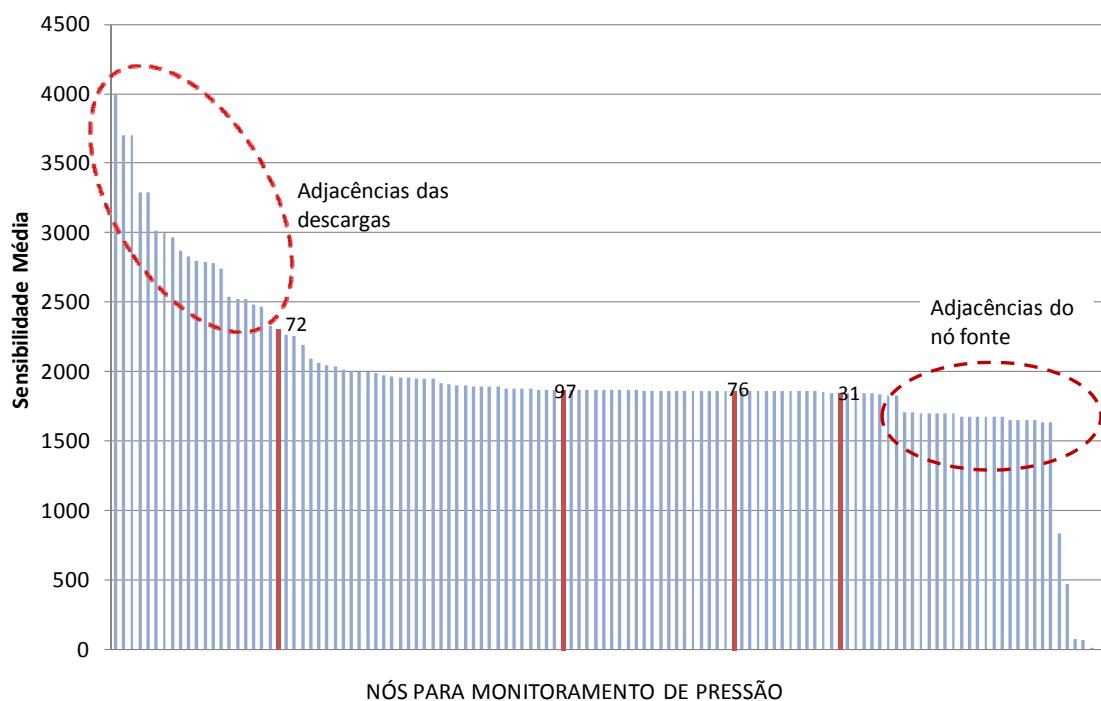


Figura 4.6 - Sensibilidade média para nos nós do modelo, com destaque dos nós selecionados para monitoramento no 1º Ciclo

Para análise e verificação da sensibilidade efetiva de cada nó frente aos vazamentos simulados em campo em um 1º Ciclo de simulações, foi prevista a mudança dos pontos de monitoramento de pressão para repetição das manobras em um 2º Ciclo de análise.

Com este objetivo foi selecionado um novo conjunto de quatro nós de monitoramento de pressão (2º Ciclo) com valores de sensibilidade média calculada similares aos selecionados inicialmente (1º Ciclo), conforme ilustram as Figuras 4.7 e 4.8.

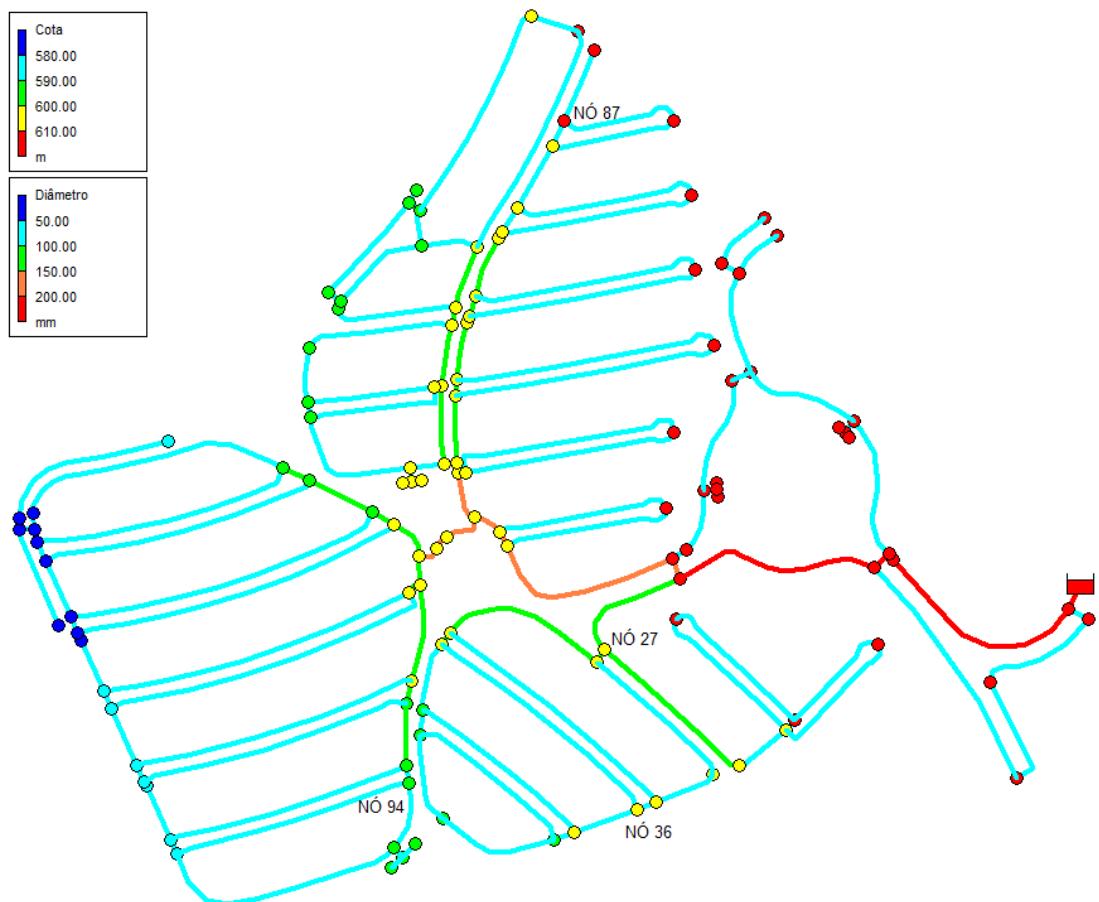
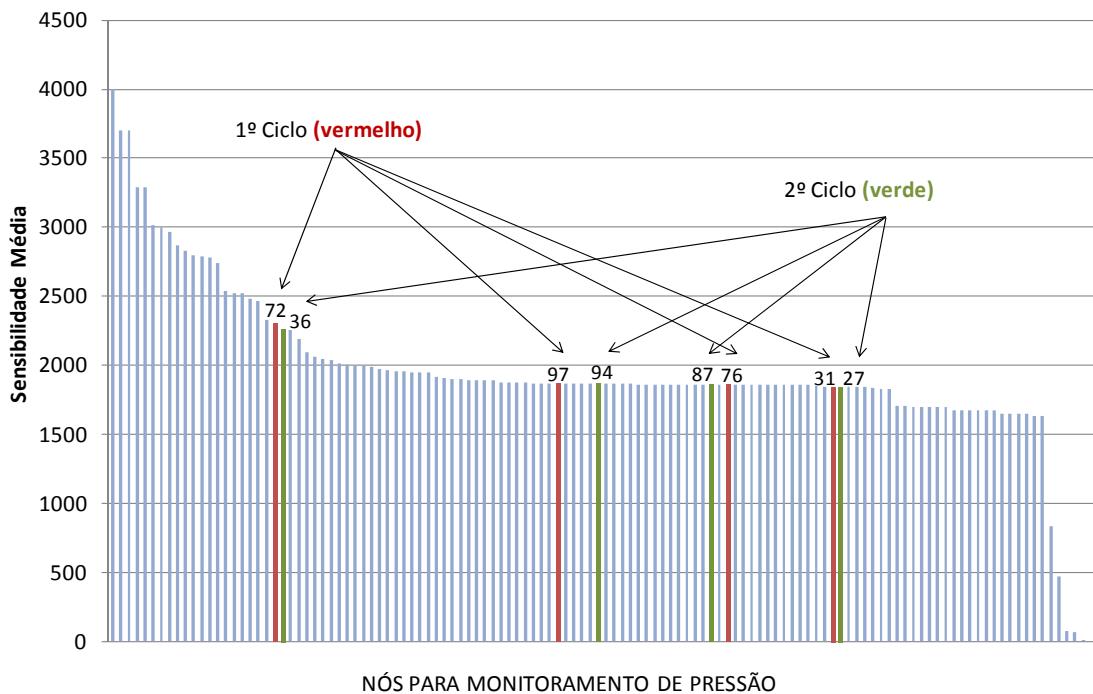


Figura 4.7 - Nós selecionados para monitoramento de pressão (2º Ciclo)



**Figura 4.8 - Sensibilidade média para nos nós do modelo, com destaque dos nós selecionados para monitoramento no 1º e 2º Ciclos**

#### 4.3.2.5. Definição das vazões limites para simulação de vazamento em cada descarga

A propagação das ondas de pressão geradas pela abertura rápida das válvulas de descargas de rede, para simulação de vazamentos, foi estudada a partir do modelo preliminar construído no software HAMMER© com objetivo de evitar pressões muito baixas ou negativas que pudessem causar danos permanentes às tubulações da rede estudada, principalmente se tratando de materiais plásticos como o PVC.

A análise foi realizada com simulação da abertura rápida e sucessiva de cada uma das três descargas selecionadas, com tempo de abertura de 0,1 s e defasagem de abertura entre descargas de 120 s (2 minutos), com verificação das pressões em cada um dos oito nós de monitoramento de pressão (1º e 2º Ciclos).

A simulação das descargas foi realizada com acréscimo de uma válvula controladora de vazão conectada ao nó de descarga e a um reservatório aberto para a atmosfera, com vazões fixas de descarga entre 2, 4, 6, 8 e 10 L/s.

Os resultados obtidos revelaram a ocorrência de pressões negativas em alguns pontos do sistema com rompimentos simulados a partir de 8 L/s, vazão definida como limite para os ensaios em campo.

### 4.3.3. Coleta de dados

#### 4.3.3.1. Instrumentação

Os equipamentos para medições de pressão e vazão das manobras realizadas foram gentilmente cedidos pelo SEMAE Piracicaba e pela empresa Itron, com as seguintes especificações gerais:

- **Medição de vazão na entrada (1 unidade):** hidrômetro tipo Woltmann horizontal; diâmetro nominal DN 100 mm (4’’); vazão mínima (Qmin) de 1,8 m<sup>3</sup>/h; vazão de transição (Qt) de 12 m<sup>3</sup>/h; vazão nominal (Qn) de 60 m<sup>3</sup>/h; vazão máxima (Qmáx) de 200 m<sup>3</sup>/h; classe metrológica “C”; transmissão magnética com blindagem, pré-equipada para saída de dados via pulsos com taxa de 10 L/pulso, com indicação bidirecional; relojoaria seca com Classe IP-68; pressão máxima de funcionamento de 200 mca. Fabricante: Itron. Modelo: Woltex M. Cedido pelo SEMAE Piracicaba.
- **Medição de vazão nas descargas (3 unidades):** hidrômetro tipo velocimetrico unijato; diâmetro nominal DN 25 mm (1’’); vazão de início de funcionamento (If) de 10 L/h; vazão mínima (Qmin) de 35 L/h; vazão de transição (Qt) de 52,5 L/h; vazão nominal (Qn) de 3,5 m<sup>3</sup>/h; vazão máxima (Qmáx) de 7 m<sup>3</sup>/h; classe metrológica “C”; transmissão magnética com blindagem, pré-equipada para saída de dados via pulsos com taxa de 1 L/pulso, com indicação bidirecional; relojoaria seca com Classe IP-68, giratória até 360°; pressão máxima de funcionamento de 160 mca. Fabricante: Itron. Modelo: Flodis. Cedidos pelo SEMAE Piracicaba.
- **Coletor de dados de vazão e pressão (entrada e descargas) (4 unidades):** invólucro Classe IP-68; temperatura de operação entre -20°C e +55°C; leitor de pulsos interno, com taxa de volume/pulso programável a partir de 1 L; tomada de pressão através de engate rápido; capacidade de memória de 128 Kb, com armazenamento rotativo; fundo de escala do sensor de pressão de 200 mca, ajustável; exatidão +/- 0,5% do fundo de escala; repetitividade < 0,15% do fundo de escala; intervalo de armazenamento de dados de 1 minuto (mínima). Fabricante: Vector Tecnologia. Modelo: Scorpion. Cedidos pelo SEMAE Piracicaba.

- **Sensor e coletor de dados de pressão (pontos de monitoramento):** invólucro Classe IP-68; temperatura de operação entre 0°C e +80°C, com compensador de temperatura; sensor interno de pressão manométrica, com exatidão mínima de +/- 0,29% do fundo de escala; fundo de escala de 200 mca; sobrepressão admissível mínima de 50% do fundo de escala; taxa de aquisição e armazenamento de dados de pressão programável a partir de 1 segundo; tomada de pressão através de engate rápido; capacidade de memória igual ou superior a 2 Mb, com armazenamento rotativo. Fabricante: i2O. Cedido pela Itron do Brasil.

#### 4.3.3.2. Preparação dos pontos de monitoramento, entrada do setor e descargas

Os dispositivos para medições das vazões e pressões na entrada do setor foram instalados em caixa existente de abrigo para válvula redutora de pressão (VRP), que foi removida provisoriamente para realização das manobras. As Figuras 4.9 e 4.10 ilustram a caixa de abrigo e os dispositivos instalados.



Figura 4.9 - Medidores de vazão e pressão na entrada do setor



Figura 4.10 - Aspecto da caixa de abrigo em que foram instalados os medidores na entrada do setor

Os pontos de monitoramento de pressão foram preparados previamente com instalação de derivações com colares de tomada e válvulas de esfera nas tubulações, sem ramal de derivação, permitindo a tomada de pressão diretamente na rede, conforme ilustram as Figuras 4.11 a 4.18.



Figura 4.11 - Medição de pressão no nó 72



Figura 4.12 - Medição de pressão no nó 76



Figura 4.13 - Medição de pressão no nó 31



Figura 4.14 - Medição de pressão no nó 97



Figura 4.15 - Medição de pressão no nó 94



Figura 4.16 - Medição de pressão no nó 27



Figura 4.17 - Medição de pressão no nó 36



Figura 4.18 - Medição de pressão no nó 87

As descargas de rede foram adaptadas para realização das manobras de simulação de vazamentos mediante instalação de dispositivos com hidrômetro e tomada de pressão, robustos o suficiente para resistir aos esforços adicionais decorrentes dos transitórios gerados. A abertura rápida das válvulas de descargas foi possível com a

instalação de válvulas de esfera na extremidade de cada dispositivo. As Figuras 4.19 a 4.22 ilustram os dispositivos instalados.



**Figura 4.19 - Dispositivo para medição de pressão e vazão na descarga do nó 39**



**Figura 4.20 - Dispositivo para medição de pressão e vazão na descarga do nó 122**



**Figura 4.21 - Dispositivo para medição de pressão e vazão na descarga do nó 64**



**Figura 4.22 - Aspecto da abertura de uma descarga de rede**

#### 4.3.3.3. Manobras

Com a finalidade de avaliar a ocorrência de vazamentos isolados e combinados, a coleta de dados em campo foi dividida em dois ciclos, caracterizados pelas posições dos pontos de monitoramento de pressão, cada qual subdividido em manobras com abertura de uma descarga isolada ou duas descargas defasadas, conforme Tabela 4.2.

**Tabela 4.2 - Programação de manobras**

Manobra	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Descarga	D64	D122	D39	D64	D122	D39	D64	D122	D39
Período 1 (3 min)									
Período 2 (3 min)									

As manobras foram repetidas em dois ciclos de medição, sendo no 1º Ciclo monitorados os nós 72, 76, 31 e 97 e o 2º Ciclo os nós 36, 87, 27 e 94.

Cada ciclo contou com um conjunto de nove manobras, sendo as três primeiras (M1, M2 e M3) referentes ao acionamento individual de cada válvula de descarga (D64,

D122 e D39, respectivamente). As manobras M4 a M9 foram formadas pelo acionamento conjunto de uma das descargas, sobreposta pela abertura de uma segunda válvula após 3 minutos como, por exemplo, a manobra M4a, composta pela abertura exclusivamente da válvula de descarga D64, enquanto a manobra M4b subsequente refere-se a abertura da descarga D122, mantida aberta a descarga D64.

Após realização das manobras em campo foi realizado levantamento topográfico para identificação das cotas e posições reais dos pontos de monitoramento, com vistas a correção do modelo final para utilização das etapas de calibração e localização de vazamentos.

#### 4.3.3.4. Resultados gerais das manobras

A realização das manobras em campo gerou dados de pressão e vazão para calibração do modelo em regime permanente e transitório e para alimentação dos métodos de localização destes eventos-teste.

A rede de distribuição de água do loteamento Campos do Conde dispõe de duas Válvulas Redutoras de Pressão (VRPs), que foram removidas na ocasião dos testes em campo, para não gerar interferência nos ensaios de campo e permitir vazões mais altas nos vazamentos simulados, por conta das altas pressões em alguns pontos do sistema (da ordem de 90 mca).

Problemas com o descarregamento dos dados em alguns dos sensores utilizados para monitoramento de pressão não permitiram a obtenção de parte dos dados do 1º e 2º Ciclos, mais especificamente em dois pontos de medição.

As Figuras 4.23 a 4.26 ilustram os dados gerais obtidos com as manobras.

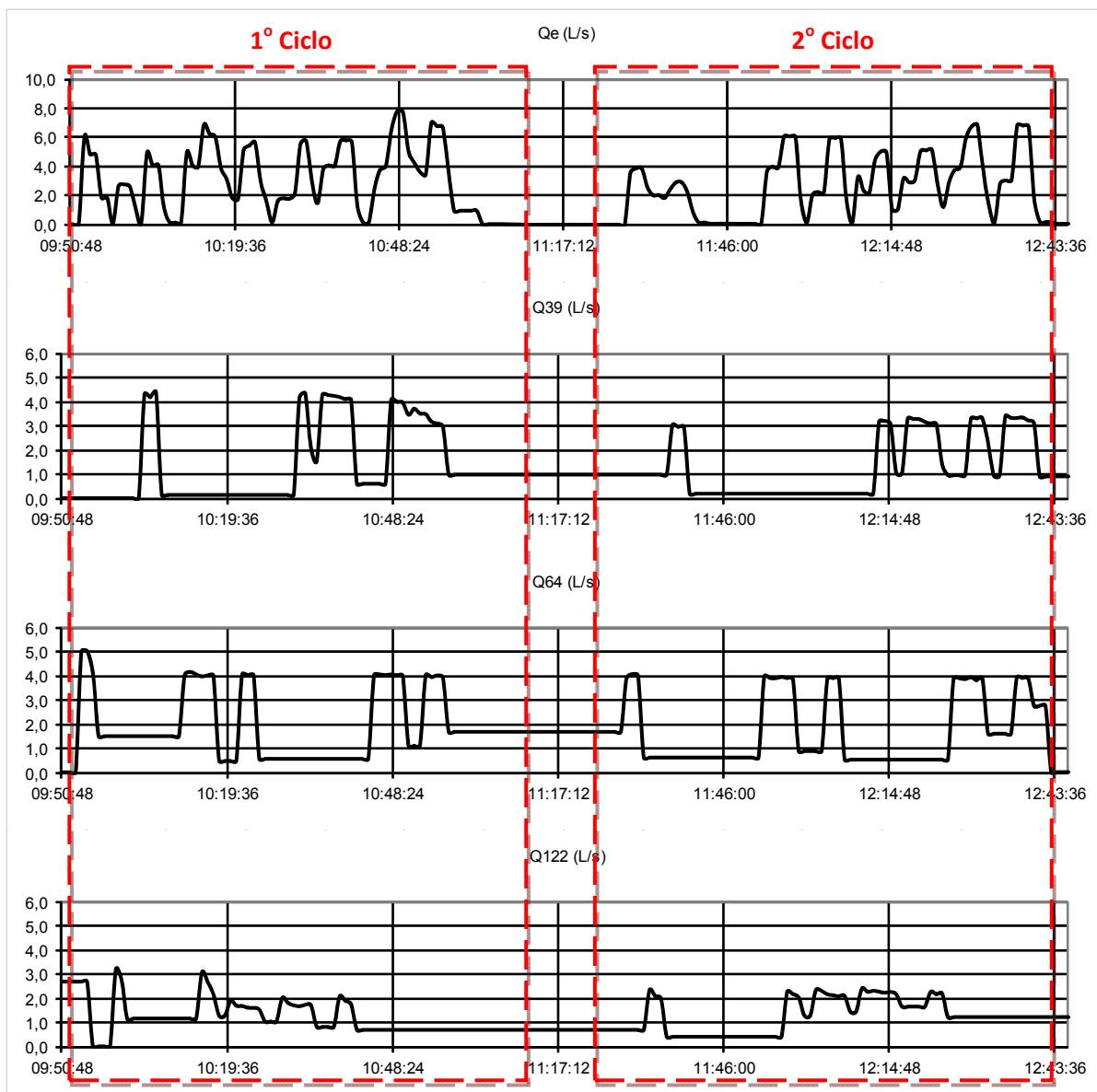


Figura 4.23 - Vazões coletadas na entrada e descargas (frequência = 1 dado/minuto)

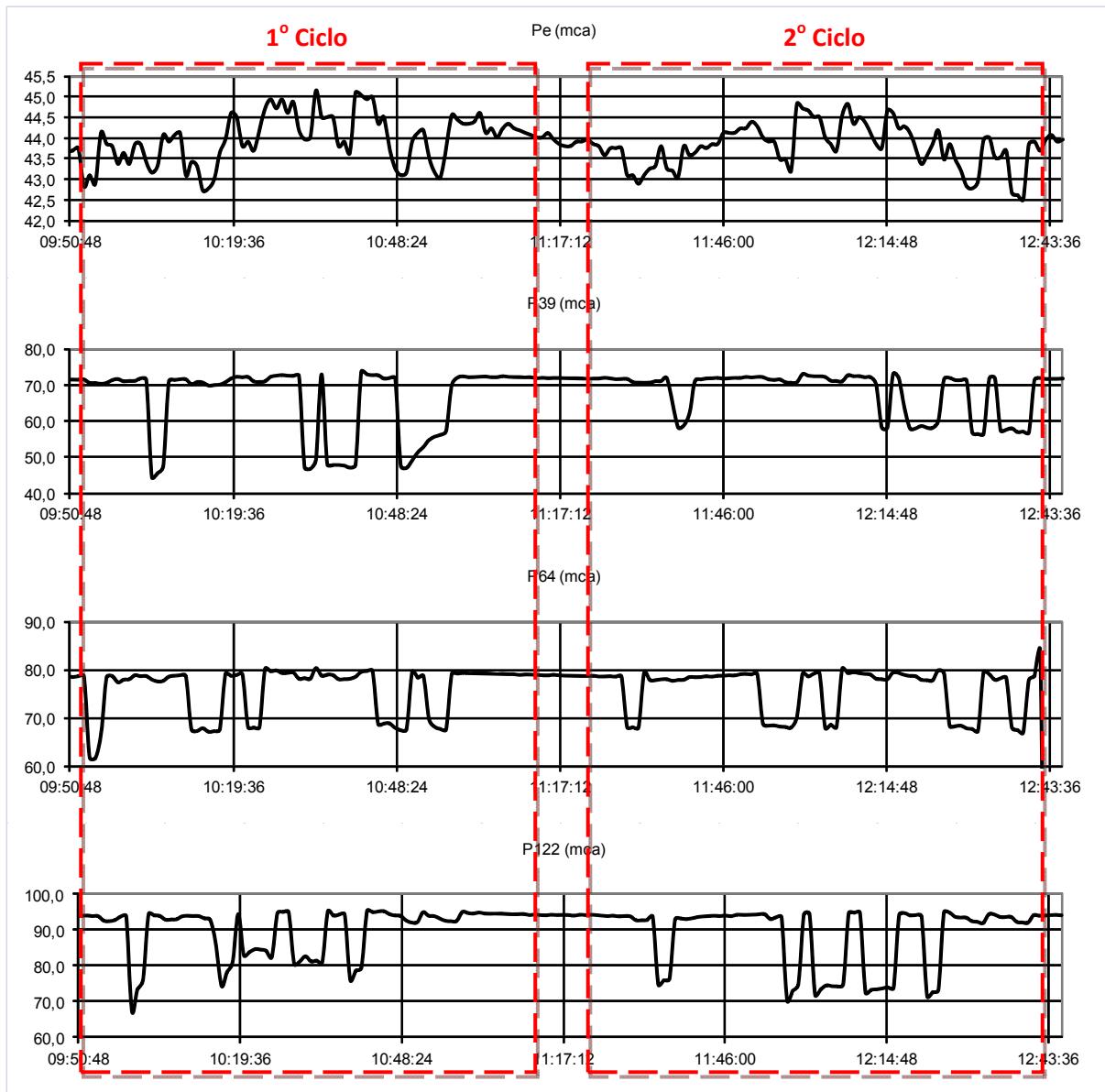


Figura 4.24 - Cargas de pressão coletadas na entrada e descargas (frequência = 1 dado/minuto)

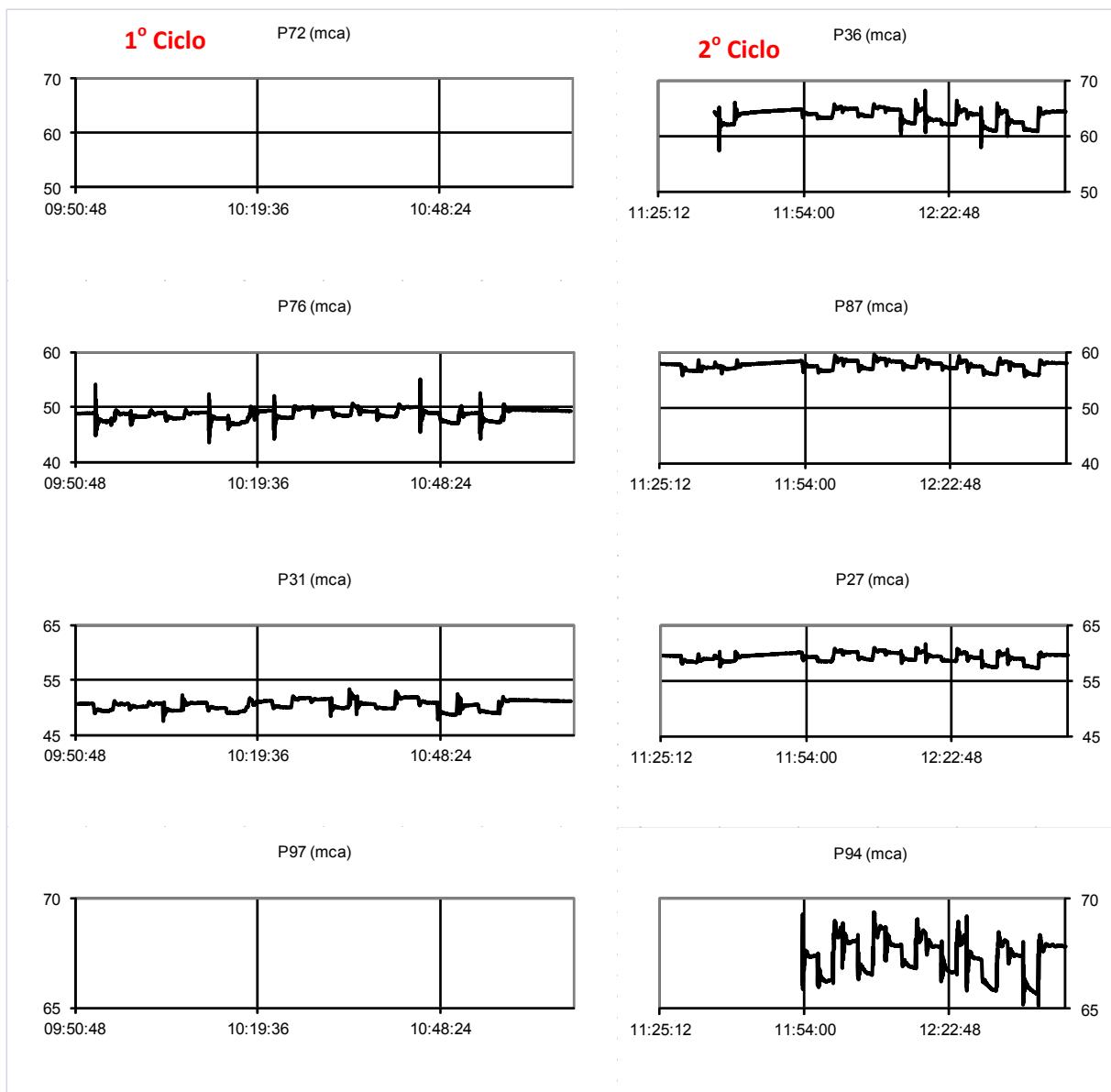


Figura 4.25 - Cargas de pressão coletadas nos nós de monitoramento (frequência = 1 Hz)

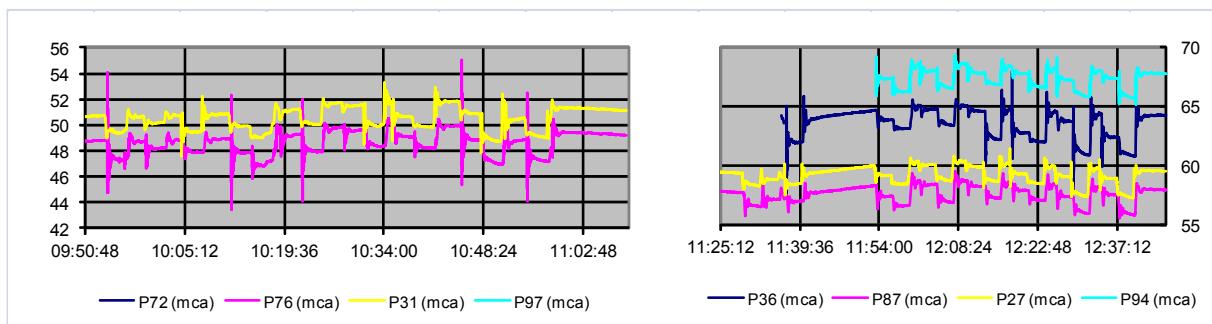


Figura 4.26 - Sobreposição das cargas de pressão nos nós de monitoramento (frequência = 1 Hz)

#### 4.3.3.5. Análise das manobras em regime permanente

Uma vez estabilizadas as pressões após cada manobra realizada de abertura de descarga, mantida aberta, foram obtidas as informações do regime permanente final para calibração do modelo e localização de vazamentos em regime permanente.

As Tabelas 4.3 e 4.4 apresentam os dados estabilizados em regime permanente final para cada manobra do 1º e 2º Ciclos.

**Tabela 4.3 - Dados em regime permanente final das manobras do 1º Ciclo**

Ciclo/ Manobr a	Pe (mca)	P72 (mca)	P76 (mca)	P31 (mca)	P97 (mca)	D64 (L/s)	D122 (L/s)	D39 (L/s)
C1/M1	42,9	-	47,36	49,37	-	5,0	-	-
C1/M2	43,5	-	48,15	50,13	-	-	3,2	-
C1/M3	43,2	-	47,92	49,39	-	-	-	4,3
C1/M4a	43,1	-	47,87	49,91	-	4,1	-	-
C1/M4b	42,8	-	46,85	49,01	-	4,0	3,1	-
C1/M5a	43,8	-	49,14	51,12	-	-	1,9	-
C1/M5b	43,7	-	48,04	50,07	-	4,0	1,5	-
C1/M6a	44,7	-	49,61	51,53	-	-	2,0	-
C1/M6b	44,6	-	48,44	49,92	-	-	1,7	4,4
C1/M7a	44,5	-	49,14	50,70	-	-	-	4,3
C1/M7b	43,7	-	48,26	49,84	-	-	1,9	4,1
C1/M8a	44,3	-	48,83	50,90	-	4,0	-	-
C1/M8b	43,2	-	47,23	48,83	-	4,0	-	4,1
C1/M9a	43,5	-	48,82	50,48	-	-	-	3,6
C1/M9b	43,2	-	47,45	49,16	-	4,0	-	3,1

**Tabela 4.4 - Dados em regime permanente final das manobras do 2º Ciclo**

Ciclo/ Manobr a	Pe (mca)	P36 (mca)	P87 (mca)	P27 (mca)	P94 (mca)	D64 (L/s)	D122 (L/s)	D39 (L/s)
C2/M1	42,9	-	56,66	58,41	-	4,1	-	-
C2/M2	43,3	-	57,13	58,88	-	-	2,3	-
C2/M3	43,1	62,01	56,88	58,41	-	-	-	3,0
C2/M4a	43,1	63,83	57,45	59,16	67,44	3,9	-	-
C2/M4b	44,0	63,20	56,68	58,45	66,31	3,8	2,2	-
C2/M5a	43,5	64,79	58,38	60,09	68,01	-	2,3	-
C2/M5b	43,2	63,63	57,06	58,83	66,78	3,9	2,1	-
C2/M6a	44,3	64,70	58,31	59,95	67,92	-	2,4	-
C2/M6b	43,8	62,42	57,36	58,76	67,01	-	2,2	3,2
C2/M7a	44,3	62,87	57,88	59,32	67,84	-	-	3,3
C2/M7b	43,4	62,11	57,12	58,53	66,77	-	2,3	3,1
C2/M8a	43,5	63,91	57,40	59,10	67,34	3,9	-	-
C2/M8b	42,8	61,24	56,14	57,56	66,08	3,8	-	3,3
C2/M9a	43,5	62,46	57,57	58,95	67,41	-	-	3,4
C2/M9b	42,6	61,07	56,05	57,45	65,96	3,9	-	3,2

Os dados dos pontos de monitoramento P72 e P97 do 1º Ciclo e parte dos dados dos pontos P36 e P94 não puderam ser coletados por falha no armazenamento de informações do *data-logger* utilizado.

Todavia, uma análise dos regimes permanentes iniciais a cada uma das manobras foi realizada, na expectativa de obtenção de uma mesma cota para todo o plano piezométrico da rede, uma vez que as únicas vazões que solicitaram os trechos da rede foram as ensaiadas nas descargas em campo.

Os resultados desta análise revelam uma diferença significativa de pressão entre o nível piezométrico da entrada do setor e os observados nos diversos pontos de monitoramento da rede, antes das manobras de descarga, conforme apresenta a Tabela 4.5.

**Tabela 4.5 - Desvios do nível piezométrico durante as manobras em relação à entrada**

<b>Manobra/Nó</b>	<b>1º Ciclo</b>				<b>2º Ciclo</b>			
	<b>Nó 72 (m)</b>	<b>P76 (m)</b>	<b>P31 (m)</b>	<b>P97 (m)</b>	<b>P36 (m)</b>	<b>P87 (m)</b>	<b>P27 (m)</b>	<b>P94 (m)</b>
M1	-	2,10	2,03	-	-	2,23	1,93	-
M2	-	2,84	2,69	-	-	3,85	2,94	-
M3	-	2,37	2,34	-	2,53	2,54	2,71	-
M4a	-	2,14	2,07	-	1,84	1,84	1,70	-
M5a	-	2,35	2,25	-	2,18	2,04	1,76	3,01
M6a	-	2,86	2,90	-	2,69	2,64	2,55	3,67
M7a	-	2,39	2,53	-	3,01	2,72	2,73	3,89
M8a	-	2,37	2,31	-	2,33	2,15	2,16	3,26
M9a	-	2,34	4,43	-	2,58	2,36	2,35	3,45

Considerando que foram verificadas as cotas topográficas dos pontos de monitoramento e as condições de calibração dos medidores de pressão empregados, acredita-se que o principal motivo das diferenças observadas no plano piezométrico tenham ocorrido devido a possível presença de ar na rede, principalmente nos pontos mais altos.

Esta situação inviabilizou tanto a análise física da rede, em termos da calibração de rugosidades, como a calibração dinâmica das celeridades dos trechos de tubulação.

#### 4.3.3.6. Análise das manobras em regime transitório

As Figuras 4.27 a 4.29 apresentam os sinais de pressão das manobras realizadas para simulação de rompimentos de rede nos dois ciclos de medição.

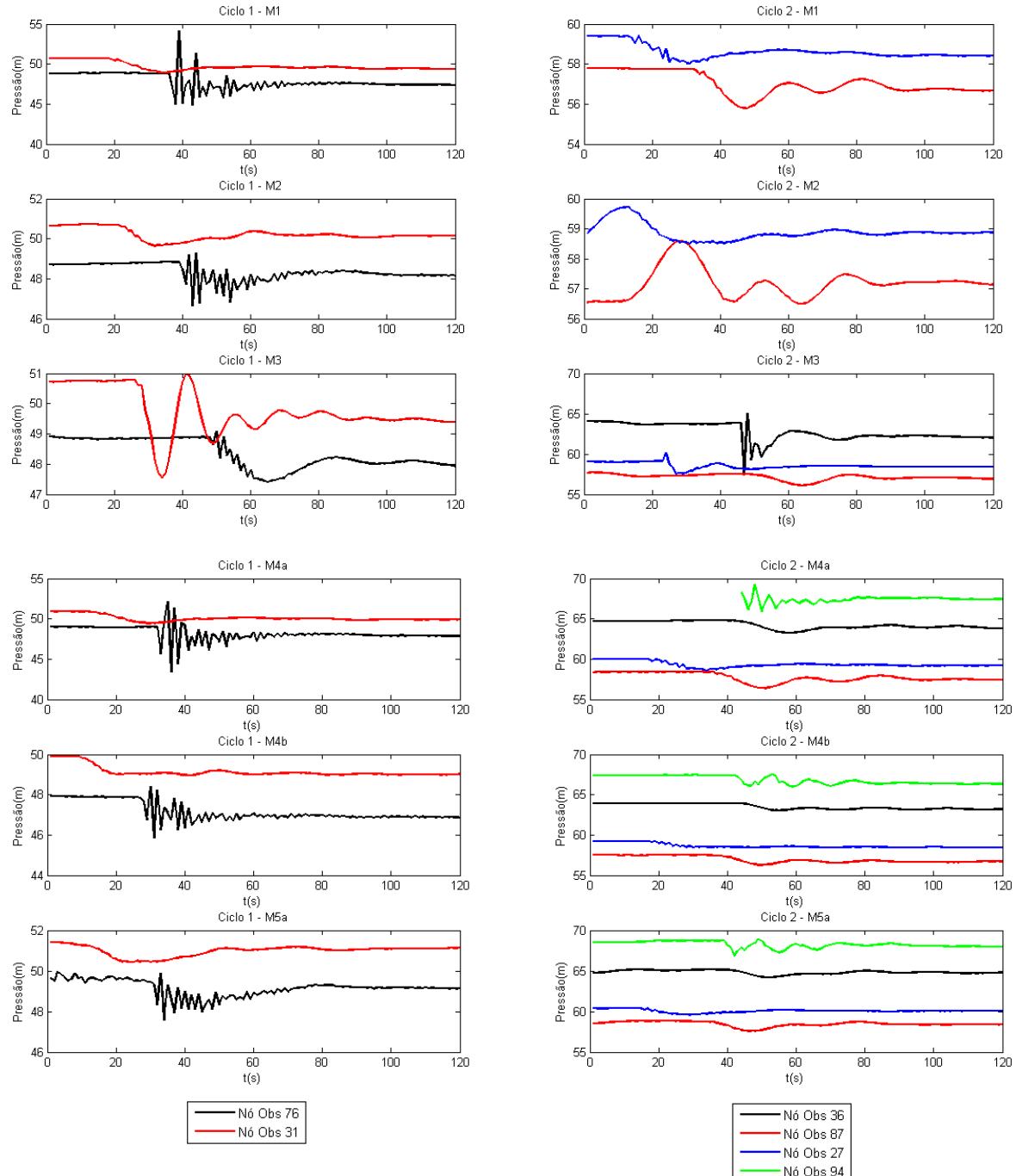


Figura 4.27 - Regimes transitórios decorrentes das manobras M1 a M5a

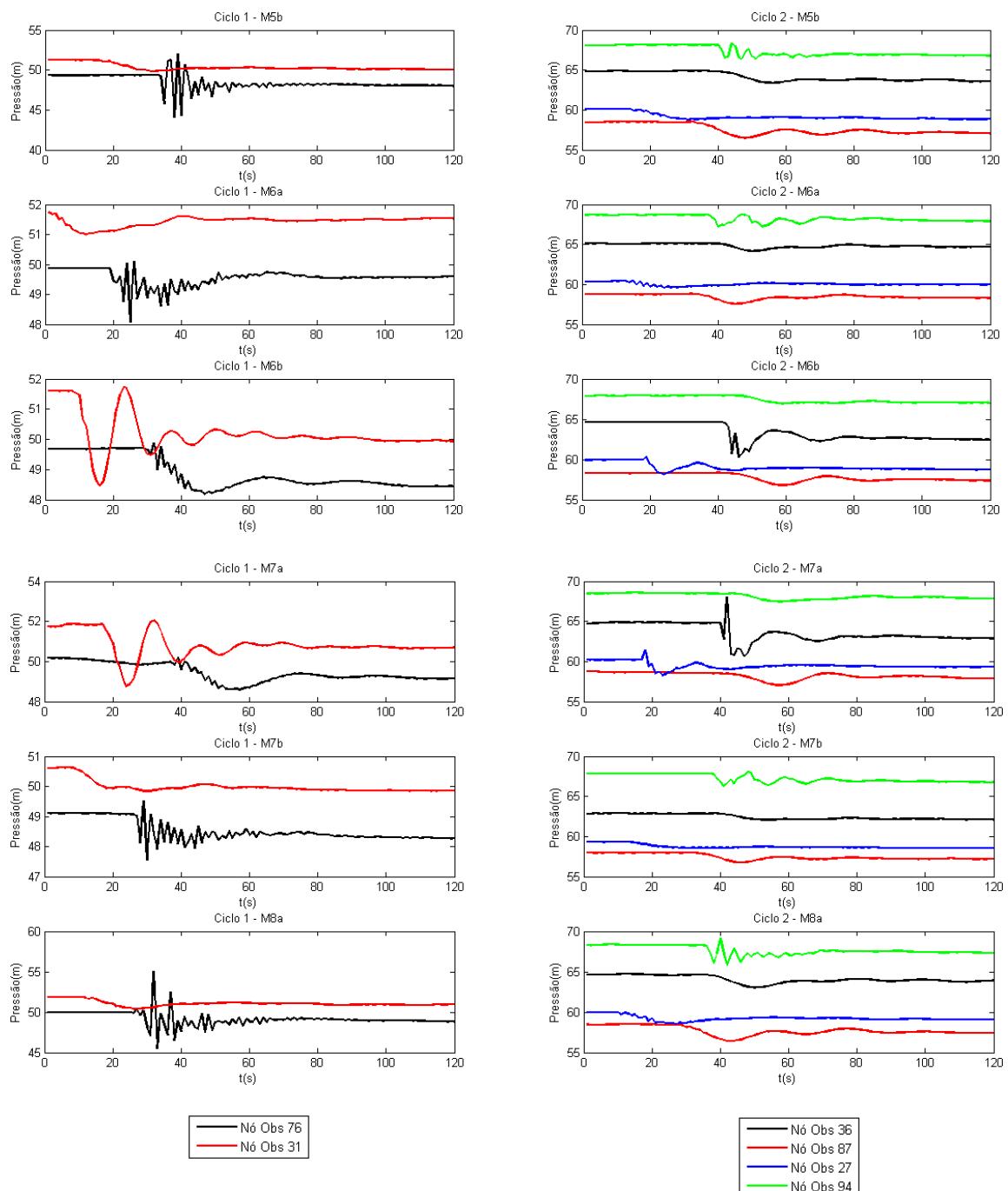
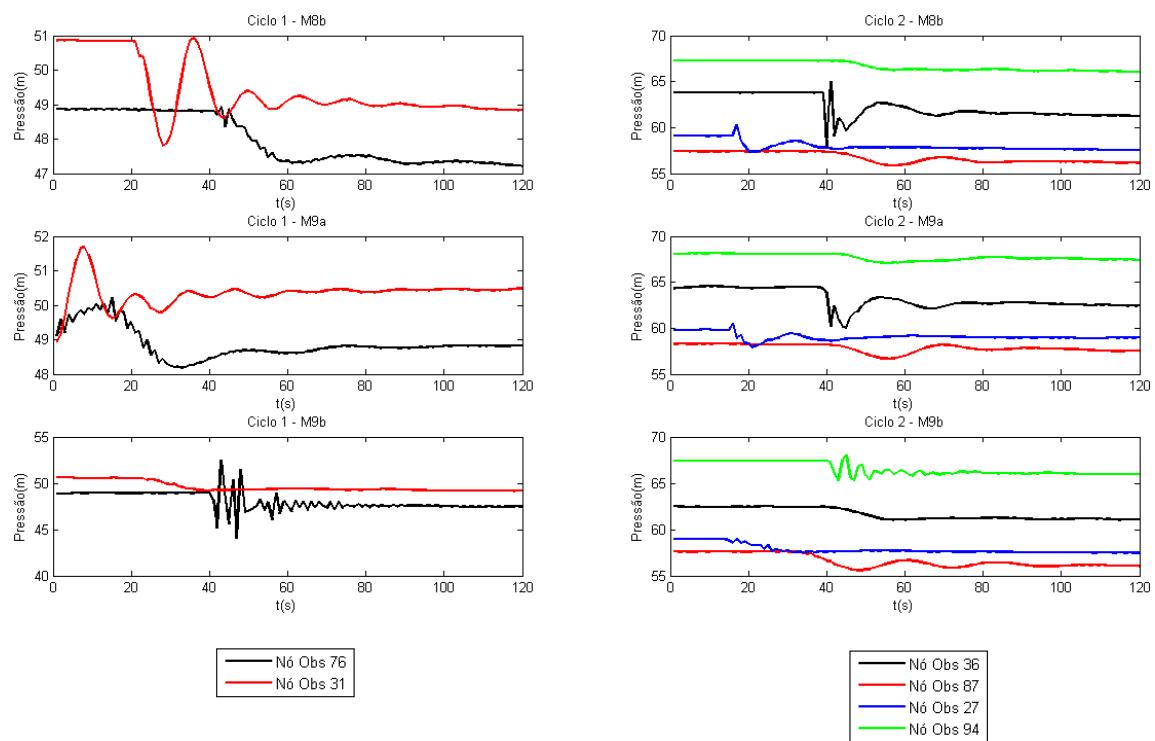


Figura 4.28 - Regimes transitórios decorrentes das manobras M5b a M8a



**Figura 4.29 - Regimes transitórios decorrentes das manobras M8b a M9b**

#### 4.3.4. Calibração das rugosidades para as diferentes manobras realizadas

A calibração dos valores das rugosidades absolutas da fórmula de Darcy-Weisbach para os trechos da rede analisada foi realizada com auxílio da funcionalidade Darwin Calibrator disponível no software comercial WaterGEMS-V8i®, comercializado pela Bentley e que emprega Algoritmos Genéticos (AG) para minimização do quadrado das diferenças entre valores observados e simulados de pressão e vazão.

Diante da ausência de demandas de consumo nos nós da rede analisada, as únicas vazões que solicitam hidráulicamente os trechos da rede se referem às manobras realizadas de abertura de descargas.

Dado que foram manobradas descargas em diferentes posições ao longo da rede, foi realizada análise da significância de cada manobra em termos de solicitação de uma quantidade maior ou menor de trechos da rede em cada manobra, característica importante na calibração de rugosidades, sobretudo se considerados que os trechos não solicitados apresentam vazão nula – onde a calibração de rugosidades é indeterminada.

Uma vez definida a manobra mais significativa em termos de solicitação dos trechos, foi empreendida uma avaliação dos possíveis agrupamentos de trechos para calibração das rugosidades absolutas, principalmente considerando que um número significativo de trechos apresentou vazões nulas, mesmo nas manobras mais sensíveis.

A calibração das rugosidades foi realizada para o agrupamento de trechos mais representativo de toda a rede, mantidos os valores das rugosidades dos demais trechos iguais aos recomendados pela literatura, conforme descrito a seguir.

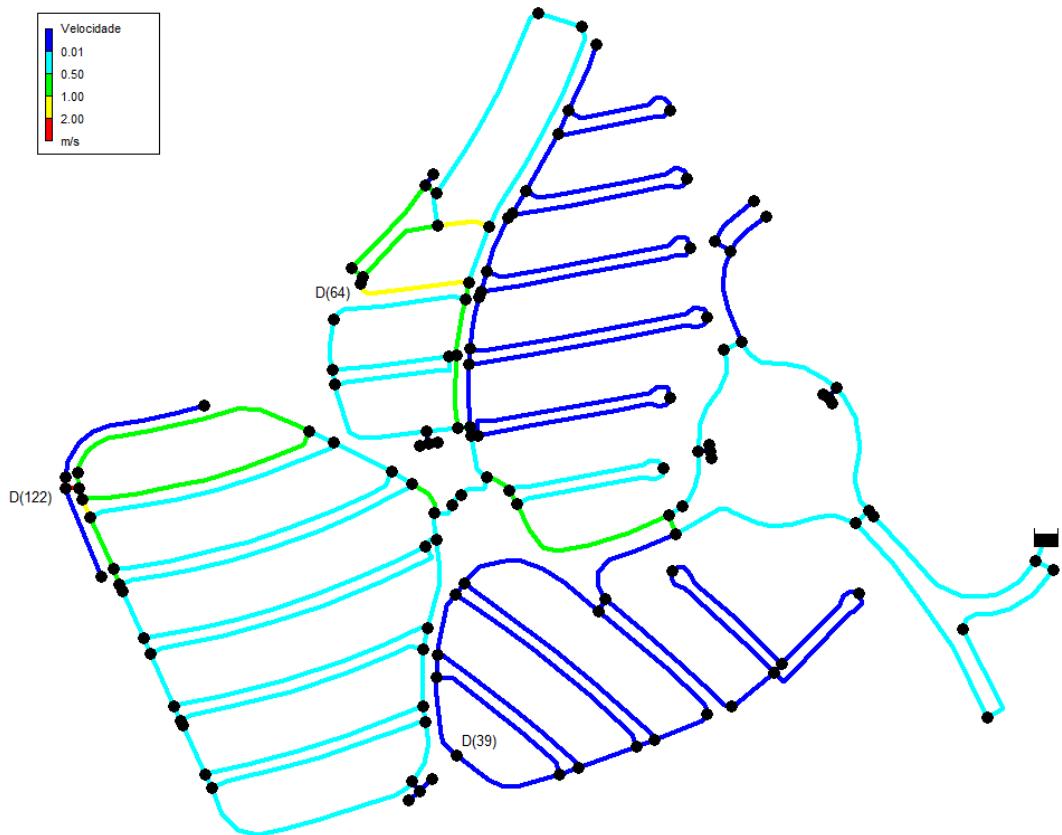
#### **4.3.4.1. Avaliação das solicitações nos trechos com as manobras realizadas**

Para avaliação das solicitações em cada trecho da rede analisada, frente às manobras realizadas de abertura de descargas, foram realizadas simulações com auxílio do software EPANET2 para cada grupo de manobras, conforme apresentado na Tabela 4.6.

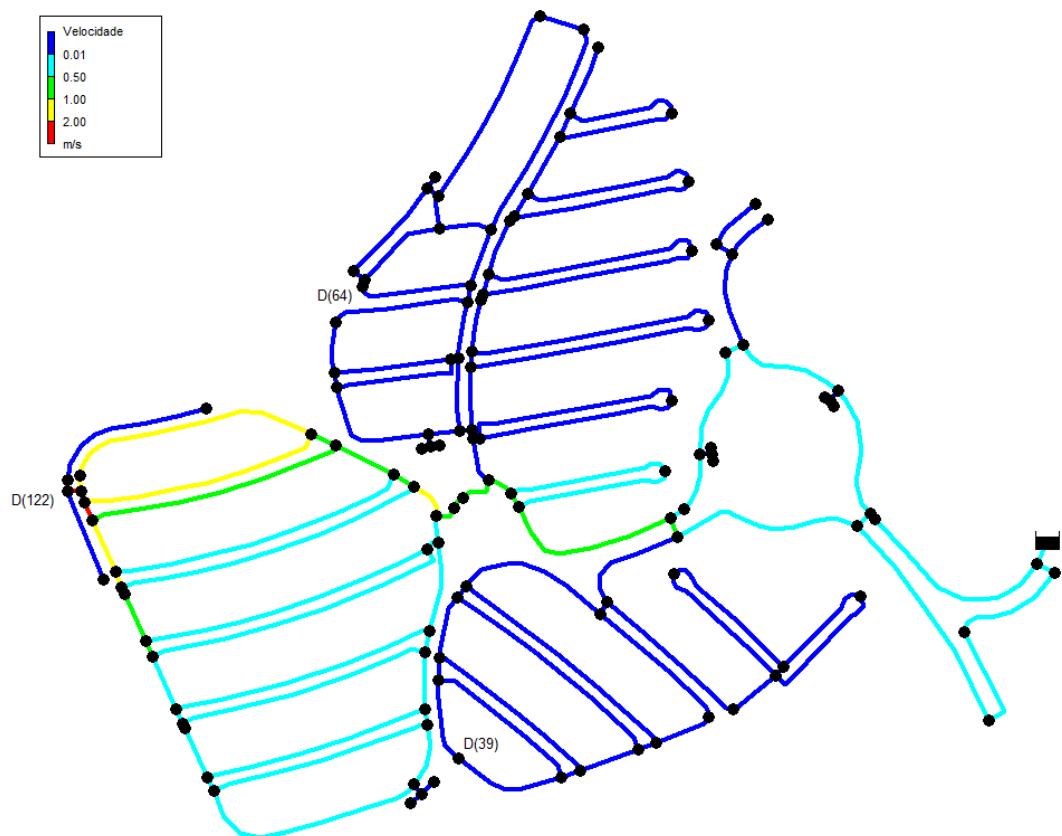
**Tabela 4.6 - Grupos de manobras de descargas realizadas**

<b>Tipo de Manobra</b>	<b>Manobras</b>	<b>Descargas acionadas</b>		
		<b>D64</b>	<b>D122</b>	<b>D39</b>
1	M1, M4a, M8a	X		
2	M2, M5a, M6a		X	
3	M3, M7a, M9a			X
4	M4b, M5b	X	X	
5	M6b, M7b		X	X
6	M8b, M9b	X		X

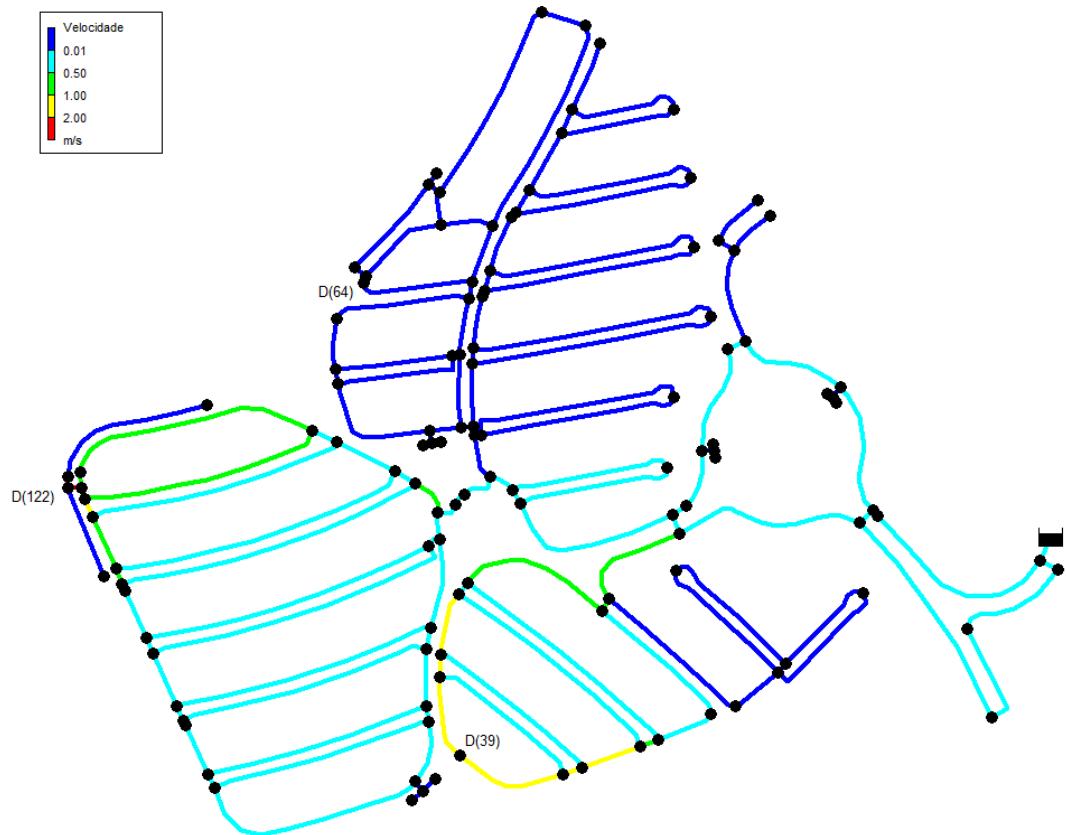
Os resultados obtidos permitem observar uma variação significativa do número de trechos solicitados para cada tipo de manobra realizada, com um grande número de trechos de rede com vazões nulas, que são obstáculo à boa calibração das rugosidades da rede como um todo, como pode ser observado nas Figuras de 4.30 a 4.35.



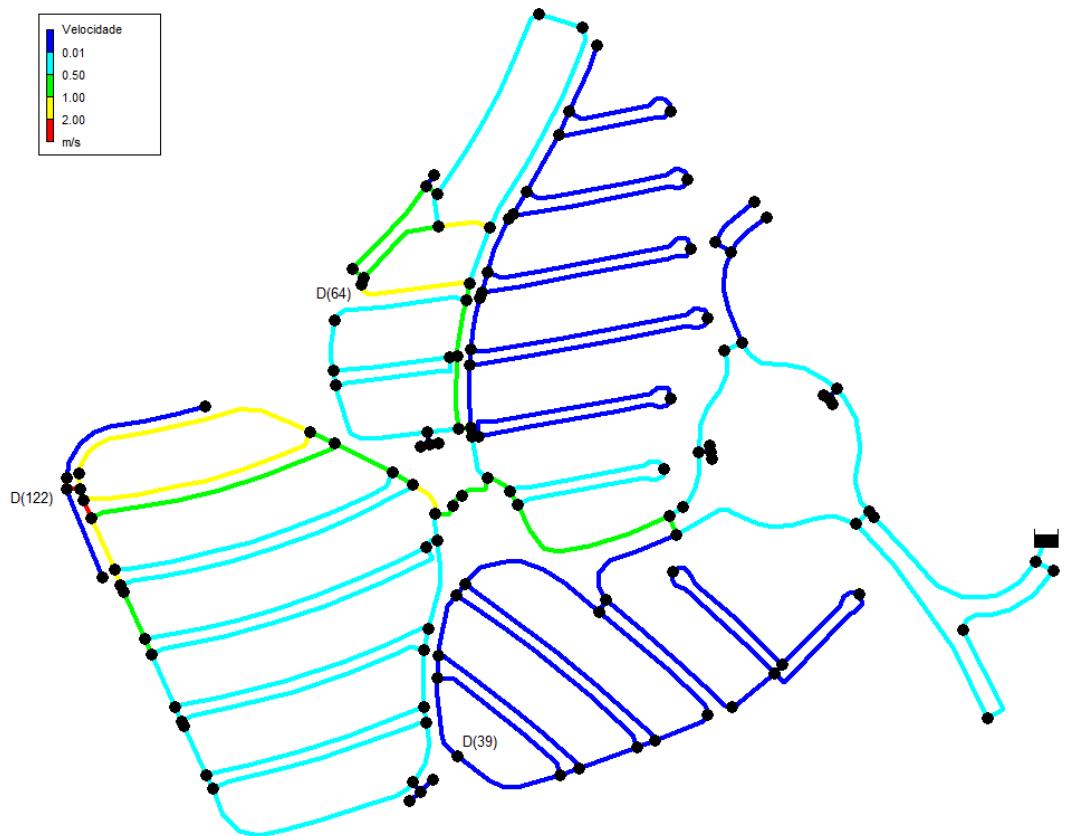
**Figura 4.30 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 1**



**Figura 4.31 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 2**



**Figura 4.32 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 3**



**Figura 4.33 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 4**

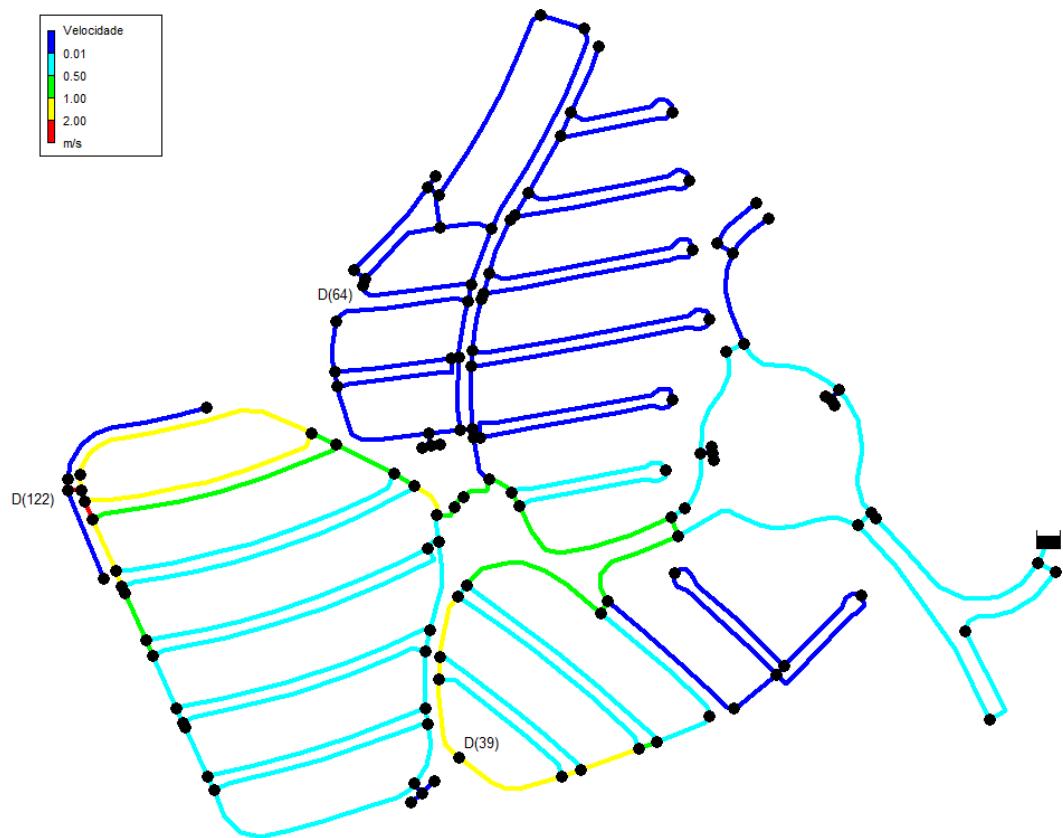


Figura 4.34 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 5

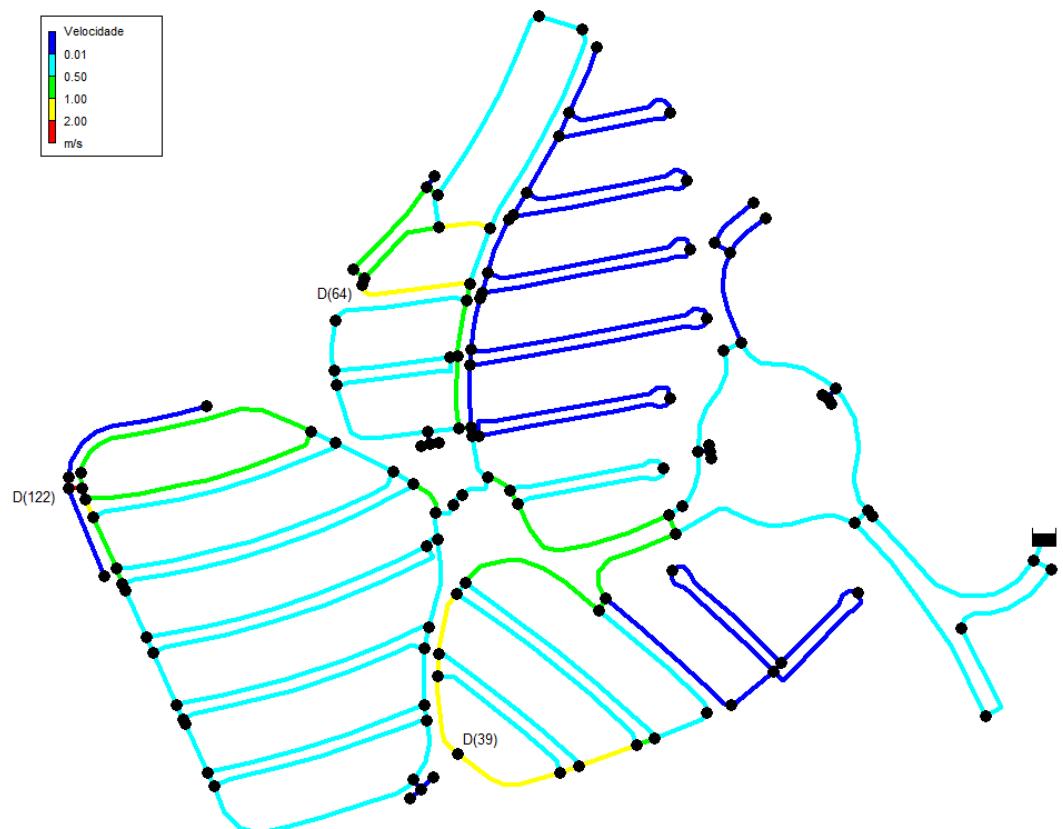


Figura 4.35 - Velocidades nos trechos solicitados pela manobra Tipo 6

A Tabela 4.7 apresenta que, entre os tipos de manobra simples (uma descarga aberta), a descarga D39 figura como aquela que solicitou um número maior de trechos de rede enquanto, entre as descargas combinadas (duas descargas abertas simultaneamente) a combinação das descargas D64 e D122 solicitou um maior número de trechos.

**Tabela 4.7 - Trechos de rede solicitados para cada grupo de manobras**

<b>Tipo de Manobra</b>	<b>Manobras</b>	<b>Descargas acionadas</b>			<b>Trechos solicitados</b>	
		<b>D64</b>	<b>D122</b>	<b>D39</b>	<b>Qtde</b>	<b>%</b>
1	M1, M4a, M8a	X			33	21,6%
2	M2, M5a, M6a		X		47	30,7%
3	M3, M7a, M9a			X	62	40,5%
4	M4b, M5b	X	X		88	57,5%
5	M6b, M7b		X	X	79	51,6%
6	M8b, M9b	X		X	64	41,8%

As análises permitiram, ainda, a definição dos trechos solicitados em todas as manobras (trechos comuns), dos trechos solicitados em pelo menos uma manobra e dos trechos que possuem registros de rede, cujos resultados são apresentados na Tabela 4.8.

**Tabela 4.8 – Número de trechos solicitados com as manobras ensaiadas**

<b>Situação</b>	<b>Quantidade</b>		<b>Extensão</b>	
	<b>Número</b>	<b>%</b>	<b>Comprimento total (m)</b>	<b>%</b>
Trechos comuns a todas as manobras	16	10,5%	1.246,65	10,5%
Trechos em algum momento solicitados	104	68,0%	8.547,16	71,7%
Trechos com registros	32	20,9%	1.581,21	13,3%

#### 4.3.4.2. Seleção dos critérios de calibração

A partir da consideração que a abertura da descarga D39 implica no maior número de trechos de rede solicitados (manobras M3, M7a e M9a, para ambos os ciclos realizados), foi realizada avaliação da relevância dos possíveis agrupamentos de trechos de rede para calibração das rugosidades absolutas da fórmula de Darcy-Weisbach.

A rugosidade absoluta dos condutos na fórmula de Darcy-Weisbach ou Fórmula Universal foi empregada na calibração dos trechos em função das baixas velocidades experimentadas na grande maioria dos trechos, mesmo com o acionamento de mais de uma descarga de rede ao mesmo tempo, promovendo escoamentos em que as fórmulas

práticas, como a de Hazen-Williams, não reproduz com fidelidade as condições de atrito.

Desta maneira, considerando apenas as manobras simples que mais solicitam a rede (manobras do Tipo 3: M3, M7a e M9a), com auxílio da ferramenta Darwin Calibrator do software comercial WaterGEMS®, foram calibradas as rugosidades dos trechos dispostos em quatro cenários:

- Agrupamento dos trechos em função do diâmetro nominal (DN) de cada trecho, com quatro grupos (DN 50 mm, 100 mm, 150 mm e 200 mm);
- Consideração de cada tubo individualmente (153 trechos);
- Grupo único de rugosidades para todos os trechos;
- Consideração apenas dos trechos comuns a todas as manobras, individualmente.

Os resultados obtidos, em termos dos valores de rugosidade e desvio quadrado médio, revelaram que a calibração dos trechos comuns (cerca de 10,5% do total) produziu resultados muito semelhantes àqueles produzidos pela calibração de cada tubo individualmente, em termos do desvio médio ao quadrado, porém com esforço computacional significativamente menor. As Tabelas 4.9 e 4.10 ilustram os resultados obtidos.

**Tabela 4.9 - Rugosidades dos trechos comuns calibradas para as manobras do Tipo 3**

Trecho	Diâmetro	$\epsilon$ Darcy-Weisbach original (mm)	$\epsilon$ Darcy-Weisbach ajustado (mm)			
			FUNÇÃO DIÂMETRO	TUBO A TUBO	GRUPO ÚNICO	TRECHOS COMUNS
1	DN 200	0,001524	0,000015	0,033543	0,000015	0,006111
2	DN 50	0,001524	0,001539	0,067071	0,000015	0,094503
3	DN 50	0,001524	0,001539	0,094503	0,000015	0,152400
4	DN 50	0,001524	0,001539	0,152400	0,000015	0,144795
5	DN 200	0,001524	0,000015	0,000015	0,000015	0,000015
6	DN 50	0,001524	0,001539	0,032019	0,000015	0,025923
7	DN 50	0,001524	0,001539	0,085359	0,000015	0,024399
8	DN 200	0,001524	0,000015	0,016779	0,000015	0,000015
9	DN 50	0,001524	0,001539	0,152400	0,000015	0,152400
13	DN 50	0,001524	0,001539	0,146319	0,000015	0,030495
18	DN 200	0,001524	0,000015	0,001539	0,000015	0,000015
19	DN 50	0,001524	0,001539	0,047259	0,000015	0,152400
20	DN 50	0,001524	0,001539	0,073167	0,000015	0,100599
24	DN 50	0,001524	0,001539	0,121935	0,000015	0,013731
25	DN 50	0,001524	0,001539	0,027447	0,000015	0,100599
26	DN 150	0,001524	0,071643	0,121935	0,000015	0,103647

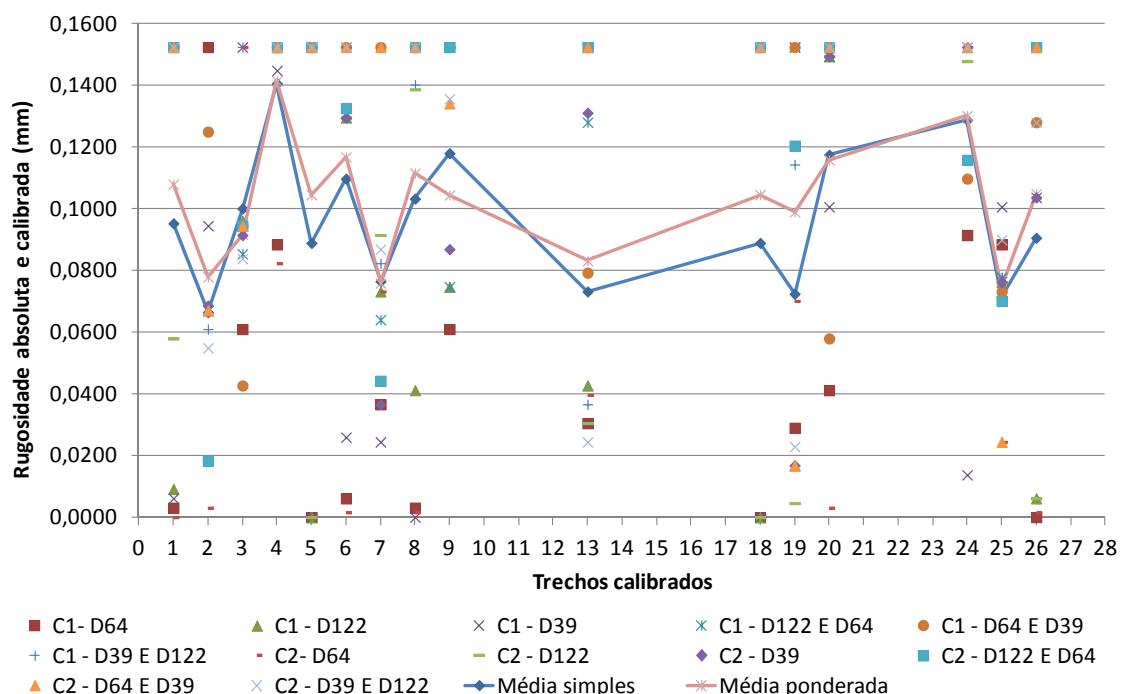
**Tabela 4.10 - Desvio médio ao quadrado da calibração para as manobras do Tipo 3**

Manobra	Desvio ao quadrado médio (m)			
	FUNÇÃO DIÂMETRO	TUBO A TUBO	GRUPO ÚNICO	TRECHOS COMUNS
C1M3	0,23	0,23	0,23	0,23
C1M7a	0,20	0,20	0,20	0,20
C1M9a	0,87	0,87	0,87	0,87

#### 4.3.4.3. Calibração das rugosidades

A partir das análises realizadas foi possível definir a calibração dos trechos comuns a todas as manobras, apenas, como uma configuração representativa da rede como um todo, com redução significativa do esforço computacional no processo de calibração para todas as manobras realizadas.

A sistemática foi então aplicada a todos os tipos de manobras realizadas em ambos os ciclos de ensaio de campo, com diferenças consideráveis dos desvios médios ao quadrado entre manobras, como esperado em ensaios de campo. A Figura 4.36 e Tabelas 4.11 e 4.12 apresentam os resultados obtidos.

**Figura 4.36 - Valores individuais e médios das rugosidades calibradas para cada manobra**

**Tabela 4.11 - Valores médios calibrados para as rugosidades**

Trecho	$\epsilon$ Darcy-Weisbach original (mm)	$\epsilon$ Darcy-Weisbach ajustado (mm)	
		Média simples	Média ponderada
1	0,001524	0,0952564	0,1079509
2	0,001524	0,0664350	0,0778889
3	0,001524	0,1000874	0,0918202
4	0,001524	0,1405928	0,1414043
5	0,001524	0,0889064	0,1045341
6	0,001524	0,1097369	0,1167501
7	0,001524	0,0764667	0,0759106
8	0,001524	0,1032586	0,1115157
9	0,001524	0,1179919	0,1044276
13	0,001524	0,0731647	0,0831097
18	0,001524	0,0889064	0,1045341
19	0,001524	0,0724014	0,0989848
20	0,001524	0,1174852	0,1158496
24	0,001524	0,1287844	0,1301396
25	0,001524	0,0712622	0,0747146
26	0,001524	0,0905612	0,1048126

**Tabela 4.12 - Desvios médios ao quadrado obtidos em cada calibração**

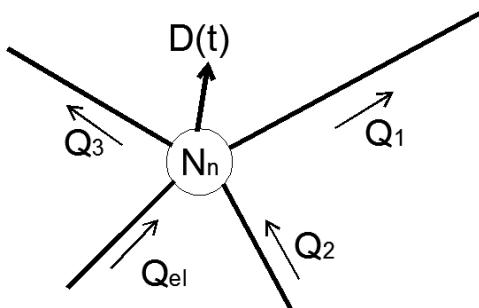
Ciclo	Descarga	Manobra	Desvio médio ao quadrado (m)
C1	D64	M1, M4a, M8a	0,257
	D122	M2, M5a, M6a	0,527
	D39	M3, M7a, M9a	0,433
	D122 E D64	M4b, M5b	0,090
	D64 E D39	M8b, M9b	0,215
	D39 E D122	M6b, M7b	0,375
C2	D64	M1, M4a, M8a	0,537
	D122	M2, M5a, M6a	0,723
	D39	M3, M7a, M9a	0,480
	D122 E D64	M4b, M5b	0,875
	D64 E D39	M8b, M9b	0,630
	D39 E D122	M6b, M7b	0,655
<b>Média</b>			<b>0,4831</b>

Em termos gerais, as rugosidades calibradas a partir das pressões observadas com as manobras de campo apresentam pequena segurança com relação aos dados finais, seja pelas baixas velocidades de solicitação, pela grande quantidade de tubulações com velocidade nula, pelas falhas na aquisição de dados em campo e pela possível presença de ar na rede durante as coletas.

#### 4.4. Modelagem hidráulica do sinal de pressão em regime transitório para as redes estudadas

Os sinais de pressão em regime transitório decorrentes de rompimentos nas três redes estudadas foram obtidos a partir de simulação numérica pelo modelo desenvolvido pelo Prof. Edevar Luvizotto Junior e Eng. Gustavo Meirelles Lima, que emprega o Método das Características (MOC) (WYLIE E STREETER, 1983) para modelar novos vazamentos enquanto demandas instantâneas em determinados nós.

No Método das Características a Equação da Continuidade é aplicada a um nó genérico (Figura 3.1) e as linhas características positivas e negativas são usadas para calcular as vazões nos tubos convergentes e divergentes, respectivamente, como na Figura 4.37 e Equação (4.5).



**Figura 4.37 – Nó genérico para modelagem hidráulica**

$$\left[ \sum_{i=1}^{CP} \frac{CA(i)}{BA(i)} + \sum_{j=1}^{DP} \frac{CB(j)}{BB(j)} - D(t) \right] - \left[ \sum_{i=1}^{CP} \frac{1}{BA(i)} + \sum_{j=1}^{DP} \frac{1}{BB(j)} \right] \cdot HN - Q_{el} = EN - BN \cdot HN - Q_{el} - D(t) = 0 \quad (4.5)$$

onde  $CA$  e  $BA$  são os coeficientes da linha característica positiva;  $CB$  e  $BB$  são os coeficientes da linha característica negativa do MOC;  $CP$  é o número de tubos convergentes conectados ao nó;  $DP$  é o número de tubos divergentes conectados ao nó;  $HN$  é a carga hidráulica no nó;  $Q_{el}$  é a vazão através de um elemento não-tubo e  $D(t)$  é a demanda nodal no tempo  $t$ .

Os rompimentos foram modelados como uma demanda repentina, acrescida à demanda nodal original. Para criar um cenário mais realista, o modelo proposto por

VAN ZYL (2014) foi utilizado para simular a vazão de vazamento, como apresentado na Equação (4.6):

$$Q_l = C_d \cdot \sqrt{2g} (A_0 \cdot h^{0.5} + m \cdot h^{1.5}) \quad (4.6)$$

onde  $Q_l$  é a vazão do rompimento;  $C_d$  é o coeficiente de descarga;  $g$  é a aceleração da gravidade;  $A_0$  é a área da ruptura;  $h$  é a carga hidráulica e;  $m$  o coeficiente de relação pressão-área do vazamento.

Foram simulados rompimentos em todos os nós de carga variável das três redes estudadas, dentro de determinados ranges de vazão, conforme Tabela 4.13.

**Tabela 4.13 – Sinais de pressão dos rompimentos simulados**

Rede	Número de Nós	Vazões	Sinais de Pressão
<b>Rede Two-Loop</b>	6	1 a 500 L/s (variando de 1 em 1 L/s)	21.000
<b>Rede Jardim Laudissi</b>	25	0,005 L/s a 0,03 L/s (variando aproximadamente de 0,005 em 0,005 L/s)	9.450
<b>Rede Campos do Conde</b>	117	0,67 L/s a 10,11 L/s (variando aproximadamente de 1 em 1 L/s)	219.480

Dado que os resultados da calibração das rugosidades absolutas dos trechos de rede indicou valores baixos e próximos entre si, para fins de modelagem dos vazamentos, foi empregada a equação de Hazen-Williams com  $C = 120$  para todos os trechos de todas as redes ensaiadas, assim como um valor único de celeridade de 600 m/s.

## Capítulo 5

---

### Localização de rompimentos a partir do treinamento do sinal de pressão transitório – método LOCP

Os sinais de pressão provocados por rompimentos de redes de distribuição de água, observados em pontos distintos de monitoramento e em altas frequências de aquisição de dados, revelam características muito particulares tanto do vazamento, em termos de localização e magnitude, como da tipologia do próprio sistema de distribuição.

O método LOCP proposto para localização de vazamentos (LOC) através de análise do sinal da carga de pressão (P), consiste no treinamento de uma Rede Neural Artificial (RNA) alimentada com sinais de pressão observados em regime transitório em pontos específicos da rede, para previsão da localização e vazão de novos rompimentos a partir de seus respectivos sinais de pressão.

Uma característica do método é a independência do monitoramento das vazões de entrada da rede, que na prática não é realizado pelas companhias de saneamento em altas taxas de aquisição de dados (inferiores a ordem de minutos) ou cujos resultados podem conter, além das vazões dos rompimentos, também variações de demanda ou outras perturbações que impeçam o bom diagnóstico e localização de novas fugas.

O presente capítulo apresenta o método LOCP e os resultados de sua aplicação em uma rede teórica e em duas redes reais, apresentadas no Capítulo 4, para detecção e localização de rompimentos a partir de dados simulados e também com dados coletados em campo.

#### 5.1. O Método LOCP

O método LOCP realiza o treinamento de uma RNA formada pela composição de um conjunto de sinais completos de pressão, observados em determinados nós de

monitoramento, cuja simulação da rede treinada tem como objetivo identificar o nó e vazão de um novo rompimento a partir de seus respectivos sinais de pressão.

Um pseudo-algoritmo de aplicação do método LOCP é composto pelas seguintes etapas:

- Inicializa parâmetros de análise e treinamento:  $t$  = intervalo de tempo a ser considerado do sinal de pressão observado em cada nó de monitoramento;  $nlay$  = número de camadas da RNA;
- Carrega dados de carga hidráulica, nó e vazão de vazamento dos eventos (rompimentos) observados e os agrupa em função das propriedades do rompimento (nó e vazão) e do sinal de pressão, em termos das respectivas matrizes  $A$  e  $B$ , conforme equações (5.1) e (5.2):

$$A = \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & l_3 & \dots & l_i \\ q_1 & q_2 & q_3 & \dots & q_i \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

$$B = \begin{bmatrix} h_{1,1}^{1,1} & h_{2,1}^{1,1} & h_{3,1}^{1,1} & \dots & h_{i,1}^{1,1} \\ h_{1,1}^{2,1} & h_{2,1}^{2,1} & h_{3,1}^{2,1} & \dots & h_{i,1}^{2,1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,1}^{k,1} & h_{2,1}^{k,1} & h_{3,1}^{k,1} & \dots & h_{i,1}^{k,1} \\ h_{1,2}^{1,2} & h_{2,2}^{1,2} & h_{3,2}^{1,2} & \dots & h_{i,2}^{1,2} \\ h_{1,2}^{2,2} & h_{2,2}^{2,2} & h_{3,2}^{2,2} & \dots & h_{i,2}^{2,2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,2}^{k,2} & h_{2,2}^{k,2} & h_{3,2}^{k,2} & \dots & h_{i,2}^{k,2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,j}^{1,k} & h_{2,j}^{1,k} & h_{3,j}^{1,k} & \dots & h_{i,j}^{1,k} \\ h_{1,j}^{2,k} & h_{2,j}^{2,k} & h_{3,j}^{2,k} & \dots & h_{i,j}^{2,k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,j}^{k,k} & h_{2,j}^{k,k} & h_{3,j}^{k,k} & \dots & h_{i,j}^{k,k} \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

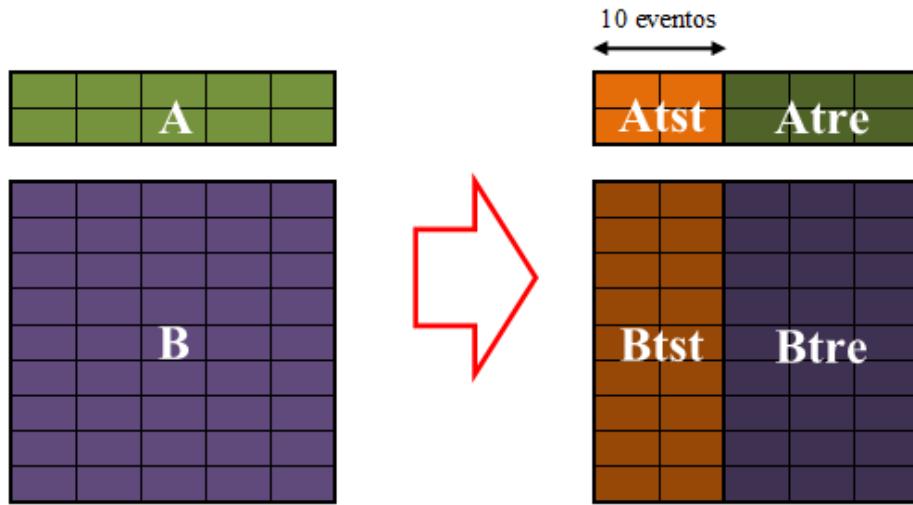
onde  $l$  é o nó de localização do vazamento;  $q$  é a vazão do vazamento;  $h$  é a carga hidráulica observada;  $i$  denota o número de eventos de vazamento observados para treinamento;  $j$  denota os nós de observação dos vazamentos; e  $k$  o instante de tempo de cada carga de pressão observada.

- Normaliza a matriz de sinais de pressão,  $B$ , conforme equação (5.3):

$$B = B * 1000 \left( \frac{B - h_{\min}}{h_{\max} - h_{\min}} \right) \quad (5.3)$$

onde os índices  $\min$  e  $\max$  denotam, respectivamente, a menor e a maior cargas hidráulicas presentes na matriz  $B$ , sendo a multiplicação por 1000 usada apenas para amplificação numérica dos resultados.

- d) Ordena aleatoriamente as colunas das matrizes  $A$  e  $B$ ;
- e) Separa as matrizes  $A$  e  $B$  em conjuntos de dados para teste ( $Atst$  e  $Btst$ ) e treinamento ( $Atre$  e  $Btre$ ), conforme Figura 5.1;



**Figura 5.1 - Separação de dados para treinamento e teste da RNA**

- f) Realiza o treinamento da RNA considerando  $Btre$  como dados de entrada (*input*) e  $Atre$  como dados de saída (*target*) do processo de treinamento;
- g) Simula a RNA a partir de novo conjunto de dados de pressão de teste ( $Btst$ ) e armazena resultados na matriz  $R$ , dada pela equação (5.4):

$$R = \begin{bmatrix} l'_1 & l'_2 & l'_3 & \dots & l'_i \\ q'_1 & q'_2 & q'_3 & \dots & q'_i \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

onde  $l'_i$  e  $q'_i$  são, respectivamente, o nó e a vazão previstos para o novo rompimento.

- h) Compara os resultados da simulação da RNA com o conjunto de entradas de teste (matriz  $R$ ) frente às propriedades dos rompimentos do respectivo conjunto de dados de teste ( $Atst$ ), em termos de exatidão (enquadramento dos nós) e acurácia (distância euclidiana entre nós dos vazamentos reais e previstos).

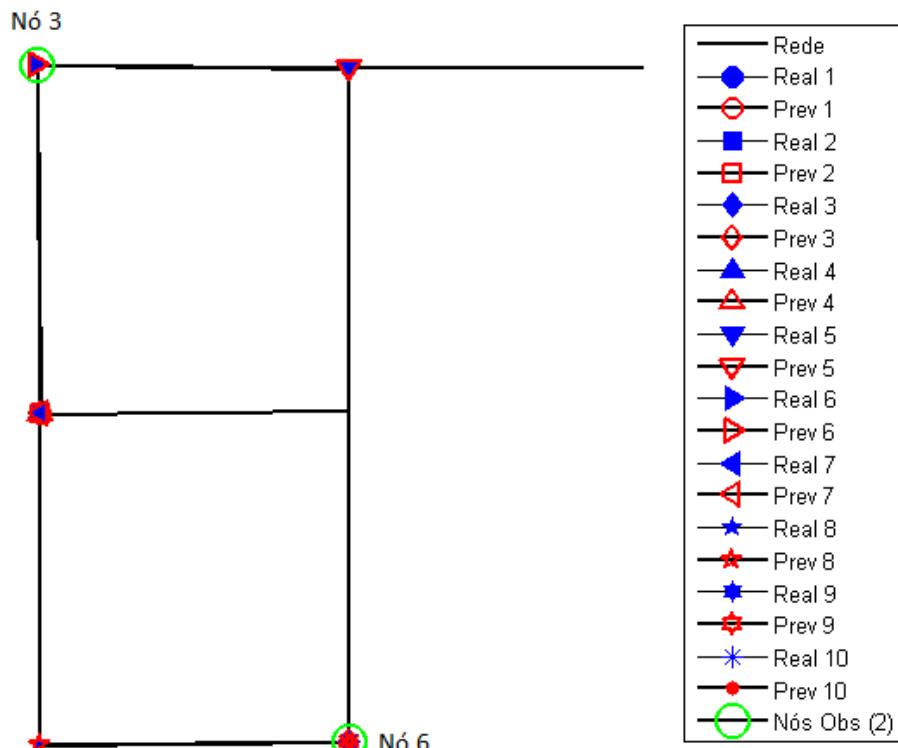
O método LOCP foi aplicado com treinamento de RNA de múltiplas camadas com a função *feedforwardnet* do software Matlab®, com as seguintes características de treinamento, teste e validação da RNA:

- Proporção de dados para treinamento: 50%
- Proporção de dados para teste: 35%
- Proporção de dados para validação: 15%
- Divisão de dados: aleatória (*dividerand*);
- Modelo de otimização para atualização dos pesos sinápticos: Levenberg-Marquardt (*trainlm*);
- Função de avaliação do erro de treinamento (*net.performFcn*): mínimos quadrados (função *msereg* do Matlab®);
- Limite de validação (*net.trainParam.max\_fail*): 100;
- Número máximo de épocas para treinar (*net.trainParam.epochs*): 500;
- Objetivo de performance (*net.trainParam.goal*):  $1 \times 10^{-8}$ .

## 5.2. Aplicação do Método LOCP para a Rede Two-Loop

A aplicação do método LOCP a rede Two-Loop foi realizada com dados transitórios simulados com um intervalo de tempo  $t = 200\text{s}$  e 10 camadas intermediárias da RNA (*nlay*).

Considerando dois nós de observação (nós 3 e 6), que representam 33% dos seis nós da rede Two-Loop, os resultados do método LOCP revelam uma exatidão de 100% das previsões de localização de um conjunto de dez eventos-teste, também com boa previsão das vazões destes rompimentos, conforme ilustra a Tabela 5.1 e Figura 5.2, que apresenta os eventos-teste como elementos preenchidos e as previsões do modelo como elementos vazados.



**Figura 5.2 - Resultados do método LOCP para a rede Two-Loop com 2 nós de observação**

**Tabela 5.1 – Resultados do método LOCP para a rede Two-Loop com 2 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	5	5	6	5	2	3	5	7	6	6
Vazão real (L/s)	317	417	296	11	330	491	368	79	304	478
Nó previsto	5	5	6	5	2	3	5	7	6	6
Vazão prevista (L/s)	317	417	296	11	330	491	368	79	304	478
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 0,00m – Exatidão em 10 testes = 100%									

O tempo registrado de treinamento da RNA em microcomputador Intel Core i7® com 2,40 GHz de velocidade de processamento foi de 1h26min06s (5.166s), com coeficiente de determinação para o processo de treinamento  $R = 1$ .

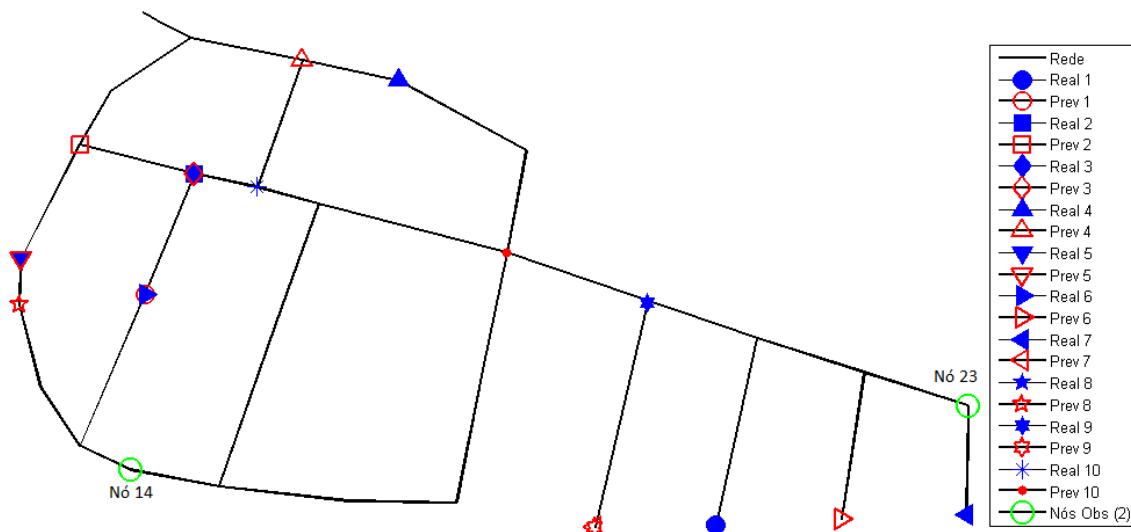
### 5.3. Aplicação do Método LOCP para a Rede Jardim Laudissi

A rede real Jardim Laudissi tem monitorados permanentemente os pontos críticos alto e baixo do DMC descrito no Capítulo 4, respectivamente os nós 14 e 23 de seu modelo hidráulico, além da entrada do setor (nó 3).

O método LOCP foi aplicado à rede Jardim Laudissi considerando duas situações: (i) apenas os dois nós críticos monitorados do setor (nós 14 e 23), que representam 8% dos 25 nós da rede, e; (ii) todos os nós monitorados do setor (nós 3, 14 e 23), ou 12% dos nós do modelo.

Os resultados obtidos demonstram resultados satisfatórios mesmo com apenas dois nós de monitoramento, porém com maiores acurácia e exatidão quando considerados os três pontos reais e disponíveis de monitoramento da área de estudo.

A aplicação para dois nós de observação revelou uma exatidão de 20% das previsões de localização dos vazamentos, com uma acurácia de 154,04m e um tempo de treinamento da RNA de 2min09s (129s), conforme ilustram a Figura 5.3 e Tabela 5.2.



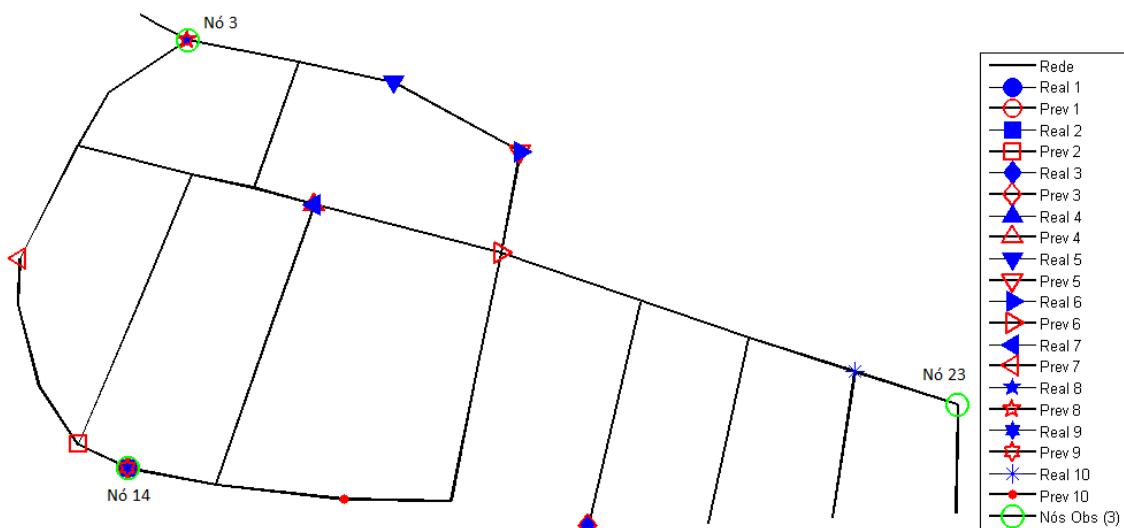
**Figura 5.3 - Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação**

**Tabela 5.2 – Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	24	10	10	5	12	27	26	24	19	9
Vazão real (L/s)	0,019	0,021	0,008	0,013	0,012	0,012	0,031	0,013	0,017	0,007
Nó previsto	27	11	10	4	12	25	20	29	20	7
Vazão prevista (L/s)	0,0257	0,0223	0,0092	0,008	0,0106	0,0076	0,0291	0,0086	0,016	0,009
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	300,78	58,58	0,00	47,95	0,00	357,37	181,30	356,79	112,6	125,9
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 154,04m – Exatidão em 10 testes = 20%									

O coeficiente de determinação geral resultante para o treinamento (R) foi de 0,99.

Considerando três nós de monitoramento, respectivamente os nós de entrada (nó 3), crítico alto (nó 14) e crítico baixo (nó 23), os resultados da aplicação do método LOCP aos sinais de pressão em regime transitório também indicaram habilidade do método na localização de 10 vazamentos-teste, com uma acurácia de 55,54m e uma exatidão de 50%, conforme apresentam a Figura 5.4 e Tabela 5.3.



**Figura 5.4 - Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação**

**Tabela 5.3 – Resultados do método LOCP para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	14	14	20	8	5	6	8	3	14	22
Vazão real (L/s)	0,007	0,013	0,013	0,012	0,03	0,016	0,004	0,007	0,01	0,022
Nó previsto	14	13	20	8	6	7	12	3	14	31
Vazão prevista (L/s)	0,0062	0,0129	0,0139	0,0124	0,0303	0,0143	0,0124	0,0246	0,010	0,031
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	26,9	0,00	0,00	70,78	50,85	147,74	0,00	0,00	259,1
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 55,54m – Exatidão em 10 testes = 50%									

O coeficiente de determinação geral para o treinamento com três de nós de monitoramento resultou  $R = 0,98$ .

Para ambos os treinamentos (com dois e três nós de observação) o intervalo considerado de tempo para os sinais de pressão ( $t$ ) foi de 60s e o número de camadas da RNA,  $nlay$ , igual a 20 camadas.

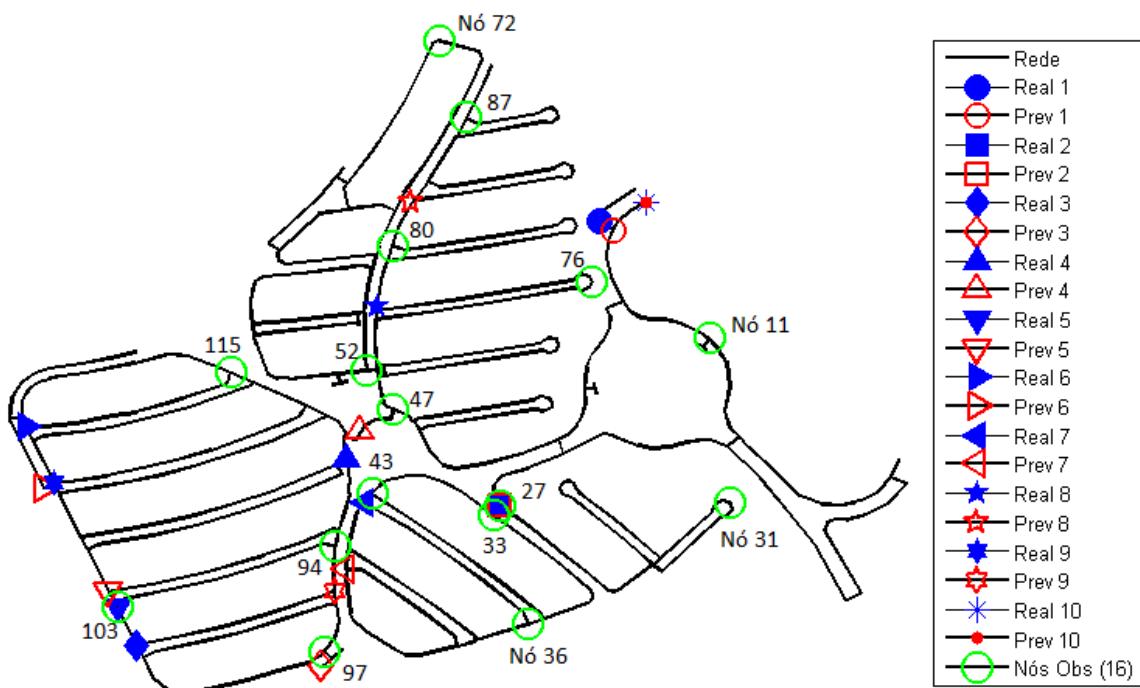
#### 5.4. Aplicação do Método LOCP para a Rede Campos do Conde com dados simulados

Conforme apresentado no Capítulo 4, foram monitorados em campo um total de 8 (oito) nós da rede Campos do Conde, divididos em dois ciclos de testes:

- 1º Ciclo: nós 31, 72, 76 e 97;
- 2º Ciclo: nós 27, 36, 87 e 94.

Para fins de aplicação do método LOCP foram considerados outros oito nós adicionais (nós 33, 103, 52, 115, 43, 11, 47 e 80), uniformemente distribuídos no setor, de forma a ser possível avaliar a participação do número de nós nos resultados finais de previsão do método.

Representando 14% dos 118 nós do modelo da rede Campos do Conde, os resultados da aplicação do método LOCP a um total de 16 nós com monitoramento revela uma exatidão relativamente baixa, de 20% das previsões, com uma acurácia de 82,45m, conforme apresentam a Figura 5.5 e Tabela 5.4.



**Figura 5.5 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

**Tabela 5.4 – Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	18	27	102	92	103	117	42	75	111	19
Vazão real (L/s)	5,58	7,39	8,76	8,06	13,87	28,40	2,39	4,30	20,32	6,07
Nó previsto	16	27	100	90	105	120	40	81	95	19
Vazão prevista (L/s)	4,72	7,76	11,83	6,28	16,05	25,12	5,35	4,70	14,36	7,19
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	16,77	0,00	183,86	33,71	18,42	70,73	76,30	121,97	302,7	0,00
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 82,45m – Exatidão em 10 testes = 20%									

O tempo registrado de treinamento da RNA foi de 12min26s, considerando intervalo de tempo  $t$  de 20s e  $nlay = 10$  camadas. O coeficiente de determinação do processo de treinamento foi de 0,99.

## 5.5. Classificação de dados simulados e aplicação do Método LOCP para a Rede Campos do Conde

Diante dos resultados poucos satisfatórios das simulações realizadas com o método LOCP para a rede Campos do Conde, mesmo com um número significativo de nós monitorados (14% do total), foi realizada uma classificação prévia dos sinais de pressão em um modelo híbrido SOM+*k-means*, para posterior treinamento isolado dos dados de teste em função de cada um dos agrupamentos resultantes.

O modelo híbrido SOM+*k-means* proposto é composto por uma classificação inicial dos dados por meio de uma rede neural de treinamento não-supervisionado do tipo SOM (*Self-Organizing Map*), seguida de agrupamento destes sinais classificados em um número definido de grupos pelo método *k-means*, que separa os sinais de entrada de forma que os elementos dos diversos grupos apresentem os menores desvios entre si.

Um pseudo-algoritmo para o agrupamento proposto é apresentado a seguir:

- Carrega os sinais de pressão;
- Define a rede SOM (tamanho da malha, vizinhança, topologia e tamanho);
- Treina a rede SOM com os dados de entrada;
- Define o número desejado de grupos;
- Agrupa os sinais de pressão utilizando *k-means*.

A implementação do modelo híbrido proposto foi realizada em Matlab® com a função *selforgmap* da biblioteca do próprio software para a rede SOM e com a função *k\_means\_energia*, com os seguintes atributos:

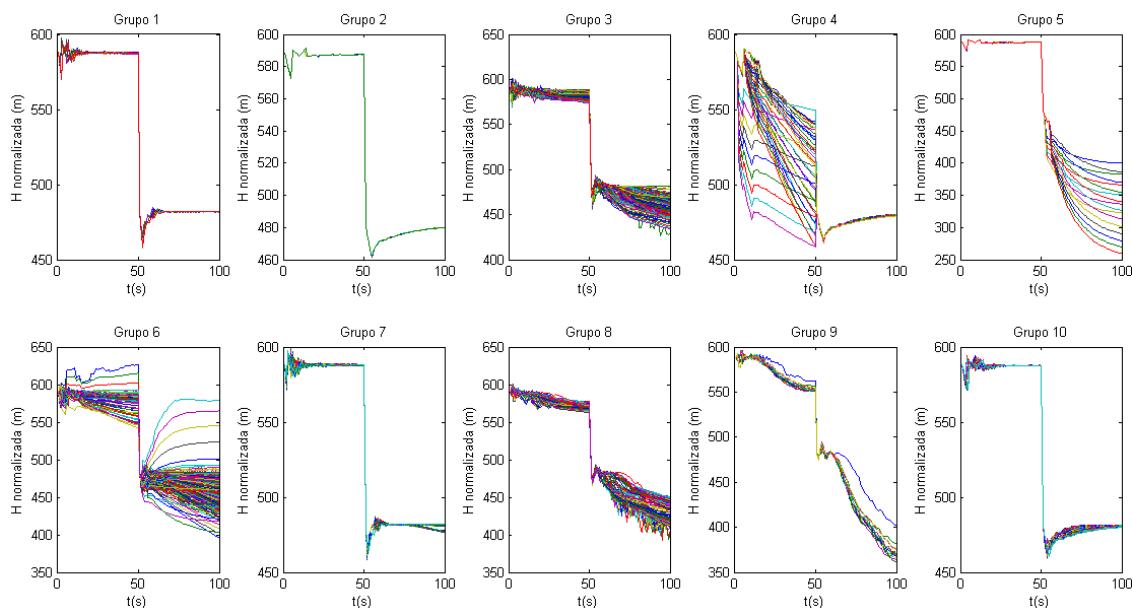
- Dimensões da malha:  $d1 = d2 = 4$ ;
- Vizinhança: 5 neurônios;
- Topologia da rede SOM: hexagonal (*hextop*);
- Número final de grupos: 10

O número de grupos foi mantido constante e igual a 10 para todas as situações analisadas, para fins de comparação entre resultados.

O modelo foi aplicado aos dados dos sinais de pressão simulados para a rede Campos do Conde, classificados em dez grupos para 3 conjuntos de nós de observação: 16, 8 e 4 nós, respectivamente 14%, 7% e 3% do total de nós da rede.

O método de localização LOCP foi aplicado a cada agrupamento, com avaliação da acurácia e exatidão para cada um dos grupos.

Os sinais de pressão de 16 nós de observação (nós 31, 72, 76, 97, 27, 36, 87, 94, 33, 103, 52, 115, 43, 11, 47 e 80) foram partilhados em 10 agrupamentos, conforme apresenta a Figura 5.6.



**Figura 5.6 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

Os padrões resultantes indicam o agrupamento de curvas semelhantes entre si, tanto em forma quanto em escala, como é possível observar entre os Grupos 3 e 8, que

possuem silhuetas muito parecidas entre si, mas que foram agrupadas separadamente em razão da escala das pressões entre os dois grupos.

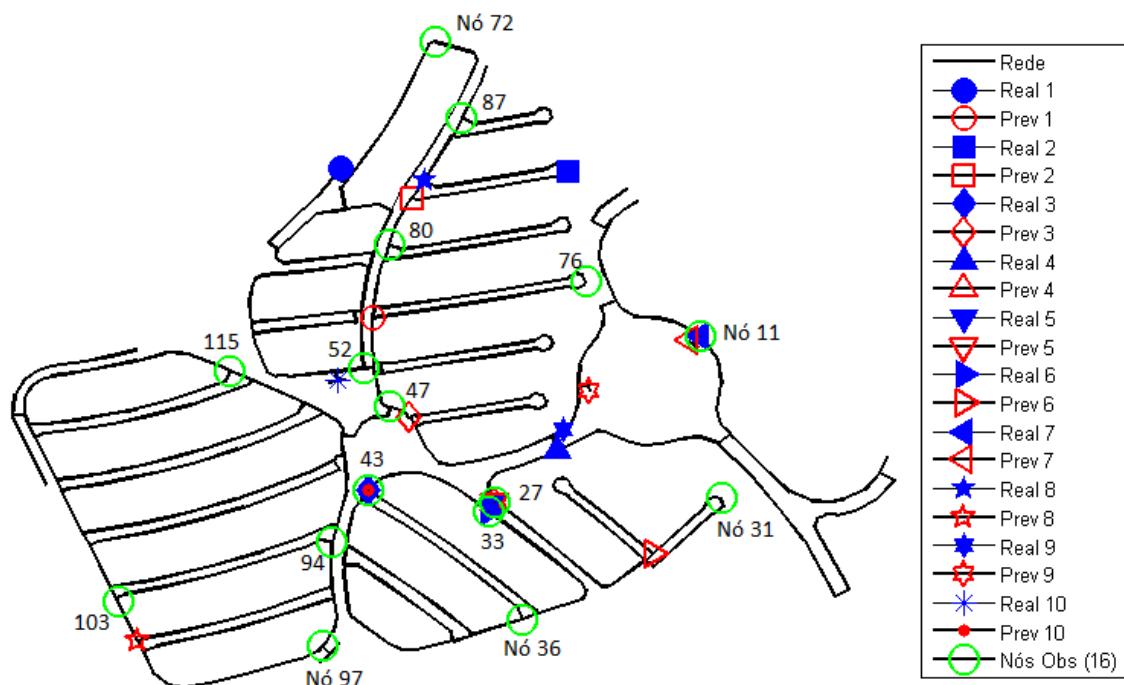
Os resultados de aplicação do método LOCP com 16 nós de observação a cada um dos grupos, considerando  $t = 20\text{s}$  e 10 camadas intermediárias da RNA ( $n_{lay}$ ), são apresentados na Tabela 5.5.

**Tabela 5.5 – Resultados do método LOCP para dados classificados de 16 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	45	50%	16,91	91
2	9	50%	17,11	155
3	178	30%	93,32	221
4	41	50%	15,80	70
5	17	80%	12,66	83
6	1.216	10%	146,87	4.624
7	53	0%	192,79	99
8	82	50%	75,46	108
9	13	90%	1,21	38
10	116	30%	100,14	202
<b>Média</b>		<b>44,0%</b>	<b>67,227</b>	<b>569,1</b>

Para classificação dos dados com 16 nós de observação, o coeficiente de determinação (R) médio obtido para todos os grupos foi de 0,97.

A Figura 5.7 e Tabela 5.6 apresentam os resultados de aplicação do método LOCP para o maior dos grupos classificados, qual seja o Grupo 6 com 1.216 sinais de pressão, que ainda revelam exatidão (10%) e acurácia (146,87m) na previsão pouco relevantes e com um tempo de treinamento pouco adequado para fins práticos (4.624s).

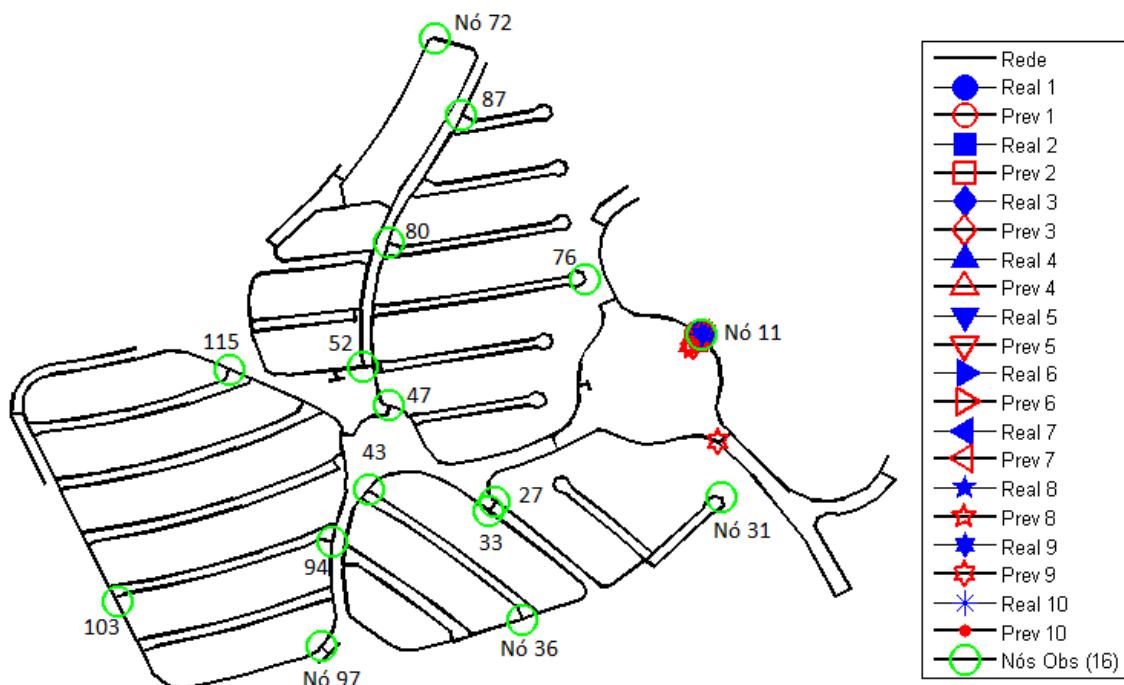


**Figura 5.7 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6)**

**Tabela 5.6 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	71	83	43	26	27	33	11	84	24	54
Vazão real (L/s)	3,58	2,72	9,47	6,71	7,39	4,18	7,18	3,89	7,39	2,26
Nó previsto	74	82	45	27	27	30	13	102	23	43
Vazão prevista (L/s)	5,39	1,66	9,86	6,45	8,96	3,18	8,06	2,93	7,19	2,86
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	173,38	158,85	92,31	85,38	0,00	170,65	13,05	595,46	50,73	128,8
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 146,87m – Exatidão em 10 testes = 10%									

Considerando o menor dos agrupamentos realizados (Grupo 2), os resultados obtidos já revelam melhores valores de exatidão e acurácia, conforme apresentam a Figura 5.8 e Tabela 5.7, além de um tempo de treinamento menor (155s).

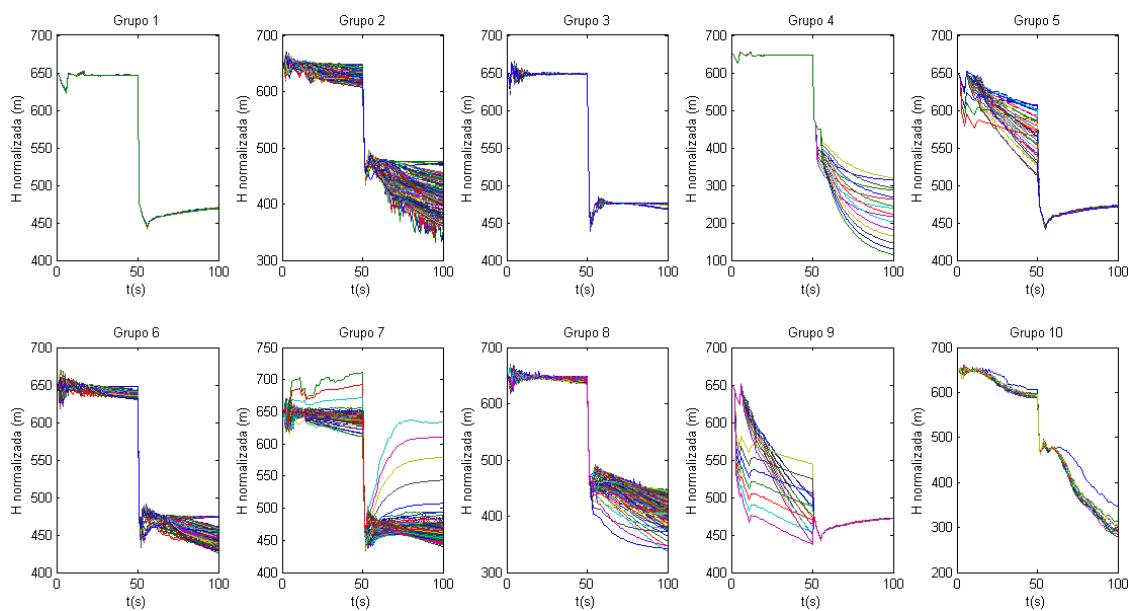


**Figura 5.8 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2)**

**Tabela 5.7 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	11	11	11	11	11	11	11	11	11	11
Vazão real (L/s)	9,33	7,90	10,77	5,02	6,46	3,59	8,62	5,74	2,87	4,31
Nó previsto	11	11	12	12	11	12	11	11	10	12
Vazão prevista (L/s)	8,15	9,85	12,80	12,97	7,50	15,26	6,54	7,51	15,14	13,66
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	0,00	12,09	12,09	0,00	12,09	0,00	0,00	122,7	12,09
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 17,11m – Exatidão em 10 testes = 50%									

O agrupamento dos sinais de pressão de 8 nós de observação (nós 31, 72, 76, 97, 27, 36, 87 e 94) em 10 grupos distintos é apresentado na Figura 5.9.



**Figura 5.9 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com 8 nós de observação**

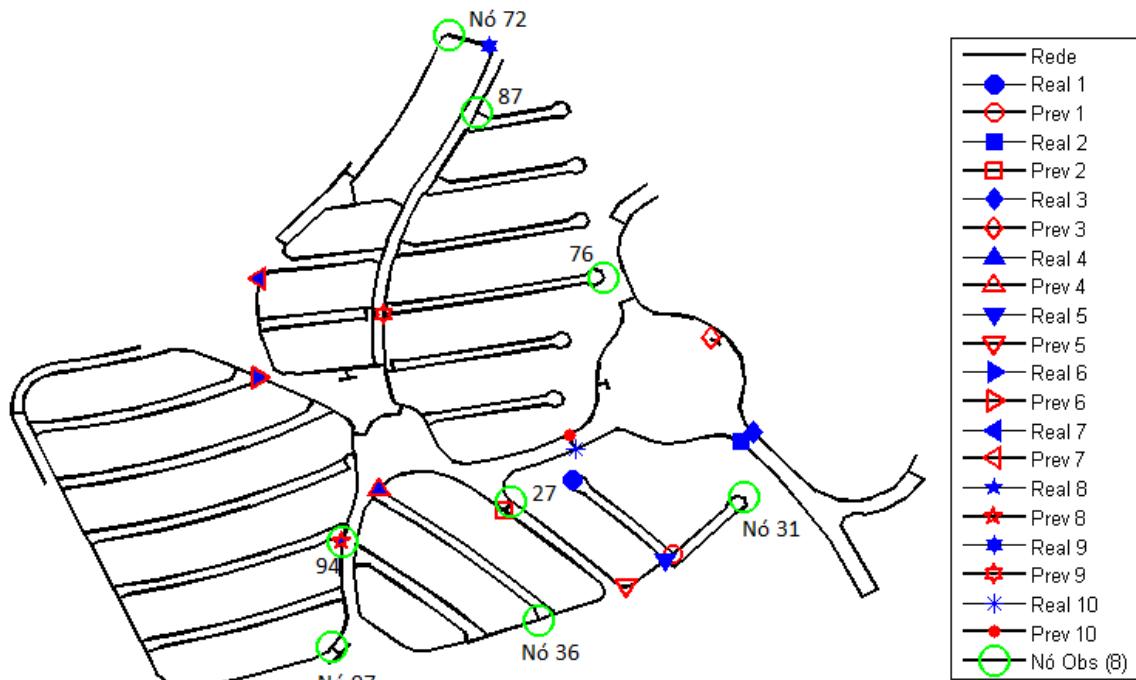
Considerando um intervalo de tempo para o sinal de pressão ( $t$ ) de 20s e 10 camadas de treinamento da RNA ( $nlay$ ), os resultados de aplicação do método LOCP com 8 nós de observação a cada um dos grupos podem ser observados na Tabela 5.8.

**Tabela 5.8 – Resultados do método LOCP para dados classificados de 8 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	37	100%	0,00	12
2	141	20%	157,95	31
3	50	90%	1,68	492
4	16	100%	0,00	13
5	36	90%	5,23	15
6	176	20%	133,40	37
7	1.095	40%	86,83	946
8	187	10%	118,41	31
9	19	90%	5,23	11
10	13	70%	15,70	8
<b>Média</b>		<b>63,0%</b>	<b>52,443</b>	<b>159,6</b>

O coeficiente de determinação geral de treinamento médio obtido foi de 0,95.

A Figura 5.10 e Tabela 5.9 apresentam os resultados de aplicação do método LOCP para o maior grupo classificado (Grupo 7), que revelam exatidão (40%) e acurácia (86,83m) na previsão ligeiramente melhores que os resultados obtidos para o maior grupo com 16 nós de observação.

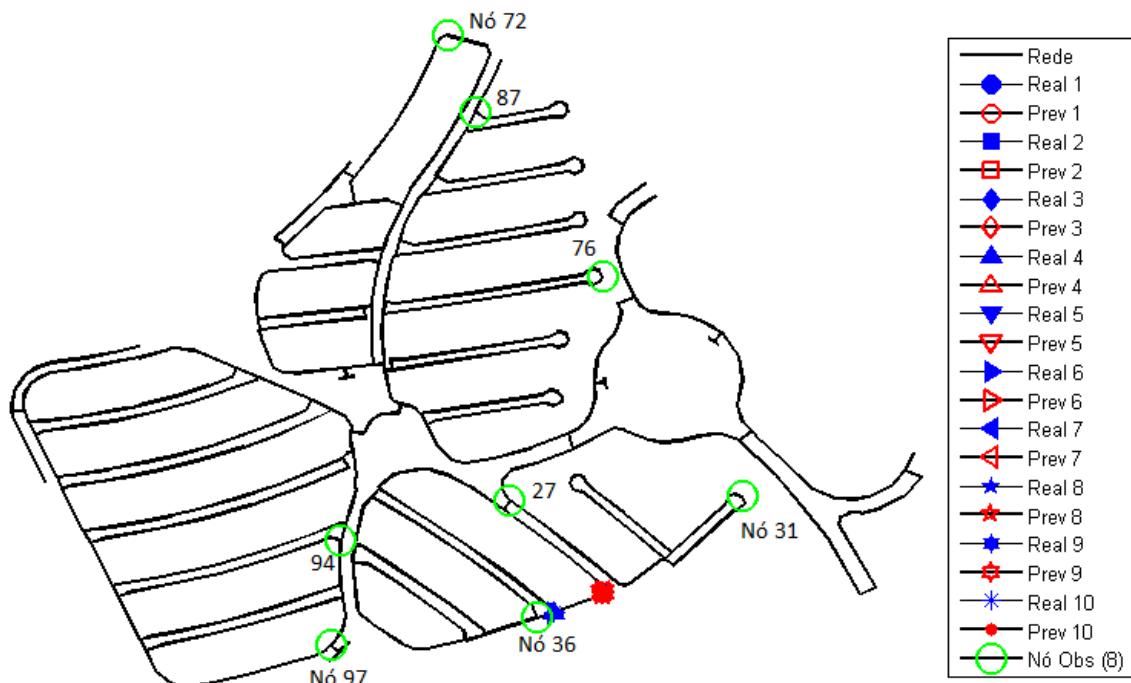


**Figura 5.10 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

**Tabela 5.9 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	32	10	9	43	29	114	61	94	73	26
Vazão real (L/s)	9,72	1,61	5,58	11,85	7,64	14,74	11,40	11,23	5,51	3,84
Nó previsto	30	33	13	43	28	114	61	94	74	25
Vazão prevista (L/s)	10,46	0,07	4,92	11,06	8,59	13,51	8,50	10,60	6,99	3,48
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	128,52	242,79	112,33	0,00	48,28	0,00	0,00	0,00	318,7	17,64
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 86,83m – Exatidão em 10 testes = 40%									

Considerando o Grupo 10, o menor dos agrupamentos realizados, os resultados obtidos revelam valores de exatidão e acurácia ainda mais adequados, conforme apresentam a Figura 5.11 e Tabela 5.10.

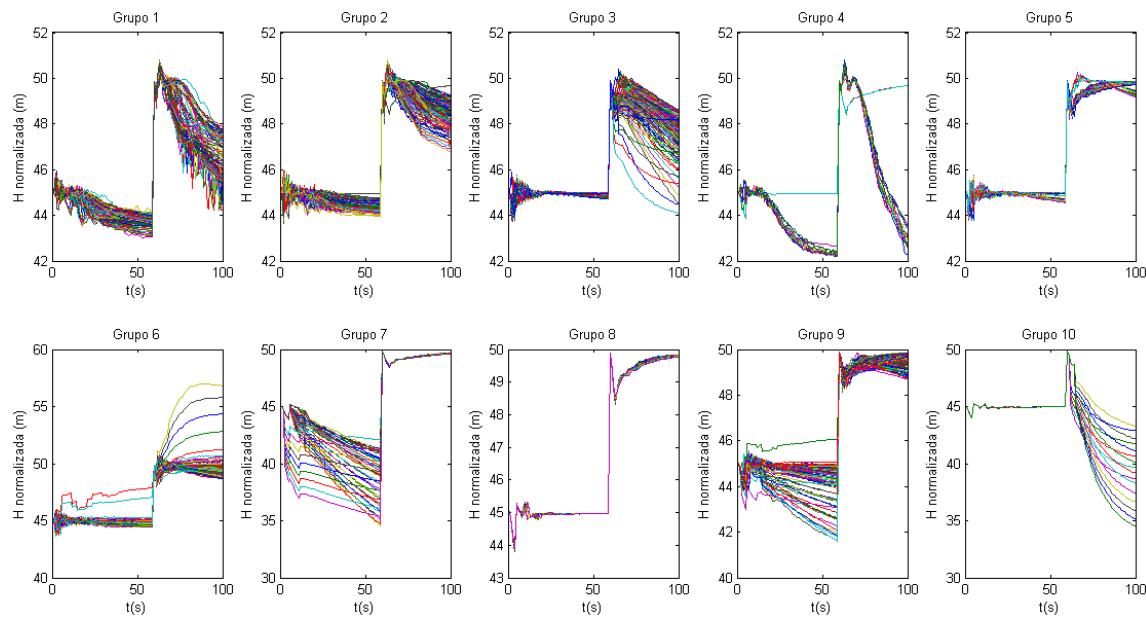


**Figura 5.11 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 10)**

**Tabela 5.10 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 10)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	34	34	34	35	34	35	34	34	34	35
Vazão real (L/s)	8,58	12,87	10,73	5,57	16,09	6,69	9,65	7,51	11,80	7,80
Nó previsto	34	34	34	34	34	34	34	34	34	34
Vazão prevista (L/s)	7,57	14,55	12,58	5,28	12,52	5,28	9,83	5,51	12,32	5,28
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	0,00	0,00	52,34	0,00	52,34	0,00	0,00	0,00	52,34
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 15,70m – Exatidão em 10 testes = 70%									

A classificação dos sinais de pressão de 4 nós de observação (nós 31, 72, 76 e 97) é apresentada na Figura 5.12.



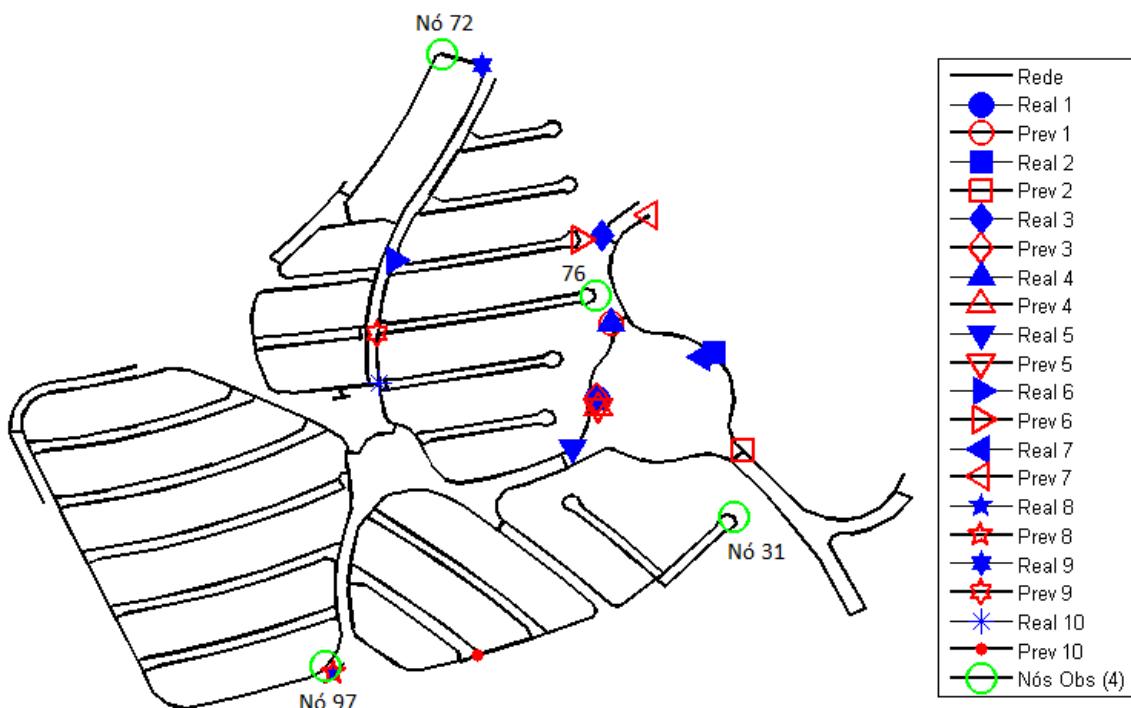
**Figura 5.12 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com 4 nós de observação**

Os resultados de aplicação do método LOCP com 4 nós de observação a cada um dos grupos, considerando  $t = 20\text{s}$  e  $nlay = 10$  camadas, resultaram em um  $R$  médio de 0,95 e são apresentados na Tabela 5.11.

**Tabela 5.11 – Resultados do método LOCP para dados classificados de 4 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	77	100%	0,00	4
2	160	10%	174,43	6
3	162	40%	103,36	14
4	16	20%	65,19	199
5	102	40%	60,92	12
6	627	10%	151,81	200
7	42	40%	24,53	2
8	33	40%	59,36	5
9	535	60%	39,89	7
10	16	60%	46,70	17
<b>Média</b>		<b>42,0%</b>	<b>72,619</b>	<b>46,6</b>

Os resultados de aplicação do método LOCP para o maior grupo classificado (Grupo 6) são apresentados na Figura 5.13 e Tabela 5.12 e revelam as mesmas características dos grandes grupos anteriormente apresentados, quais sejam baixa exatidão (10%) e relativa acurácia (151,81m) na localização de novos vazamentos.

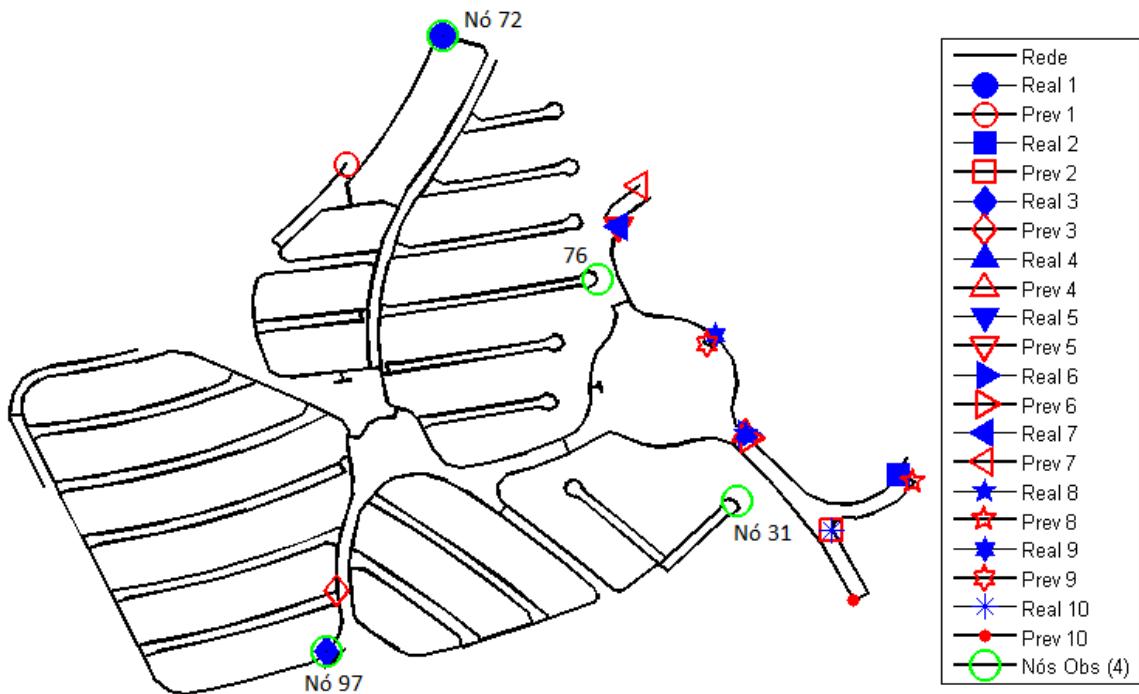


**Figura 5.13 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6)**

**Tabela 5.12 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	22	11	18	20	24	80	13	98	73	51
Vazão real (L/s)	7,01	10,77	9,77	6,15	6,47	8,50	7,32	16,26	5,50	12,92
Nó previsto	20	9	22	23	23	79	19	98	74	37
Vazão prevista (L/s)	6,65	6,85	5,46	5,39	5,38	8,84	5,14	17,48	6,80	16,11
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	85,61	114,11	181,97	97,04	50,73	183,45	166,65	0,00	318,7	319,9
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 151,81m – Exatidão em 10 testes = 10%									

Considerando o menor dos agrupamentos realizados (Grupo 4), os resultados obtidos já revelam melhores valores de exatidão e acurácia, conforme apresentam a Figura 5.14 e Tabela 5.13, embora menos adequados que os observados para 16 e 8 nós de observação na mesma situação.



**Figura 5.14 - Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 4)**

**Tabela 5.13 – Resultados do método LOCP para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 4)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	72	4	97	9	16	9	16	9	11	6
Vazão real (L/s)	12,73	8,08	13,45	3,98	7,63	3,18	6,24	1,59	7,18	2,69
Nó previsto	71	6	95	9	16	8	17	5	12	7
Vazão prevista (L/s)	11,64	11,45	14,82	4,16	5,88	3,56	5,34	5,47	6,20	5,51
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	171,83	88,88	68,55	0,00	0,00	5,94	50,14	173,08	12,09	81,30
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 65,19m – Exatidão em 10 testes = 20%									

## 5.6. Classificação de dados de campo e aplicação do Método LOCP para a Rede Campos do Conde

Conforme apresentado no Capítulo 4, foram realizados ensaios de campo na rede Campos do Conde para simulação de rompimentos com abertura instantânea de válvulas de descargas de rede, cujos resultados obtidos em regimes permanente e transitório foram prejudicados por falhas parciais da descarga de dados de alguns coletores e pela possível presença de ar na rede.

De todas as manobras realizadas, apenas cinco manobras dispõem de sinais de pressão simultâneos nos quatro pontos monitorados em cada um dos dois ciclos de medição realizados (manobras M5a, M6a, M7a, M8a e M9a do 2º ciclo).

O método LOCP foi aplicado aos dados coletados em campo mediante comparação do sinal de pressão de cada novo vazamento simulado com os dados classificados para a rede Campos do Conde, de forma a definir o grupo de vazamentos que mais se assemelha ao novo evento, para treinamento deste sinal exclusivamente com os dados do grupo, conforme etapas:

- a) Agrupa e classifica dados não normalizados pelo método SOM+*k-means*;
- b) Determina a curva média do sinal de pressão para cada grupo classificado;
- c) Organiza e separa os dados de vazamento e pressão de um novo evento para teste;
- d) Define grupo mais próximo dos dados do evento-teste, através da menor distância em DTW entre o evento-teste e as curvas médias de cada grupo;
- e) Treina RNA com dados do grupo selecionado;
- f) Simula a RNA com o evento-teste como dados de entrada;
- g) Compara os resultados da simulação da RNA com os vazamentos de referência.

Para aplicação do método LOCP foram selecionados três eventos coletados em campo, para cada uma das três descargas de rede acionadas (nós 122, 39 e 64), com observação de pressões nos nós 27, 36, 87 e 94 (2º ciclo). A RNA treinada e simulada com os dados do grupo selecionado contou com 10 camadas intermediárias (*nlay*).

Os resultados obtidos com o método LOCP aos dados de campo revelou resultados insatisfatórios, muito provavelmente pela influência das eventuais bolhas de ar nos valores das pressões coletadas, conforme apresentado no Capítulo 4 e como ilustram a Figura 5.15 e Tabela 5.14.

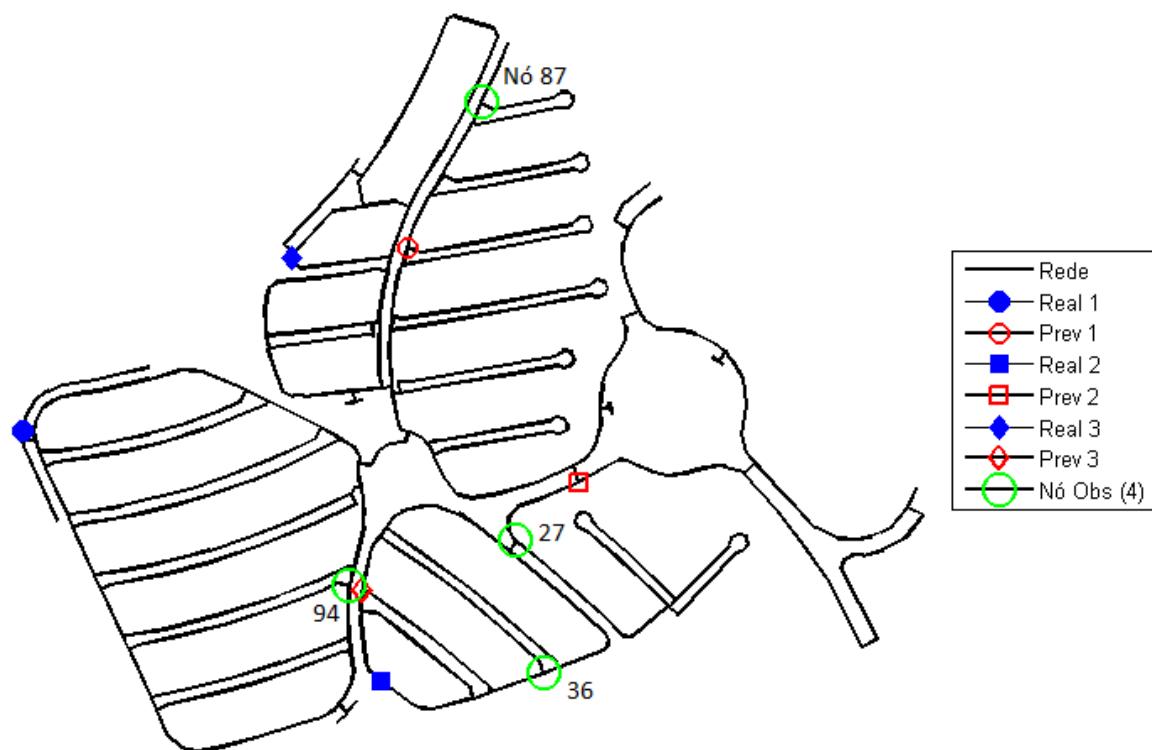


Figura 5.15 – Resultados do método LOCP para dados coletados em campo

Tabela 5.14 - Resultados do método LOCP para dados coletados em campo

Evento-teste	1	2	3
Grupo selecionado	1	1	1
Nó real de vazamento	122	39	64
Vazão real (L/s)	2,4	3,3	3,9
Nó previsto	80	26	41
Vazão prevista (L/s)	5,71	5,69	6,08
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	419,15	278,47	338,68
Acurácia (m)	345,43		

## 5.7. Síntese dos resultados obtidos com o método LOCP

Os resultados obtidos com o método LOCP para as três redes estudadas apontam para uma forte influência do número de nós monitorados na rede na qualidade final da localização de rompimentos.

A classificação prévia ao treinamento de RNA dos sinais de pressão permite melhora significativa dos tempos de treinamento e exatidão e acurácia das previsões,

sobretudo em grupos menores, que preservam melhor as características de uma determinada região do sistema em análise.

A análise de dados agrupados permite, também, uma redução considerável do tempo de treinamento da RNA, que é característica importante em aplicações de retreinamento em tempo real em sistemas reais.

A Tabela 5.15 apresenta uma síntese dos resultados obtidos com a aplicação do método LOCP às três redes estudadas.

**Tabela 5.15 - Síntese dos resultados obtidos com o método LOCP**

<b>Rede</b>	<b>Nós monitorados</b>	<b>Exatidão em 10 testes</b>	<b>Distância euclidiana média (m)</b>	<b>Tempo de treinamento (s)</b>
<b>Two-Loop</b>	2/6 (33%)	100%	0,00	5.166
<b>Laudissi</b>	2/25 (8%)	20%	154,04	129
	3/25 (12%)	50%	55,54	26
<b>Campos do Conde</b>	16/118 (14%)	20%	82,45	746
<b>Campos do Conde com dados classificados</b>	Maior - 16/118 (14%)	10%	146,87	4.624
	Menor - 16/118 (14%)	50%	17,11	155
	Média - 16/118 (14%)	44%	67,23	569,1
	Maior - 8/118 (7%)	40%	86,83	946
	Menor - 8/118 (7%)	70%	15,70	8
	Média - 8/118 (7%)	63%	52,44	159,6
	Maior - 4/118 (3%)	10%	151,81	200
<b>Campos do Conde com dados de campo classificados</b>	Menor - 4/118 (3%)	20%	65,19	199
	Média - 4/118 (3%)	42%	72,62	46,6
	4/118 (3%)	0%	345,43	26

## Capítulo 6

### Localização de rompimentos a partir da codificação e treinamento do sinal de pressão transitório – método LOCSAX

Os sinais de pressão provocados por rompimentos, observados em pontos distintos da rede e em altas frequências, revelam características muito particulares tanto do vazamento, em termos de sua localização e magnitude, como da tipologia do sistema de distribuição de água.

O método proposto LOCSAX realiza a codificação dos sinais de pressão com a técnica SAX – *Symbolic Aggregate Approximation* (LIN et al, 2007), que permite converter uma série temporal em uma palavra (*string*) ao dividir a série em segmentos e classificar o valor médio de cada segmento, em função de uma curva normal de toda a série, como ilustra a Figura 6.1.

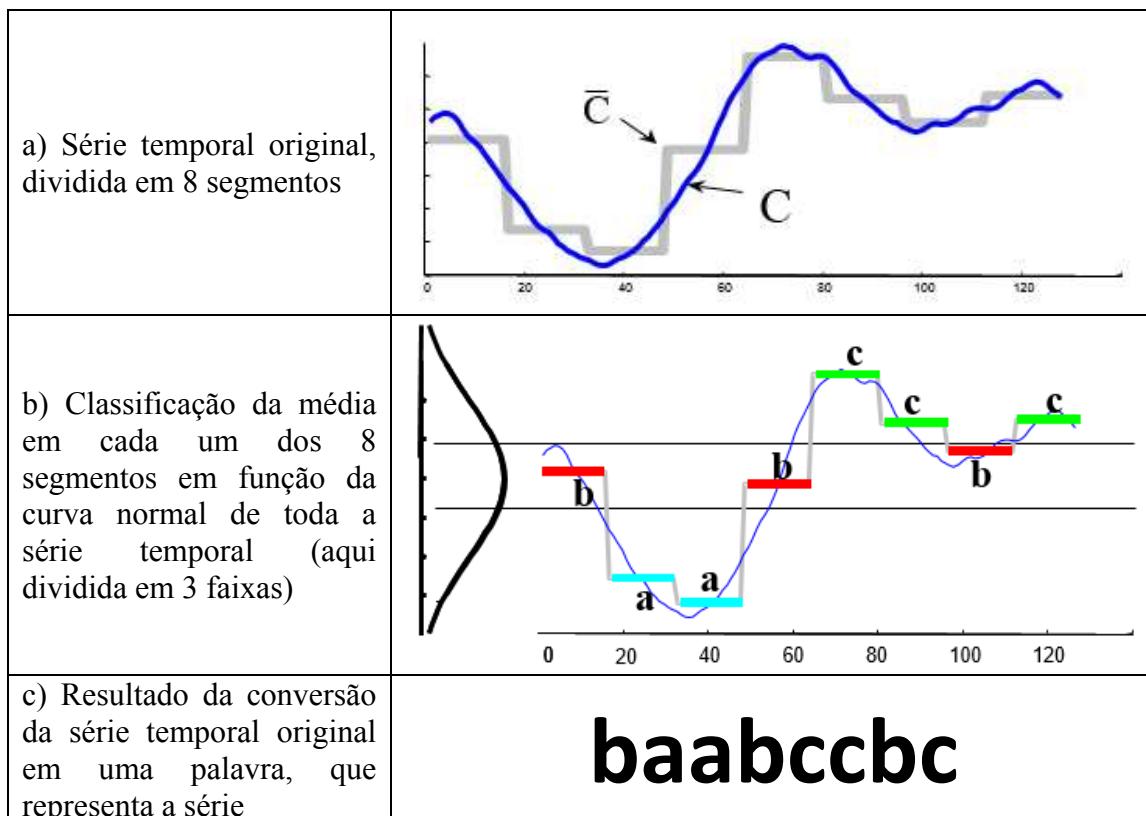


Figura 6.1 - Representação da codificação de uma série temporal em sinal SAX

Fonte: adaptado de LIN et al. (2007)

Uma característica do método LOCSAX, assim como dos demais métodos propostos no presente trabalho, é a independência do monitoramento das vazões de entrada da rede, que na prática não é realizado pelas companhias de saneamento em altas taxas de aquisição de dados (inferiores a ordem de minutos) ou cujos resultados podem conter, além das vazões dos rompimentos, também variações de demanda ou outras perturbações que impeçam a boa localização de novas fugas.

O presente capítulo apresenta o método LOCSAX e os resultados de sua aplicação para às redes Two-Loop, Jardim Laudissi e Campos do Conde, apresentadas no Capítulo 4.

## 6.1. O Método LOCSAX

O método LOCSAX realiza a codificação dos sinais de pressão observados em determinados nós de monitoramento em um sinal SAX e o consecutivo treinamento de uma RNA formada pelo conjunto de sinais codificados, de modo a ser possível identificar o nó e vazão de um novo rompimento a partir da análise de seu respectivo sinal, também codificado.

Um pseudo-algoritmo de aplicação do método LOCSAX é composto pelas seguintes etapas:

- Inicializa parâmetros de análise e treinamento:  $s$  = tamanho da palavra (*string*) em que será convertido o sinal de pressão;  $n$  = número de caracteres disponíveis para conversão (alfabeto);  $t$  = intervalo de tempo considerado do sinal de pressão;  $nlay$  = número de camadas da RNA;
- Carrega dados de carga hidráulica, nó e vazão de vazamento dos eventos (rompimentos) observados e os agrupa em função das propriedades do rompimento (nó e vazão) e do sinal de pressão, em termos das respectivas matrizes  $A$  e  $B$ , conforme equações (6.1) e (6.2):

$$A = \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & l_3 & \dots & l_i \\ q_1 & q_2 & q_3 & \dots & q_i \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

$$B = \begin{bmatrix} h_{1,1}^1 & h_{2,1}^1 & h_{3,1}^1 & \dots & h_{i,1}^1 \\ h_{1,1}^2 & h_{2,1}^2 & h_{3,1}^2 & \dots & h_{i,1}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,1}^k & h_{2,1}^k & h_{3,1}^k & \dots & h_{i,1}^k \\ h_{1,2}^1 & h_{2,2}^1 & h_{3,2}^1 & \dots & h_{i,2}^1 \\ h_{1,2}^2 & h_{2,2}^2 & h_{3,2}^2 & \dots & h_{i,2}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,2}^k & h_{2,2}^k & h_{3,2}^k & \dots & h_{i,2}^k \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,j}^k & h_{2,j}^k & h_{3,j}^k & \dots & h_{i,j}^k \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

onde  $l$  é o nó de localização do vazamento;  $q$  é a vazão do vazamento;  $h$  é a carga hidráulica;  $i$  denota o número de eventos de vazamentos observados;  $j$  denota os nós de observação dos vazamentos; e  $k$  o instante de tempo de cada carga de pressão observada.

c) Normaliza a matriz de sinais de pressão,  $B$ , conforme equação (6.3):

$$B = B * 1000 \left( \frac{B - h_{\min}}{h_{\max} - h_{\min}} \right) \quad (6.3)$$

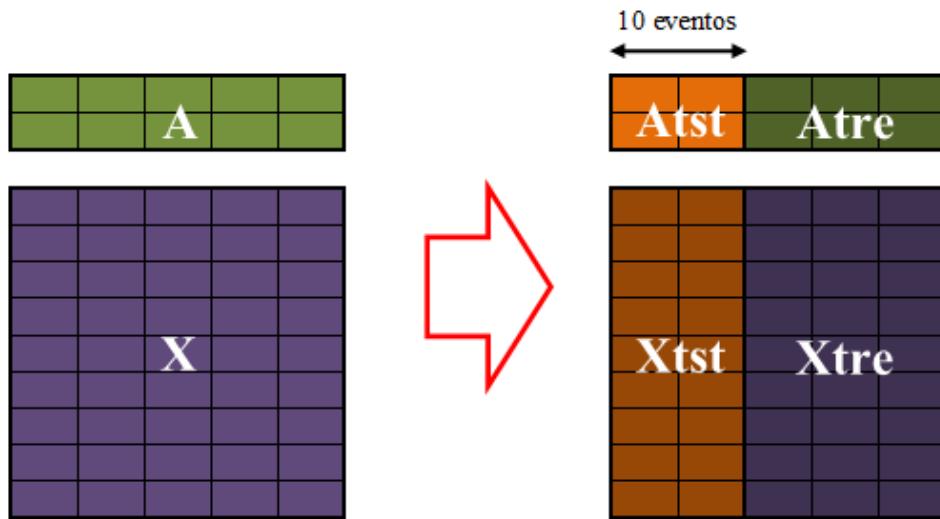
onde os índices  $\min$  e  $\max$  denotam, respectivamente, a menor e a maior cargas hidráulicas presentes na matriz  $B$ , sendo a constante 1000 aplicada apenas para fins numéricos.

d) Converte a matriz normalizada  $B$  para SAX na matriz  $X$ , conforme equação (6.4):

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1}^1 & x_{2,1}^1 & x_{3,1}^1 & \dots & x_{i,1}^1 \\ x_{1,1}^2 & x_{2,1}^2 & x_{3,1}^2 & \dots & x_{i,1}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{1,1}^s & x_{2,1}^s & x_{3,1}^s & \dots & x_{i,1}^s \\ x_{1,2}^1 & x_{2,2}^1 & x_{3,2}^1 & \dots & x_{i,2}^1 \\ x_{1,2}^2 & x_{2,2}^2 & x_{3,2}^2 & \dots & x_{i,2}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{1,2}^s & x_{2,2}^s & x_{3,2}^s & \dots & x_{i,2}^s \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{1,j}^s & x_{2,j}^s & x_{3,j}^s & \dots & x_{i,j}^s \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

onde:  $l$  é o nó de localização do vazamento;  $q$  é a vazão do vazamento;  $x$  é o sinal de SAX de cada intervalo;  $i$  denota o evento de vazamento observado;  $j$  denota os nós de observação dos vazamentos; e  $s$  o instante de tempo de cada sinal SAX.

- e) Ordena aleatoriamente as colunas das matrizes  $A$  e  $X$ ;
- f) Separa as matrizes  $A$  e  $X$  em conjuntos de dados para teste ( $Atst$  e  $Xtst$ ) e treinamento ( $Atre$  e  $Xtre$ ), conforme Figura 6.2;



**Figura 6.2 - Separação de dados para treinamento e teste da RNA no método LOCSAX**

- g) Realiza o treinamento de RNA considerando  $Xtre$  como dados de entrada (*input*) e  $Atre$  como dados de saída (*target*) do processo de treinamento;
- h) Simula a RNA a partir de novo conjunto de dados de teste ( $Xtst$ ) e armazena resultados na matriz  $R$ , dada pela equação (6.5):

$$R = \begin{bmatrix} l'_1 & l'_2 & l'_3 & \dots & l'_i \\ q'_1 & q'_2 & q'_3 & \dots & q'_i \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

onde  $l'_i$  e  $q'_i$  são, respectivamente, o nó e a vazão previstos para o novo rompimento.

- i) Compara os resultados da simulação da RNA com o conjunto de entradas de teste (matriz  $R$ ) com as propriedades dos rompimentos do respectivo conjunto de dados de teste ( $Atst$ ), em termos de exatidão (enquadramento dos nós) e acurácia (distância euclidiana entre nós dos vazamentos reais e previstos).

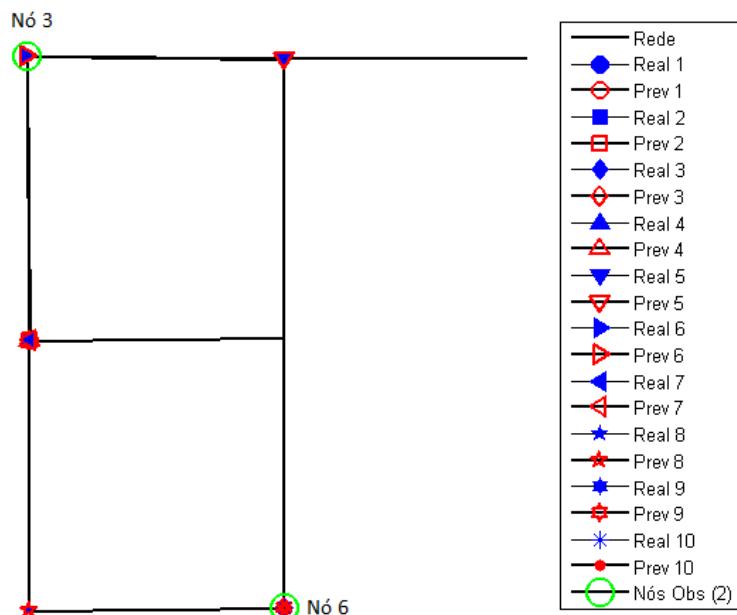
O método LOCSAX foi aplicado com treinamento de RNA de múltiplas camadas com a função *feedforwardnet* do software Matlab®, com as seguintes características de treinamento, teste e validação da RNA:

- Proporção de dados para treinamento: 50%
- Proporção de dados para teste: 35%
- Proporção de dados para validação: 15%
- Divisão de dados: aleatória (*dividerand*);
- Modelo de otimização para atualização dos pesos sinápticos: Levenberg-Marquardt (*trainlm*);
- Função de avaliação do erro de treinamento (*net.performFcn*): mínimos quadrados (função *msereg* do Matlab®);
- Limite de validação (*net.trainParam.max\_fail*): 100;
- Número máximo de épocas para treinar (*net.trainParam.epochs*): 500;
- Objetivo de performance (*net.trainParam.goal*):  $1 \times 10^{-8}$ .

## 6.2. Aplicação do Método LOCSAX para a Rede Two-Loop

A aplicação do método LOCSAX a rede Two-Loop foi realizada com dados transitórios simulados com um intervalo de tempo  $t = 400\text{s}$ , divididos em conjuntos de 40 instantes cada ( $s$ ) e considerando um "alfabeto" de  $n = 12$  caracteres. O número de camadas intermediárias da RNA,  $n_{lay}$ , foi considerado igual a 20.

Considerando dois nós de observação (nós 3 e 6), que representam 33% dos seis nós da rede Two-Loop, os resultados do método LOCSAX revelam uma exatidão de 100% das previsões de localização de um conjunto de dez eventos-teste, também com boa previsão das vazões destes rompimentos, conforme ilustram a Figura 6.3 e Tabela 6.1.

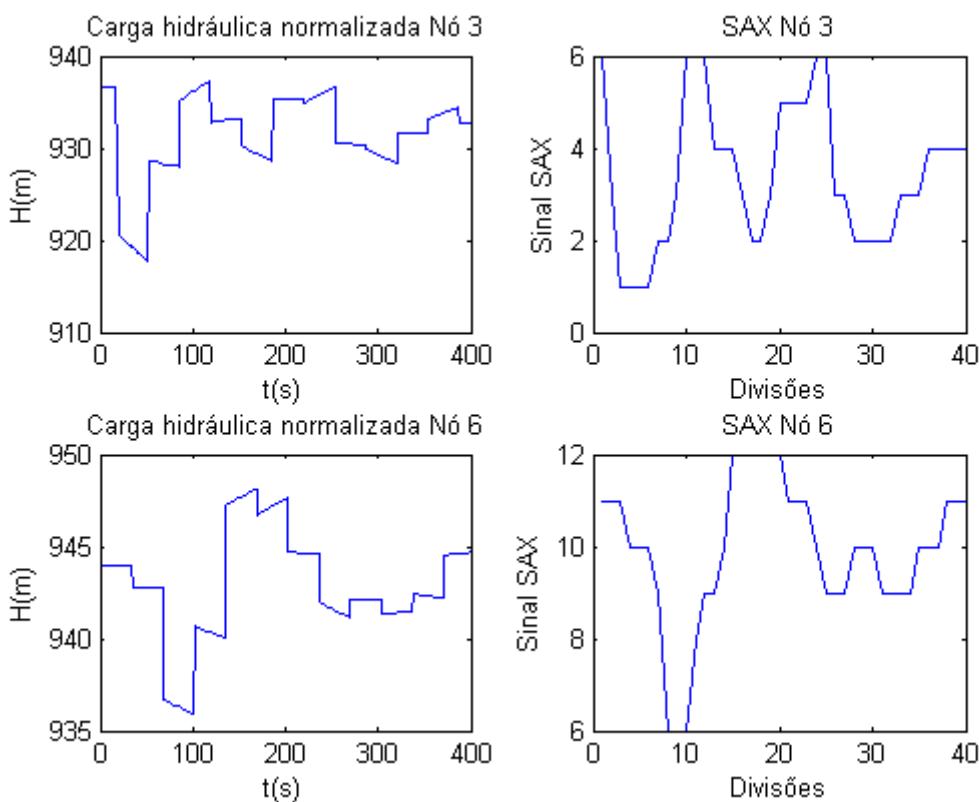


**Figura 6.3 - Resultados do método LOCSAX para a rede Two-Loop com 2 nós de observação**

**Tabela 6.1 – Resultados do método LOCSAX para a rede Two-Loop com 2 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	5	5	6	5	2	3	5	7	6	6
Vazão real (L/s)	317	417	296	11	330	491	368	79	304	478
Nó previsto	5	5	6	5	2	3	5	7	6	6
Vazão prevista (L/s)	318,53	411,15	297,84	20,43	334,13	486,01	354,91	79,35	303,0	479,3
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 0,00m – Exatidão em 10 testes = 100%									

A Figura 6.4 apresenta os sinais originais de pressão e suas respectivas conversões para SAX para os dois nós de observação em um dos eventos-teste.



**Figura 6.4 - Sinais originais e codificados em SAX para os dois nós de observação da rede Two-Loop em um dos eventos-teste**

O tempo registrado de treinamento da RNA em microcomputador Intel Core i7® com 2,40 GHz de velocidade de processamento foi de 3min33s (213s), com coeficiente de determinação geral para o treinamento  $R = 1$ .

### 6.3. Aplicação do Método LOCSAX para a Rede Jardim Laudissi

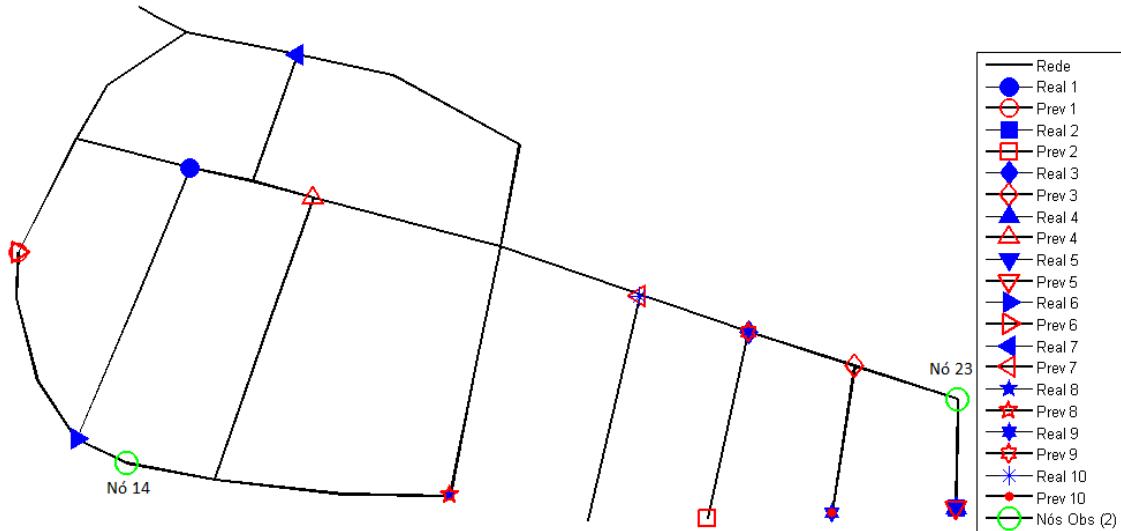
A rede real Jardim Laudissi tem monitorados permanentemente os pontos críticos alto e baixo do DMC apresentado no Capítulo 4, respectivamente os nós 14 e 23 de seu modelo hidráulico, além da entrada do setor (nó 3).

O método LOCSAX foi aplicado à rede Jardim Laudissi considerando duas situações: (i) apenas os dois nós críticos monitorados do setor (nós 14 e 23), que representam 8% dos 25 nós da rede, e; (ii) todos os nós monitorados do setor (nós 3, 14 e 23), ou 12% dos nós do modelo.

Os resultados obtidos demonstram resultados satisfatórios e com tempos de treinamento substancialmente menores em relação à LOCP, mesmo com apenas dois nós de monitoramento, sem grandes diferenças em relação à qualidade da localização.

Todavia, assim como observado para o método LOCP, foram observadas maiores acurácia e exatidão quando considerados os três pontos reais e disponíveis de monitoramento na área de estudo.

A aplicação para dois nós de observação revelou uma exatidão de 20% das previsões de localização dos vazamentos, com uma acurácia de 116,34m e um tempo de treinamento da RNA de 23s, conforme ilustram a Figura 6.5 e Tabela 6.2.

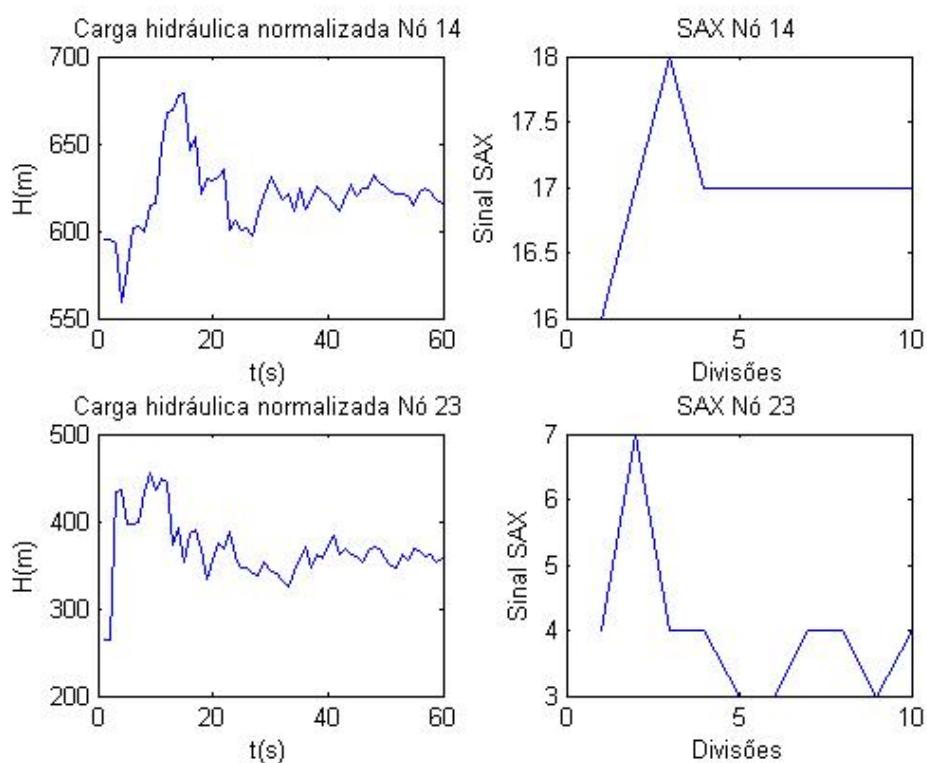


**Figura 6.5 - Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação**

**Tabela 6.2 – Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	10	26	21	26	26	13	4	16	25	19
Vazão real (L/s)	0,006	0,029	0,005	0,013	0,023	0,016	0,01	0,008	0,014	0,008
Nó previsto	12	24	22	8	26	12	19	16	21	25
Vazão prevista (L/s)	0,019	0,0231	0,0143	0,0256	0,0206	0,0069	0,0293	0,0098	0,0045	0,0005
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	94,5	122,3	54,9	350,9	0,00	95,47	205,9	0,00	97,47	141,8
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 116,34m – Exatidão em 10 testes = 20%									

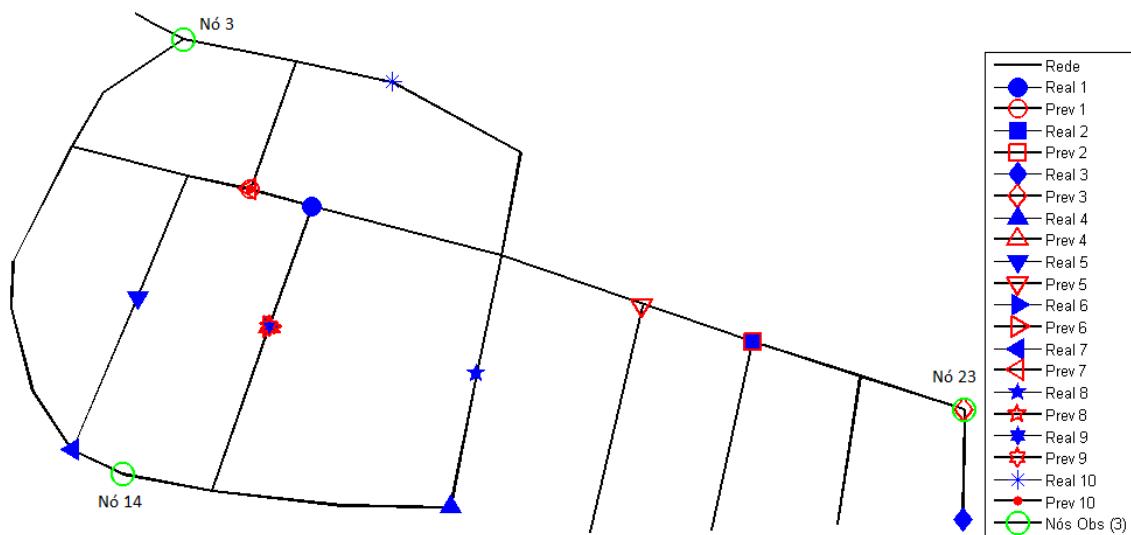
A Figura 6.6 apresenta os sinais originais de pressão e suas respectivas conversões para SAX para os dois nós de observação em um dos eventos-teste.



**Figura 6.6 - Sinais originais e codificados em SAX para dois nós de observação da rede Jardim Laudissi em um evento de teste**

Para o treinamento dos dados de dois nós de observação o coeficiente de determinação geral resultante ( $R$ ) foi de 0,95.

Considerando três nós de monitoramento, respectivamente os nós de entrada (nó 3), crítico alto (nó 14) e crítico baixo (nó 23), os resultados da aplicação do método LOCSAX aos sinais de pressão em regime transitório indicaram melhor habilidade do método na localização de 10 vazamentos-teste, com uma acurácia de 79,65m e uma exatidão de 30%, conforme apresentam a Figura 6.7 e Tabela 6.3.

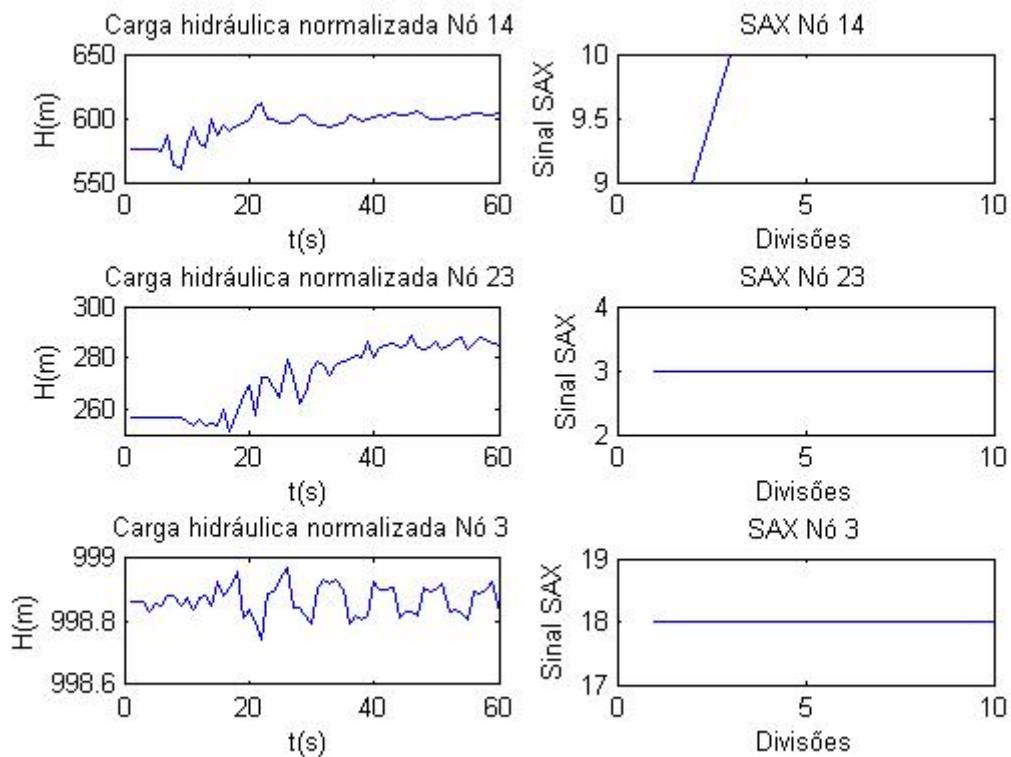


**Figura 6.7 - Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação**

**Tabela 6.3 – Resultados do método LOCSAX para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	8	21	26	16	27	17	13	18	17	5
Vazão real (L/s)	0,017	0,006	0,029	0,01	0,015	0,004	0,012	0,011	0,012	0,03
Nó previsto	9	21	23	17	19	17	9	17	17	9
Vazão prevista (L/s)	0,0164	0,0058	0,0318	0,0135	0,0093	0,0135	0,0146	0,0135	0,014	0,015
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	1,1	0,00	53,5	123,9	245,3	0,00	152,8	103,3	0,00	86,4
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 79,65m – Exatidão em 10 testes = 30%									

Os sinais originais e codificados para três nós de observação são apresentados na Figura 6.8.



**Figura 6.8 - Sinais originais e codificados em SAX para três nós de observação da rede Jardim Laudissi**

O coeficiente de determinação geral para o treinamento com três de nós de monitoramento resultou em 0,95.

Para ambos os treinamentos (com dois e três nós de observação) o intervalo considerado de tempo para os sinais de pressão ( $t$ ) foi de 60s e o número de camadas da RNA,  $n_{lay}$ , igual a 40 camadas, o número  $s = 10$  e  $n = 20$ .

#### 6.4. Aplicação do Método LOCSAX para a Rede Campos do Conde com dados simulados

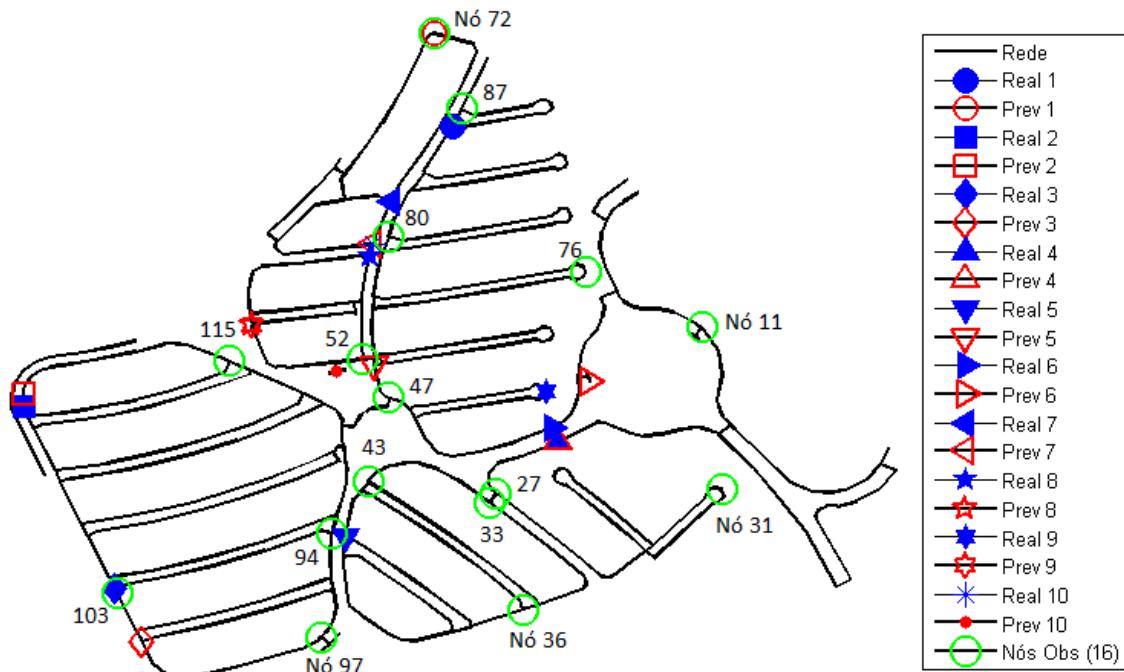
Conforme apresentado no Capítulo 4, foram monitorados em campo um total de 8 (oito) nós da rede Campos do Conde, divididos em dois ciclos de testes:

- 1º Ciclo: nós 31, 72, 76 e 97;
- 2º Ciclo: nós 27, 36, 87 e 94.

Para fins de aplicação do método LOCSAX foram considerados outros oito nós adicionais (nós 33, 103, 52, 115, 43, 11, 47 e 80), uniformemente distribuídos no setor,

de forma a ser possível avaliar a participação do número de nós nos resultados de previsão do método.

Representando 14% dos 118 nós da rede Campos do Conde, os resultados da aplicação do método LOCSAX a um total de 16 nós com monitoramento revela uma exatidão baixa, de 10% das previsões, com uma acurácia de 109,47m, conforme apresentam a Figura 6.9 e Tabela 6.4.

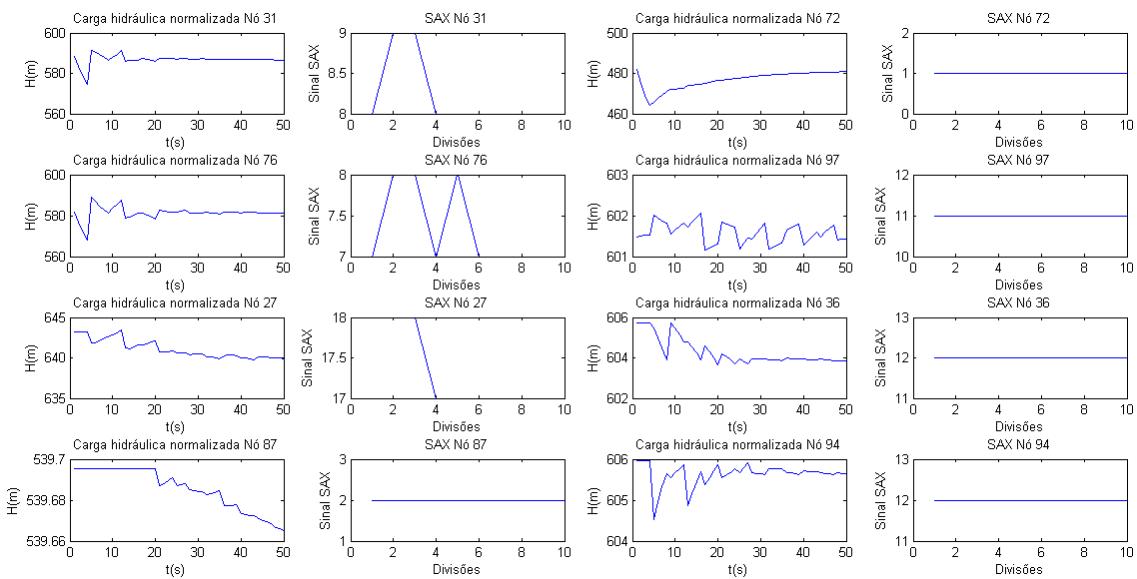


**Figura 6.9 - Resultados do método LOCSAX para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

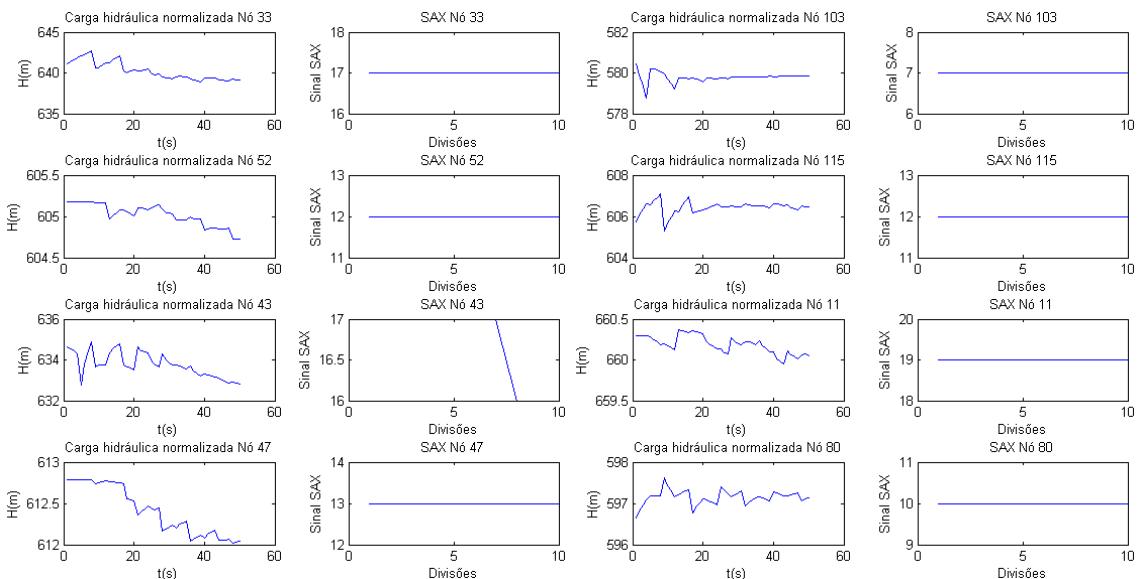
**Tabela 6.4 – Resultados do método LOCSAX para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	85	118	104	26	41	25	68	62	46	63
Vazão real (L/s)	3,34	22,80	5,22	7,67	3,63	0,95	3,14	14,17	2,54	2,17
Nó previsto	72	121	101	26	48	23	63	59	59	54
Vazão prevista (L/s)	1,48	19,61	7,98	7,55	3,55	8,13	6,62	14,90	2,35	4,09
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	108,79	13,30	66,13	0,00	197,96	63,38	53,01	140,02	303,5	148,5
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 109,47m – Exatidão em 10 testes = 10%									

As Figuras 6.10 e 6.11 apresentam os sinais de pressão e sua codificação em SAX para os 16 nós de observação considerados.



**Figura 6.10 - Sinais originais e codificados em SAX para os nós 31, 76, 27, 87, 72, 97, 36 e 94 da rede Campos do Conde**



**Figura 6.11 - Sinais originais e codificados em SAX para os nós 33, 52, 43, 47, 103, 115, 11 e 80 da rede Campos do Conde**

O tempo registrado de treinamento da RNA foi de 8min, considerando intervalo de tempo  $t$  de 50s e  $nlay = 20$  camadas,  $s = 10$  (divisões) e  $n = 20$  (alfabeto). O coeficiente de determinação médio do processo de treinamento foi de 0,97.

## 6.5. Classificação de dados simulados e aplicação do Método LOCSAX para a Rede Campos do Conde

Diante dos resultados poucos satisfatórios das simulações realizadas com o método LOCSAX para a rede Campos do Conde, mesmo com um número significativo de nós monitorados (14% do total), foi realizada uma classificação prévia dos sinais SAX em um modelo híbrido SOM+*k-means*, para posterior treinamento isolado dos dados de teste em função de cada um dos agrupamentos resultantes.

O modelo híbrido SOM+*k-means* proposto é composto por uma classificação inicial dos dados por meio de uma rede neural de treinamento não-supervisionado do tipo SOM (*Self-Organizing Map*), seguida de agrupamento destes sinais classificados em um número definido de grupos pelo método *k-means*, que separa os sinais de entrada de forma que os elementos dos diversos grupos apresentem os menores desvios entre si.

Um pseudo-algoritmo para o agrupamento proposto é apresentado a seguir:

- a) Carrega os sinais de pressão;
- b) Define a rede SOM (tamanho da malha, vizinhança, topologia e tamanho);
- c) Treina a rede SOM com os dados de entrada;
- d) Define o número desejado de grupos;
- e) Agrupa os sinais SAX utilizando *k-means*.

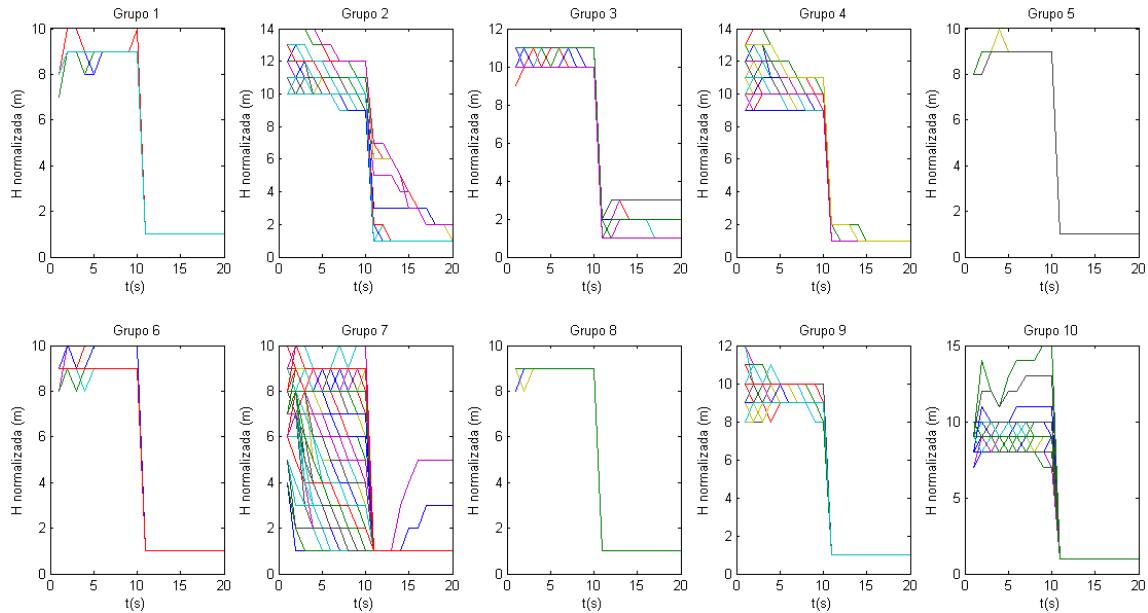
A implementação do modelo híbrido proposto foi realizada em Matlab® com a função *selforgmap* da biblioteca do próprio software para a rede SOM e com a função *k\_means\_energia*, com os seguintes atributos:

- Dimensões da malha:  $d1 = d2 = 4$ ;
- Vizinhança: 5 neurônios;
- Topologia da rede SOM: hexagonal (*hextop*);
- Número final de grupos: 10

O modelo foi aplicado aos dados dos sinais de pressão simulados para a rede Campos do Conde, classificados em dez grupos para 3 conjuntos de nós de observação: 16, 8 e 4 nós, respectivamente 14%, 7% e 3% do total de nós da rede.

O método de localização LOCSAX foi aplicado a cada agrupamento final, com avaliação da acurácia e exatidão para cada um dos grupos.

Os sinais SAX de 16 nós de observação (nós 31, 72, 76, 97, 27, 36, 87, 94, 33, 103, 52, 115, 43, 11, 47 e 80) foram partilhados em 10 agrupamentos, conforme apresenta a Figura 6.12.



**Figura 6.12 - Classificação dos sinais SAX para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

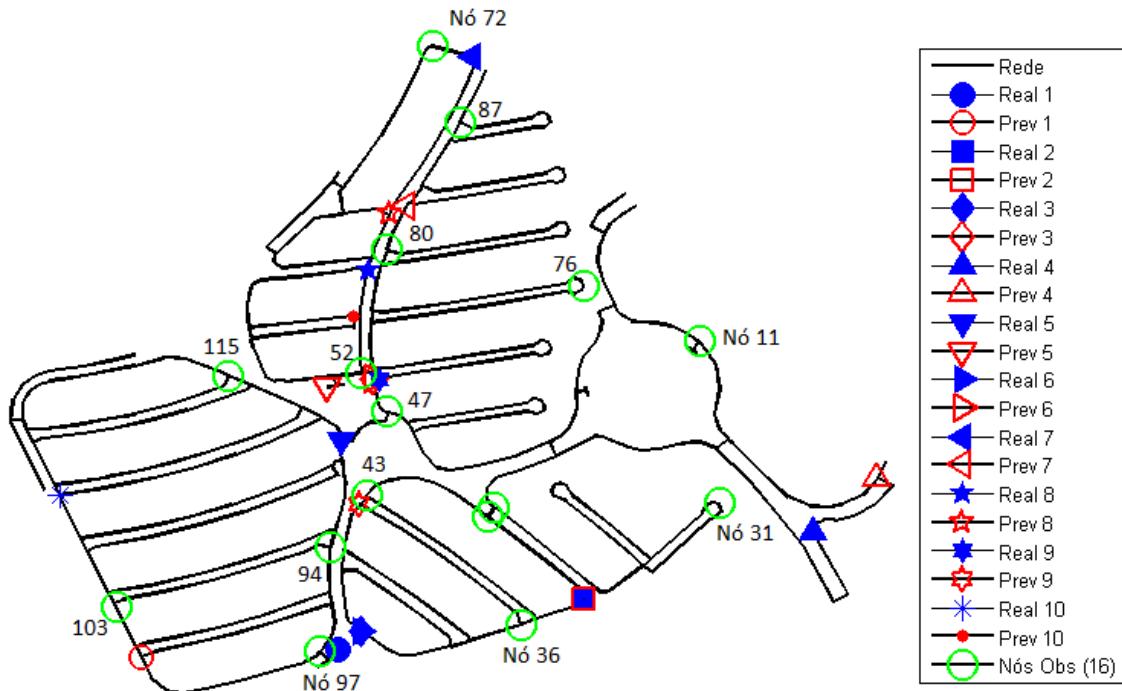
Os padrões resultantes e apresentados na Figura 6.12 indicam o agrupamento de curvas semelhantes entre si, tanto em forma quanto em escala, como é possível observar entre os Grupos 4 e 9 e entre os Grupos 1 e 6, que possuem silhuetas muito parecidas entre si, mas que foram agrupadas separadamente justamente em razão da diferença de escala entre os grupos.

Os resultados de aplicação do método LOCSAX com 16 nós de observação a cada um dos grupos, considerando  $t = 50\text{s}$  e  $nlay = 20$  camadas, são apresentados na Tabela 6.5.

**Tabela 6.5 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados de 16 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	60	70%	7,13	2
2	89	20%	106,68	3
3	68	30%	73,37	4
4	76	0%	139,74	3
5	42	40%	12,26	1
6	94	0%	107,99	2
7	801	10%	167,27	46
8	37	10%	26,08	1
9	249	0%	142,54	4
10	254	10%	111,27	7
<b>Média</b>		<b>19,0%</b>	<b>89,43</b>	<b>7,3</b>

A Figura 6.13 e Tabela 6.6 apresentam os resultados de aplicação do método LOCSAX para o maior grupo classificado (Grupo 7) com 801 sinais SAX, que ainda revelam exatidão (10%) e acurácia (167,27m) na previsão pouco relevantes, porém com um tempo de treinamento bastante prático se comparado ao obtido com o método LOCP (46s).



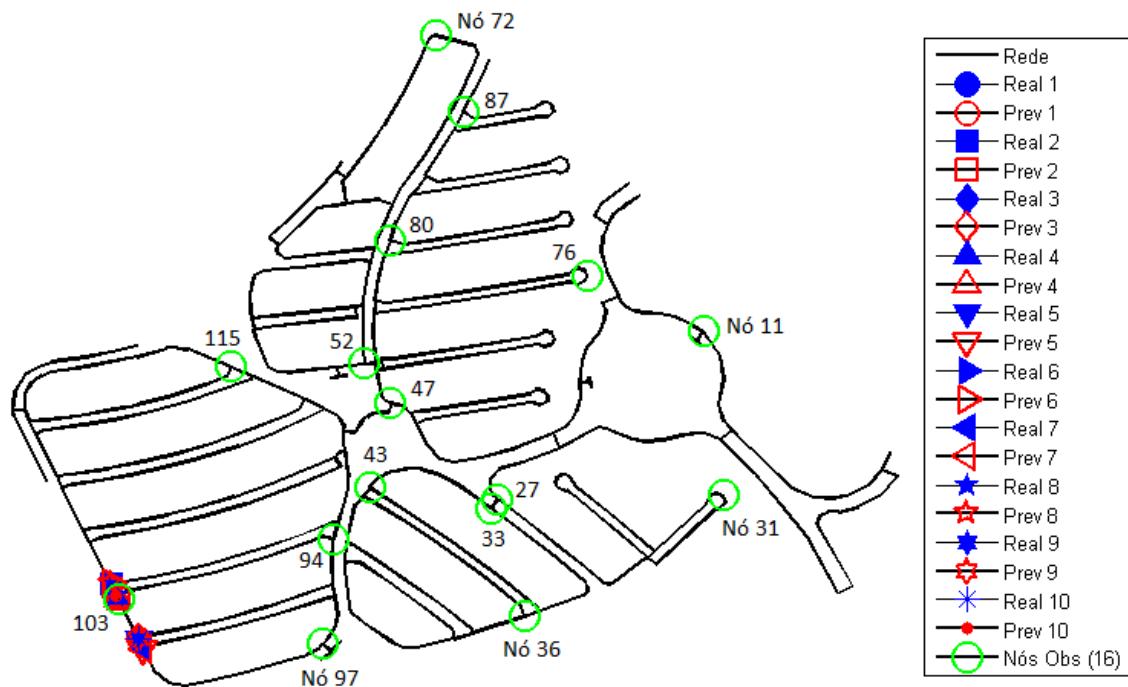
**Figura 6.13 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

**Tabela 6.6 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	99	34	39	6	91	39	73	62	49	110
Vazão real (L/s)	7,93	13,95	10,01	12,56	3,45	15,02	7,57	1,09	1,05	12,87
Nó previsto	101	34	48	4	56	48	81	68	42	58
Vazão prevista (L/s)	8,12	11,19	12,91	9,81	6,44	12,91	9,19	3,94	1,07	8,70
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	197,20	0,00	286,17	88,88	61,65	286,17	183,24	67,57	143,7	358,0
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 167,27m – Exatidão em 10 testes = 10%									

Considerando o menor dos agrupamentos realizados (Grupo 8), os resultados obtidos já revelam melhores valores de exatidão e acurácia, conforme apresentam a

Figura 6.14 e Tabela 6.7, além de um tempo de treinamento muito adequado em termos práticos (1s).

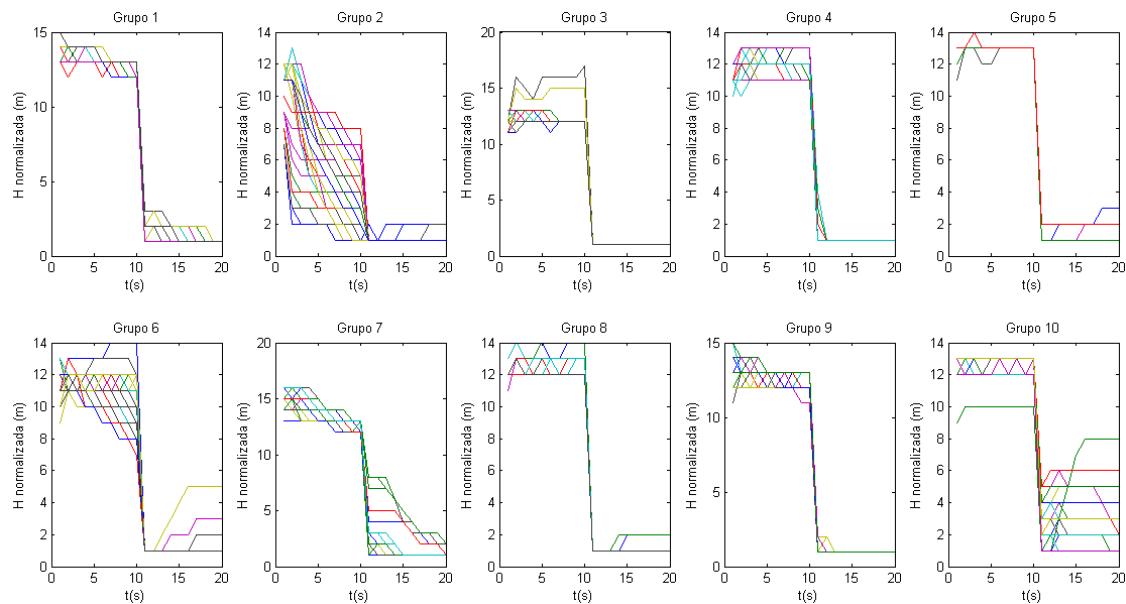


**Figura 6.14 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 8)**

**Tabela 6.7 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 8)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	102	105	102	103	102	105	101	104	102	102
Vazão real (L/s)	24,53	24,69	21,03	22,53	15,77	17,63	19,39	22,62	19,28	7,01
Nó previsto	102	103	102	103	101	105	101	105	102	104
Vazão prevista (L/s)	22,78	23,77	21,13	10,54	14,24	15,36	22,63	11,62	18,11	20,42
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	18,42	0,00	0,00	13,28	0,00	0,00	14,10	0,00	52,85
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 9,87m – Exatidão em 10 testes = 60%									

O agrupamento os sinais de pressão de 8 nós de observação (nós 31, 72, 76, 97, 27, 36, 87 e 94) em 10 grupos distintos é apresentado na Figura 6.15.



**Figura 6.15 - Classificação dos sinais SAX para a rede Campos do Conde com 8 nós de observação**

Considerando um intervalo de tempo para o sinal de pressão ( $t$ ) de 50s,  $n = 20$ ,  $s = 10$  e 10 camadas de treinamento da RNA ( $nlay$ ), os resultados de aplicação do método LOCSAX com 8 nós de observação a cada um dos grupos podem ser observados na Tabela 6.8.

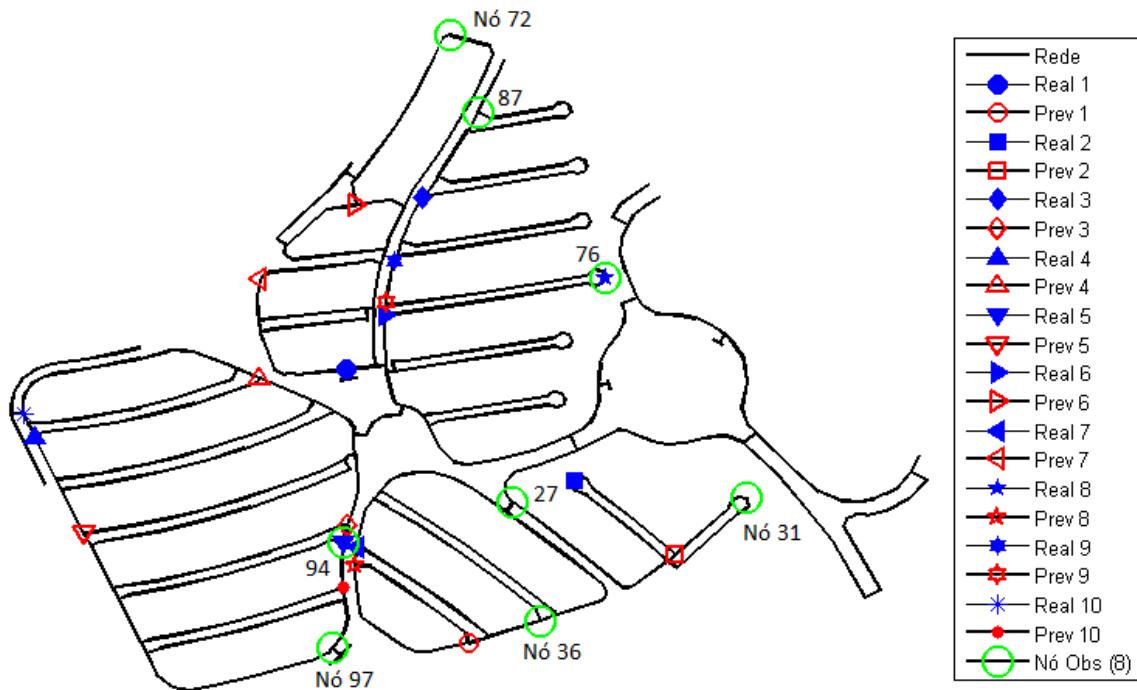
**Tabela 6.8 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados de 8 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	35	80%	18,90	1
2	50	0%	212,38	1
3	385	0%	186,98	8
4	438	0%	163,84	17
5	10	20%	186,77	9
6	511	0%	256,39	26
7	81	0%	167,86	1
8	49	10%	116,17	1
9	142	0%	136,64	1
10	69	0%	114,32	2
<b>Média</b>		<b>11,0%</b>	<b>156,03</b>	<b>6,7</b>

O coeficiente de determinação geral de treinamento médio obtido foi de 0,98.

A Figura 6.16 e Tabela 6.9 apresentam os resultados de aplicação do método LOCSAX para o maior grupo classificado (Grupo 6), que revelam exatidão nula (0%) e

acurácia pouco adequada (256,39m) na previsão de novos rompimentos. O tempo de treinamento foi de 26s.

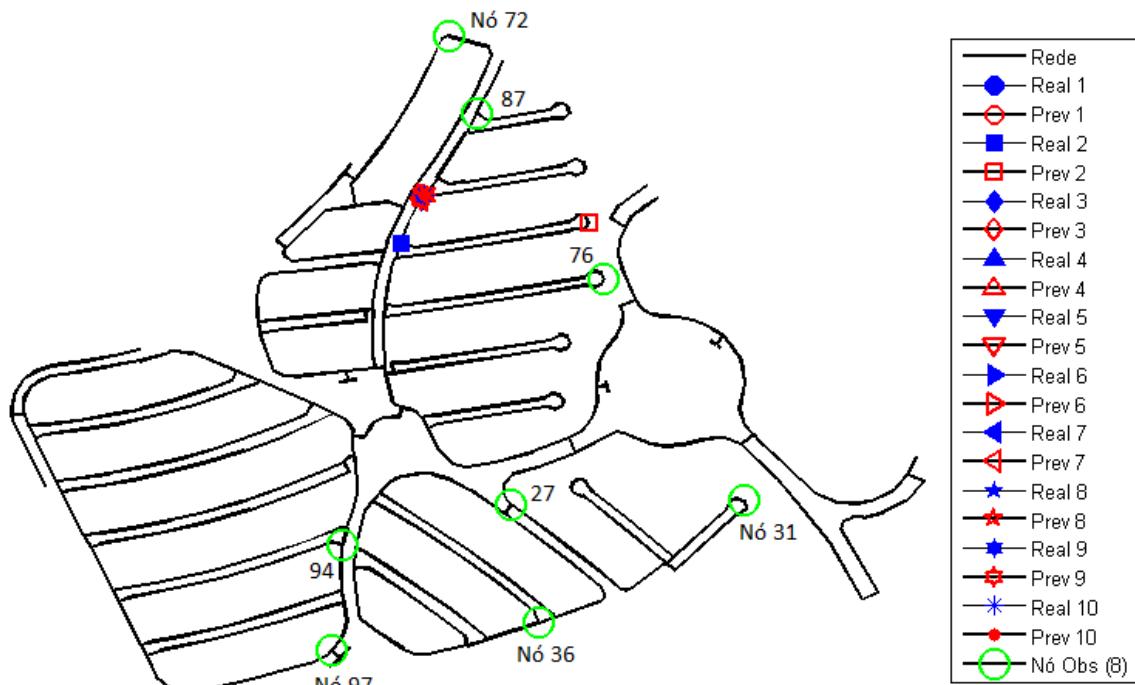


**Figura 6.16 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6)**

**Tabela 6.9 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 6)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	53	32	81	116	94	74	41	76	77	118
Vazão real (L/s)	3,39	7,95	6,15	26,32	4,99	15,03	8,47	3,36	1,07	9,50
Nó previsto	38	30	93	114	107	67	61	40	75	95
Vazão prevista (L/s)	4,09	3,21	6,82	20,96	3,51	10,86	12,18	10,30	5,09	8,74
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	329,02	128,51	373,21	227,21	250,41	127,08	313,81	403,13	47,30	364,2
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 256,39m – Exatidão em 10 testes = 0%									

Considerando o Grupo 1, o menor dos agrupamentos realizados, os resultados obtidos revelam valores de exatidão (80%), acurácia (18,90m) e tempo de treinamento (1s) bem mais adequados, conforme apresentam a Figura 6.17 e Tabela 6.10.

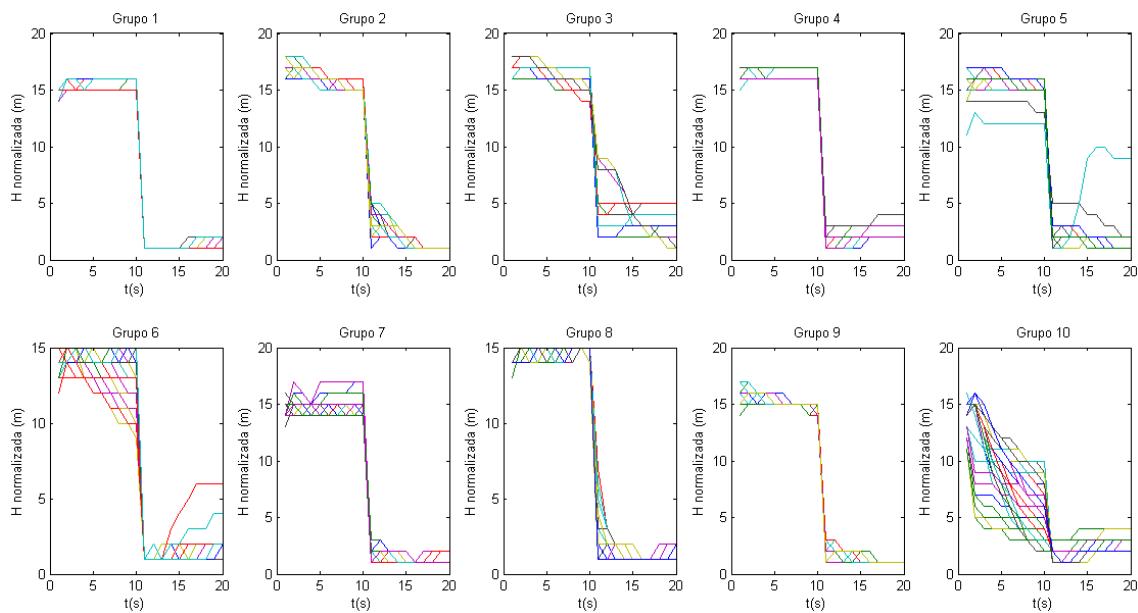


**Figura 6.17 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 1)**

**Tabela 6.10 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 1)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	82	80	82	82	81	82	81	81	81	82
Vazão real (L/s)	10,18	10,63	14,25	11,19	6,15	6,10	9,23	11,29	10,26	13,23
Nó previsto	82	79	82	82	82	82	81	81	81	82
Vazão prevista (L/s)	4,54	8,63	10,20	9,82	6,23	1,97	10,56	12,40	10,45	10,58
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	183,45	0,00	0,00	5,57	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 18,90m – Exatidão em 10 testes = 80%									

A classificação dos sinais de pressão de 4 nós de observação (nós 31, 72, 76 e 97) é apresentada na Figura 6.18.



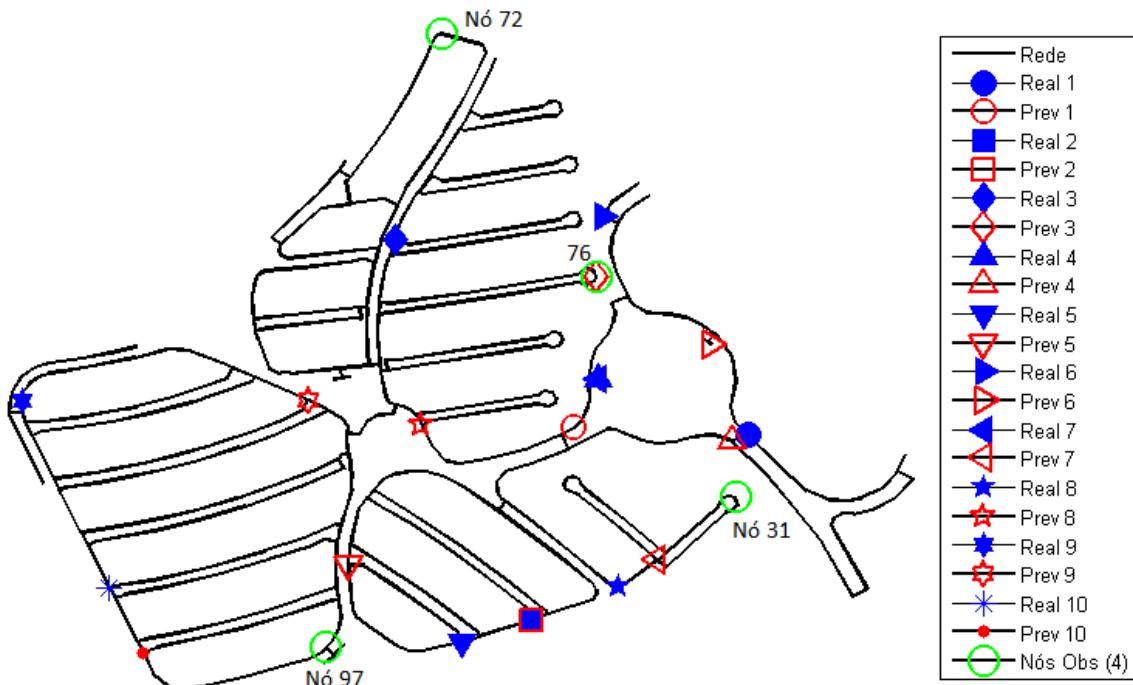
**Figura 6.18 - Classificação dos sinais SAX para a rede Campos do Conde com 4 nós de observação**

Os resultados de aplicação do método LOCSAX com 4 nós de observação a cada um dos grupos, considerando  $t = 50\text{s}$ , 10 camadas intermediária das RNA ( $nlay$ ),  $s = 10$  e  $n = 20$ , resultaram em um R médio de 0,97 e são apresentados na Tabela 6.11.

**Tabela 6.11 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados de 4 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	60	20%	60,72	1
2	83	10%	154,82	1
3	21	10%	153,15	1
4	33	30%	62,13	1
5	37	20%	37,52	1
6	438	0%	240,17	7
7	579	10%	167,65	10
8	309	10%	234,35	6
9	167	10%	126,39	1
10	43	10%	95,38	1
<b>Média</b>		<b>13,0%</b>	<b>133,23</b>	<b>3,0</b>

Os resultados de aplicação do método LOCSAX para o maior grupo classificado (Grupo 7) são apresentados na Figura 6.19 e Tabela 6.12 e revelam as mesmas características dos grandes grupos anteriormente apresentados para 16 e 8 nós de monitoramento, quais sejam baixa exatidão (10%) e relativa acurácia (167,65m) na localização de novos vazamentos.

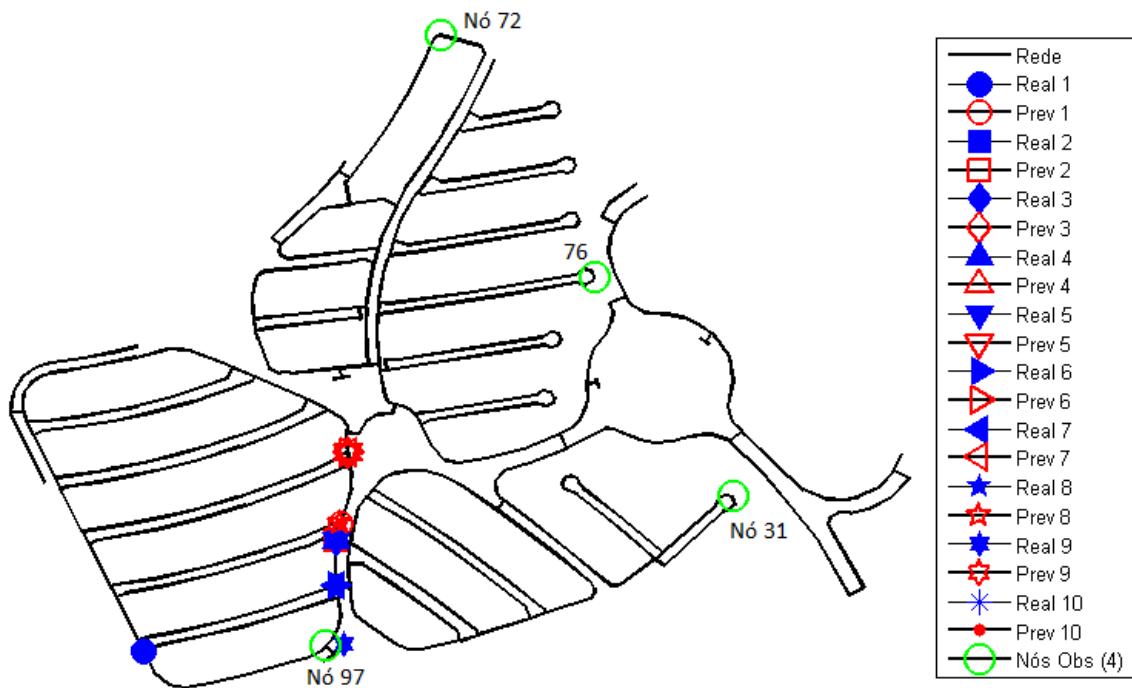


**Figura 6.19 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

**Tabela 6.12 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	8	36	80	22	38	18	22	28	121	105
Vazão real (L/s)	10,36	14,51	13,82	13,15	13,37	9,07	9,64	2,18	17,22	3,52
Nó previsto	24	36	76	10	40	14	29	44	113	101
Vazão prevista (L/s)	6,76	7,83	8,71	6,15	8,13	6,53	6,61	6,92	19,69	10,24
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	171,43	0,00	201,18	148,66	140,26	178,70	211,72	263,65	280,7	80,24
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 167,65m – Exatidão em 10 testes = 10%									

Considerando o menor dos agrupamentos realizados (Grupo 3), os resultados obtidos revelam valores semelhantes de exatidão e acurácia, conforme apresentam a Figura 6.20 e Tabela 6.13.



**Figura 6.20 - Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3)**

**Tabela 6.13 – Resultados do método LOCSAX para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	101	94	94	94	94	95	95	101	99	101
Vazão real (L/s)	19,39	12,48	9,98	18,71	17,47	17,75	8,88	17,63	5,29	21,16
Nó previsto	93	94	92	92	92	92	92	93	92	93
Vazão prevista (L/s)	4,97	10,27	5,13	10,82	10,82	7,56	3,50	5,74	0,85	4,97
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	240,72	0,00	98,95	98,95	98,95	149,27	149,27	240,72	214,0	240,7
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 153,15m – Exatidão em 10 testes = 10%									

## 6.6. Classificação de dados de campo e aplicação do Método LOCSAX para a Rede Campos do Conde

O Capítulo 4 apresenta os ensaios de campo realizados na rede Campos do Conde para simulação de rompimentos com abertura instantânea de válvulas de descargas de rede. Os resultados obtidos com as manobras em regimes permanente e

transitório foram prejudicados por falhas na descarga de dados de alguns coletores e pela possível presença de bolhas de ar no interior da rede na ocasião das manobras.

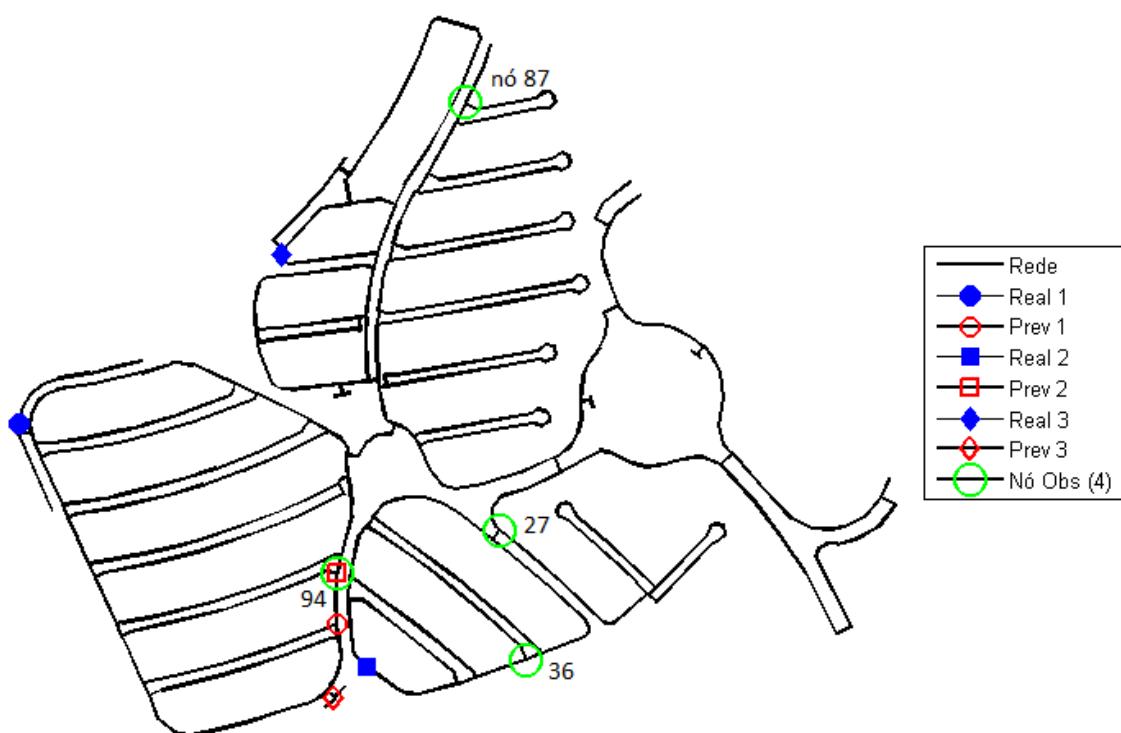
De todas as manobras realizadas, apenas cinco manobras dispõem de sinais de pressão simultâneos nos quatro pontos monitorados em cada um dos dois ciclos de medição realizados (manobras M5a, M6a, M7a, M8a e M9a do 2º ciclo).

O método LOCSAX foi aplicado aos dados coletados em campo mediante comparação do sinal codificado de cada novo vazamento com os dados classificados para a rede Campos do Conde, de forma a definir o grupo de vazamentos mais próximo do novo evento, para treinamento deste sinal exclusivamente com os dados do grupo, conforme etapas a seguir:

- a) Agrupa e classifica dados não normalizados pelo método SOM+*k-means*;
- b) Determina a curva média do sinal de pressão para cada grupo classificado;
- c) Organiza e separa os dados de vazamento e pressão de um novo evento para teste;
- d) Define grupo mais próximo dos dados do evento-teste, através da menor distância em DTW entre o evento-teste e as curvas médias de cada grupo;
- e) Treina RNA com dados do grupo selecionado;
- f) Simula a RNA com o evento-teste como dados de entrada;
- g) Compara os resultados da simulação da RNA com os vazamentos de referência.

Para aplicação do método LOCSAX foram selecionados três eventos coletados em campo, para cada uma das três descargas de rede acionadas (nós 122, 39 e 64), com observação de pressões nos nós 27, 36, 87 e 94 (2º ciclo). O número de camadas intermediárias da RNA (*nlay*) foi considerado igual a 10.

Os resultados obtidos com o método LOCSAX aos dados de campo revelou resultados insatisfatórios, muito provavelmente pela influência das bolhas de ar nas pressões coletadas, conforme ilustram a Figura 6.21 e Tabela 6.14.



**Figura 6.21 - Resultados do método LOCSAX para dados coletados em campo**

**Tabela 6.14 - Resultados do método LOCSAX para dados coletados em campo**

Evento-teste	1	2	3
Grupo selecionado	3	3	3
Nó real de vazamento	122	39	64
Vazão real (L/s)	2,4	3,3	3,9
Nó previsto	95	94	98
Vazão prevista (L/s)	2,67	15,00	13,02
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	379,62	99,89	456,36
Acurácia (m)	311,96		

## 6.7. Síntese dos resultados obtidos com o método LOCSAX

Os resultados obtidos com o método LOCSAX para as três redes estudadas apontam para uma forte influência do número de nós monitorados na rede na qualidade final da localização de rompimentos. Esta influência mostrou-se ainda mais significativa que a observada para o método LOCP, possivelmente devido a redução de informação de treinamento pela conversão do sinal de pressão em sinal SAX no método LOCSAX.

A classificação prévia ao treinamento de RNA dos sinais de pressão permite melhora substancial dos tempos de treinamento e exatidão e acurácia das previsões, sobretudo em grupos menores, que preservam melhor as características de uma determinada região do sistema em análise.

Os resultados obtidos permitem observar também que a análise de dados agrupados leva a uma redução considerável do tempo de treinamento da RNA, que é característica importante em aplicações em tempo real.

A Tabela 6.15 apresenta uma síntese dos resultados obtidos com a aplicação do método LOCSAX às três redes estudadas.

**Tabela 6.15 - Síntese dos resultados obtidos com o método LOCSAX**

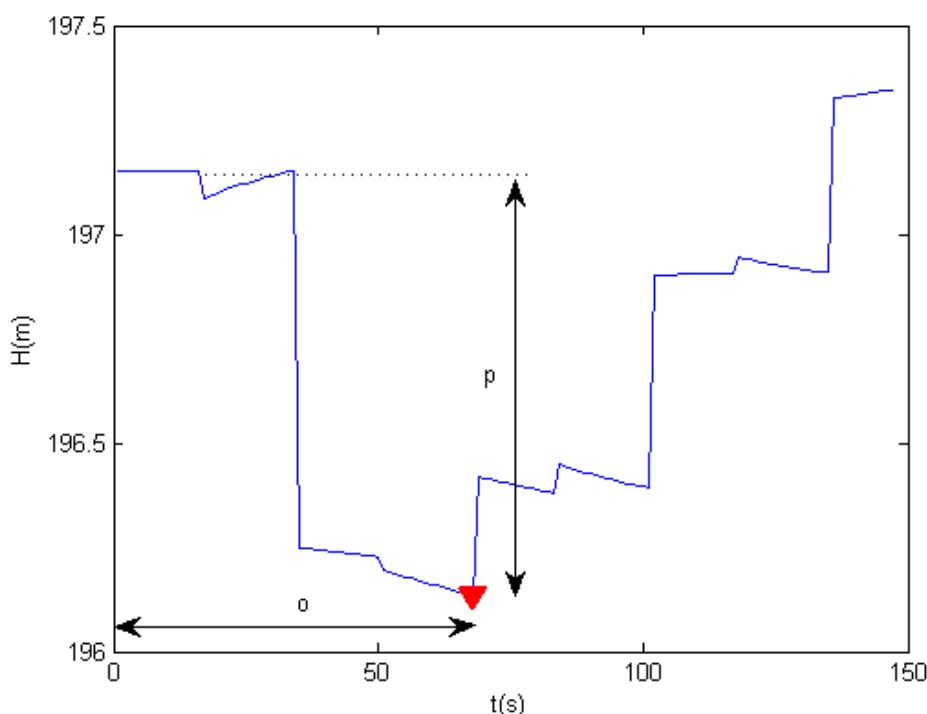
<b>Rede</b>	<b>Nós monitorados</b>	<b>Exatidão em 10 testes</b>	<b>Distância euclidiana média (m)</b>	<b>Tempo de treinamento (s)</b>
<b>Two-Loop</b>	2/6 (33%)	100%	0,00	213
<b>Laudissi</b>	2/25 (8%)	20%	116,34	23
	3/25 (12%)	30%	79,65	144
<b>Campos do Conde</b>	16/118 (14%)	10%	109,47	480
<b>Campos do Conde com dados classificados</b>	Maior - 16/118 (14%)	10%	167,27	46
	Menor - 16/118 (14%)	60%	9,87	1
	Média - 16/118 (14%)	19%	89,43	7,3
	Maior - 8/118 (7%)	0%	256,39	26
	Menor - 8/118 (7%)	80%	18,90	1
	Média - 8/118 (7%)	11%	156,03	6,7
	Maior - 4/118 (3%)	10%	167,65	10
<b>Campos do Conde com dados de campo classificados</b>	Menor - 4/118 (3%)	10%	153,15	1
	Média - 4/118 (3%)	13%	133,23	3,0
	4/118 (3%)	0%	311,96	17

## Capítulo 7

---

### Localização de rompimentos a partir do treinamento de características do sinal de pressão transitório – método LOCPEAKS

O método proposto LOCPEAKS empresta duas importantes características do sinal transitório de pressão de um rompimento de rede na sua localização, mais especificamente a amplitude da queda de pressão ( $p$ ) e o tempo desta queda ( $\sigma$ ), enquanto principais elementos da "assinatura hidráulica" do vazamento, como ilustra a Figura 7.1:



**Figura 7.1 - Representação da codificação de uma série temporal em sinal SAX**  
Fonte: adaptado de LIN et al. (2007)

Uma característica do método LOCPEAKS, assim como dos métodos apresentados nos capítulos anteriores (LOCP e LOCSAX), é a independência do monitoramento das vazões de entrada da rede, que na prática não é realizado pelas companhias de saneamento em altas taxas de aquisição de dados (inferiores a ordem de

minutos) ou cujos resultados podem conter, além das vazões dos rompimentos, também variações de demanda ou outras perturbações que impeçam a boa localização de novas fugas.

O presente capítulo apresenta o método LOCPEAKS e os resultados de sua aplicação para as redes Two-Loop, Jardim Laudissi e Campos do Conde, apresentadas no Capítulo 4.

### 7.1. O Método LOCPEAKS

No método LOCPEAKS, o tempo e a amplitude de queda do sinal de pressão na ocasião de um rompimento de rede, respectivamente as características  $o$  e  $p$  do sinal transitório, são extraídos de sinais observados em nós de monitoramento e formam RNA a ser treinada e simulada para previsão da localização de novos rompimentos, a partir das características ( $o$  e  $p$ ) observadas em novos eventos.

Um pseudo-algoritmo de aplicação do método LOCPEAKS é composto pelas seguintes etapas:

- Inicializa parâmetros de análise e treinamento:  $t$  = intervalo de tempo considerado do sinal de pressão;  $nlay$  = número de camadas da RNA;
- Carrega dados de carga hidráulica, nó e vazão de vazamento dos eventos (rompimentos) observados e os agrupa em função das propriedades do rompimento (nó e vazão) e do sinal de pressão, em termos das respectivas matrizes  $A$  e  $B$ , conforme equações (7.1) e (7.2):

$$A = \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & l_3 & \dots & l_i \\ q_1 & q_2 & q_3 & \dots & q_i \end{bmatrix} \quad (7.1)$$

$$B = \begin{bmatrix} h_{1,1}^1 & h_{2,1}^1 & h_{3,1}^1 & \dots & h_{i,1}^1 \\ h_{1,1}^2 & h_{2,1}^2 & h_{3,1}^2 & \dots & h_{i,1}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,1}^k & h_{2,1}^k & h_{3,1}^k & \dots & h_{i,1}^k \\ h_{1,2}^1 & h_{2,2}^1 & h_{3,2}^1 & \dots & h_{i,2}^1 \\ h_{1,2}^2 & h_{2,2}^2 & h_{3,2}^2 & \dots & h_{i,2}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,2}^k & h_{2,2}^k & h_{3,2}^k & \dots & h_{i,2}^k \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{1,j}^k & h_{2,j}^k & h_{3,j}^k & \dots & h_{i,j}^k \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

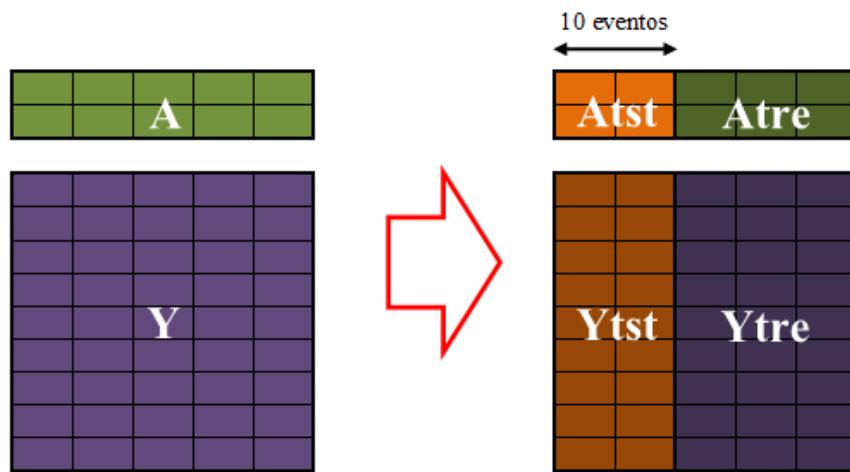
onde  $l$  é o nó de localização do vazamento;  $q$  é a vazão do vazamento;  $h$  é a carga hidráulica;  $i$  denota o número de eventos de vazamento observados para treinamento;  $j$  denota os nós de observação dos vazamentos; e  $k$  o instante de tempo de cada carga de pressão observada.

- c) Extrai o tempo de queda ( $o$ ) e a amplitude do sinal de pressão ( $p$ ) para a matriz  $Y$ , conforme equação (7.3):

$$Y = \begin{bmatrix} o_{1,1} & o_{2,1} & o_{3,1} & \dots & o_{i,1} \\ p_{1,1} & p_{2,1} & p_{3,1} & \dots & p_{i,1} \\ o_{1,2} & o_{2,2} & o_{3,2} & \dots & o_{i,2} \\ p_{1,2} & p_{2,2} & p_{3,2} & \dots & p_{i,2} \\ o_{1,3} & o_{2,3} & o_{3,3} & \dots & o_{i,3} \\ p_{1,3} & p_{2,3} & p_{3,3} & \dots & p_{i,3} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ o_{1,j} & o_{2,j} & o_{3,j} & \dots & o_{i,j} \\ p_{1,j} & p_{2,j} & p_{3,j} & \dots & p_{i,j} \end{bmatrix} \quad (7.3)$$

onde  $o$  é o tempo de queda do sinal de pressão;  $p$  é a amplitude da queda do sinal de pressão;  $i$  denota o evento de vazamento observado; e  $j$  denota os nós de observação dos vazamentos.

- d) Ordena aleatoriamente as colunas das matrizes  $A$  e  $Y$ ;  
e) Separa as matrizes  $A$  e  $Y$  em conjuntos de dados para teste ( $Atst$  e  $Ytst$ ) e treinamento ( $Atre$  e  $Ytre$ ), conforme Figura 7.2;



**Figura 7.2 - Separação de dados para treinamento e teste da RNA no método LOCPEAKS**

- f) Realiza o treinamento de RNA considerando  $Ytre$  como dados de entrada (*input*) e  $Atre$  como dados de saída (*target*) do processo de treinamento;
- g) Simula a RNA a partir de novo conjunto de dados de teste ( $Ytst$ ) e armazena resultados na matriz  $R$ , dada pela equação (7.4):

$$R = \begin{bmatrix} l'_1 & l'_2 & l'_3 & \dots & l'_i \\ q'_1 & q'_2 & q'_3 & \dots & q'_i \end{bmatrix} \quad (7.4)$$

onde  $l'_i$  e  $q'_i$  são, respectivamente, o nó e a vazão previstos para o novo rompimento.

- h) Compara os resultados da simulação da RNA com o conjunto de entradas de teste (matriz  $R$ ) com as propriedades dos rompimentos do respectivo conjunto de dados de teste ( $Atst$ ), em termos de exatidão (enquadramento dos nós) e acurácia (distância euclidiana entre nós dos vazamentos reais e previstos).

O método LOCPEAKS foi aplicado com treinamento de RNA de múltiplas camadas com a função *feedforwardnet* do software Matlab®, com as seguintes características de treinamento, teste e validação da RNA:

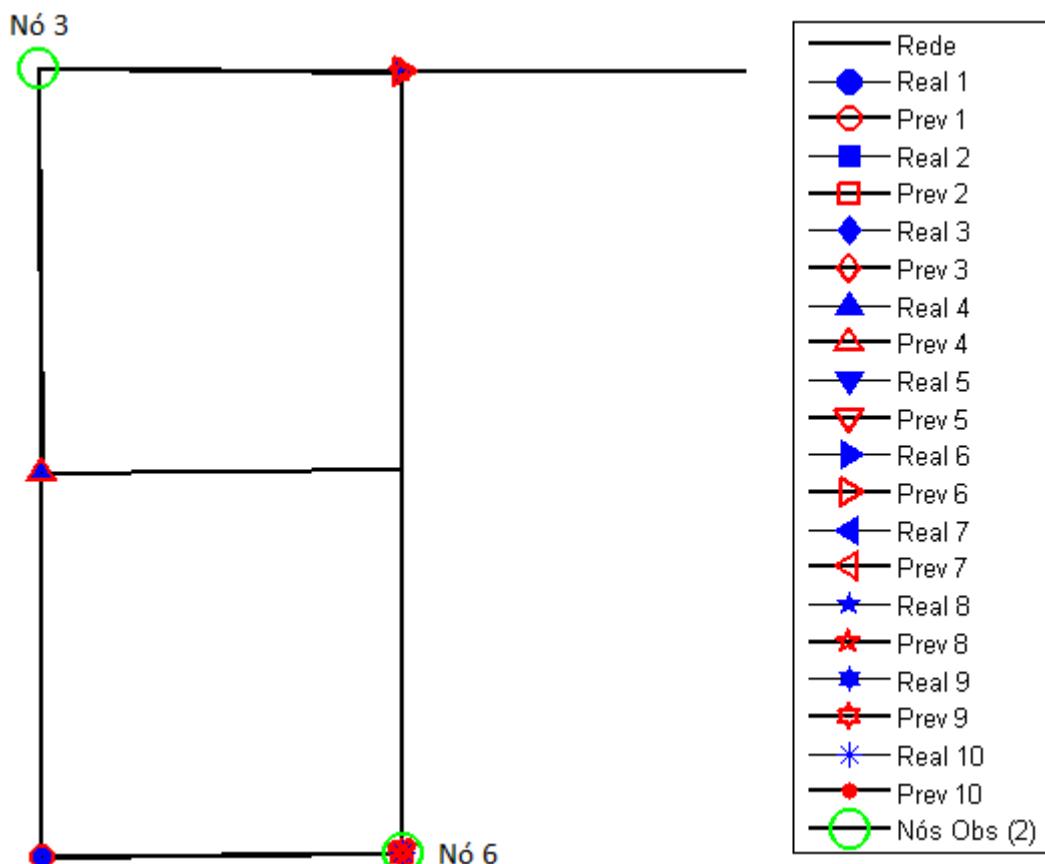
- Proporção de dados para treinamento: 50%
- Proporção de dados para teste: 35%
- Proporção de dados para validação: 15%
- Divisão de dados: aleatória (*dividerand*);
- Modelo de otimização da atualização dos pesos sinápticos: Levenberg-Marquardt (*trainlm*);

- Função de avaliação do erro de treinamento (*net.performFcn*): mínimos quadrados (função *msereg* do Matlab®);
- Limite de validação (*net.trainParam.max\_fail*): 100;
- Número máximo de épocas para treinar (*net.trainParam.epochs*): 500;
- Objetivo de performance (*net.trainParam.goal*):  $1 \times 10^{-8}$ .

## 7.2. Aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Two-Loop

A aplicação do método LOCPEAKS a rede Two-Loop foi realizada com dados transitórios simulados com um intervalo de tempo  $t = 400$ s, com um número de camadas intermediárias da RNA, *nlay*, de 20 camadas.

Considerando dois nós de observação (nós 3 e 6), que representam 33% dos seis nós da rede Two-Loop, os resultados do método LOCPEAKS revelam uma exatidão de 100% das previsões de localização de um conjunto de dez eventos-teste, também com boa previsão das vazões destes rompimentos, conforme ilustra a Figura 7.3 e Tabela 7.1.

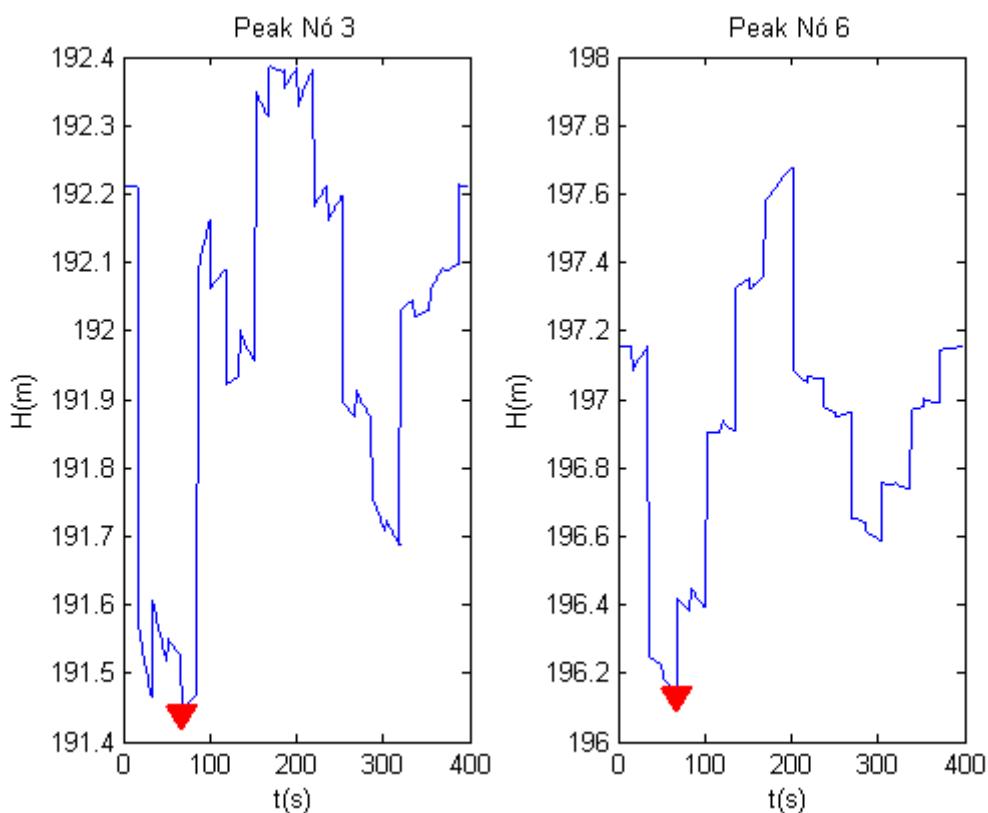


**Figura 7.3 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Two-Loop com 2 nós de observação**

**Tabela 7.1 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Two-Loop com 2 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	7	6	6	5	6	2	6	2	6	6
Vazão real (L/s)	373	324	182	246	162	442	238	194	354	219
Nó previsto	7	6	6	5	6	2	6	2	6	6
Vazão prevista (L/s)	372,97	323,97	181,95	246,00	161,96	442,03	237,98	194,03	353,9	218,9
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 0,00m – Exatidão em 10 testes = 100%									

A Figura 7.4 apresenta os sinais originais de pressão e suas respectivas quedas de pressão para os dois nós de observação para um dos eventos-teste.



**Figura 7.4 - Quedas de pressão para os dois nós de observação da rede Two-Loop em um dos eventos testados**

O tempo registrado de treinamento da RNA em microcomputador Intel Core i7® com 2,40 GHz de velocidade de processamento foi de 19s, muito inferior aos obtidos com os métodos LOCP e LOCSAX. O coeficiente de determinação geral obtido pelo treinamento foi  $R = 1$ .

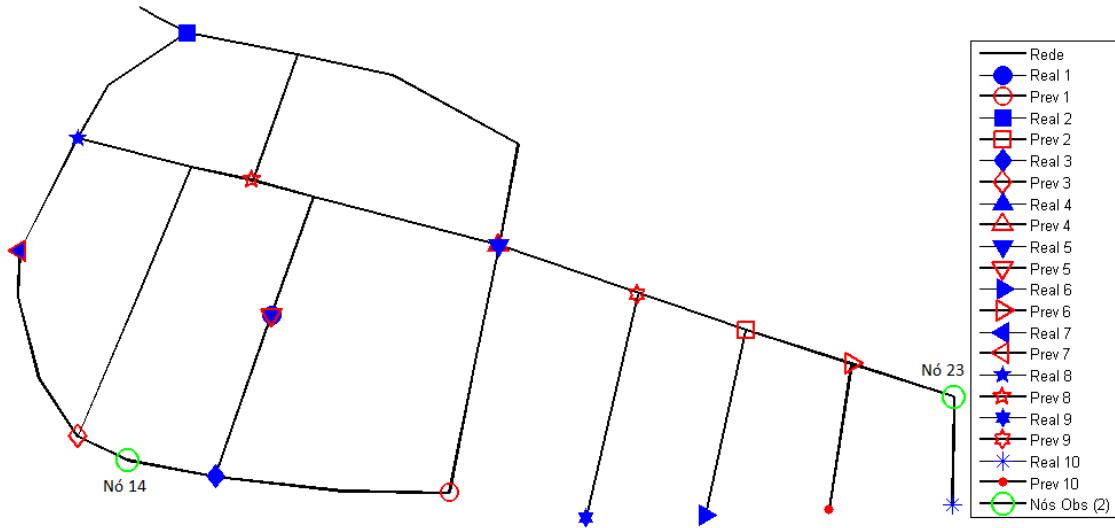
### 7.3. Aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Jardim Laudissi

A rede real Jardim Laudissi tem monitorados permanentemente os pontos críticos alto e baixo do DMC, respectivamente os nós 14 e 23 de seu modelo hidráulico, além da entrada do setor (nó 3).

O método LOCPEAKS foi aplicado à rede Jardim Laudissi considerando duas situações: (i) apenas os dois nós críticos monitorados do setor (nós 14 e 23), que representam 8% dos 25 nós da rede, e; (ii) todos os nós monitorados do setor (nós 3, 14 e 23), ou 12% dos nós do modelo.

Os resultados obtidos demonstram resultados satisfatórios e com melhores tempos de treinamento em relação aos LOCP e LOCSAX, mesmo com apenas dois nós de monitoramento, sem prejuízos a exatidão e acurácia na localização.

A aplicação para dois nós de observação revelou uma exatidão de 20% das previsões de localização dos vazamentos, com uma acurácia de 99,14m e um tempo de treinamento da RNA de apenas 5s, conforme ilustram a Figura 7.5 e Tabela 7.2.

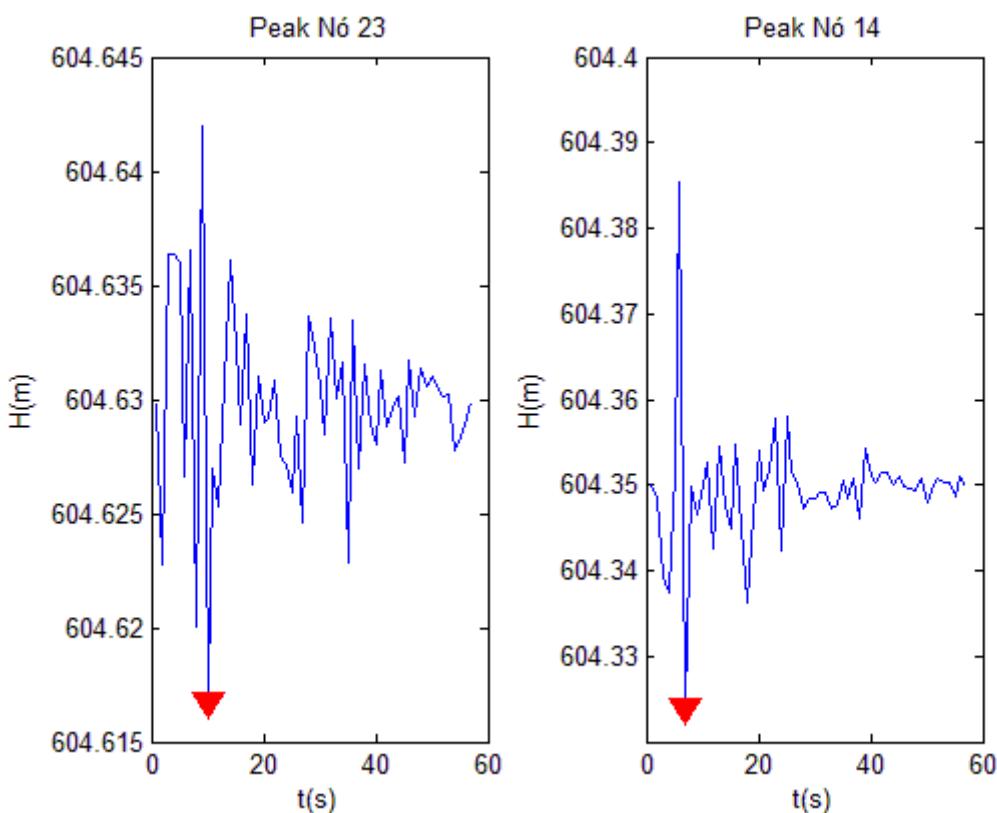


**Figura 7.5 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação**

**Tabela 7.2 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 2 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	17	3	15	7	7	24	12	11	20	26
Vazão real (L/s)	0,005	0,005	0,005	0,021	0,008	0,018	0,019	0,006	0,024	0,019
Nó previsto	16	21	13	7	17	22	12	9	19	25
Vazão prevista (L/s)	0,0123	0,022	0,02	0,03	0,0255	0,024	0,0211	0,0229	0,015	0,037
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	123,9	312,8	70,8	0,00	117,6	103,8	0,00	88,75	112,6	60,9
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 99,14m – Exatidão em 10 testes = 20%									

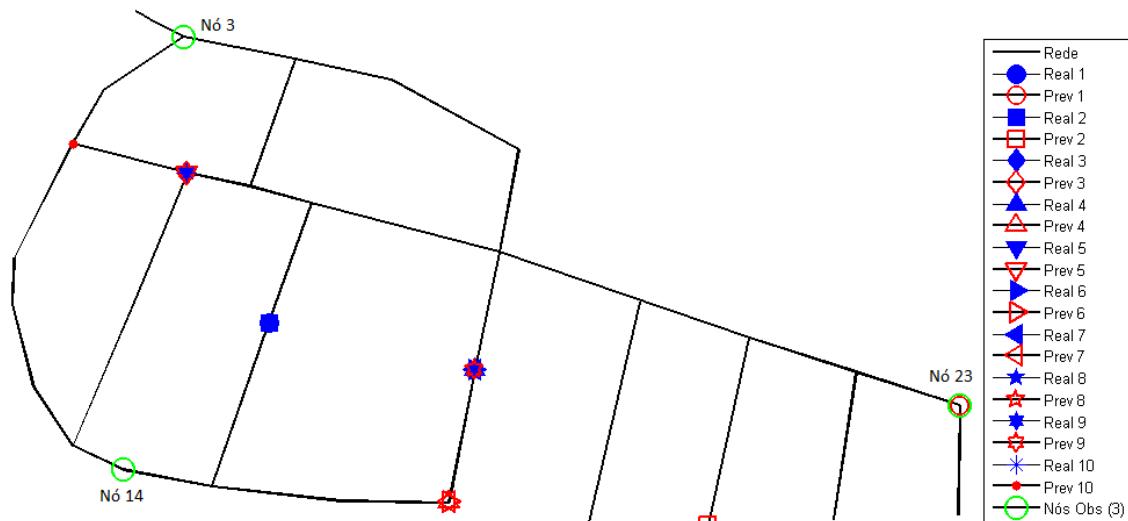
A Figura 7.6 apresenta os sinais originais de pressão e suas respectivas quedas de pressão para os dois nós de observação para um dos eventos-teste.



**Figura 7.6 - Quedas de pressão de um mesmo evento em dois nós de observação da rede Jardim Laudissi**

Para o treinamento dos dados de dois nós de observação o coeficiente de determinação geral resultante ( $R$ ) foi de 0,97.

Considerando três nós de monitoramento, respectivamente os nós de entrada (nó 3), crítico alto (nó 14) e crítico baixo (nó 23), os resultados da aplicação do método LOCPEAKS às características dos sinais de pressão em regime transitório indicaram melhor habilidade do método na localização de 10 vazamentos-teste, com acurácia de 83,12m, exatidão de 40% e tempo de treinamento de apenas 9s, conforme apresentam a Figura 7.7 e Tabela 7.3.

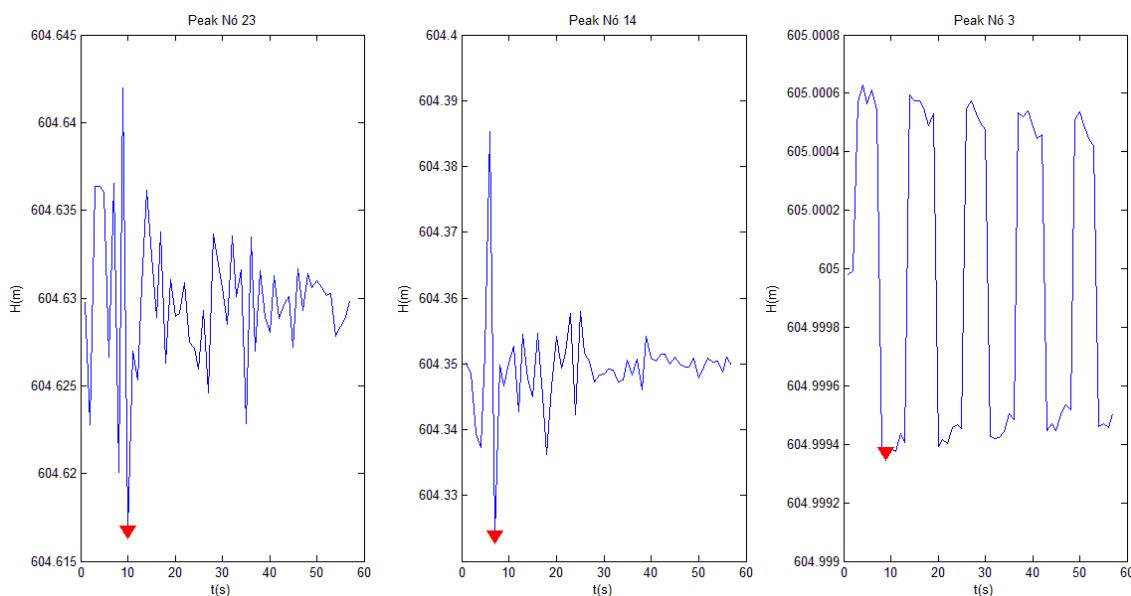


**Figura 7.7 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação**

**Tabela 7.3 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Jardim Laudissi com 3 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	17	17	10	18	10	18	18	18	18	10
Vazão real (L/s)	0,011	0,012	0,016	0,005	0,014	0,007	0,008	0,009	0,011	0,026
Nó previsto	23	24	10	16	10	16	16	18	18	11
Vazão prevista (L/s)	0,0144	0,0145	0,01	0,0108	0,0098	0,0108	0,0109	0,0115	0,012	0,009
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	340,15	236,4	0,00	65,7	0,00	65,7	65,7	0,00	0,00	57,6
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 83,12m – Exatidão em 10 testes = 40%									

Os sinais originais e suas quedas de pressão para os três nós de observação são apresentados na Figura 7.8.



**Figura 7.8 - Quedas de pressão para três nós de observação da rede Jardim Laudissi para um mesmo evento testado**

O coeficiente de determinação geral para o treinamento com três de nós de monitoramento resultou em 0,85.

Para ambos os treinamentos (com dois e três nós de observação) o intervalo considerado de tempo para os sinais de pressão ( $t$ ) foi de 60s e o número de camadas da RNA,  $n_{lay}$ , igual a 40 camadas.

#### 7.4. Aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Campos do Conde com dados simulados

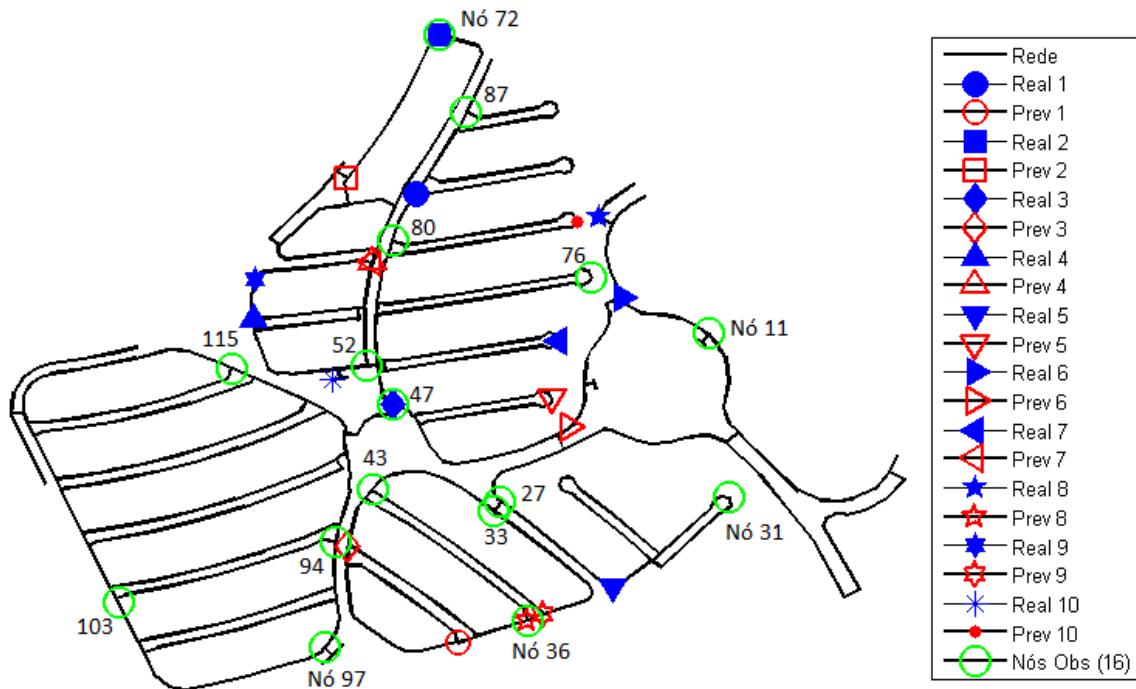
Conforme apresentado no Capítulo 4, foram monitorados em campo um total de 8 (oito) nós da rede Campos do Conde, divididos em dois ciclos de testes:

- 1º Ciclo: nós 31, 72, 76 e 97;
- 2º Ciclo: nós 27, 36, 87 e 94.

Para fins de aplicação do método LOCPEAKS foram considerados outros oito nós adicionais (nós 33, 103, 52, 115, 43, 11, 47 e 80), uniformemente distribuídos no setor, de forma a ser possível avaliar a participação do número de nós nos resultados de previsão do método.

Representando 14% dos 118 nós da rede Campos do Conde, os resultados da aplicação do método LOCPEAKS a um total de 16 nós com monitoramento revelam

uma exatidão muito baixa, de 0% das previsões, com uma acurácia de 279,95m, conforme apresentam a Figura 7.9 e Tabela 7.4.

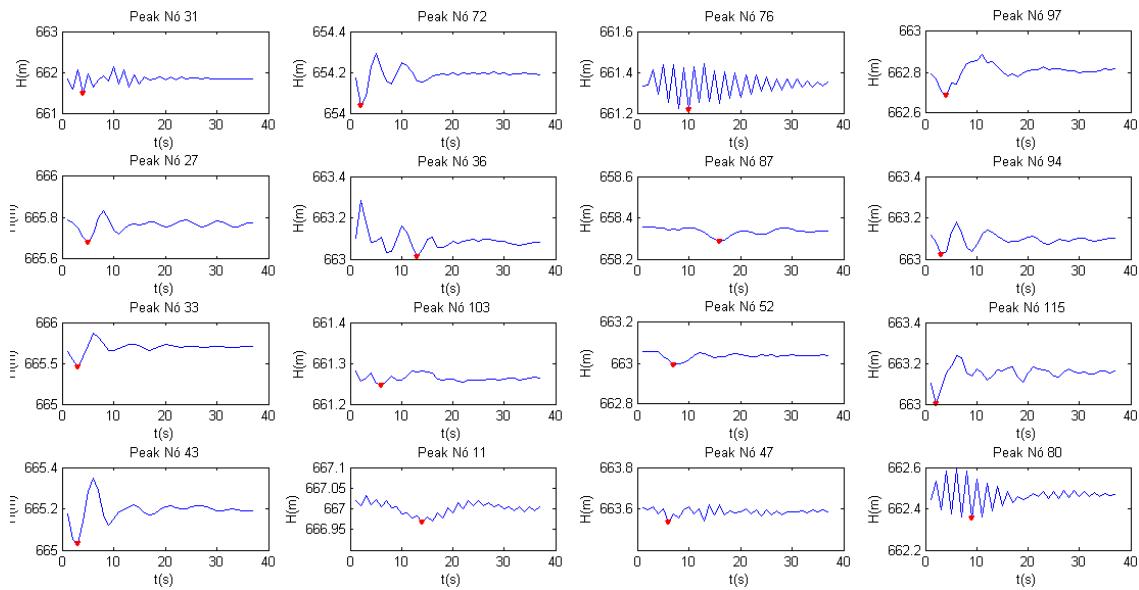


**Figura 7.9 - Resultados do método LOCPEAKS para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

**Tabela 7.4 – Resultados do método LOCPEAKS para a rede Campos do Conde com 16 nós de observação**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Nó real de vazamento</b>	82	72	47	60	28	15	50	18	61	56
<b>Vazão real (L/s)</b>	3,05	8,49	13,95	4,09	13,09	9,73	5,68	6,29	1,43	13,78
<b>Nó previsto</b>	38	69	41	62	46	24	62	36	35	79
<b>Vazão prevista (L/s)</b>	11,84	8,28	5,62	7,14	15,25	7,34	9,37	4,84	3,36	13,41
<b>Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)</b>	503,97	184,65	164,90	135,14	221,10	156,31	203,76	457,28	472,5	299,9
<b>Acurácia e exatidão das previsões (m)</b>	<b>Acurácia (distância média) = 279,95m – Exatidão em 10 testes = 0%</b>									

A Figura 7.10 apresenta os sinais e quedas de pressão para os 16 nós de observação.



**Figura 7.10 - Quedas de pressão para os 16 nós de observação da rede Campos do Conde para um dos eventos-teste**

O tempo registrado de treinamento da RNA foi de 40s, considerando intervalo de tempo  $t$  de 40s e  $n_{lay} = 20$  camadas. O coeficiente de determinação do processo de treinamento foi de 0,96.

## 7.5. Classificação de dados simulados e aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Campos do Conde

Diante dos resultados poucos satisfatórios das simulações realizadas com o método LOCP e LOCSAX para a rede Campos do Conde, mesmo com um número significativo de nós monitorados (14% do total), foi realizada uma classificação prévia dos sinais de entrada do método LOCPEAKS em um modelo híbrido SOM+ $k$ -means, para posterior treinamento isolado dos dados de teste em função de cada um dos agrupamentos resultantes.

O modelo híbrido SOM+ $k$ -means proposto é composto por uma classificação inicial dos dados por meio de uma rede neural de treinamento não-supervisionado do tipo SOM (*Self-Organizing Map*), seguida de agrupamento destes sinais classificados em um número definido de grupos pelo método  $k$ -means, que separa os sinais de entrada de forma que os elementos dos diversos grupos apresentem os menores desvios entre si.

Um pseudo-algoritmo para o agrupamento proposto é apresentado a seguir:

- Carrega os sinais de pressão;

- b) Define a rede SOM (tamanho da malha, vizinhança, topologia e tamanho);
- c) Treina a rede SOM com os dados de entrada;
- d) Define o número desejado de grupos;
- e) Agrupa os sinais da queda de pressão utilizando *k-means*.

A implementação do modelo híbrido proposto foi realizada em Matlab® com a função *selforgmap* da biblioteca do próprio *software* para a rede SOM e com a função *k\_means\_energia*, com os seguintes atributos:

- Dimensões da malha:  $d1 = d2 = 4$ ;
- Vizinhança: 5 neurônios;
- Topologia da rede SOM: hexagonal (*hextop*);
- Número final de grupos: 10

O modelo foi aplicado aos dados dos sinais de pressão simulados para a rede Campos do Conde, classificados em dez grupos para 3 conjuntos de nós de observação: 16, 8 e 4 nós, respectivamente 14%, 7% e 3% do total de nós da rede.

O método de localização LOCPEAKS foi aplicado a cada agrupamento, com avaliação da acurácia e exatidão para cada um dos grupos.

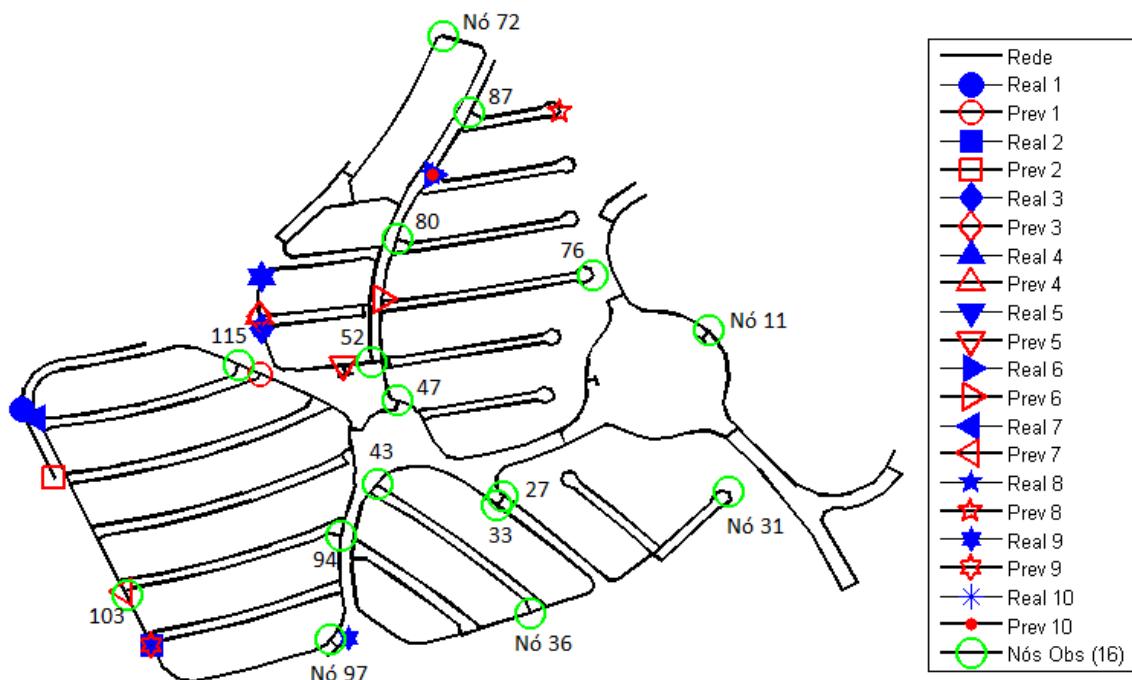
Os sinais de pressão de 16 nós de observação (nós 31, 72, 76, 97, 27, 36, 87, 94, 33, 103, 52, 115, 43, 11, 47 e 80) foram partilhados em 10 agrupamentos, cujos resultados de aplicação do método LOCPEAKS a cada um dos grupos, considerando  $t = 40$ s e 20 camadas intemediárias da RNA (*nlay*), são apresentados na Tabela 7.5.

**Tabela 7.5 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados de 16 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	288	20%	151,01	23
2	50	10%	97,71	1
3	347	0%	160,02	7
4	115	0%	152,55	3
5	4	-	-	-
6	245	0%	191,43	19
7	77	0%	90,06	2
8	217	0%	179,14	25
9	151	0%	141,62	4
10	276	10%	244,50	19
<b>Média</b>		<b>4,4%</b>	<b>156,45</b>	<b>11,4</b>

O coeficiente geral de determinação médio para o treinamento dos grupos foi de 0,99.

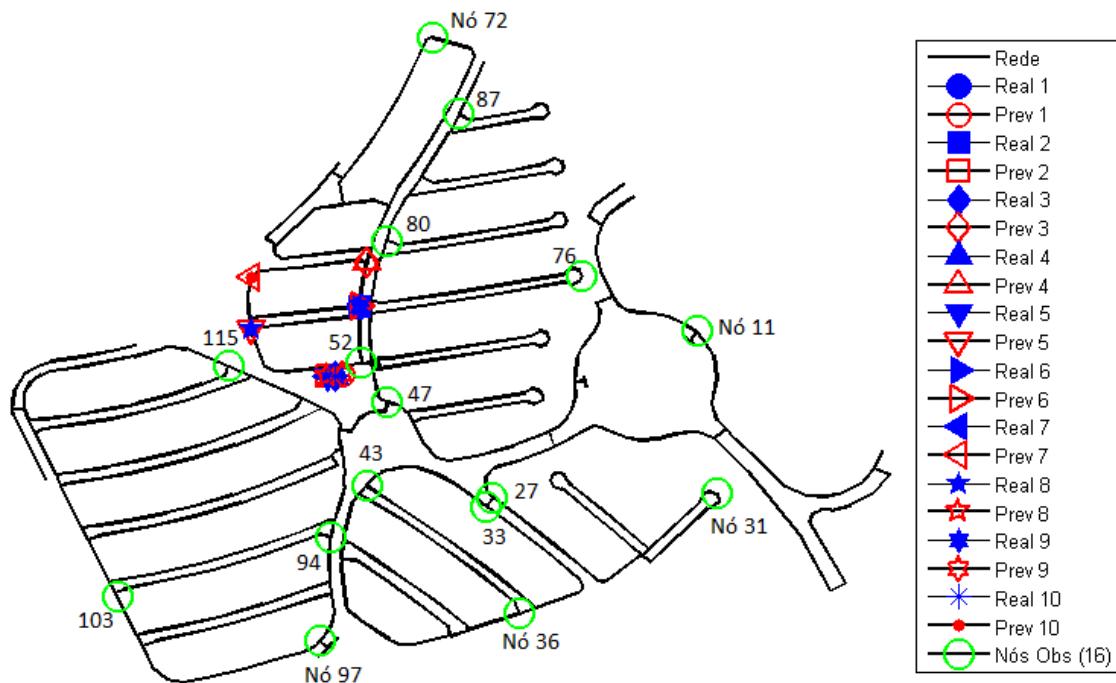
A Figura 7.11 e Tabela 7.6 apresentam os resultados de aplicação do método LOCPEAKS para o maior grupo classificado (Grupo 3) com 347 elementos, que ainda revelam exatidão (0%) e acurácia (160,02m) na previsão inadequadas, porém com um tempo de treinamento bastante baixo de 7s.



**Figura 7.11 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 3)**

**Tabela 7.6 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Maior grupo (Grupo 3)**

Considerando o menor dos agrupamentos realizados (Grupo 2), os resultados obtidos já revelam melhores valores de exatidão (10%) e acurácia (97,71m), conforme apresentam a Figura 7.12 e Tabela 7.7, além de um tempo de treinamento bastante conveniente para fins práticos (1s).



**Figura 7.12 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2)**

**Tabela 7.7 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 16 nós de observação – Menor grupo (Grupo 2)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	57	57	54	54	56	57	56	59	57	54
Vazão real (L/s)	15,25	9,80	15,84	9,05	13,78	6,53	11,49	5,25	8,71	13,58
Nó previsto	55	56	62	62	59	57	61	56	55	61
Vazão prevista (L/s)	15,57	9,34	20,63	3,98	8,65	8,48	13,07	4,04	10,57	11,82
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	79,64	86,64	133,88	133,88	93,65	0,00	136,33	93,65	79,64	139,9
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 97,71m – Exatidão em 10 testes = 10%									

O agrupamento os sinais de pressão de 8 nós de observação (nós 31, 72, 76, 97, 27, 36, 87 e 94) também foi realizado para 10 grupos distintos e, considerando um

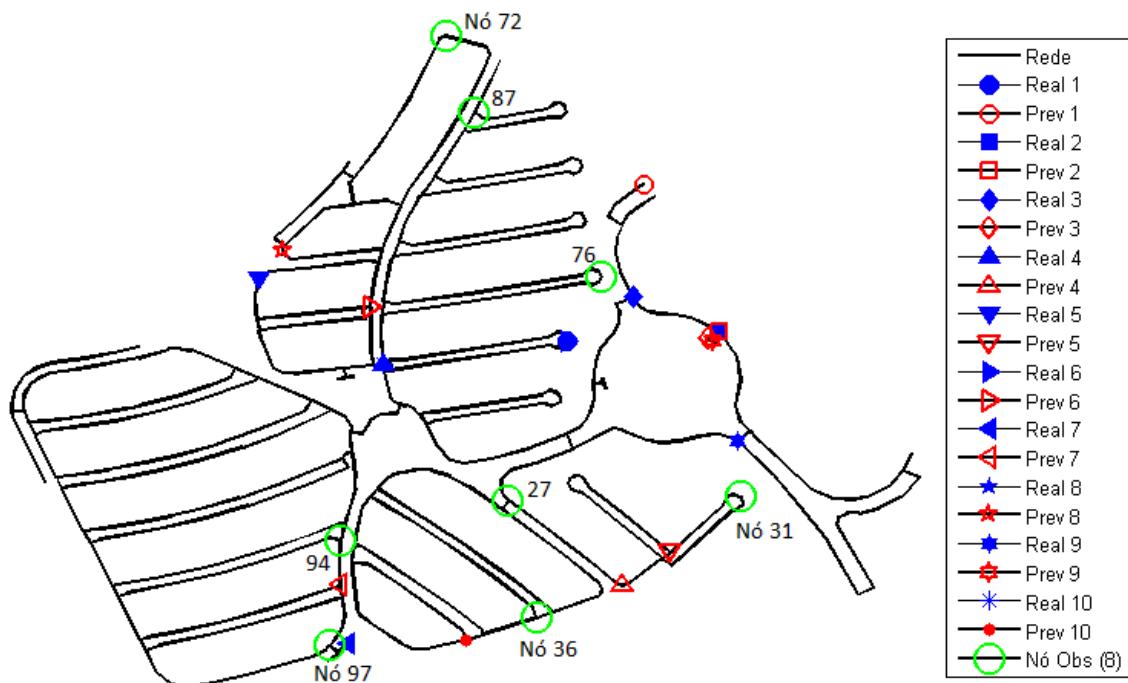
intervalo de tempo para o sinal de pressão ( $t$ ) de 40s e 20 camadas de treinamento da RNA ( $nlay$ ), os resultados de aplicação do método LOCPEAKS com 8 nós de observação a cada um dos grupos podem ser observados na Tabela 7.8.

**Tabela 7.8 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados de 8 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	117	0%	211,75	8
2	87	0%	84,65	4
3	50	50%	51,51	1
4	409	10%	211,74	4
5	176	0%	194,57	9
6	168	0%	195,32	8
7	94	20%	109,21	3
8	264	0%	341,46	10
9	92	10%	149,42	1
10	313	10%	161,90	12
<b>Média</b>		<b>10,0%</b>	<b>171,15</b>	<b>6,0</b>

O coeficiente de determinação geral de treinamento médio obtido foi de 0,97.

A Figura 7.13 e Tabela 7.9 apresentam os resultados de aplicação do método LOCPEAKS para o maior grupo classificado (Grupo 4), que revelam exatidão baixa (10%) e baixa acurácia (211,74m) na previsão de 10 rompimentos testados.

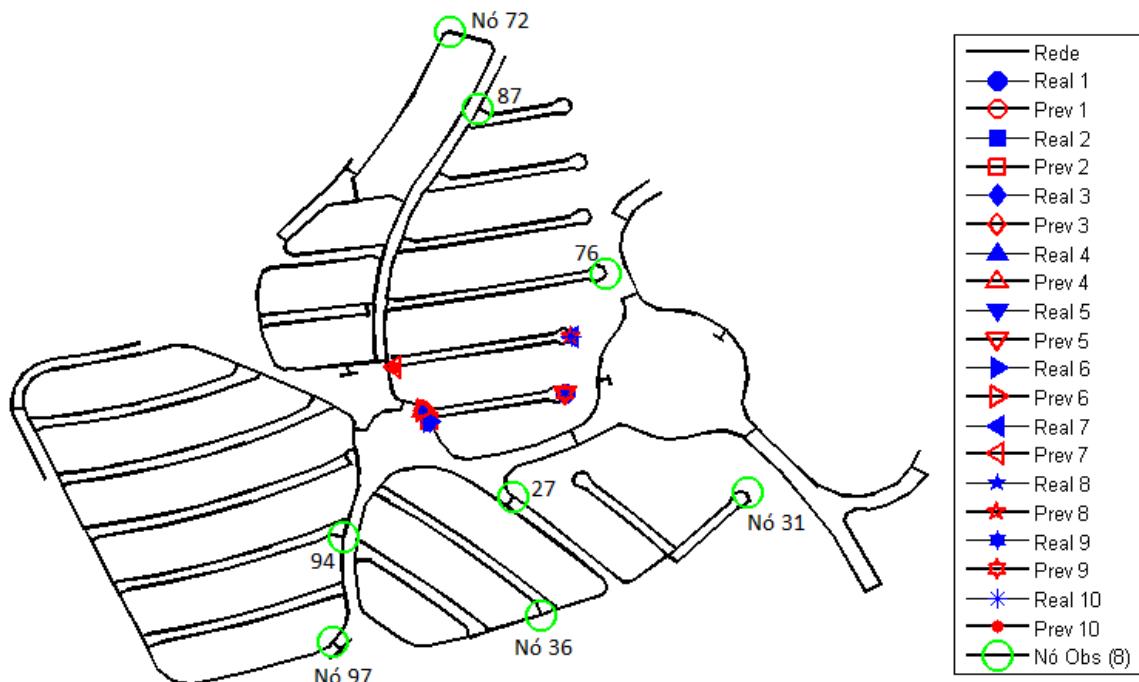


**Figura 7.13 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 4)**

**Tabela 7.9 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Maior grupo (Grupo 4)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	50	11	15	51	61	50	99	50	10	51
Vazão real (L/s)	7,82	5,75	1,50	3,23	5,70	10,66	11,91	2,84	0,80	6,46
Nó previsto	17	11	13	28	30	57	95	64	12	38
Vazão prevista (L/s)	6,91	5,83	5,72	7,73	8,50	11,35	14,30	10,90	5,81	9,18
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	191,54	0,00	86,56	341,68	505,58	195,25	65,63	295,43	114,5	321,2
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 211,74m – Exatidão em 10 testes = 10%									

Considerando o Grupo 3, o menor dos agrupamentos realizados, os resultados obtidos revelam valores de exatidão e acurácia mais adequados, respectivamente 50% e 51,51m, conforme apresentam a Figura 7.14 e Tabela 7.10.



**Figura 7.14 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3)**

**Tabela 7.10 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 8 nós de observação – Menor grupo (Grupo 3)**

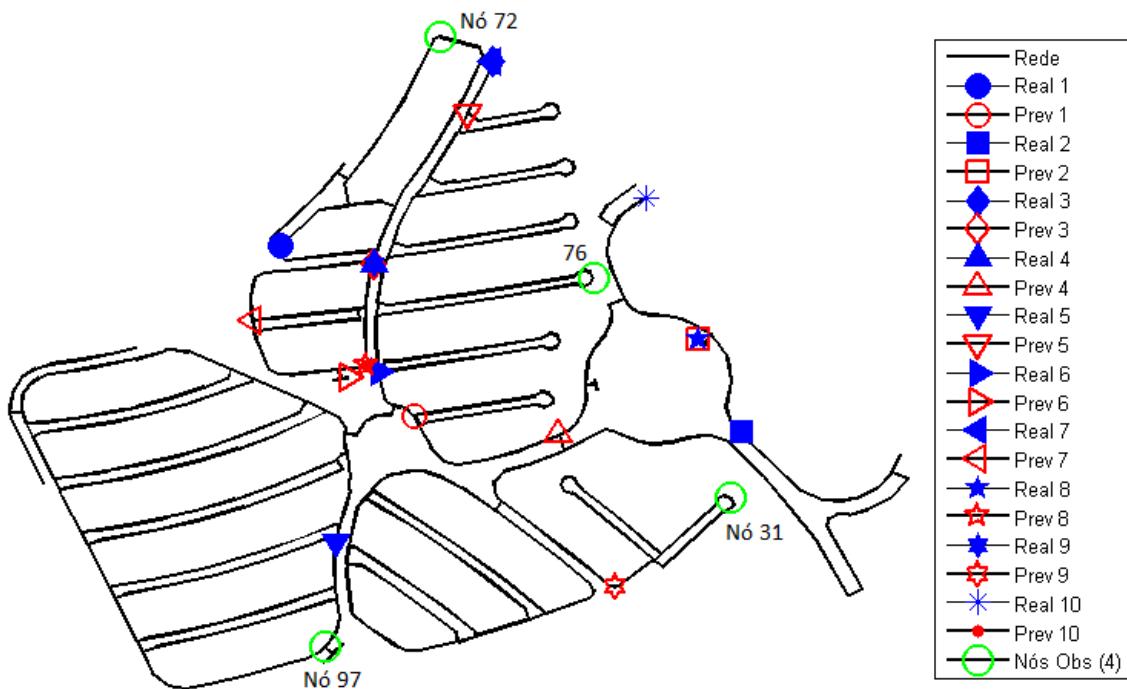
Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	46	44	44	45	46	44	50	50	46	50
Vazão real (L/s)	10,19	3,44	2,29	12,56	12,74	13,74	5,68	6,39	5,10	2,84
Nó previsto	45	44	45	45	46	45	49	50	46	49
Vazão prevista (L/s)	7,25	3,25	1,82	13,24	9,99	13,48	2,98	5,81	4,25	6,51
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	139,09	0,00	13,06	0,00	0,00	13,06	174,96	0,00	0,00	174,9
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 51,51m – Exatidão em 10 testes = 50%									

Os resultados de aplicação do método LOCSAX com 4 nós de observação (nós 31, 72, 76 e 97) a cada um dos grupos, considerando  $t = 40\text{s}$  e  $nlay = 20$  camadas, resultaram em um R médio de 0,76 e são apresentados na Tabela 7.11.

**Tabela 7.11 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados de 4 nós de observação**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
1	417	0%	314,04	22
2	55	30%	137,32	3
3	7	-	-	-
4	293	0%	325,94	14
5	97	60%	21,96	9
6	50	0%	111,00	1
7	539	0%	286,78	5
8	73	40%	147,51	9
9	133	30%	26,42	10
10	106	10%	178,99	10
<b>Média</b>		<b>18,9%</b>	<b>172,22</b>	<b>9,2</b>

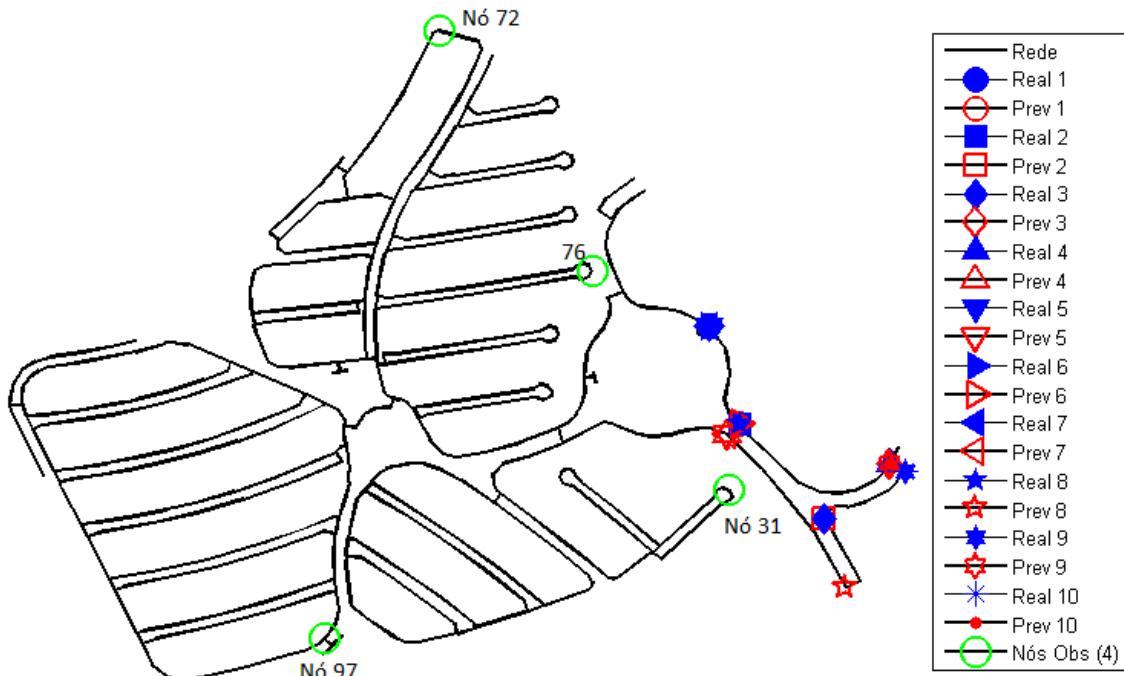
Os resultados de aplicação do método LOCPEAKS para o maior grupo classificado (Grupo 7) são apresentados na Figura 7.15 e Tabela 7.12 e revelam as mesmas características dos grandes grupos anteriormente analisados para 16 e 8 nós de observação, em termos de baixa exatidão (0%) e relativa acurácia (286,78m) na localização de 10 vazamentos-teste.

**Figura 7.15 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

**Tabela 7.12 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Maior grupo (Grupo 7)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	65	9	88	62	94	48	88	13	62	19
Vazão real (L/s)	6,79	11,95	4,82	6,54	12,48	3,22	1,38	8,06	3,27	1,22
Nó previsto	45	13	62	25	87	55	60	52	28	52
Vazão prevista (L/s)	7,43	7,45	5,54	5,35	9,40	9,54	6,24	6,10	6,51	6,34
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	232,41	112,33	255,63	265,86	499,38	30,36	374,96	328,24	434,8	333,8
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 286,78m – Exatidão em 10 testes = 0%									

Considerando o menor dos agrupamentos realizados (Grupo 6), os resultados obtidos não revelam melhores valores de exatidão (0%) que o maior grupo, como observado em outras situações, porém melhor acurácia (111,00m), conforme apresentam a Figura 7.16 e Tabela 7.13.



**Figura 7.16 - Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 6)**

**Tabela 7.13 – Resultados do método LOCPEAKS para dados classificados da rede Campos do Conde com 4 nós de observação – Menor grupo (Grupo 6)**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	11	9	6	4	11	11	11	9	5	5
Vazão real (L/s)	1,44	1,59	4,49	5,39	5,75	0,72	6,47	2,39	1,35	0,67
Nó previsto	9	6	4	10	10	9	10	7	4	4
Vazão prevista (L/s)	2,58	4,98	12,04	20,43	6,26	2,30	6,91	5,06	5,23	8,13
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	114,12	135,25	88,88	164,39	122,70	114,12	122,70	212,45	17,72	17,72
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 111,00m – Exatidão em 10 testes = 0%									

## 7.6. Classificação de dados de campo e aplicação do Método LOCPEAKS para a Rede Campos do Conde

O Capítulo 4 apresenta os ensaios de campo realizados na rede Campos do Conde para simulação de rompimentos com abertura instantânea de válvulas de descargas de rede, cujos resultados foram prejudicados por falhas na descarga de dados de alguns coletores e pela eventual presença de bolhas de ar no interior da rede no momento das manobras.

De todas as manobras realizadas, apenas cinco manobras dispõem de sinais de pressão simultâneos nos quatro pontos monitorados em cada um dos dois ciclos de medição realizados (manobras M5a, M6a, M7a, M8a e M9a do 2º ciclo).

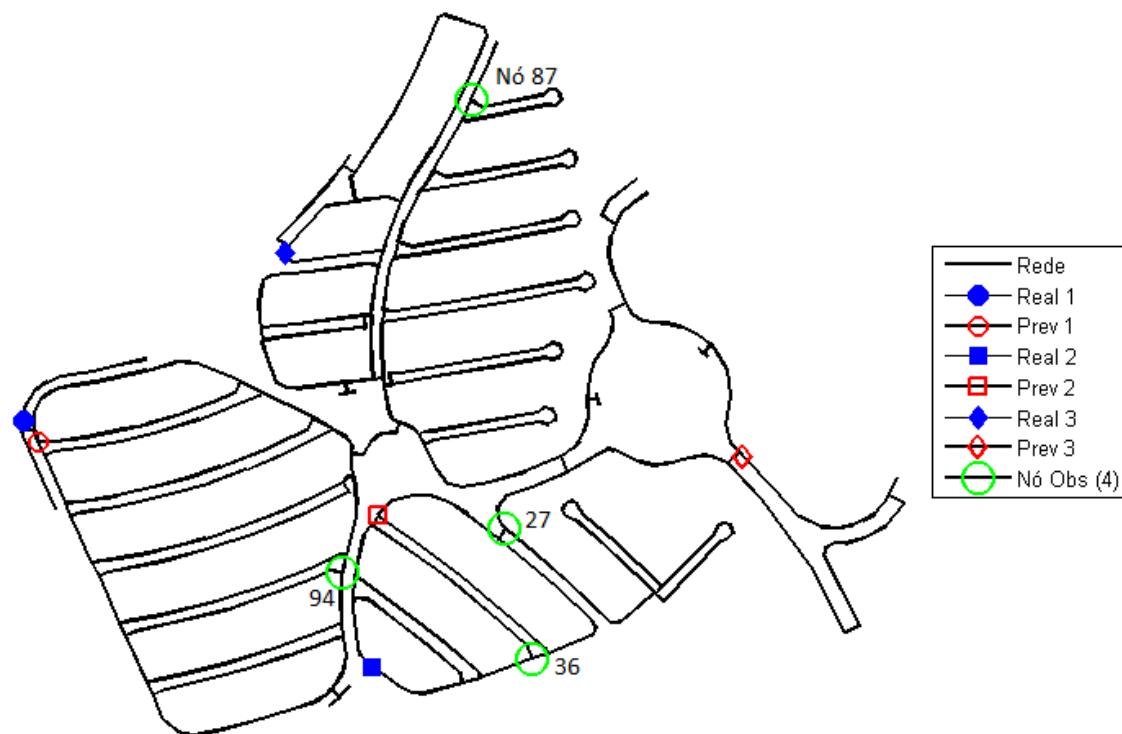
O método LOCPEAKS foi aplicado aos dados coletados em campo com a comparação das características do sinal de cada novo vazamento com os dados classificados para a rede Campos do Conde, de forma a definir o grupo de vazamentos mais próximo deste novo evento e para treinamento deste sinal exclusivamente com os dados do grupo, conforme etapas a seguir:

- Agrupa e classifica dados não normalizados pelo método SOM+*k-means*;
- Determina a curva média do sinal de pressão para cada grupo classificado;
- Organiza e separa os dados de vazamento e pressão de um novo evento para teste;
- Define grupo mais próximo dos dados do evento-teste, através da menor distância em DTW entre o evento-teste e as curvas médias de cada grupo;
- Treina RNA com dados do grupo selecionado;

- f) Simula a RNA com o evento-teste como dados de entrada;
- g) Compara os resultados da simulação da RNA com os vazamentos de referência.

Para aplicação do método LOCPEAKS foram selecionados três eventos coletados em campo, para cada uma das três descargas de rede acionadas (nós 122, 39 e 64), com observação de pressões nos nós 27, 36, 87 e 94 (2º ciclo). O número de camadas intermediárias da RNA adotado foi  $nlay = 10$ .

Os resultados obtidos para os dados de campo com o método LOCPEAKS, assim como os obtidos com os métodos LOCP e LOCSAX, revelou resultados insatisfatórios, muito provavelmente pela influência das bolhas de ar nas pressões coletadas em campo, conforme ilustram a Figura 7.17 e Tabela 7.14.



**Figura 7.17 - Resultados do método LOCPEAKS para dados coletados em campo**

**Tabela 7.14 - Resultados do método LOCPEAKS para dados coletados em campo**

Evento-teste	1	2	3
<b>Grupo selecionado</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>
<b>Nó real de vazamento</b>	122	39	64
<b>Vazão real (L/s)</b>	2,4	3,3	3,9
<b>Nó previsto</b>	117	43	8
<b>Vazão prevista (L/s)</b>	20,06	15,02	15,27
<b>Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)</b>	24,97	153,89	503,66
<b>Acurácia (m)</b>	227,51		

Diferentemente do observado nos resultados obtidos com os métodos LOCP e LOCSAX, as vazões previstas para os dados de campo com o método LOCPEAKS também resultaram distantes das simuladas em campo.

## 7.7. Síntese dos resultados obtidos com o método LOCPEAKS

Os resultados obtidos com o método LOCPEAKS para as três redes estudadas apontam para uma forte influência do número de nós monitorados na rede na qualidade final da localização de rompimentos.

A classificação prévia ao treinamento de RNA dos sinais de pressão permite melhora significativa dos tempos de treinamento e exatidão e acurácia das previsões, sobretudo em grupos menores, que preservam melhor as características de uma determinada região do sistema em análise.

Assim como nos outros métodos propostos, os resultados obtidos permitem observar também que a análise de dados agrupados leva a uma redução considerável do tempo de treinamento da RNA, importante para aplicações em tempo real.

A Tabela 7.15 apresenta uma síntese dos resultados obtidos com a aplicação do método LOCPEAKS às três redes estudadas.

**Tabela 7.15 - Síntese dos resultados obtidos com o método LOCPEAKS**

<b>Rede</b>	<b>Nós monitorados</b>	<b>Exatidão em 10 testes</b>	<b>Distância euclidiana média (m)</b>	<b>Tempo de treinamento (s)</b>
<b>Two-Loop</b>	2/6 (33%)	100%	0	19
<b>Laudissi</b>	2/25 (8%)	20%	99,14	5
	3/25 (12%)	40%	83,12	9
<b>Campos do Conde</b>	16/118 (14%)	0%	279,95	40
<b>Campos do Conde com dados classificados</b>	Maior - 16/118 (14%)	0%	160,02	7
	Menor - 16/118 (14%)	10%	97,71	1
	Média - 16/118 (14%)	4,4%	156,45	11,4
	Maior - 8/118 (7%)	10%	211,74	4
	Menor - 8/118 (7%)	50%	51,51	1
	Média - 8/118 (7%)	10%	171,15	6,0
	Maior - 4/118 (3%)	0%	286,78	5
	Menor - 4/118 (3%)	0%	111,00	1
	Média - 4/118 (3%)	19%	172,22	9,2
	<b>Campos do Conde com dados de campo classificados</b>	4/118 (3%)	0%	227,51

## Capítulo 8

---

### Análise de sensibilidade para a Rede Campos do Conde

Os resultados obtidos com os três métodos analisados, sobretudo na maior das redes analisadas (Campos do Conde) revelam influência significativa do número de pontos de monitoramento de pressão no resultado final do processo de localização de novos rompimentos de rede.

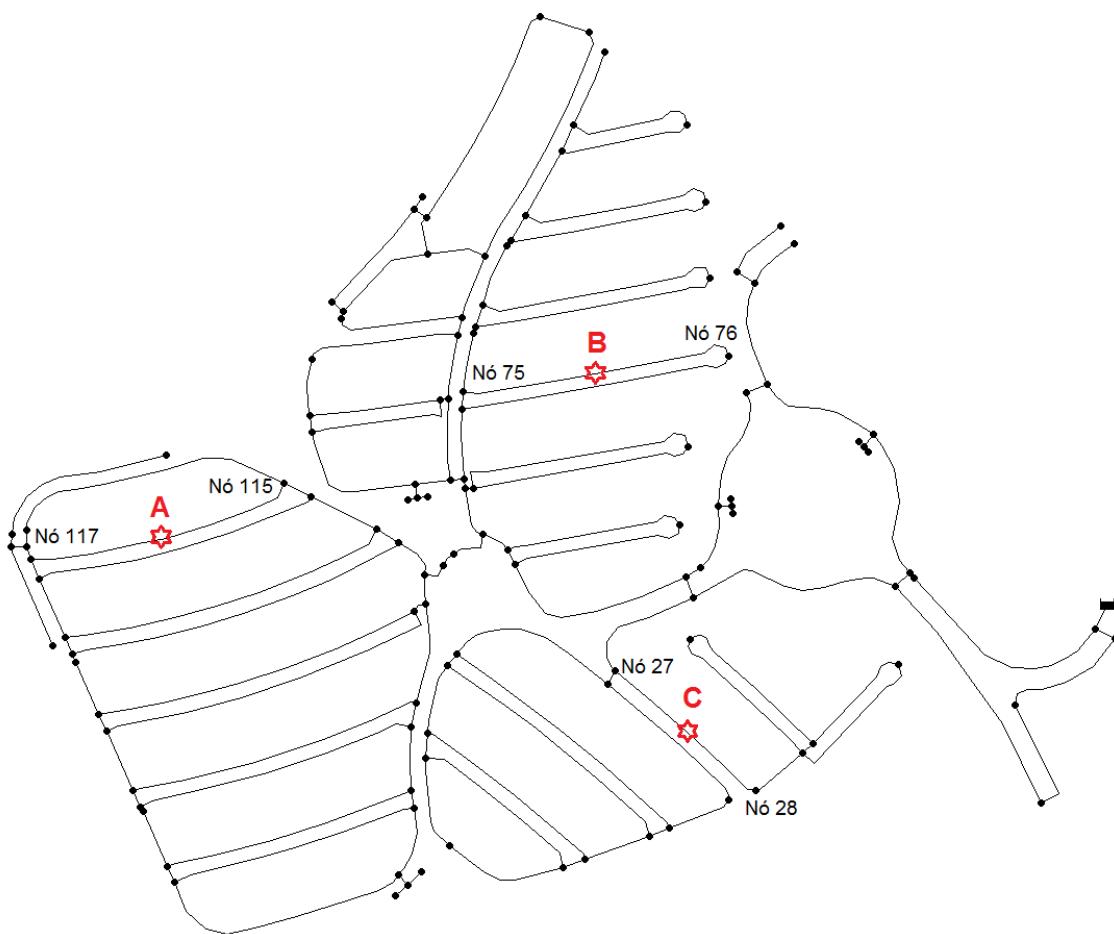
O presente capítulo apresenta uma análise mais detalhada do desempenho dos métodos propostos, aplicados à rede Campos do Conde, em termos da avaliação do seu desempenho na detecção de vazamentos em novos nós de rede, intermediários aos existentes, além da avaliação da sensibilidade na localização em função da variação da posição na rede de um mesmo número de sensores de pressão.

#### 8.1. Localização de vazamentos em nós intermediários

Para avaliação do desempenho dos métodos LOCP, LOCSAX e LOCPEAKS na localização de novos vazamentos foram gerados dados de pressão em regime transitório para novos nós, intermediários a nós existentes no modelo hidráulico simulado, conforme Tabela 8.1 e Figura 8.1.

**Tabela 8.1 – Características dos nós intermediários**

Novo nó	Trecho	Nós adjacentes
A	153	115 e 117
B	40	75 e 76
C	85	27 e 28



**Figura 8.1 - Novos nós intermediários (A, B e C)**

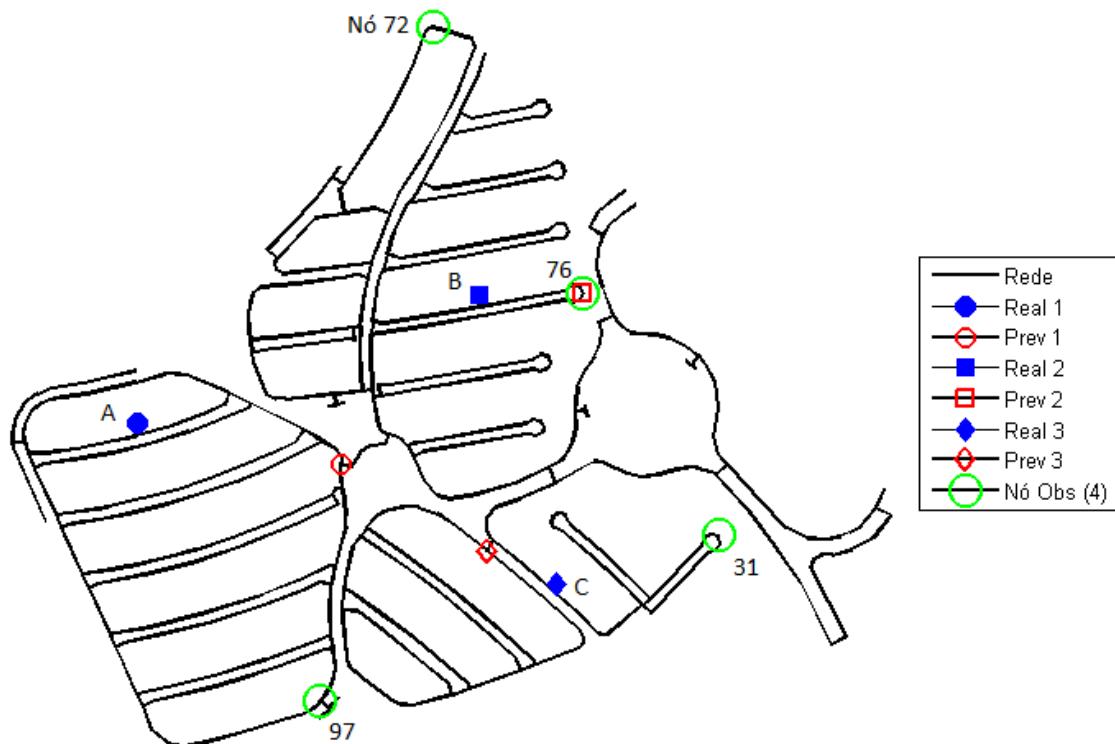
A aplicação dos métodos foi realizada mediante comparação dos sinais de pressão de vazamentos em cada um dos novos nós, com os dados previamente classificados para a rede Campos do Conde, de forma a definir o grupo de vazamentos mais próximo do novo evento e, com isso, realizar o treinamento deste sinal exclusivamente com os dados de seu respectivo grupo, conforme etapas relacionadas a seguir:

- Agrupa e classifica dados não normalizados pelo método SOM+*k-means*;
- Determina a curva média do sinal de pressão para cada grupo classificado;
- Organiza e separa os dados de vazamento e pressão de um novo evento para teste;
- Define grupo mais próximo dos dados do evento-teste, através da menor distância em DTW entre o evento-teste e as curvas médias de cada grupo;
- Treina RNA com dados do grupo selecionado;
- Simula a RNA com o evento-teste como dados de entrada;

- g) Compara os resultados da simulação da RNA com os vazamentos de referência.

Os métodos LOCP, LOCSAX e LOCPEAKS foram aplicados a três novos eventos, um em cada novo nó intermediário, com monitoramento das pressões nos nós 31, 72, 76 e 97, com  $nlay = 10$ .

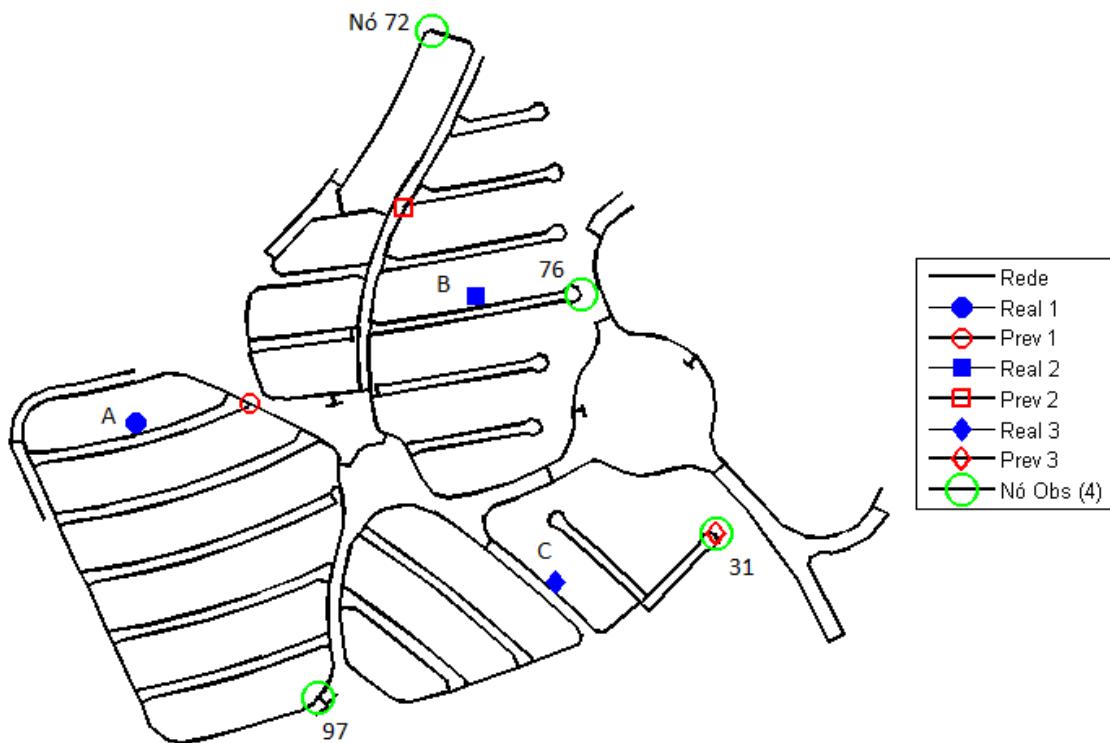
Os resultados obtidos para os três métodos revelam que, na maioria das vezes, os novos vazamentos foram apontados nas adjacências dos nós existentes no modelo, conforme esperado e ilustrado pelas Figuras 8.2 a 8.4 e Tabelas 8.2 a 8.4.



**Figura 8.2 – Resultados do método LOCP aos vazamentos em nós intermediários**

**Tabela 8.2 - Resultados do método LOCP aos vazamentos em nós intermediários**

Evento-teste	1	2	3
<b>Grupo selecionado</b>	<b>8</b>	<b>10</b>	<b>7</b>
<b>Nó real de vazamento</b>	A	B	C
<b>Vazão real (L/s)</b>	12,32	6,44	8,13
<b>Nó previsto</b>	91	76	33
<b>Vazão prevista (L/s)</b>	12,57	3,16	8,76
<b>Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)</b>	209,63	105,48	78,21
<b>Acurácia (m)</b>		131,11	



**Figura 8.3 - Resultados do método LOCSAX aos vazamentos em nós intermediários**

**Tabela 8.3 - Resultados do método LOCSAX aos vazamentos em nós intermediários**

Evento-teste	1	2	3
<b>Grupo selecionado</b>	4	5	7
<b>Nó real de vazamento</b>	A	B	C
<b>Vazão real (L/s)</b>	12,33	6,44	8,13
<b>Nó previsto</b>	114	81	31
<b>Vazão prevista (L/s)</b>	18,54	2,21	17,70
<b>Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)</b>	116,15	115,71	169,76
<b>Acurácia (m)</b>	133,87		

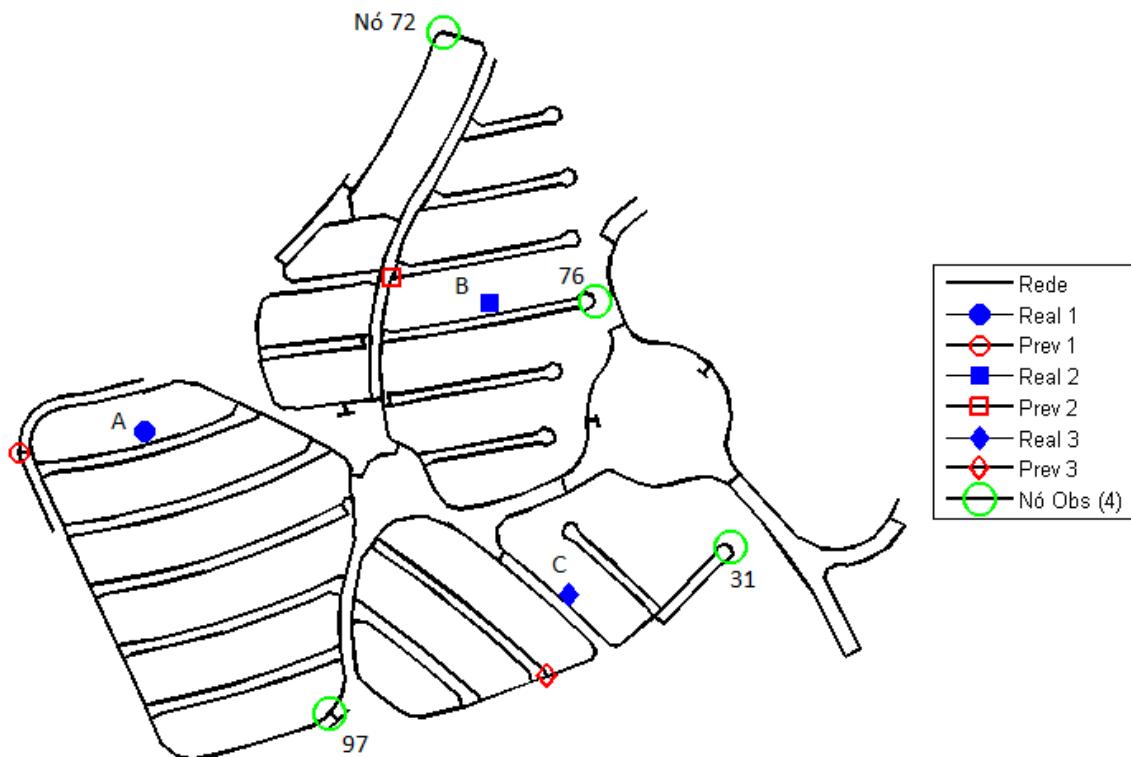


Figura 8.4 - Resultados do método LOCPEAKS aos vazamentos em nós intermediários

Tabela 8.4 - Resultados do método LOCPEAKS aos vazamentos em nós intermediários

Evento-teste	1	2	3
Grupo selecionado	9	9	1
Nó real de vazamento	A	B	C
Vazão real (L/s)	12,33	6,44	8,13
Nó previsto	119	78	35
Vazão prevista (L/s)	8,55	10,06	35,31
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	127,00	99,93	83,99
Acurácia (m)			103,64

## 8.2. Avaliação da sensibilidade na localização de vazamento com a variação da posição dos pontos de monitoramento

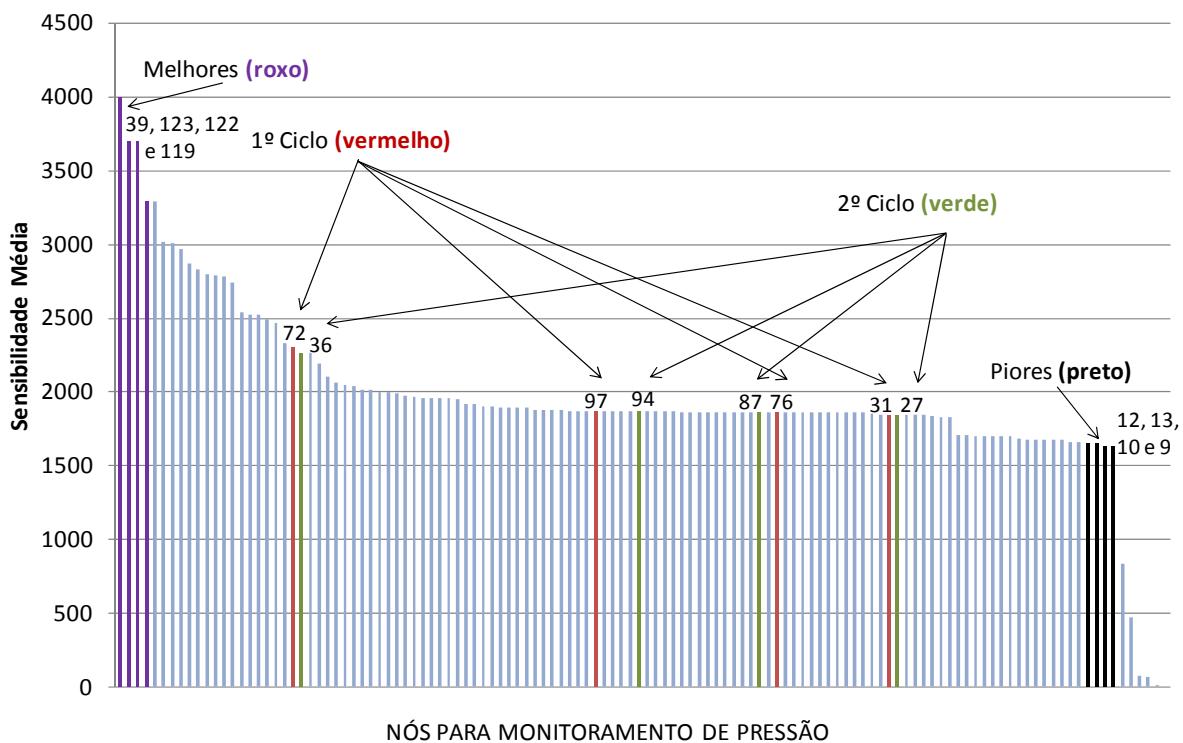
O Capítulo 4 apresenta análise de sensibilidade realizada previamente aos ensaios de campo realizados em 2015 na rede Campos do Conde, para seleção das descargas de rede cujo acionamento provocasse maiores variações globais de carga.

O resultado geral da análise revelou melhores valores de sensibilidade média de pontos de monitoramento próximos às descargas de rede, com piores resultados para nós de observação posicionados nas adjacências do nó fonte (entrada do setor).

A estratégia adotada para as coletas em campo foram selecionados dois conjuntos de quatro pontos de observação, divididos em dois ciclos de medição, quais sejam os nós 72, 97, 76 e 31 (1º Ciclo) e nós 36, 94, 87 e 27 (2º Ciclo).

O presente capítulo apresenta uma análise adicional da sensibilidade dos métodos propostos de localização de rompimentos. Uma vez disponíveis os dados de pressão em regime transitório em todos os nós de monitoramento da rede, foram simuladas localizações de vazamentos considerando como nós de observação os melhores e piores pontos resultantes da análise prévia à coleta em campo, apresentada no Capítulo 4.

Para tanto, o método LOCP foi aplicado sem e com classificação prévia dos sinais de pressão a quatro conjuntos de nós de monitoramento: com melhor sensibilidade (nós 39, 123, 122 e 119) e com pior sensibilidade (nós 12, 13, 10 e 9), além dos dois ciclos de medição de campo, conforme apresenta a Figura 8.5.



**Figura 8.5 - Sensibilidade para os quatro conjuntos de nós de observação avaliados**

O número de camadas intermediárias da RNA de treinamento foi mantido igual a 10 para todas as simulações, com intervalos de tempo  $t$  de 50s para os dados agrupados e 20s para todo o conjunto de dados, sem classificação.

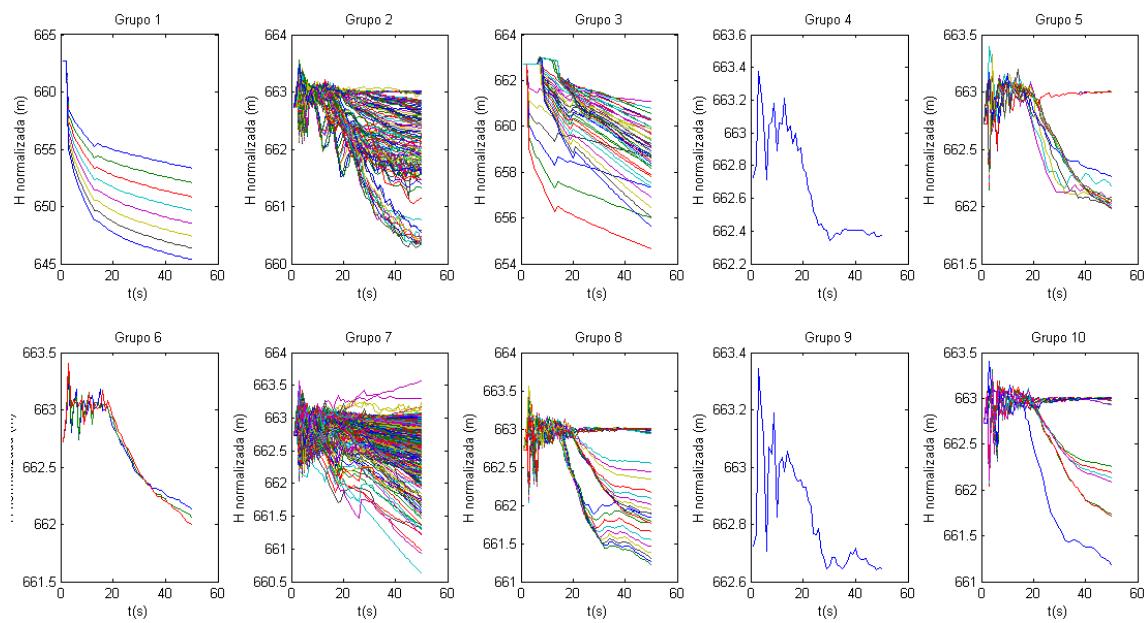
Os resultados para o método LOCP para o conjunto de melhores pontos (nós 39, 123, 122 e 119) revelou acurácia e exatidão insatisfatórias, conforme a Tabela 8.5.

**Tabela 8.5 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com os nós de observação de melhor sensibilidade**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nó real de vazamento	36	48	27	82	22	40	111	110	6	27
Vazão real (L/s)	1,12	12,87	12,68	15,27	7,90	7,39	24,03	27,59	11,67	15,85
Nó previsto	43	55	70	52	62	35	112	111	39	69
Vazão prevista (L/s)	5,15	6,63	7,43	5,11	7,99	9,16	19,93	21,44	6,91	7,41
Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)	212,38	30,36	403,24	198,10	254,45	202,76	277,52	14,52	466,6	393,1
Acurácia e exatidão das previsões (m)	Acurácia (distância média) = 245,30m – Exatidão em 10 testes = 0%									

Entretanto, a aplicação para os dados classificados com os mesmos quatro nós de monitoramento indicou acurácia e exatidão médias mais adequadas, com bons

resultados individuais para alguns grupos, conforme apresentam a Figura 8.6 e Tabela 8.6.



**Figura 8.6 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação de melhor sensibilidade**

**Tabela 8.6 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação com melhor sensibilidade**

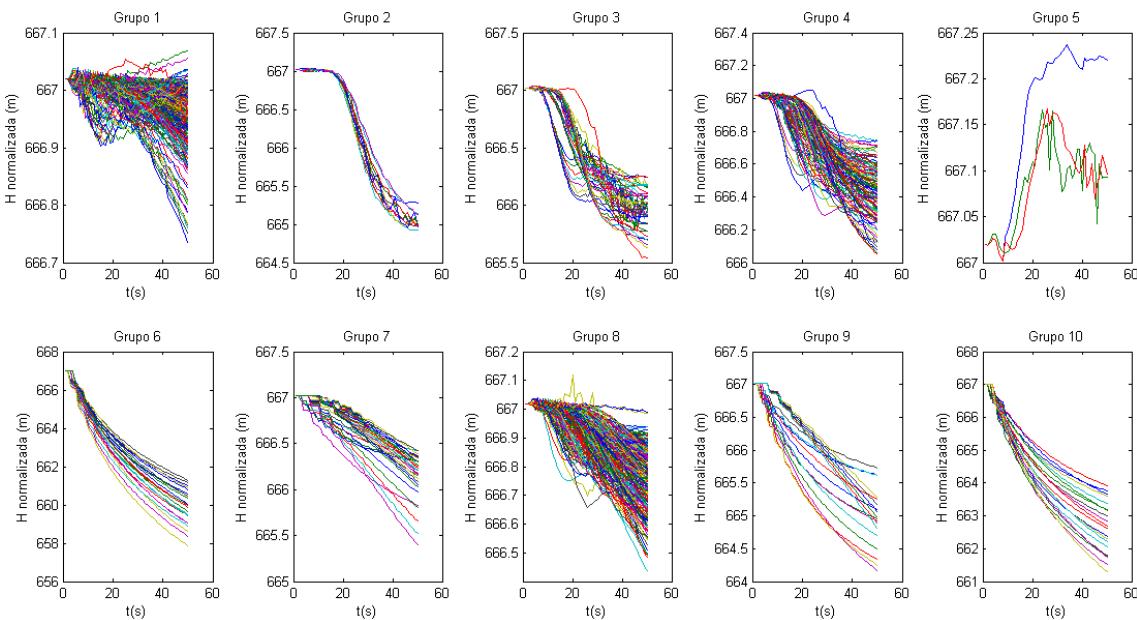
Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)
1	8	-	-
2	120	0%	161,58
3	46	10%	167,97
4	1	-	-
5	14	90%	1,31
6	3	-	-
7	1510	0%	210,38
8	41	80%	35,64
9	1	-	-
10	26	40%	28,50
<b>Média</b>		<b>36,7%</b>	<b>100,90</b>

Os resultados para o método LOCP para o conjunto de piores pontos (nós 12, 13, 10 e 9 revelou acurácia e exatidão também insatisfatórias, conforme a Tabela 8.7.

**Tabela 8.7 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde com os nós de observação de pior sensibilidade**

Evento-teste	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Nó real de vazamento</b>	52	39	16	11	14	92	42	116	9	31
<b>Vazão real (L/s)</b>	9,77	18,78	7,63	0,72	8,77	12,68	4,79	9,40	4,78	10,20
<b>Nó previsto</b>	52	51	12	7	7	71	51	82	12	63
<b>Vazão prevista (L/s)</b>	9,96	8,84	6,62	4,43	5,66	9,24	8,82	8,83	9,08	9,46
<b>Distância euclidiana entre nó de vazamento e nó previsto (m)</b>	0,00	294,21	157,66	324,11	313,18	326,57	150,42	464,94	107,1	446,3
Acurácia e exatidão das previsões (m)	<b>Acurácia (distância média) = 258,44m – Exatidão em 10 testes = 10%</b>									

A aplicação para os dados classificados, também com os quatro nós de monitoramento de pior sensibilidade, indicou acurácia e exatidão médias ainda mais adequadas, com bons resultados individuais para boa parte dos grupos, conforme apresentam a Figura 8.7 e Tabela 8.8.



**Figura 8.7 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação de pior sensibilidade**

**Tabela 8.8 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação com pior sensibilidade**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)
1	1274	0%	266,75
2	12	100%	0,00
3	41	40%	146,44
4	115	30%	60,07
5	3	-	-
6	23	90%	1,77
7	30	60%	46,62
8	234	60%	60,74
9	18	70%	5,32
10	20	90%	1,77
<b>Média</b>		<b>60,0%</b>	<b>65,50</b>

Os resultados para o método LOCP para os conjuntos de nós do 1º e 2º ciclos de medição, que foram realizados em campo, revelam acurácia e exatidão também insatisfatórias, porém melhores que os apresentados anteriormente no caso do 1º Ciclo, conforme apresentam as Tabelas 8.9 e 8.10.

**Tabela 8.9 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde para os nós do 1º Ciclo**

**Tabela 8.10 - Resultados do método LOCP para a rede Campos do Conde para os nós do 2º Ciclo**

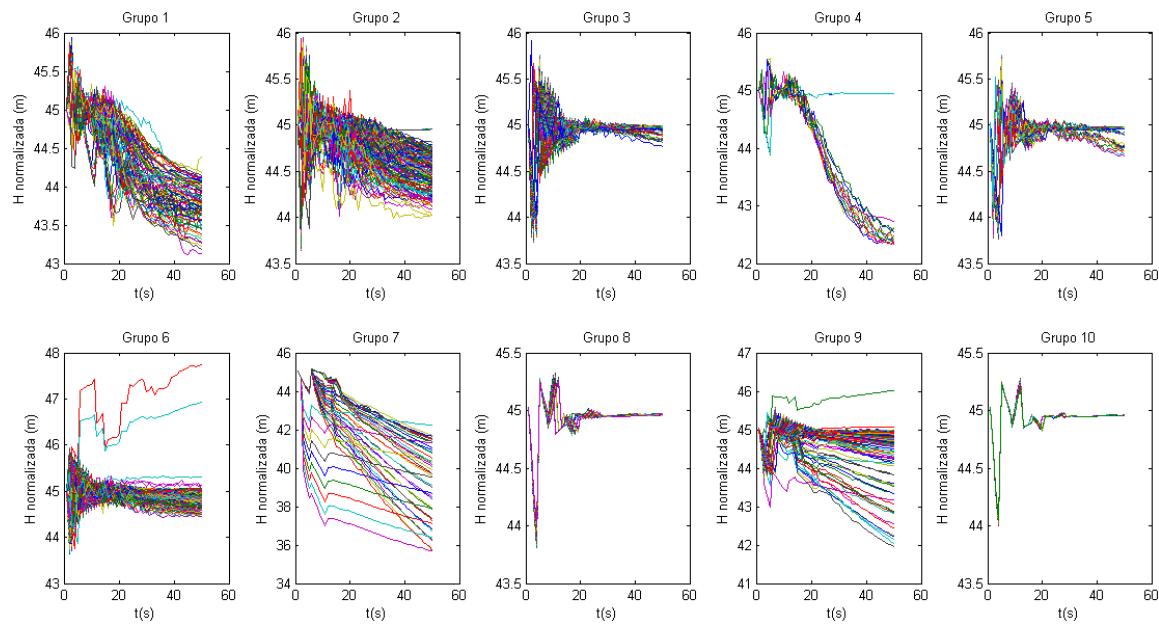
A aplicação do método LOCP para os dados classificados para os dois ciclos de medição também indicam melhores acurácia e exatidão médias e individuais em certos grupos, assim como para as análise com os melhores e piores nós em termos de sensibilidade. As Tabelas 8.11 e 8.12 e Figuras 8.8 e 8.9 ilustram os resultados obtidos.

**Tabela 8.11 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação do 1º Ciclo**

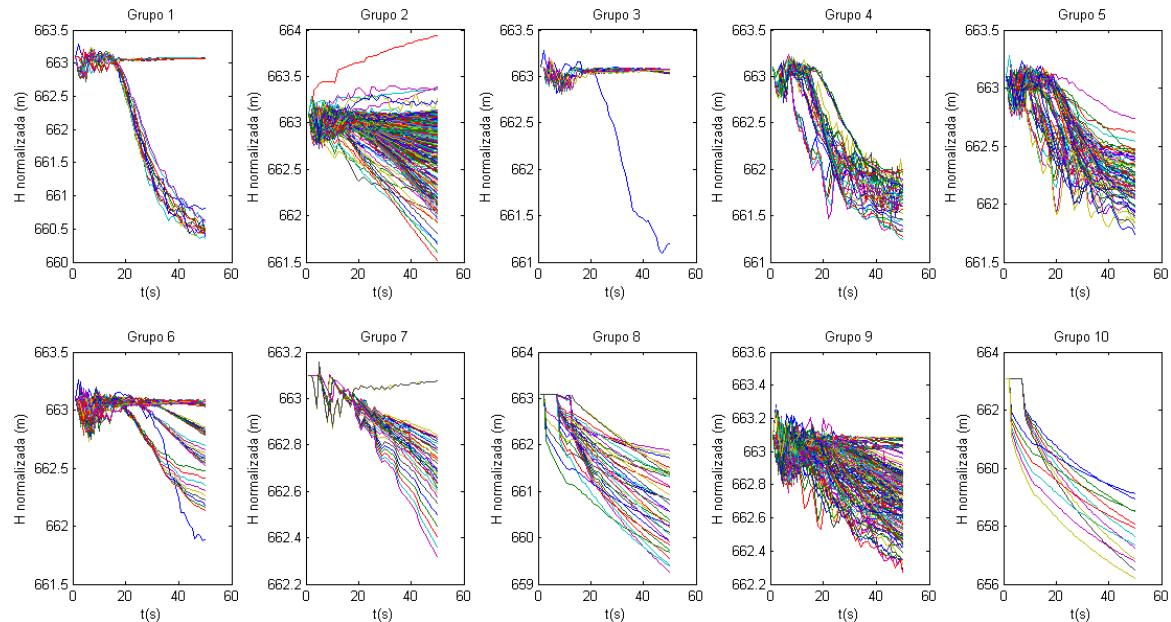
Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)
1	77	100%	0,00
2	160	10%	174,43
3	162	40%	103,36
4	16	20%	65,19
5	102	40%	60,92
6	627	10%	151,81
7	42	40%	24,53
8	33	40%	59,36
9	535	60%	39,89
10	16	60%	46,70
<b>Média</b>		<b>42,0%</b>	<b>72,619</b>

**Tabela 8.12 - Resultados do método LOCP para dados classificados dos nós de observação do 2º Ciclo**

Grupo	Número de elementos do grupo	Exatidão em 10 testes (%)	Acurácia (m)
1	24	30%	43,86
2	1276	10%	156,58
3	34	20%	269,35
4	37	30%	116,02
5	71	70%	45,28
6	54	0%	262,46
7	35	30%	115,28
8	35	10%	261,15
9	191	50%	36,93
10	13	90%	15,63
<b>Média</b>		<b>34,0%</b>	<b>132,25</b>



**Figura 8.8 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação do 1º Ciclo**



**Figura 8.9 - Classificação dos dados de pressão para a rede Campos do Conde com nós de observação do 2º Ciclo**

Um resumo dos resultados obtidos com a análise de sensibilidade realizada com a variação da localização dos nós de observação é apresentada na Tabela 8.13, que revela pouca interferência da posição dos sensores de pressão quando aplicado o método LOCP sem classificação prévia dos dados.

**Tabela 8.13 - Influência na acurácia e exatidão com variação dos pontos de monitoramento**

Posição dos nós de observação/método	Melhores (nós 39, 123, 122 e 119)	Piores (nós 12, 13, 10 e 9)	1º Ciclo (nós 72, 76, 31 e 97)	2º Ciclo (nós 36, 87, 27 e 94)
LOCP sem classificação	245,30m 0%	258,44m 10%	174,40m 10%	332,21m 0%
LOCP com classificação (média)	100,90m 36,7%	65,50m 60%	72,62m 42%	132,25m 34%

Os resultados obtidos relevam, ainda, melhores resultados na localização de rompimentos com dados classificados, com resultados ainda melhores quando posicionados os nós de observação próximos da entrada do setor ou nó fonte, diferentemente do previsto na análise prévia apresentada no Capítulo 4 - foram considerados como "piores" nós.

A localização dos sensores em pontos de valores intermediários de sensibilidade, realizadas nos dois ciclos de medição realizados em campo, também revelaram bons resultados na localização de vazamentos, quando avaliados os sinais classificados de pressão.

Comparando os resultados obtidos para os dois ciclos de medição de campo, em termos de localização de vazamentos e da calibração de rugosidades apresentada no Capítulo 4, é possível observar uma solicitação maior da rede com os nós monitorados no 1º ciclo e que não possível de ser identificada na análise prévia realizada.

## Capítulo 9

---

### Avaliação de desempenho dos métodos e discussões

A aplicação dos métodos propostos LOCP, LOCSAX e LOCPEAKS às redes analisadas no presente trabalho demonstram que as características do sinal de pressão de rompimentos de rede em regime transitório guardam forte relação com sua localização dentro da topologia do sistema de distribuição e com sua magnitude.

Estas características permitem a definição e reconhecimento de padrões de comportamento das grandezas hidráulicas que torna possível a localização de novos rompimentos.

Os três métodos propostos realizam desde a análise do sinal integral de pressão de novos rompimentos (LOCP), como do sinal codificado (LOCSAX) ou apenas de características específicas do sinal (LOCPEAKS).

Os resultados obtidos com a aplicação dos três métodos permite observar que o reconhecimento de padrões, realizado por meio de treinamento e simulação de RNA, oferece melhores resultados quanto maior o conjunto de dados em análise, porém com prejuízo do tempo do processo de treinamento.

Todavia, quando analisados os resultados obtidos com os métodos LOCSAX e LOCPEAKS observa-se que, mesmo com uma redução substancial do número de dados em treinamento e consequentemente do tempo de treinamento da RNA, não há necessariamente um prejuízo na mesma escala da qualidade da localização de um novo vazamento e de sua vazão, possivelmente pela substituição de um conjunto de "muitos" dados por um conjunto de "melhores" dados em treinamento.

A Tabela 9.1 concentra os resultados obtidos para as três redes analisadas com os métodos propostos.

**Tabela 9.1 – Resultados obtidos com os métodos LOCP, LOCSAX e LOCPEAKS para as redes e situações analisadas**

Método	Rede	Nós monitorados	Exatidão em 10 testes	Acurácia (m)	Tempo de treinamento (s)
LOCP	<b>Two-Loop</b>	2/6 (33%)	100%	0,00	5.166
	<b>Laudissi</b>	2/25 (8%)	20%	154,04	129
		3/25 (12%)	50%	55,54	26
	<b>Campos do Conde</b>	16/118 (14%)	20%	82,45	746
	<b>Campos do Conde com dados classificados</b>	Maior - 16/118 (14%)	10%	146,87	4.624
		Menor - 16/118 (14%)	50%	17,11	155
		Média - 16/118 (14%)	44%	67,30	569,1
		Maior - 8/118 (7%)	40%	86,83	946
		Menor - 8/118 (7%)	70%	15,70	8
		Média - 8/118 (7%)	63%	52,44	159,6
		Maior - 4/118 (3%)	10%	151,81	200
		Menor - 4/118 (3%)	20%	65,19	199
		Média - 4/118 (3%)	42%	72,62	46,6
	<b>Campos do Conde com dados de campo classificados</b>	4/118 (3%)	0%	345,43	26
LOCSAX	<b>Two-Loop</b>	2/6 (33%)	100%	0,00	213
	<b>Laudissi</b>	2/25 (8%)	20%	116,34	23
		3/25 (12%)	30%	79,65	144
	<b>Campos do Conde</b>	16/118 (14%)	10%	109,47	480
	<b>Campos do Conde com dados classificados</b>	Maior - 16/118 (14%)	10%	167,27	46
		Menor - 16/118 (14%)	60%	9,87	1
		Média - 16/118 (14%)	19%	89,43	7,3
		Maior - 8/118 (7%)	0%	256,39	26
		Menor - 8/118 (7%)	80%	18,90	1
		Média - 8/118 (7%)	11%	156,03	6,7
		Maior - 4/118 (3%)	10%	167,65	10
		Menor - 4/118 (3%)	10%	153,15	1
		Média - 4/118 (3%)	13%	133,23	3,0
	<b>Campos do Conde com dados de campo classificados</b>	4/118 (3%)	0%	311,96	17
LOCPEAKS	<b>Two-Loop</b>	2/6 (33%)	100%	0	19
	<b>Laudissi</b>	2/25 (8%)	20%	99,14	5
		3/25 (12%)	40%	83,12	9
	<b>Campos do Conde</b>	16/118 (14%)	0%	279,95	40
	<b>Campos do Conde com dados classificados</b>	Maior - 16/118 (14%)	0%	160,02	7
		Menor - 16/118 (14%)	10%	97,71	1
		Média - 16/118 (14%)	4,4%	156,45	11,4
		Maior - 8/118 (7%)	10%	211,74	4
		Menor - 8/118 (7%)	50%	51,51	1
		Média - 8/118 (7%)	10%	171,15	6,0
		Maior - 4/118 (3%)	0%	286,78	5
		Menor - 4/118 (3%)	0%	111,00	1
		Média - 4/118 (3%)	19%	172,22	9,2
	<b>Campos do Conde com dados de campo classificados</b>	4/118 (3%)	0%	227,51	5

Em linhas gerais, os resultados obtidos chamam atenção para três critérios específicos: o tempo de treinamento da RNA, a influência da classificação de dados previamente ao treinamento e a importância da quantidade e seleção dos pontos de monitoramento.

Os resultados obtidos para as duas redes menores, Two-Loop e Jardim Laudissi, apontam para desempenhos próximos entre si na localização de vazamentos, mas com grande diferença entre os tempos de treinamento, fator que pode ser importante em casos de retreinamento de sistemas com dados em tempo real.

Os resultados obtidos com os métodos LOCSAX e LOCPEAKS indicam uma exatidão média relativamente menor que a obtida com o método LOCP, mas com acurácia adequada o suficiente para que, com tempos de treinamento bastante pequenos, os métodos auxiliem equipes de campo na redução do *run time* de vazamentos.

Para a rede Campos do Conde os resultados obtidos foram semelhantes tanto para o método LOCP como para LOCSAX, mas com tempos de treinamento significativamente menores no caso da LOCSAX, também com influência na aplicação em sistemas em tempo real.

Ainda para a rede Campos do Conde, os resultados obtidos com classificação dos dados indicou grande melhora na localização em termos de exatidão e acurácia das localizações, com resultados médios para 8 nós de observação melhores que para 16 nós. Porém, quando observados os menores agrupamentos para as três situações, os resultados para 4 nós de observação foram piores que os obtidos com mais nós monitorados.

Uma característica importante revelada pelo agrupamento dos dados consiste na separação dos dados tanto por forma como por escala, permitindo agrupar em grupos distintos curvas aparentemente semelhantes entre si, mas que possuem escalas distintas de pressão.

A melhora do desempenho da análise de dados classificados justifica-se pelo agrupamento de sinais semelhantes e que possuem origens similares, normalmente vazamentos muito próximos entre si, o que melhora a qualidade final da previsão e, pelo agrupamento, os respectivos tempos de treinamento.

Entretanto, a análise de grupos com grande quantidade de elementos leva a resultados muito próximos daqueles obtidos sem classificação prévia dos dados, indicando que estudos futuros sobre o número e classificação dos grupos são extremamente recomendados.

Os resultados obtidos com dados obtidos em ensaios de campo na rede Campos do Conde foram insatisfatórios e influenciados pela possível presença de ar na rede na ocasião das manobras, além da pequena quantidade de dados para seu treinamento, que sugerem para futuros trabalhos e aplicações de campo a realização de campanhas para garantir a eliminação completa de ar nos sistemas previamente às medições e o cuidado de evitar a instalação de sensores de pressão em pontos onde o acúmulo de ar seja facilitado.

A análise de sensibilidade da rede realizada previamente à definição dos pontos de monitoramento revela que a seleção de pontos em regime permanente não indica, necessariamente, os melhores pontos para previsão de vazamentos com uso de sinais em regime transitório, abrindo importante janela para desenvolvimento de técnicas de *sampling design* com dados transitórios.

A concepção geral de um sistema de monitoramento em tempo real para detecção e localização de novos vazamentos em sistemas reais deve prever o retreinamento permanente do previsor com dados atualizados e pode independe da medição das vazões de entrada no setor monitorado.

Todavia, estas vazões podem ser consideradas enquanto informação adicional ou verificação (*check*) de previsão e como prevenção de alarmes falsos, dado que os resultados obtidos com a aplicação dos métodos propostos às três redes estudadas revelaram excelente previsão das vazões dos rompimentos ensaiados, independentemente da acurácia de sua localização.

A Figura 9.1 ilustra um esquema geral de monitoramento em tempo real de um sistema de distribuição de água para detecção e localização de novos rompimentos.



**Figura 9.1 – Esquema geral de monitoramento em tempo real para detecção e localização de rompimentos**

Os métodos de localização propostos colaboram para a determinação de regras e padrões de vazamentos em tempo real, que são um tipo de informação mais facilmente aceito e assimilado pelas companhias de saneamento que a própria decisão operacional final em tempo real.

A solução final não precisa ser tomada em tempo real, mas o acompanhamento *on line* permite subsídios únicos e preciosos à tomada de decisão. Mais vale às equipes operacionais de campo conhecer a quadra ou região que contém um vazamento, reduzindo o tempo de pesquisa sônica e reparo, que o fechamento remoto de válvulas de manobra - a manutenção efetiva na tubulação não ocorre em tempo real.

Uma das principais fontes inspiradoras dos métodos propostos foi o trabalho de SHINOZUKA E DOUG (2005), que analisou gradientes de pressões observados em pontos próximos e distantes de rompimentos de rede, concluindo pela sua quase óbvia relação para com a localização dos vazamentos. Todavia, sua localização ainda dependia da informação de existência do vazamento, nem sempre disponível no dia-a-dia dos operadores.

A revisão apresentada no Capítulo 3 sobre o estado da arte da localização de vazamentos em redes de distribuição de água permite separar, de forma didática, as abordagens existentes em técnicas físicas e matemáticas.

As técnicas físicas são aplicáveis, quase sempre, apenas quando já ocorreu o vazamento e sua existência é conhecida.

As técnicas matemáticas, também didaticamente divisíveis em modelagens em regime permanente ou transitório, também dependem da pré-existência de vazamentos e do conhecimento de suas características no sistema, mesmo em previsões com auxílio de aprendizado de máquinas ou regressores.

Neste contexto, uma analogia possível entre as duas técnicas pode ser a busca por um objeto perdido em uma sala escura, em que a primeira das abordagens (técnicas físicas) consiste em tatear o chão da sala em busca do objeto, enquanto a segunda (técnicas matemáticas), permite acender a luz da sala e revelar a área de busca. Ambas, porém, dependem da informação de que o objeto foi perdido.

Uma vez definida a área de busca (área da sala), são eleitos pontos de observação da sala às claras para localização visual do objeto.

As técnicas disponíveis na bibliografia para localização destes pontos de monitoramento em redes de distribuição de água são em sua maioria em regime permanente e revelam, pela analogia empregada, a situação da sala sem e com o objeto perdido – possivelmente não muito distintas entre si.

Informações sobre os instantes específicos de como o objeto se perdeu dentro da sala - seu barulho caindo, por exemplo, observado em pontos distintos no interior da sala - revelam informações preciosas sobre o evento. Inclusive a definição dos pontos mais adequados para monitoramento desta situação transitória pode ser diferente daquela em regime permanente.

Os resultados obtidos com os diversos pontos de monitoramento selecionados por análise de sensibilidade em regime permanente para a rede Campos do Conde revelam esta situação, quando pontos considerados menos adequados puderam revelar melhores características de previsão na localização dos vazamentos.

Sistemas de distribuição de água são elementos complexos e dinâmicos e onde, ainda emprestando a analogia, a simples ciência de que há um objeto perdido e em que

região aproximada da sala ele se encontra permite a sua localização mais rápida e segura. Abandonando a analogia, mesmo que a localização final seja realizada "no tato", ou seja, com emprego de técnicas físicas por geofonamento convencional, o processo de localização resulta facilitado com o uso conjunto das duas técnicas.

## Capítulo 10

---

### Conclusões

As perdas nos sistemas de abastecimento de água, sobretudo sua parcela física, são um problema a ser enfrentado pelas companhias de saneamento para sustentabilidade das comunidades abastecidas e das próprias empresas prestadoras dos serviços.

Além de boas condições de projeto, instalação e conservação dos sistemas de distribuição, enquanto aumento da resiliência do sistema, em termos operacionais, a redução dos tempos de detecção e localização de novos vazamentos em redes em operação (*run time*) permite a redução dos volumes perdidos nestas novas fugas.

Aos volumes de água efetivamente recuperáveis com a rápida localização de vazamentos, somam-se outras vantagens econômicas, sociais e ambientais, como a redução da intermitência ou desabastecimento da população, melhora da imagem pública da companhia de saneamento, economias em despesas com energia elétrica e produtos químicos e o uso parcimonioso dos recursos hídricos.

Os sinais de pressão provocados pelos rompimentos em redes de distribuição possuem importante relação com sua localização e intensidade ou magnitude, conferindo uma "assinatura hidráulica" destes eventos. O emprego de Redes Neurais Artificiais, enquanto reconhecedoras de padrões, foi realizado com sucesso na identificação de padrões hidráulicos de novos rompimentos de rede ensaiados.

Os métodos propostos no presente trabalho permitem a detecção e a localização de novos rompimentos em redes de distribuição de água, com análise das características dos sinais transitórios provocados por novos rompimentos, em taxas de aquisição de dados compatíveis com equipamentos comerciais (da ordem de 1 Hz) e sem necessidade de monitoramento das vazões de entrada nos sistemas, estas mais difíceis de serem monitoradas em frequências mais altas.

Em termos práticos, esta situação colabora para a viabilidade técnica e econômica de redes para localização rápida de novos vazamentos, por meio de

equipamentos de medição de pressão disponíveis em escala comercial e com custos bastante acessíveis, se comparados a medidores de vazão com a mesma precisão.

O monitoramento de vazões de entrada do setor pode assumir, ainda, caráter suplementar ou de verificação do processo de detecção de novos rompimentos, uma vez que os resultados obtidos com a aplicação dos três métodos a três redes de distribuição - duas delas reais - revelam excelentes resultados na previsão das vazões destes novos eventos.

Os métodos propostos LOCSAX e LOCPEAKS possuem ainda tempos de treinamento da RNA previsora bastante pequenos, característica importante para viabilizar o retreinamento da rede neural com dados monitorados em campo e sem grandes prejuízos à qualidade final da localização.

Os resultados obtidos com modelo híbrido, com o agrupamento dos sinais de pressão previamente ao treinamento da RNA, indicaram melhora significativa das condições de localização de novos rompimentos e com melhores tempos de treinamento, graças a redução do conjunto de dados em treinamento. A classificação dos sinais de pressão com o modelo híbrido SOM+*k-means* em foi realizada considerando um número constante de 10 grupos, para fins de comparação entre resultados. Todavia, a melhora na acurácia e exatidão da previsão com o agrupamento de sinais não apenas com formas, mas também com escalas semelhantes, merece ser explorado com maior profundidade com a definição adequada do número de grupos, como pelo critério de Calinski-Harabasz, por exemplo.

Embora a localização dos pontos de monitoramento de pressão com análise de sensibilidade prévia aos ensaios de campo não tenha revelado bons resultados, os dados obtidos permitem concluir que a quantidade e a boa localização dos sensores assume papel relevante e merece cuidados na sensibilidade geral da resposta no processo ou mesmo em termos práticos, para seja evitada sua instalação em pontos favoráveis ao acúmulo de ar no sistema.

O desenvolvimento de técnicas de seleção de pontos de monitoramento de pressões em regime transitório é sugerido para futuros trabalhos, dado que pode revelar quais os melhores pontos para obtenção das melhores informações (normalmente transitórias) do sistema.

## Capítulo 11

---

### Referências bibliográficas

- ABE, N. Proposição de calibração de redes de sistemas de abastecimento de água através de redes neurais artificiais. Tese de doutorado, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos. 174 p. 2014.
- AFFONSO, G.S. Mapas Auto-organizáveis de Kohonen (SOM) aplicados na avaliação dos parâmetros da qualidade da água. IPEN – Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares. Dissertação de Mestrado. São Paulo, 2011.
- AKSELA, K.; AKSELA, M.; VAHALA, R. Leakage detection in a real distribution network using a SOM. *Urban Water Journal*, 6:4, 279-289. 2009.
- ALLEN, M.; PREIS, A.; IQBAL, M.; SRIRANGARAJAN, S.; LIM, H. B.; GIROD, L.; WHITTLE, A. J. Real-time in-network distribution system monitoring to improve operational efficiency. *Journal of American Water Works Association*. 2011.
- ALPEROVITS, E.; SHAMIR, U. Design of optimal water distribution systems. *Water Resources Research*. 13:6, 885-900. 1977.
- AR, K. Calibration of water distribution networks. Dissertação de mestrado. Universidade Técnica do Oriente Médio, Ankara, Turquia. 131p. 2011.
- ARAUJO, J. K; CHAUDHRY, F. H. Um estudo da conveniência da calibração das rugosidades absolutas e fatores de atrito de tubos de uma rede de distribuição de água com dados transientes. Anais do Seminário Hispano-Brasileiro de Sistemas de Abastecimento de Água. João Pessoa, PB, Brasil. 2004.
- ARES-PCJ – Agência Reguladora dos Serviços de Saneamento das Bacias dos Rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí. Relatório de Fiscalização Técnica dos Sistemas de Água e Esgoto do Município de Piracicaba. Relatório R1 – Diagnóstico. 42 p. Americana, SP, agosto/2013.
- BARRETO, J.M. Introdução às Redes Neurais Artificiais. Laboratório de Conexionalismo e Ciências Cognitivas – UFSC. Florianópolis, SC. 2002.

- BENKACI, M; HOBLOS, G. BEN-CHERIF, K. Leaks detection and characterization in diesel air path using Levenberg-Marquardt neural networks. 2012 Intelligent Vehicles Symposium. Alcalá de Henares, Spain. 2012.
- BILLMANN, L. ISERMANN, R. Leak detection methods for pipelines. *Automatica* Vol. 23, no. 3: 381-385. 1987.
- BRASIL. Ministério das Cidades. Secretaria Nacional de Saneamento Ambiental – SNSA. Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento: Diagnóstico dos Serviços de Água e Esgotos – 2015. Brasília. 212 p. 2017.
- BRENTAN, B. M. Sistemas de abastecimento de água inteligentes: Previsão de demanda e controle ótimo em tempo real. Tese de Doutorado. FEC-UNICAMP, Campinas, 2017, 225p.
- BRUNONE, B.; FERRANTE, M.; MENICONI, S. Portable pressure wave-maker for leak detection and pipe system characterization. *Journal of American Water Works Association*, 100, 108-116. 2008.
- BRUNONE, B.; KARNEY, B.W.; MECARELLI, M.; FERRANTE, M. Velocity profiles and unsteady pipe friction in transient flow. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 126, 236-244. 2000.
- BUSH, C. A; UBER, J. G. Sampling design methods for water distribution model calibration, *Journal of Water Resources Planning and Management* 124(6): 334–344. 1998.
- CAMARGO, L.A. O golpe de aríete em tubulações de recalque. Análise simplificada. Trabalho apresentado no XV Encontro de Engenheiros de Assistência Técnica – Tubos e Conexões Tigre S.A. Joinville, SC, outubro de 1989.
- CAPUTO, A. C.; PELAGAGGE, P. M. An inverse approach for piping networks monitoring. *Journal of Loss Prevention in the process industries*. 2002.
- CASILLAS, M.V.; PUIG, V.; GARZA-CASTAÑÓN, L.; ROSICH, A. Optimal sensor placement for leak location in water distribution networks using Genetic Algorithms. *MDPI Sensors*, 13, 14984-15005. 2013.

- CHOI, D.Y.; KIM, S.W.; CHOI, M.A.; GEEM, Z.W. Adaptative Kalman Filter based on adjustable sampling interval in busrt detection for water distribution system. MDPI Water 8, 142. 2016.
- CHOU, K.W.; LIU, G.Y.; YEH, C.H.; HUANG, C.W. Taiwan water supply network's seismic damage simulation applying negative pressure treatment. In: 5th International Conference on Advances in Experimental Structural Engineering. Taipei, Taiwan. 2013.
- CHRISTODOLOU, S.E.; KOURTI, E.; AGATHOKLEOUS, A. Waterloss detection in water distribution network using Wavelet Change-Point detection. Water Resources Management, 2016.
- COBRAPE - Companhia Brasileira de Projetos e Empreendimentos. Plano das bacias hidrográficas dos Rios Piracicaba, Capivari e Jundiaí 2010 a 2020 – Relatório síntese. 2<sup>a</sup> edição revisada. São Paulo. 2011.
- COELHO, S.T.; LOUREIRO, D.; ALEGRE, H. Modelação e análise de sistemas de abastecimento de água. ERSAR/LNEC. Lisboa. 2006.
- COLOMBO, A. F.; LEE, P.; KARNEY, B. W. A selective literature review of transient-based leak detection methods. Journal of Hydro-environment Research 2: 212-227. 2009.
- CORNELL UNIVERSITY. GIRAFFE user's manual – Version 4.2. Escola de Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Cornell, Ithaca, NY, EUA. 2008.
- COVAS, D., RAMOS, H., LOPES, N., ALMEIDA, A.B. Water pipe system diagnosis by transient pressure signals. In: Eighth Annual Water Distribution Systems Analysis Symposium, Cincinnati, OH, August 27 e 30. 2006.
- COVAS, D., STOIANOV, I., BUTLER, D., MAKSIMOVIC, C., GRAHAM, N., RAMOS, H. Leakage detection in pipeline systems by inverse transient analysis e from theory to practice. In: Ulanicki, Coulbeck, Rance (Eds.), Proc. Sixth Int. Conference on Computing and Control in the Water Industry (CCWI), Leicester, England. Water Software Systems: Theory and Applications. Research Studies Press Ltd., Hertfordshire, England. 2001.
- COVAS, D.; ALMEIDA, A. B.; RAMOS, H. Detecção e Localização de Fugas em Redes de Distribuição de Água. Anais do 4º Congresso da Água da Associação Portuguesa de Recursos Hídricos – APRH. Lisboa, Portugal. 1998.

- COZOLINO, L.; SPROKAY. S. Neuroscience and adult learning. New Directions for Adult and Continuing Education. Wiley. 2006
- DUAN, H. Investigation of factors affecting transient pressure wave propagation and implications to transient based detection methods in pipeline systems. Tese de doutorado. Universidade de Ciência e Tecnologia de Hong Kong. 333p. 2011.
- FARES, H.; ZAYED, T. Hierarchical Fuzzy expert system for risk of failure of water mains. Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice – ASCE. Fevereiro de 2010.
- FUNAHASHI, K; NAKAMURA, Y. Approximation of dynamical systems by continuous time recurrent neural networks. Neural Networks. Elsevier. 1993.
- GAMBOA-MEDINA, M. M.; REIS, L. F. R. Sampling design for leak detection in water distribution networks. Procedia Engineering 186, 460-469. 2017.
- GERMANOPOULOS, G.; JOWITT, P. W. Leakage reduction by excess pressure minimization in a water supply network. Water Engineering Group, p.195-214, paper 9404, junho de 1989.
- GIZ - Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit. Guidelines for water loss reduction: a focus on pressure management. Eschborn, Alemanha. 2011.
- GREYVENSTEIN, B.; VAN ZYL, J.E.. An experimental investigation into the pressure leakage relationship of some failed water pipes. Aqua-Journal of Water Supply. 2007.
- GUO, X.; YANG, K.; GUO, Y. Leak detection in pipelines by exclusively frequency domain method. Sci China Tech Sci, 55, 743-752. 2012.
- HAGHIGHI, A.; RAMOS, H.M. Detection of leakage freshwater and friction factor calibration in drinking networks using Central Force Optimization. Water Resources Management 26: 2347-2363. 2012.
- HAYKIN, S. Neural networks and learning machines. 3a edição. Prentice Hall, NJ, EUA. 2009.
- HUTTON, C.; KAPELAN, Z. Real-time burst detection in water distribution systems using a Bayesian demand forecasting methodology. 13th Computer Control for Water Industry Conference, CCWI 2015. Procedia Engineering, 119, 13-18. 2015.

- IZQUIERDO, J.; PÉREZ, R.; LÓPEZ, P.A.; IGLESIAS, P.L. Neural identification of Fuzzy anomalies in pressurized water systems. Proceedings of the iEMSSs 3<sup>rd</sup> Biennial Meeting, “Summit on Environmental Modelling and Software”. 2006.
- JALALKAMALI, A.; EFTEKHARI, M. Estimating water losses in water distribution networks using a hybrid of GA and Neuro-Fuzzy models. World Applied Sciences Journal. 2012.
- JHA, K. Minimal loop extraction for leak detection in water pipe network. First International Conference on Recent Advances in Information Technology – RAIT. 2012.
- KAPELAN, Z. S.; SAVIC, D. A.; WALTERS, G. A. Optimal sampling design methodologies for water distribution model calibration. Journal of Hydraulic Engineering – ASCE. 131: 190-200. 2005.
- KAPELAN, Z.S.; SAVIC, D.A.; WALTERS, G.A. Incorporation of prior information on parameters in inverse transient analysis for leak detection and roughness calibration. Urban Water Journal, 129-143. 2004.
- KIM, Y.; MIYAZAKI, K.; TSUKAMOTO, H. Leak detection in pipe using transient flow and genetic algorithm. Journal of Mechanical Science and Technology 22: 1930-1936. 2008.
- KOHONEN, T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological Cybernetics. Vol. 43, 59-69. 1982.
- KORNMAYER, P. M. Pressure difference-based sensing of leaks in water distribution networks. Trabalho de conclusão de curso em Engenharia Mecânica: Massachusetts Institute of Technology – MIT, EUA. 2011.
- LAMBERT, A. What do we know about pressure:leakage relationships in distribution systems? Anais da IWA Conference: System Approach to Leakage Control and Water Distribution Systems Management. Brno, República Tcheca. Maio de 2001.
- LEE, P.J.; VÍTKOVSKÝ, J.P.; LAMBERT, M.F.; SIMPSON, A.R.; LIGGETT, J.A. Leak location using the pattern of the frequency response diagram in pipelines: a numerical study. Journal of Sound and Vibration 284, 1051-1073, 2005.

- LI, J. The application and modeling of the Levenberg-Marquardt algorithm. IEEE. 2010.
- LIGGETT, J; CHEN, L.-C. Inverse transient analysis in pipe networks, Journal of Hydraulic Engineering 120(8): 934–955. 1994.
- LIN, J., KEOGH, E., LONARDI, S.; CHIU, B. A Symbolic Representation of Time Series, with Implications for Streaming Algorithms. In proceedings of the 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery. San Diego, CA. June 13. 2003.
- LIN, J.; KEOGH, E.; WEI, L.; LONARDI, S. Experiencing SAX: a novel symbolic representation of time series. Data Min Knowl Disc 15:107-144. 2007.
- LIN, T.; HORNE, B.G.; TINO, P.; GILES, C.L. Learning long-term dependencies in NARX recurrent neural networks. IEEE Transactions on Neural Networks. Vol 7, 1329-1338. 1996.
- MAMO, T.G.; JURAN, I.; SHAHROUR, I. Virtual DMA Municipal Water Supply Pipeline Leak Detection and Classification Using Advance Pattern Recognizer Multi-Class SVM. Journal of Pattern Recognition Research 1, 25-42. 2014.
- MANZI, D. Determinação de parâmetros do modelo pressão-vazamento para setor de distribuição de água da cidade de Piracicaba, SP. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. São Carlos, 2004, 92p.
- MASHFORD, J.; DE SILVA, D.; MARNEY, D.; BURN, S. An approach to leak detection in pipe networks using analysis of monitored pressure valves by support vector machine. Proceedings of the 3rd International Conference on Network and System Security. 2009.
- MATSUNAGA, V.Y. Curso de Redes Neurais utilizando o Matlab. Apostila. Belém, 2012.
- MAULIK, U.; BANDYOPADHYAY, S. Performance evaluation of some clustering algorithms and validity indices. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24-12, 1650-1654. 2002.
- McCULLOCH, W.S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, vol. 5, 115–133. 1943.

- MCINNIS, D.; KARNEY, B.W. Transients in distribution networks: field tests and demand models. *Journal of Hydraulic Engineering, ASCE*: 121: 218-231. 1995.
- MISIUNAS, D. Failure Monitoring and Asset Condition Assessment in Water Supply Systems. Tese de Doutorado. Universidade de Lund, Suécia. 2005.
- MISIUNAS, D.; LAMBERT, M.F.; SIMPSON, A.R.; OLSSON, G. Burst detection and location in water distribution systems. *Water Science and Technology: Water Supply*, Vol. 5, No. 3-4: 71-80. 2005
- MISUINAS, D.; LAMBERT, M.; SIMPSON, A.; OLSSON, G. Burst detection and location in water distribution networks. *Water Science and Tecnology: Water Supply*, Vol.5, No. 3-4. 2005.
- MORAIS, D. C.; ALMEIDA, A.T. Group decision-making for leakage management strategy of water network. *Resources, Conservation and Recycling* 52: 441-459. 2007.
- MORRISON, J. Managing leakage by district metered areas: a practical approach. *Water* 21, 44-46. 2004.
- MPESHA, W.; GASSMAN, S. L.; CHAUDHRY, M. H. Leak Detection in Pipes by Frequency Response Method. *Journal of Hydraulic Engineering*. 127(2): 134-147. 2001.
- MUEEN, A.; KEOGH, E. Extracting Optimal Performance from Dynamic Time Warping. 22nd ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, CA, EUA. Agosto de 2016.
- MUKHERJEE, J.; NARASIMHAN, S. Leak detection in networks of pipelines by the generalized likelihood ratio method, *Industrial & Engineering Chemistry Research, ASC* 35: 1886–1893. 1996.
- ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE. Leakage management and control – a best practice training manual. Genebra, Suiça. 169p. 2011.
- ORMSBEE, L.E. Implicit network calibration. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 115: 243-257. 1989.
- ORMSBEE, L.E.; WOOD, D.J. Explicit pipe network calibration. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 112: 166-182. 1986.
- OSTFELD, A.; SALOMONS, E.; ORMSBEE, L.; UBER, J.G.; BROS, C.M; KALUNGI, P.; BURD, R.; ZAZULA-COETZEE, B.; BELRAIN, T.; KANG, D.;

- LANSEY, K.; SHEN, H.; MCBEAN, E.; WU, Z.Y.; WALSKI, T.; ALVISI, S.; FRANCHINI, M.; JOHNSON, J.P.; GHIMIRE, S.R.; BARKDOLL, B.D.; KOPPEL, T.; VASSILJEV, A.; KIM, J.H.; CHUNG, G.; YOO, D.G.; DIAO, K.; ZHOU, Y.; LI, J.; LIU, Z.; CHANG, K; GAO, J.; QU, S.; YUAN, Y.; PRASAD, T.D.; LAUCELLI, D.; LYROUDIA, L.S.V.; KAPELAN, Z.; SAVIC, D.; BERARDI, L.; BARBARO, G.; GIUSTOLISI, O.; ASADZADEH, M.; TOLSON, B.A.; MCKILLOP, R. Battle of the water calibration networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 138: 523-532. 2012.
- PALAU, C.V.; ARREGUI, F.J.; CARLOS, M. Burst detection in water networks using Principal Component Analysis. *Journal of Water Resources Planning and Management - ASCE*, 138, 47-54. 2012.
- PEREZ, R.; PUIGA, V.; PASCUAL, J.; QUEVEDO, J.; LANDEROS, E.; PERALTA, A. Methodology for leakage isolation using pressure sensitivity analysis in water distribution networks. *Control Engineering Practice* 19 (2011) 1157-1167. 2011.
- POULAKIS, Z.; VALOUGEORGIS, D.; PAPADIMITROU, C. Leakage detection in water pipe networks using a Bayesian probabilistic framework. *Probabilistic Engineering Mechanics* 18, 315-327. 2008.
- PRODON, A.; DENEGRE, S.; LIEBLING, T.M. Locating leak detecting sensors in a water distribution network by solving prize-collecting Steiner arborescence problems. *Math. Program., Ser. B* 124: 119-141. 2010.
- PUDAR, R.; LIGGETT, J. Leaks in pipe networks, *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE 118(7): 1031–1046. 1992.
- ROSENBLATT, F. The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review*, vol. 65, 386–408. 1958.
- SANTOS, A.C.N; SILVA, F.G.B. Estudo de Calibração de Rugosidades em Rede de Distribuição de Água do Bairro Jardim América – MG. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, Volume 18 n.3, 261-269. 2013.
- SEADE – Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados. Portal de Estatísticas do Estado de São Paulo. Dados do ano-base 2014. Disponível em: [www.seade.gov.br](http://www.seade.gov.br). Acesso em 10/03/2015 às 14h00.

- SHINOZUKA, M.; DONG, X. Evaluation of hydraulic transients and damage detection in water system under disaster events. Japan Workshop of Water System. 2005.
- SHINOZUKA, M.; LIANG, J.; FENG, M. Q. Use of supervisory control and data acquisition for damage location of water delivery systems. Journal of Engineering Mechanics – ASCE. 2005.
- SIMPSON, A.R.; VITKOVSKY, J. Development in unsteady pipe flow friction modeling. *Journal of Hydraulic Research*, 39: 249-257. 2001.
- SOARES, A. K.; REIS, L. F. R.; SILVA, F. G. B. Modelos de Simulação Hidráulica Dirigidos pela Pressão (MSHDP) com o suporte do EPANET. Anais do Seminário Planejamento, Projeto e Operação de Redes de Abastecimento, o Estado da Arte e Questões Avançadas, João Pessoa, PB. 2002.
- TABUCCHI, T.H.P.; DAVIDSON, R.A.; BRINK, S. Restoring the Los Angeles water supply system following a earthquake. In: The 14th World Conference on Earthquake Engineering, Beijing, China. 2008.
- TIGRE – Tubos e Conexões Tigre S.A. Catálogo técnico de tubulações em PVC PBA e PVC 12 (DEFoFo). Joinville, SC. 2015.
- VAN DIJK, M.; VUUREN, S. J. VAN; ZYL, J. E. VAN. Optimizing water distribution systems using a weighted penalty in a genetic algorithm. *Water SA* Vol. 34 No. 5, 537-548. Outubro de 2008.
- VAN ZYL, J. E. Theoretical Modeling of Pressure and Leakage in Water Distribution Systems, *Procedia Engineering*, 89, 273-277. 2014.
- VAZ JUNIOR, C. A.; MEDEIROS, J. L; ARAÚJO, O. Q. F. ARX modeling approach to leak detection and diagnosis. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries* 23: 462-475. 2010.
- VITKOVSKY, J. P.; LIGGETT, J. A.; SIMPSON, A. R.; LAMBERT, M. F. Optimal measurement site locations for inverse transient analysis in pipe networks. *Journal of Water Resources Planning and Management – ASCE*. 129: 480-492. 2003.
- VITKOVSKY, J. P.; SIMPSON, A.; LAMBERT, M. Leak detection and calibration using transients and genetic algorithms. *Journal of Water Resources Planning and Management – ASCE*. 2000.

- VITKOVSKY, J.; LAMBERT, M.F.; SIMPSON, A.R.; LIGGETT, J.A. Experimental observation and analysis of inverse transients for pipeline leak detection. *Journal of Water Resources Planning and Management*, ASCE 133 (6): 519-530. 2007
- VITKOVSKY, J.P.; SIMPSON, A.R.; LAMBERT, M.F. Minimization algorithms and experimental inverse transient leak detection. EWRI, Roanoke VA. 2002.
- WANG, X. J.; LAMBERT, M.; SIMPSON, A.; LIGGETT, J.; VITKOVSKY, J. Leak detection in pipeline systems using the damping of fluid transients, *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE 128(7): 697–711. 2002.
- WHALEY, R.S.; NICHOLAS, R.E.; VAN REET, J.D. Tutorial on software based leak detection techniques. Technical report: Pipeline simulation interest group. 1992.
- WHITTLE, A.J.; ALLEN, M.; PREIS, A.; IQBAL, M. Sensor networks for monitoring and control of water distribution systems. In: The 6<sup>th</sup> International Conference on Structural Health Monitoring of Intelligent Infrastructure. Hong Kong. 2013.
- WRF - Water Research Foundation. Real Loss Component Analysis: A Tool for Economic Water Loss Control. Report #4372a. Denver, CO, EUA. 2014.
- WYLIE, E. The microcomputer and pipeline transients, *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE 109(12): 1723–1739. 1983.
- WYLIE, E. B., STREETER, V. L. Fluid Transients. Michigan - EUA, Thomson-Shore. 1983.
- YANG, J.; WEN, Y.; LI, P. Leak location using blind system identification in water distribution pipelines. *Journal of Sound and Vibration* 310, 134-148. 2008.