

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA**

**Área de Concentração:
Sistemas de Processos Químicos e Informática**

**DESENVOLVIMENTO DE MODELOS NEURAIIS PARA
DETECTAR E LOCALIZAR VAZAMENTOS EM
TUBULAÇÕES TRANSPORTANDO GÁS**

Dissertação de Mestrado apresentada à
Faculdade de Engenharia Química como parte
dos requisitos exigidos para obtenção do
título de Mestre em Engenharia Química.

Autor: Rejane Barbosa Santos

Orientadora: Profa. Dra. Ana Maria Frattini Fileti

Co-orientadora: Profa. Dra. Sandra Lúcia da Cruz

Campinas – São Paulo
Maio, 2011

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA E ARQUITETURA - BAE - UNICAMP

Sa59d Santos, Rejane Barbosa
Desenvolvimento de modelos neurais para detectar e localizar vazamentos em tubulações transportando gás / Rejane Barbosa Santos. --Campinas, SP: [s.n.], 2011.

Orientadores: Ana Maria Frattini Fileti, Sandra Lúcia da Cruz.
Dissertação de Mestrado - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química.

1. Tubulação - Dinamica dos fluidos. 2. Gás - Vazamento. 3. Redes neurais (Computação). I. Fileti, Ana Maria Frattini. II. Cruz, Sandra Lúcia da. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Química. IV. Título.

Título em Inglês: Development of neural models to detect and locate leaks in pipes transporting gas

Palavras-chave em Inglês: Pipe - Fluid dynamics, Gas - Leak, Neural networks (Computer)

Área de concentração: Sistemas de Processos Químicos e Informática

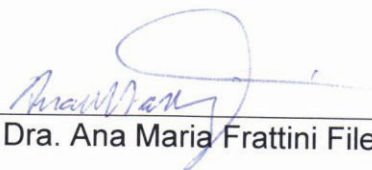
Titulação: Mestre em Engenharia Química

Banca examinadora: Ana Maria Frattini Fileti, Maurício Bezerra de Souza Júnior, Flávio Vasconcelos da Silva

Data da defesa: 17/05/2011

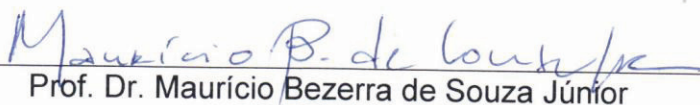
Programa de Pós Graduação: Engenharia Química

Dissertação de Mestrado defendida por Rejane Barbosa Santos e aprovada em 17 de Maio de 2011 pela banca examinadora constituída pelos doutores:



Prof. Dra. Ana Maria Frattini Fileti

FEQ/UNICAMP (Orientadora)



Prof. Dr. Maurício Bezerra de Souza Júnior

Escola de Química/UFRJ



Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva

FEQ/UNICAMP

Este exemplar corresponde à versão final da Dissertação de Mestrado em Engenharia Química defendida por Rejane Barbosa Santos e aprovada pela banca examinadora em 17 de maio de 2011.



Profa. Dra. Ana Maria Fratini Fileti (Orientadora)

Dedico este trabalho aos meus pais Lourinete e Antonio pelo amor e confiança, aos meus irmãos, minhas fortalezas e em especial ao meu querido tio Ulisses pelo grande incentivo e oportunidade.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente aos meus pais Lourinete Barbosa Santos e Antonio Ulisses Santos que me educaram com muita dedicação e carinho, exemplo de muita luta, força e honestidade.

Ao meu tio José Ulisses dos Santos que sempre me incentivou tanto no aspecto financeiro como pessoal. Uma pessoa que tenho profunda gratidão, bastante orgulho e carinho.

Aos meus grandes amores, meus irmãos maravilhosos, Álvaro B. Santos, Tânia B. Santos, Tayllane B. Santos e em especial a Eliane B. Santos que sempre esteve ao meu lado, principalmente na fase mais difícil da minha vida.

À professora Ana Maria Frattini Fileti pela grande orientação, por estar sempre apta à ajudar, paciência, dedicação e principalmente pela confiança.

À professora Sandra Lúcia da Cruz pela grande co-orientação e dedicação.

Ao professor Flávio Vasconcelos da Silva pelo apoio e conselhos.

Aos demais professores do Departamento de Sistemas de Processos Químicos e Informática/FEQ/UNICAMP que direta ou indiretamente colaboraram para execução deste trabalho.

À Livia, minha grande amiga de longa data, por estar sempre comigo, principalmente nos momentos mais difíceis. Sou bastante grata por tudo que me fez.

À Dayana pelo grande apoio e carinho durante o mestrado.

Aos meus amigos Darlene, Alex, Lincoln, Anderlan, Silvinha, Jair, Izabel, Igor e Eliane que mesmo de longe, estão sempre me apoiando.

Aos meus amigos de mestrado Germano, Dimas e em especial Brunno, meu grande amigo e companheiro de laboratório que me proporciona vários momentos de alegria.

Aos meus colegas de laboratório, em especial Fernando Daniel, Ricardo, Thiago Costa, Manuela, Lilian, LiviaTizzo, Thiago Pinelli, Ivan, Marcos Estevon e Ed Luiz pelas contribuições, além de compartilhar momentos de descontração e de dificuldades.

À Elisângela pela grande força, apoio e amizade no início e durante a pesquisa.

Ao Rafael Yamada pela grande ajuda com o programa em linguagem C.

A todos os outros amigos e companheiros de Campinas em especial Jardel, Renata, Roberto, Ambrosio, Marcos Rol, Solenise e Marcos Coelho.

Aos amigos da UFAL Filipe e principalmente Raphael pela grande contribuição com o desenvolvimento deste projeto.

Aos meus professores de graduação Cristiane H. Sodré, William G. Vieira e Frede de O. Carvalho que mesmo de longe estão sempre me apoiando e incentivando.

E a todos aqueles que de alguma forma fizeram parte da minha vida, em especial a todos meus familiares.

Aos funcionários da Faculdade de Engenharia Química – UNICAMP pela colaboração ao desenvolvimento deste trabalho.

A CAPES pelo apoio financeiro.

Enfim, a todos que estiveram envolvidos com o desenvolvimento desta dissertação e não foram citados, os meus sinceros agradecimentos.

“Por muito grande que seja a tempestade,
o sol volta a brilhar sempre entre as nuvens”

Khalil Gibran

Resumo

SANTOS, R. B. *Desenvolvimento de Modelos Neurais Para Detectar e Localizar Vazamentos em Tubulações Transportando Gás*. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 2011. Dissertação (mestrado)

A cada ano cresce o número de tubulações transportando gases e líquidos, ocasionando a necessidade de aumentar a confiabilidade operacional dos dutos. Considerando a importância do monitoramento dos sistemas de tubulações, o presente trabalho tem por objetivo o desenvolvimento e teste de técnicas de detecção de vazamentos de gases em um sistema de tubulação, baseada nos métodos acústicos, visando à detecção e à determinação da magnitude dos vazamentos, além da localização dos mesmos através da utilização de redes neurais artificiais. Foram provocados vazamentos, com diferentes magnitudes de orifícios, em tubulação de ferro galvanizado de 60m e em tubulação flexível de 100 m de comprimento, transportando ar comprimido. Os ruídos sonoros dos vazamentos foram captados por microfone e analisados para as duas tubulações, sob diversas condições de pressão inicial do ar (2, 4 e 6 kgf/cm²) e de localização do vazamento. O microfone foi instalado no vaso de pressão, localizado no início da tubulação, e acoplado a uma placa de aquisição de dados num microcomputador. Os dados experimentais obtidos através deste microfone foram decompostos em ruídos de diferentes frequências por meio de um circuito eletrônico de condicionamento de sinais. Para cada pressão inicial, a dinâmica destes ruídos no tempo foi utilizada como entrada do modelo neural para determinar a magnitude do vazamento provocado (saída do modelo). Quando detectada a existência do vazamento pelo primeiro modelo, um segundo modelo neural é acionado para a localização do mesmo na respectiva tubulação. O método de Levenberg-Marquardt com Regularização Bayesiana foi utilizado no treinamento dos modelos neurais. Através dos resultados obtidos observou-se que os vazamentos foram adequadamente detectados por método acústicos, para todos os orifícios utilizados. Entretanto, quando os vazamentos eram muito próximos (1,5 m), os sinais captados pelo microfone utilizado foram muito parecidos, dificultando a localização do mesmo pelo segundo modelo. Os resultados indicaram a grande potencialidade dos modelos

desenvolvidos. Para a tubulação flexível, nas pressões 4 e 6 kgf/cm², e para todos os casos da tubulação rígida, os modelos neurais apresentaram 100 % de acerto na detecção. Quanto à predição da magnitude de vazamento, considerando que os dados de saída apresentados à rede neural se constituíam de números inteiros da medida em milímetros, efetuou-se o arredondamento da saída da rede neural e, verificou-se que desta forma, são anulados todos os erros ocorridos em todos os testes realizados. Em testes utilizando apenas a tubulação rígida, com ar comprimido a 6 kgf/cm², o modelo neural para determinar a localização do vazamento desempenhou um bom comportamento, caracterizando a predição do local com erro máximo de 0,6 m. Com o uso desta metodologia elimina-se a necessidade de monitoramento constante do operador humano na tela do computador, analisando os gráficos gerados pelos sinais acústicos, pois os modelos podem gerar um alarme informando a ocorrência, o tamanho e a localização do vazamento.

Palavras Chave: Vazamento; Tubulação; Modelos Neurais.

Abstract

SANTOS, R. B. *Development of Neural Models To Detect and Locate Leaks in Pipes Transporting Gas*. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 2011. Dissertação (mestrado)

Every year the number of pipelines transporting gases and liquids increases, requiring improvements in the operating reliability of pipelines. Considering the importance of monitoring piping systems, the aim of the present work is to develop and test a technique to detect gas leaks in pipes, based on acoustic method, in order to determine the occurrence and the magnitude of leaks, besides locating the leakage, by using neural artificial networks. Leakages of distinct magnitudes were triggered in a 60m-galvanized iron pipe and in a 100m-flexible pipe, which transports compressed air. The audible noise, generated by leaks in both pipelines operating under different initial air pressures (2, 4 and 6 kgf/cm²) and for distinct locations, was captured by the microphone and then analyzed. The experimental data, obtained through a microphone installed inside the pressure vessel and connected to a data acquisition system, was decomposed by an electronic circuit into sounds of different frequencies. For each initial pressure employed, the dynamic of these noises in time was used as input to the neural model in order to determine the occurrence and magnitude of the leak (model output). Once detected the occurrence of a leakage, a second neural model is activated to determine its position in the pipeline. The method chosen for training the neural networks was the Levenberg-Marquardt with Bayesian Regularization. From the results, it was observed that the leaks were properly detected by the acoustic method in all situations. Nevertheless, there were similarities among captured signals from very close leakages (1.5m), which affected the location prediction from the model. The results indicated that the developed models were powerful tools for online monitoring rigid and flexible pipes. For the flexible pipe, using pressures 4 and 6 kgf/cm², and for all operating conditions of the iron pipe, the neural models showed 100% accuracy in leak detection. For the leakage magnitude prediction, whereas the output data presented

to the neural network was integer numbers of the measurement (mm), the output of the neural network was rounded, vanishing the small decimal errors detected in all tests. In tests using only the iron pipeline, with compressed air at 6 kgf/cm², the leak location prediction model performed well, pointing out the local with maximum error of 0.6 m. By using this methodology, the human operator will not need to monitor the graphics on computer screen because the neural models can strike an alarm for the leak occurrence, simultaneously displaying its magnitude and location.

Keywords: Leakage; pipeline; Neural Networks.

Sumário

Resumo.....	ix
Abstract.....	xi
Sumário.....	xiii
Lista de Figuras.....	xv
Lista de Tabelas.....	xxii
Nomenclatura.....	xxiv
1. Introdução.....	1
2. Fundamentação Teórica e Revisão Bibliográfica	3
2.1 Vazamentos em Sistemas de Tubulação.....	3
2.2 Principais métodos de detecção e localização de vazamentos	3
2.3 Redes Neurais Artificiais.....	5
2.3.1 Definição.....	5
2.3.2 Estrutura da rede	6
2.3.3 Topologia da RNA	8
2.3.4 Treinamento da RNA	9
2.4 Revisão Bibliográfica	12
2.4.1 Detecção por transdutor de pressão	12
2.4.2 Detecção por métodos acústicos	26
2.4.3 Detecção por redes neurais artificiais	36
2.5 Conclusão.....	39

3. Materiais e Métodos	41
3.1 Sistema experimental.....	41
3.1.1 Especificação dos equipamentos.....	43
3.1.2 Sistema de aquisição de dados	47
3.2 Procedimento experimental	52
3.2.1 Monitoramento do transdutor de pressão e do sensor acústico.....	52
3.3 Determinação da magnitude e da localização do vazamento através de redes neurais.....	53
3.3.1 Treinamento e arquitetura da rede neural	54
3.3.2 Organização dos dados para o treinamento	57
3.3.3 Testes off-line e online da RNA	57
4. Resultados e Discussões.....	59
4.1 Monitoramento através do transdutor de pressão e do sensor acústico	59
4.1.1 Tubulação flexível (mangueira).....	59
4.1.2 Tubulação de ferro galvanizado.....	64
4.2 Uso das redes neurais na determinação da magnitude (tamanho) do vazamento e da localização do mesmo	68
4.2.1 Tubulação flexível	69
4.2.2 Tubulação de ferro galvanizado.....	75
5. Conclusões e sugestões para trabalhos futuros	95
5.1 Sugestões para trabalhos futuros.....	96
6.Referências Bibliográficas.....	97
Apêndice A – Programa de aquisição de dados em linguagem C.....	101

Apêndice B – Programa de treinamento de redes neurais artificiais no software Matlab.....	120
Apêndice C - Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro da tubulação flexível.....	121

Lista de Figuras

Figura 2.1: Esquema simplificado de uma estrutura de um modelo neural.....	7
Figura 2.2: Opções de conexões intercamadas.....	8
Figura 2.3: Perfil de pressão a uma ordem de 1,0% da vazão nominal de líquido (BUIATTI, 1995).....	14
Figura 2.4: Esquema utilizado para cálculo da velocidade de propagação da onda de pressão (BUIATTI, 1995).....	14
Figura 2.5: Representação gráfica das ondas de pressão propagando-se nos sentidos a montante e a jusante de um vazamento situado entre os transdutores 2 e 3 (BUIATTI,1995).....	15
Figura 2.6: Perfil de pressão gerado pelo transiente hidráulico para $Re=1200$ (SILVA, 1996).....	17
Figura 2.7: Transientes de pressão em tubulações transportando líquido (CARIATTI, 1999).....	18
Figura 2.8: Velocidade de propagação da onda de pressão (CARIATTI, 1999).....	19
Figura 2.9: Perfis de pressão sem vazamento (a) e (b) e com vazamento (c) e (d) (CARIATTI, 1999).....	20
Figura 2.10: Transientes de pressão (BRAGA, 2001).....	22
Figura 2.11: Transientes de pressão. Tubulação fechada (MACIAS, 2004).....	24
Figura 2.12: comparação entre transiente de pressão para orifícios diferentes e mesma pressão inicial (MACIAS 2004).....	24

Figura 2.13: Comparação entre transiente de pressão (MACIAS, 2004).....	25
Figura 2.14: Transiente de pressão (Orifício de 0,1 cm). Tubulação com escoamento (MACIAS, 2004).....	25
Figura 2.15: Transientes de pressão. Vazamentos de 1 segundo (MACIAS, 2004).....	26
Figura 2.16: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro, orifício 0,8 mm (PAVAN, 2005)	27
Figura 2.17: Transiente de pressão e amplitudes do ruído sonoro no vaso de pressão, orifício 1,5 mm (PAVAN, 2005).....	28
Figura 2.18: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro com alimentação de ar, orifício 1 mm (PAVAN, 2005).....	28
Figura 2.19: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro com alimentação de ar, orifício 8 mm (PAVAN, 2005).....	29
Figura 2.20: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro orifício, 8mm (PAVAN, 2005).....	29
Figura 2.21: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 0,4 mm. Tubulação sem alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão (SOUSA, 2007).....	31
Figura 2.22: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 5,0 mm. Tubulação sem alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão (SOUSA, 2007).....	31
Figura 2.23: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 0,8 mm. Tubulação sem alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no início da tubulação (SOUSA, 2007).....	33

Figura 2.24: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 1,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão (SOUSA, 2007).....	35
Figura 2.25: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 5,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão (SOUSA, 2007).....	34
Figura 2.26: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 1,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no início da tubulação (SOUSA, 2007).....	35
Figura 2.27: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 5,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no início da tubulação (SOUSA, 2007).....	36
Figura 3.1: Sistema operando com tubulação rígida.....	42
Figura 3.2: Sistema operando com tubulação flexível (mangueira).....	42
Figura 3.3: Tubulação de ferro galvanizado.....	43
Figura 3.4: Vaso de pressão.....	43
Figura 3.5: Microcomputador com o programa em linguagem C em funcionamento.....	43
Figura 3.6: Pré-amplificador utilizado para o microfone.....	45
Figura 3.7: Potenciômetro utilizado para controle de ganho.....	45
Figura 3.8: Ilustração dos dados de entrada do modelo neural.....	55
Figura 3.9: Sistema de detecção utilizado na tubulação flexível.....	58

Figura 3.10: Sistema de detecção e localização de vazamento utilizado no monitoramento da tubulação de ferro galvanizado.....	58
Figura 4.1: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado no início da tubulação (0 m) com orifício de 1 mm(vazamentos provocados com 10,88 s, 10,82 s e 7,80 s de experimento respectivamente)	60
Figura 4.2: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado a 50 m do início da tubulação com orifício de 1 mm(vazamentos provocados com 10,05 s, 7,19 s e 8,79 s de experimento respectivamente).....	61
Figura 4.3: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado no início da tubulação (0 m) com orifício de 3 mm(vazamentos provocados com 9,95 s, 5,71 s e 6,32 s de experimento respectivamente).....	62
Figura 4.4: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado a 50 m do início da tubulação com orifício de 3 mm(vazamentos provocados com 10,65 s, 8,18 s e 4,94 s de experimento respectivamente).....	63
Figura 4.5: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamento provocado na tubulação, com orifício de 1 mm(vazamentos provocados com 28,13 s e 32,19 s de experimento respectivamente).....	65
Figura 4.6: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamentos provocado no início da tubulação, com orifício de 2 mm(vazamentos provocados com 20,93 s e 20,90 s de experimento respectivamente).....	66
Figura 4.7: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamentos provocados no início da tubulação, com orifício de 3 mm(vazamentos provocados com 13,79 s e 22,70 s de experimento respectivamente).....	66
Figura 4.8: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamentos provocados a 3 m do início da tubulação, com pressão de 6 kgf/cm ² (vazamentos provocados com 39,06 s, 32,19 s e 28,74 s de experimento respectivamente).....	68

Figura 4.9: Teste do modelo neural com dados não vistos no treinamento para vazamentos nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, com pressão inicial de 2 kgf/cm ²	70
Figura 4.10: Teste do modelo neural com dados não vistos no treinamento para vazamento nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, com pressão inicial de 4 kgf/cm ²	71
Figura 4.11: Teste do modelo neural com dados não vistos no treinamento para vazamento nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, com pressão inicial de 6 kgf/cm ²	72
Figura 4.12: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 e 50 m do início da tubulação, para a pressão de 2 kgf/cm ²	72
Figura 4.13: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 e 50 m do início da tubulação, para a pressão de 4 kgf/cm ²	73
Figura 4.14: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 e 50 m do início da tubulação, para a pressão de 6 kgf/cm ²	73
Figura 4.15: Teste off-line do modelo neural entre dados calculados e dados experimentais gerados no ponto 0 m da tubulação.....	76
Figura 4.16: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 m do início da tubulação, para as pressões de 4 e 6 kgf/cm ²	76
Figura 4.17: Teste off-line dos modelos neurais entre dados calculados e dados experimentais gerados da tubulação com pressão de 6 kgf/cm ²	78

Figura 4.18: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da versus o número de vetores, para a pressão de 6 kgf/cm ²	78
Figura 4.19: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento visando um orifício de 1mm.....	80
Figura 4.20: Comparação entre dados de treinamento dos testes online.....	81
Figura 4.21: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento visando um orifício de 1,5 mm (não visto no treinamento).....	82
Figura 4.22: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento usando orifício de 2 mm.....	82
Figura 4.23: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento usando com um orifício de 2,5 mm(dados não vistos no treinamento).....	83
Figura 4.24: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do com um orifício de 3 mm.....	83
Figura 4.25: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 1 mm.....	84
Figura 4.26: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 1,5 mm.....	85
Figura 4.27: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 2 mm.....	85
Figura 4.28: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 2,5 mm.....	86
Figura 4.29: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 3 mm.....	86

Figura 4.30: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento usando um orifício de 1 mm no início da tubulação.....	87
Figura 4.31: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 2 mm, no início da tubulação (0 m).....	88
Figura 4.32: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 3 mm no ponto com 0 m do início do tubulação (0 m).....	89
Figura 4.33: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento para a pressão de 6 kgf/cm ² com um orifício de 1 mm no ponto com 3 m do início da tubulação.....	90
Figura 4.34: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 2 mm a 3 m do início da tubulação.....	90
Figura 4.35: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 3 mm a 3 m do início da tubulação.....	91
Figura 4.36: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento usando orifício de 1 mm a 1,5 m do início da tubulação.....	91
Figura 4.37: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de 2 mm a 1,5 m do início da tubulação.....	92
Figura 4.38: Dados utilizados para treinamento do modelo neural 2 com vazamento de orifício 2 mm e a 3 m do início da tubulação.....	92
Figura 4.39: Dados de entrada dos modelos neurais dos testes online com vazamento a 1,5 m do início da tubulação.....	93
Figura 4.40: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho e localização do vazamento com um orifício de 3 mm no ponto com 1,5 m do início da tubulação.....	93

Figura 4.41: Dados utilizados para treinamento do modelo neural 2 com vazamento de orifício 3 mm e a 3 m do início da tubulação.....94

Figura 4.42: Dados de entrada dos modelos neurais dos testes online realizado para determinar o tamanho e a localização do vazamento para um orifício de 3 mm.....94

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Precisão na localização de vazamentos (SILVA, 1996).....	17
Tabela 3.1: Situações de operação utilizando a tubulação flexível.....	53
Tabela 3.2: Situações de operação utilizando a tubulação de ferro galvanizado.....	53
Tabela 3.3: Organização das variáveis de entrada no arquivo de dados para o treinamento do modelo neural.....	57
Tabela 4.1: Configurações das RNAs escolhidas para cada pressão com vazamento no início da tubulação flexível.....	69
Tabela 4.2: Configurações das RNAs escolhidas para cada pressão com vazamento a 50 m do início da tubulação flexível.....	70
Tabela 4.3: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação flexível a uma pressão de 2 kgf/cm ²	74
Tabela 4.4: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação flexível a uma pressão de 4 kgf/cm ²	74
Tabela 4.5: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação flexível a uma pressão de 6 kgf/cm ²	75
Tabela 4.6: Configurações das RNAs escolhidas para cada pressão com vazamento no início da tubulação rígida.....	76
Tabela 4.7: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação rígida com vazamento provocado no início da tubulação (0m).....	77

Tabela 4.8: Os maiores erros obtidos do modelo neural 1 para determinar o tamanho do vazamento na tubulação rígida, quando o mesmo ocorre na posição 379

Tabela 4.9: Os maiores erros obtidos do modelo neural 2 para determinar o local de vazamento na tubulação rígida.....79

Nomenclatura

Letras Latinas

A – Amplitude do filtro analógico (volts)

L1 – Distância entre os transdutores 1 e 2 (m)

L2 – Distância entre os transdutores 2 e 3 (m)

L3 – Distância entre os transdutores 3 e 4 (m)

t1 – Tempo de detecção de vazamento através do transdutor 1

t2 – Tempo de detecção de vazamento através do transdutor 2

t3 – Tempo de detecção de vazamento através do transdutor 3

v – Velocidade do fluido (m/s)

Y – Distância entre o vazamento e o transdutor mais próximo

Grego

α – Parâmetro da função objetivo

β – Parâmetro da função objetivo

Abreviaturas e siglas

ADA – Analógico-Digital-Analógico

b_j – Bias adicionado aos neurônios

CAD – Conversor Analógico-Digital

CDA – conversor digital-analógico

desn – valor desnormalizado da rede neural

E_i – Vetor dos dados de entrada da variável de entrada i

F – Função objetivo

k – Instante atual

max – o valor máximo de cada variável para o cálculo da rede neural

min – o valor mínimo de cada variável para o cálculo da rede neural

MLP – Rede de múltiplas camadas

ND – Número decimal

Ndeq – Número decimal equivalente à tensão de entrada

NETeF – Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos da USP

norm – valor normalizado para o cálculo da rede neural

PID – Controladores proporcionais, integrais e derivativos

Re – Número de Reynolds

RNA – Redes neurais artificiais

SSE – Somatório dos erros quadrados

SSW – Somatório do quadrado dos pesos e bias

S – Sinal de frequência do microfone

SA – Tensão de entrada

w_{ij} – peso entre os neurônios i e j , onde (i) se refere ao neurônio em questão e (j) se refere ao neurônio da camada seguinte;

y_j - sinal de saída do neurônio;

1. Introdução

A cada ano cresce o número de tubulações transportando gases e líquidos por terra e sob o mar, atravessando regiões densamente povoadas e reservas naturais. Desta forma, se torna fundamental aumentar a confiabilidade operacional dos dutos, minimizando os riscos de vazamentos, que podem gerar sérios problemas de poluição ao meio ambiente e ter consequências desastrosas se o vazamento ocorrer próximo a áreas residenciais. Além disso, vazamentos podem ocasionar sérios prejuízos financeiros para as empresas. Sendo assim, é desejável que o surgimento de um vazamento qualquer em uma tubulação seja identificado e localizado o mais rápido possível para minimização dos riscos associados a possíveis acidentes. Em consequência, a detecção e a localização de vazamentos se tornam os componentes mais importantes do sistema de supervisão das tubulações. Os vazamentos, em geral, estão associados à deterioração do material como, corrosão e fadiga mecânica, ou a má operação que pode deixar os dutos vulneráveis. Eles normalmente ocorrem de maneira não prevista, causando danos ao homem e ao meio ambiente.

Grandes recursos têm sido investidos para o desenvolvimento de novas tecnologias em sistemas de dutos, visando à melhoria dos níveis de segurança, confiança, eficiência e efetividade de operação destes sistemas.

Técnicas de detecção de vazamentos podem ser classificadas em duas categorias: métodos externos e internos. Com o método externo verificam-se vazamentos na parte externa da tubulação, um exemplo disso é a inspeção visual. No método interno a inspeção é feita no interior do tubo. Esta categoria envolve matemática, como computação e processamento de sinais, métodos como balanço de volume. Esses métodos são normalmente baseados em algum tipo de instrumento de medição para adquirir dados, como por exemplo, medidor de pressão ou vazão.

Nos últimos anos, uma grande quantidade de técnicas de detecção de vazamento vem sendo implantada em várias tubulações em operação. Infelizmente, muitas dessas técnicas não apresentam desempenho satisfatório, com geração de alarmes falsos frequentes, e sendo de difícil interpretação para o operador e manutenção cara do sistema.

A supervisão adequada de um sistema de tubulação transportando gás é uma tarefa bastante complexa. A diversidade de componentes, juntamente com as grandes distâncias envolvidas, impõe a necessidade de um monitoramento permanente das condições operacionais. A obtenção de informação precisa e confiável do sistema representa papel importante na operação dos dutos, não só com o propósito de manter a eficiência operacional, mas, em particular, para a minimização dos riscos associados a possíveis acidentes, como por exemplo, vazamentos e rupturas.

Existem vários trabalhos na literatura sobre detecção de vazamento em tubulação, por exemplo, ZHANG et al. (2004), TAGHVAEI et al. (2006), TOLSTOY et al. (2008), YANG et al. (2008), a grande parte baseada em variáveis do processo, como pressão e vazão obtidas da tubulação.

Considerando a importância de sistemas de detecção de vazamentos em redes de tubulações, o presente trabalho tem como objetivo geral desenvolver e testar uma técnica de detecção de vazamentos de gases em tubulações, baseada em sensor acústico e análise por redes neurais. Os dados experimentais obtidos do sensor acústico foram utilizados como dados de entrada do modelo neural para determinação da magnitude dos vazamentos e a localização dos mesmos.

As redes neurais artificiais são uma técnica da Inteligência Artificial (IA) que tem habilidade de aprender a partir das experiências, melhorando seu desempenho e adaptando-se às mudanças no ambiente. As principais vantagens das redes neurais são: a possibilidade de manipulação eficiente de grandes quantidades de dados e sua capacidade de generalização. Alguns autores como BELSITO et al. (1998), GARCIA et al. (2010), dentre outros, desenvolveram trabalhos utilizando redes neurais como ferramenta de análise de dados visando à detecção de vazamentos, demonstrando resultados promissores e flexíveis, constituindo num incentivo para a realização do presente trabalho.

2. Fundamentação Teórica e Revisão Bibliográfica

Neste capítulo são abordados os conceitos fundamentais a respeito de vazamentos em sistemas de tubulação, seus principais métodos de detecção e localização, e sobre redes neurais artificiais. Foi realizada uma revisão bibliográfica sobre as principais técnicas desenvolvidas para detectar e localizar vazamentos, inclusive utilizando redes neurais artificiais como ferramenta.

2.1 Vazamentos em Sistemas de Tubulação

Redes de tubulações são sistemas complexos de dutos utilizados no transporte de diferentes produtos químicos, líquidos ou gases, por longas distâncias. São sistemas bastante eficientes, mas sujeitos a uma grande quantidade de fatores que podem afetar a integridade desses sistemas e provocar vazamentos.

A rápida detecção e localização de vazamento através de um sistema eficiente de monitoramento são essenciais para reduzir ou até mesmo evitar acidentes de grandes proporções. Segundo MARTINS (2011), as consequências variam de acordo com a quantidade de produto vazado. Os vazamentos gerados devidos às rupturas são os menos corriqueiros, mas muito perigosos, podendo causar danos significativos ao meio ambiente, bem como grandes perdas financeiras para as empresas. Os vazamentos de menor grandeza, provocados por corrosão, fadiga, erosão e falhas nas soldas ou junções, apresentam uma maior dificuldade na identificação do mesmo. A quantificação do volume vazado dá aos responsáveis uma correta dimensão do problema e uma informação precisa quanto às providências a serem tomadas para a correção do problema.

2.2 Principais métodos de detecção e localização de vazamentos

A seguir são apresentados alguns dos principais métodos de detecção e localização de vazamentos:

Métodos observacionais

Os métodos observacionais são os mais simples e não requerem instrumentos precisos e sofisticados. O monitoramento é realizado periodicamente através da inspeção visual do sistema.

Ondas de pressão negativa

No momento em que ocorre o vazamento, há uma queda de pressão repentina no local, originando uma onda de pressão negativa que se propaga à velocidade do som no sentido a montante e a jusante. Estas ondas dissipam-se rapidamente, de forma que o sistema alcança um novo regime permanente. Normalmente são usados dois sensores de pressão em cada extremidade da tubulação para discriminar a queda de pressão provocada pelo vazamento (ZHANG, 1996). Este método apresenta vantagens como rápida detecção e boa precisão na localização de vazamentos, porém apresenta como desvantagens a deficiência na quantificação do volume vazado e na detecção de vazamentos pré-existentes ou surgidos de forma gradativa (MARTINS, 2011). O ponto primordial de detecção e localização de vazamentos utilizando este método é medir com precisão a diferença de tempo da onda de pressão negativa que chega aos sensores (MA et al., 2010).

Variações inesperadas

Um vazamento numa tubulação pode causar um aumento de fluxo à montante, simultaneamente com uma diminuição de pressão também a montante. Combinando tais eventos, vazamentos podem ser detectados. Este método aplica-se somente ao transporte, em estado estacionário, de fluidos incompressíveis, pois do contrário pode levar a falsos alarmes. Segundo WIKÉ (1986), somente vazamentos por rupturas são detectáveis e o vazamento não pode ser localizado por esse método.

Balço de volume

O método consiste basicamente da diferença entre o volume que entra na tubulação e o volume que sai, o resultado significa que há vazamento na rede de tubulação (SANDBERG et al., 1989). É um método bastante utilizado, porém sofre de limitações como, exatidão da medida do volume e das variações associadas a ela. O sistema pode sofrer alarmes falsos, pois a taxa de fluxo depende de vários parâmetros como, temperatura, pressão, densidade e viscosidade. Essas variações nos parâmetros podem ser corrigidas por medições regulares das variáveis ao longo da tubulação ou preditas por um modelo de cálculo.

Métodos baseados em sensores

São métodos baseados em sensores diferentes dos de vazão e pressão, detectam vazamentos através do sinal captado por sensores instalados ao longo da tubulação, como por exemplo:

- Sensores de ruídos ultra-sônicos: estes sensores podem operar de modo eficiente detectando objetos em distâncias que variam entre milímetros até vários metros, eles podem ser empregados para detectar ruídos criados por vazamentos, produzido na faixa de frequência ultra-sônica (PAVAN, 2005).

- Sensores de ação seletiva: o vazamento pode ser deduzido através das mudanças nas propriedades eletromagnéticas de cabos enterrados ou por sensores seletivos para uma substância específica (PAVAN, 2005; SANDBERG et al., 1989).

- Métodos acústicos: utilizam sensores capazes de detectar vibrações acústicas baseadas em sensores, originadas por vazamentos muito pequenos em curto espaço de tempo. Métodos acústicos para a inspeção de tubulações, localização dos vazamentos e danos têm sido amplamente utilizados com aplicações primárias relacionadas ao controle de qualidade dos tubos utilizados na indústria química (TOLSTOY et al., 2008), prática bastante comum em muitos países. O sucesso da supervisão depende da instalação de bons sensores acústicos ao longo da tubulação e um sistema satisfatório de captação de sinais e gravação de dados. PAVAN (2005) e SOUSA (2007) mostraram experimentalmente a grande potencialidade dos sensores acústicos para detectar vazamentos em vasos de pressão e em tubulação transportando gás, respectivamente. Porém, o desafio na utilização do sensor acústico é detectar o sinal gerado pelo vazamento em pontos distantes da sua fonte, já que as ondas sonoras são atenuadas ao viajarem pelo duto.

2.3 Redes Neurais Artificiais

2.3.1 Definição

Uma rede neural artificial é uma ferramenta computacional inspirada nos neurônios biológicos e na estrutura do cérebro humano com capacidade de adquirir, armazenar e utilizar o conhecimento experimental, por meio de algoritmos de aprendizagem.

Os algoritmos de aprendizagem tem a função de modificar os pesos sinápticos da rede de uma forma ordenada para alcançar o objetivo do projeto desejado (HAYKIN, 2001). Uma das principais características da rede neural é o processamento paralelo. O seu objetivo é estabelecer uma relação, linear ou não, entre um conjunto de dados de entrada e uma correspondente saída ou resposta. Para isto, são utilizadas transformações matemáticas sobre os dados de entrada, de modo a produzir a saída desejada. A rede realiza o trabalho de aprender como o sistema em estudo se comporta, e então aplica este conhecimento a novos dados de entrada para predizer a saída apropriada.

Informações de entrada são colocadas em uma rede de neurônios que interagem matematicamente entre si. Baseado nestas informações surge um mapeamento do modelo entrada/saída macroscópico esperado, ou seja, as interações entre os nódulos são bem definidas e ajustadas até que as relações entrada/saída desejadas sejam apropriadamente obtidas. Assim sendo, verifica-se que as redes neurais artificiais se preocupam intimamente com o modo com que as relações matemáticas se desenvolvem, ao contrário da maior parte das aplicações de IA, como, por exemplo, os Sistemas Especialistas (FILETI, 1995).

2.3.2 Estrutura da rede

Uma rede neural é composta por um conjunto de neurônios (unidades de processamento) em camadas, cujo funcionamento é bastante simples. A primeira camada da rede recebe os dados de entrada e última camada fornece dados de saída. As camadas internas são chamadas de camadas intermediárias ou ocultas. No mínimo, tem que existir uma camada intermediária. O neurônio artificial é uma estrutura lógico-matemática que procura simular a forma, o comportamento e as funções de um neurônio biológico. A rede neural artificial pode ser formada através da combinação de diversos neurônios artificiais. As entradas da rede, simulando uma área de captação de estímulos, podem ser conectadas em muitos neurônios, resultando, em neurônios que representam saídas. A conexão existente entre os neurônios tem como função orientar o sinal de saída de um neurônio em um sinal de entrada de outro neurônio (PACIANOTTO, 2003). As diferentes possibilidades existentes de conexões entre as camadas de neurônios podem gerar estruturas diferentes, como quantidade de camadas intermediárias, quantidade de neurônios nas camadas, conexões entre as camadas, função de transferência e algoritmo de aprendizado.

A Figura 2.1 apresenta um exemplo de um esquema simplificado de uma rede neural com somente uma camada intermediária:

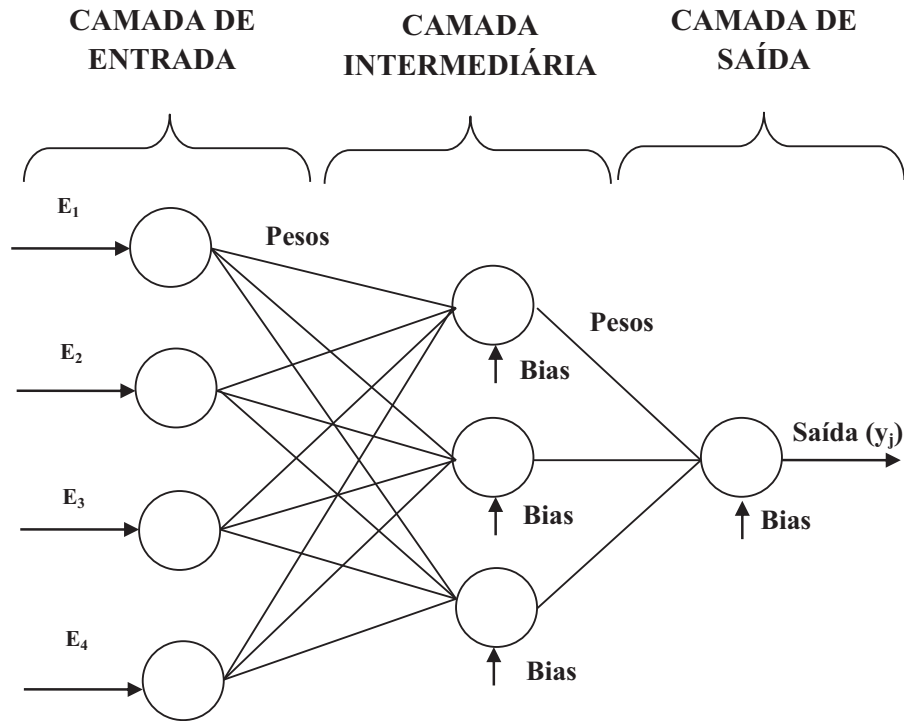


Figura 2.1: Esquema simplificado de uma estrutura de um modelo neural.

De acordo com HAYKIN (2001) um neurônio artificial é uma unidade de processamento de informação de fundamental importância para a rede neural. Percebe-se que o neurônio artificial realiza seus cálculos baseados nos dados de entrada. O neurônio recebe um valor de entrada E_i que é multiplicado por um peso w_{ij} , o somatório desta multiplicação com o bias b_j forma o argumento da função transferência f . Os biases tem a função de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo do sinal positivo ou negativo, respectivamente. A Equação 1 apresenta o modelo de um neurônio artificial.

$$y_j = f(\sum(E_i \cdot w_{ij}) + b_j) \quad (1)$$

Onde:

E_i - vetor dos dados de entrada da variável de entrada i .

y_j - sinal de saída do neurônio;

w_{ij} - peso entre os neurônios i e j , onde (i) se refere ao neurônio em questão e (j) se refere ao neurônio da camada seguinte;

b_j - bias adicionado aos neurônios.

A função transferência restringe a amplitude de saída do neurônio, podendo também ser referida como função restrita já que limita o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída a um valor finito. Os tipos básicos de funções de transferência são: logaritmo-sigmoidal e tangente hiperbólica, utilizadas no treinamento dos modelos neurais do presente trabalho.

2.3.3 Topologia da RNA

Conforme FILETI (1995), a topologia ou estrutura da rede neural artificial é estabelecida pelo modo como os neurônios artificiais estão interconectados e organizados em camadas. Existem três classes de conexões de neurônios, conforme citado a baixo:

- Intracamada: neste tipo de conexão as saídas de um neurônio alimentam outros neurônios de uma mesma camada;
- Intercamada: nas conexões deste tipo as saídas de um neurônio em uma camada alimentam neurônios de outras camadas;
- Recursiva: nas conexões recursivas, a saída de um neurônio alimenta ele próprio.

Segundo QUANTRILLE E LIU (apud FILETI, 1995) dentre os três tipos de conexão citados, a conexão intercambiada é particularmente importante para as aplicações de engenharia. Dentro deste esquema de interconexão, existem duas opções: alimentação direta e retroalimentação, conforme Figura 2.2.

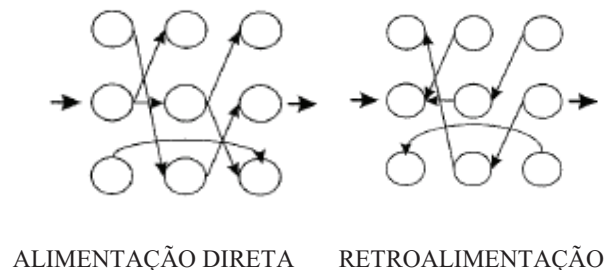


Figura 2.2: Opções de conexões intercambiadas.

Segundo ainda os autores acima, para modelagens dinâmicas de equipamentos, o que se quer é mapear uma resposta baseada em informações de entrada e para tanto deve ser utilizada a conexão intercamada com alimentação direta. De uma maneira geral, podem-se identificar duas classes de arquiteturas de redes diferentes com alimentação direta:

- Redes Feedforward com Camada Única: tem-se uma camada de nós que se projeta sobre uma camada de saída de neurônios, mas não vice-versa. Em outras palavras, esta rede é unicamente alimentada do tipo adiante ou acíclica.
- Redes Feedforward com Múltiplas Camadas: Apresenta uma ou mais camadas intermediárias, cujos nós computacionais são chamados correspondentemente de neurônios ocultos ou unidades intermediárias. Na segunda camada, cada neurônio combina as retas traçadas pelos neurônios da camada anterior conectados a ele, formando regiões convexas.

Segundo BRAGA et al. (2007), estas duas classes são consideradas estáticas, que não possuem recorrência em sua estrutura: as suas saídas em um determinado instante dependem apenas das entradas atuais. Outra situação existente são redes com recorrência entre saídas e camadas intermediárias:

- Redes recorrentes: Uma rede neural recorrente se distingue de uma feedforward por apresentar uma realimentação. Esta realimentação provoca um grande impacto na capacidade de aprendizagem da rede e no seu desempenho.

Conforme os autores, esta estrutura é utilizada na resolução de problemas que envolvam processamento temporal, como em previsão de eventos futuros.

2.3.4 Treinamento da RNA

A característica mais importante de uma rede neural é a sua habilidade de aprender a partir de exemplos. O algoritmo de treinamento da rede neural é responsável pela adaptação dos parâmetros (pesos e biases) da rede, de modo que, em um número finito de iterações de algoritmos, haja convergência para uma solução. Essencialmente, o processo de aprendizado tem como característica a ocorrência de um estímulo da rede

por meio externo através do conjunto de dados. Como consequência deste estímulo, o algoritmo de aprendizagem provoca mudanças nos parâmetros da rede e, finalmente, a mudança nos parâmetros provoca uma mudança no comportamento da rede. Esta mudança gradual acarreta em uma melhoria gradativa em seu desempenho, uma vez que o erro da camada de saída é minimizado.

O objetivo principal de treinar a rede é encontrar o ajuste das matrizes de pesos (w_{ij}) e dos vetores de biases (b_j), até que a informação de saída (y_j) seja calculada, baseada em informações de entrada (E_i), e alcance a relação causa-efeito desejada. A rede resultante de fase de treinamento deve ser eficientemente capaz de garantir um mapeamento para qualquer par de entrada/saída que seja introduzido na rede e um erro pequeno entre os resultados experimentais e os preditos pela rede.

A forma mais comum de treinamento é o aprendizado supervisionado, basicamente por meio do aprendizado por correção do erro. Este tipo de aprendizado comporta-se de maneira que a cada instante de amostragem se sabe a resposta desejada, onde se usa a diferença entre a resposta desejada e a calculada para corrigir o comportamento da rede e continuar o treinamento.

Dentre os mecanismos de treinamento mais utilizados em RNA's, encontra-se a técnica chamada de Retropropagação (Backpropagation), que é aplicado para “Redes Feedforward” ou Perceptrons multicamadas.

O algoritmo Backpropagation é um algoritmo básico de treinamento, consiste-se de dois passos através das diferentes camadas de rede: um passo para frente, propagação, e um passo para trás, a retropropagação. No primeiro passo, um conjunto de variáveis é apresentado à camada de entrada da rede. A atividade ocorre através da rede, camada por camada, até que seja obtida a resposta pela camada de saída. No segundo passo, a saída é comparada com o resultado desejado para este conjunto particular, calculando assim o erro existente. O erro é propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos vão sendo modificados conforme o erro de retropropagação, ou seja, o algoritmo Backpropagation consiste em atualizar os pesos em função do erro. Porém, de acordo com BRAGA et al. (2007) o algoritmo backpropagation padrão é muito lento para várias aplicações, e seu desempenho piora sensivelmente para problemas maiores e complexos. Desde a sua criação, várias

modificações do algoritmo têm sido propostas visando tanto acelerar seu tempo de treinamento quanto a melhorar seu desempenho. Dentre essas variações, uma das mais utilizadas é a de Levenberg-Marquardt. Este é um método de treinamento que em princípio mostra-se mais rápido. Ao contrário do algoritmo de treinamento backpropagation, que é baseado no método de gradiente descendente, o algoritmo Levenberg-Marquardt é uma aproximação do método de Newton.

Proposto para ajuste de pesos da rede por ciclo, o algoritmo de treinamento de Levenberg-Marquardt é uma técnica de otimização numérica que demanda uma grande quantidade de memória e elevada complexidade computacional.

Um maior detalhamento deste método pode ser encontrado em BRAGA et al. (2007). A rotina programada em MATLAB deste método (Neural Network Toolbox) é chamada “trainlm”.

Um dos problemas que ocorre durante um treinamento de uma rede neural é denominado sobreajuste, na qual a rede só é capaz de representar bem o conjunto de dados utilizados no treinamento, não generalizando. O objetivo do treinamento de uma rede neural não é somente que apresente pequenos erros para o conjunto de treinamento é também que a rede seja capaz de representar bem entradas desconhecidas (generalização).

Um método para melhorar a generalização, evitando o sobre ajuste, é modificar a função objetivo, que é normalmente escolhida para ser a média dos erros quadrados da rede no conjunto de treinamento. No algoritmo de Regularização Bayesiana, a função-objetivo do método de Levenberg-Marquardt assume a forma descrita na Equação 2. Assumindo F como função-objetivo tem-se:

$$F = \alpha \cdot SSE + \beta \cdot SSW \quad (2)$$

Onde,

SSE - somatório dos erros quadrados;

SSW - somatório do quadrado dos pesos e biases;

α e β - parâmetros da função-objetivo.

Uma das características deste algoritmo é fornecer uma medida de quantos parâmetros da rede (pesos e bias) estão efetivamente sendo usados por ela. Este número efetivo de parâmetros permanece aproximadamente constante ao final do treinamento, não importando quão grande é o número original total de parâmetros da rede, sendo um indicativo importante do número de neurônios a ser utilizado na camada intermediária.

No software MATLAB, este método encontra-se pré-programado na rotina chamada “trainbr”. O mesmo foi escolhido para ser usado no presente trabalho.

2.4 Revisão Bibliográfica

Desde 1989 um grupo de pesquisadores desenvolve no Departamento de Engenharia de Sistemas Químicos (DESQ) / FEQ / UNICAMP estudos sobre as técnicas de detecção e localização de vazamentos em tubulações por métodos computacionais on-line, descritos nos itens 2.4.1 e 2.4.2. Os trabalhos desenvolvidos descritos nos itens citados tiveram orientação do Prof. Dr. João Alexandre Ferreira da Rocha Pereira e da Profa. Dra. Sandra Lúcia da Cruz.

2.4.1 Detecção por transdutor de pressão

NAVES (1991) estudou o comportamento do perfil de variação de perda de carga em função do tempo quando ocorre um vazamento em uma determinada posição da tubulação. O perfil foi determinado através de equações do transiente hidráulico aplicadas a um vazamento numa tubulação utilizando água como fluido de trabalho, bem como por um sistema de aquisição de dados em tempo real, com sensores de pressão em pontos extremos da tubulação conectados a um microcomputador.

O sistema de transiente hidráulico foi estudado em uma tubulação de PVC, oito tubos, de 2,5 m de comprimento, $\frac{3}{4}$ ” de diâmetro nominal e 0,25 cm de espessura, interligados por joelhos de 90°. A queda de pressão foi medida por meio de transdutores-transmissores de pressão, instalados no início e no final da tubulação, ligados a um circuito de amplificação, condicionamento de sinal e logo em seguida a um computador.

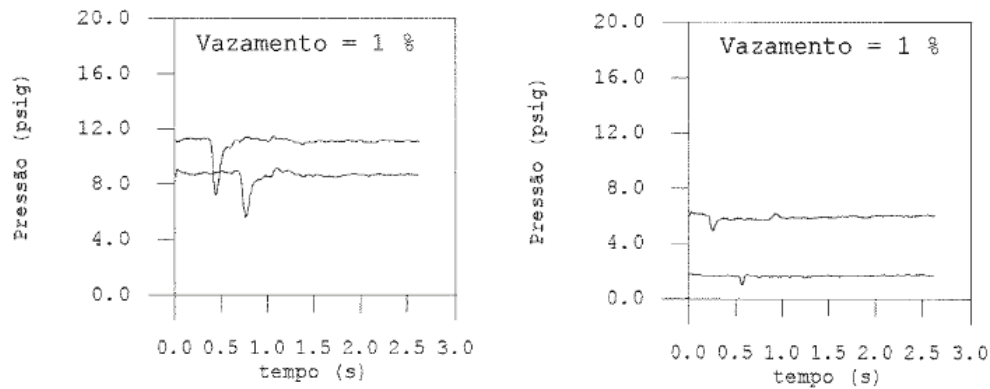
Para realizar uma análise mais detalhada do perfil das variáveis em toda a extensão da tubulação variou-se a posição do vazamento que foi definida em 5, 10 e 15 m da entrada da tubulação, o número de Reynolds (Re) em 6000, 8000, 10000, 12000, e a vazão de vazamento em 10, 20, 30, 40 e 50% da vazão nominal do fluxo.

Os resultados do trabalho de NAVES (1991) mostraram que é possível detectar com precisão satisfatória vazamentos mínimos de 0,5% da vazão nominal de escoamento, mas a localização do vazamento não foi possível devido à ordem de grandeza das unidades ser muito pequena, e como o tempo de demora entre a leitura de um e de outro dado é comparável com o tempo de chegada da onda do transiente hidráulico, não foi possível haver uma diferenciação clara entre várias posições de vazamento.

BUIATTI (1995) desenvolveu um método computacional de transientes hidráulicos, diferentemente de NAVES (1991) que estudou também um modelo matemático, com a finalidade de detectar e localizar vazamentos em tubulações que transportam líquidos (água). Foi construída uma tubulação de 427 metros de comprimento, em um tubo de PVC, 3/4" de diâmetro. Adicionalmente foram instalados quatro transdutores de pressão, do tipo piezoelétrico, ao longo da tubulação a 6,5 m, 165,1 m, 262,3 m e 420,9 m da entrada da tubulação, e três conjuntos de válvulas a 85,7 m, 170,9 m e 256,2 m para ocasionar e controlar o tamanho do vazamento. Os transdutores e as válvulas foram acoplados a um microcomputador PC/XT dotado de placa ADA.

No trabalho de BUIATTI (1995) foram estudadas três posições diferentes de vazamento com onda de pressão sendo detectada pelos transdutores, totalizando cinco configurações diferentes. Os experimentos foram realizados sob regime de escoamento turbulento, com o número de Reynolds variando de 5000 a 13000. A Figura 2.3 apresenta o perfil de pressão observado para um vazamento da ordem de 1,0 % da vazão nominal de líquido na tubulação e número de Reynolds de 8000 e 11000.

Através dos perfis de pressão apresentados por BUIATTI (1995), observou-se que vazamentos da ordem de até 0,5% da vazão inicial de escoamento de água são identificados.



a) Vazamento entre T1 e T2 (Re= 8000) b) Vazamento entre T4 e T3 (Re= 11000)

Figura 2.3: Perfil de pressão a uma ordem de 1,0% da vazão nominal de líquido (BUIATTI, 1995).

Com os perfis de transientes de pressão obtidos experimentalmente, o autor calculou também a velocidade de propagação do transiente hidráulico. A Figura 2.4 mostra como esta velocidade poder ser calculada experimentalmente a partir dos perfis transientes de pressão, obtidos por dois transdutores quaisquer dentre os instalados na tubulação.

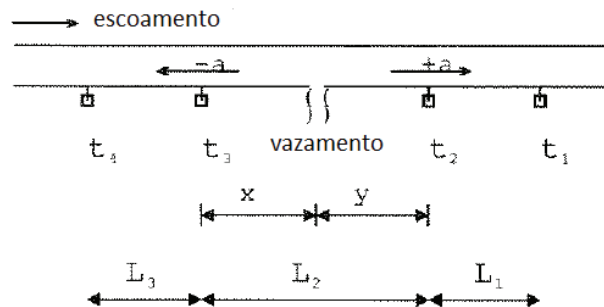


Figura 2.4: Esquema utilizado para cálculo da velocidade de propagação da onda de pressão (BUIATTI, 1995).

Os resultados de BUIATTI (1995) mostraram que a velocidade do transiente hidráulico diminui com o aumento do número de Reynolds e da posição do vazamento, ou seja, quanto maior a distância entre os transdutores e o vazamento, menor é o valor determinado da velocidade de propagação do transiente hidráulico. Os valores determinados para a velocidade da onda, com a qual o transiente se propaga ficaram na faixa compreendida entre 480 a 535 m/s.

Segundo o autor e conforme a Figura 2.5 a localização pode ser obtida experimentalmente, de duas maneiras:

- Quando o micro-computador provoca o vazamento;
- Quando o vazamento é provocado por meios externos ao micro-computador.

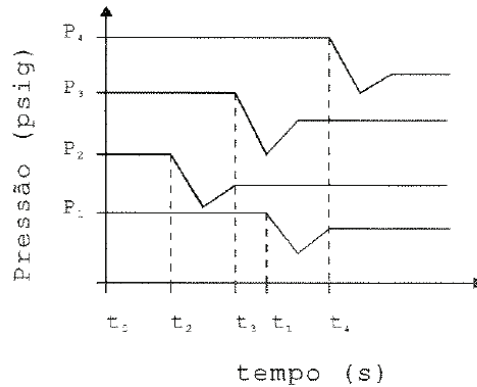


Figura 2.5: Representação gráfica das ondas de pressão propagando-se nos sentidos a montante e a jusante de um vazamento situado entre os transdutores 2 e 3 (BUIATTI,1995).

No primeiro caso o micro-computador, através de programas, envia um sinal à válvula solenóide para que esta se abra, iniciando o vazamento. O instante em que a válvula é aberta é $t_0 = 0$. Foi considerado que a velocidade de propagação do transiente hidráulico é constante ao longo da tubulação, a distância entre a posição do vazamento e o transdutor 1 pode ser calculada por:

$$d_1 = V \cdot \Delta t_1 \quad (3)$$

Comparando-se d_1 e L_1 (distância entre o T2 e o T1) sabe-se com que precisão o vazamento é localizado.

Um fator importante para a correta localização é a determinação do intervalo de tempo gasto pela válvula solenoide para responder ao comando enviado pelo programa de aquisição de dados para que se abra para que seja descontado do valor Δt_1 .

Quando um vazamento foi provocado por um fator externo ao programa de aquisição de dados, não foi possível definir o instante em que o mesmo surgiu. Dessa

forma foi preciso utilizar um terceiro transdutor de pressão para localizar o vazamento. Assim, o instante em que a onda de pressão foi detectada pelo transdutor de pressão mais próximo ao vazamento, foi utilizado como tempo de referência para os demais transdutores.

A localização do vazamento foi expressa em termos da distância Y entre o vazamento e o transdutor mais próximo. Do esquema mostrado na Figura 2.4 foram escritas as seguintes equações:

$$Y + X = L_2 \quad (4)$$

$$Y - X = V.(t_2 - t_3) \quad (5)$$

Onde t_2 e t_3 os tempos de detecção dos transdutores T2 e T3 e V a velocidade de propagação da onda de pressão.

De acordo com os resultados obtidos foi possível observar que, para pequenas distâncias entre o vazamento e o transdutor mais próximo, o erro na localização do vazamento é menor, pois a energia dissipada por atrito é menor.

SILVA (1996) estudou também o comportamento da variação da perda de carga com o tempo obtido por um sistema de aquisição de dados em tempo real por microcomputador, interfaceado a sensores de medição de diferença de pressão.

O método escolhido para realização do trabalho foi monitoramento de sinais característicos gerados por ondas negativas de pressão. Os experimentos foram realizados para diversas faixas do número de Reynolds entre 1000 até 12000, ou seja, o experimento se estendeu do regime laminar até o turbulento, em uma tubulação de PVC com 1248 m de extensão.

Na tubulação foram fixados dois conjuntos de válvulas, instaladas a 249 e a 749 m da entrada da tubulação e quatro transdutores de pressão ao longo da tubulação, sendo que um dos transdutores foi depois relocado, daí a denominação de transdutor 5. Os transdutores foram instalados a 6,5, 493, 992, 1242 e 742 metros da entrada da tubulação.

A Figura 2.6 mostra os perfis de pressão gerados pelo vazamento que foram obtidos pelos programas de aquisição de dados. A mesma representa o comportamento

da onda negativa de pressão para uma determinada ordem de grandeza do vazamento, da posição do vazamento e da vazão de escoamento de água a 9% de vazamento.

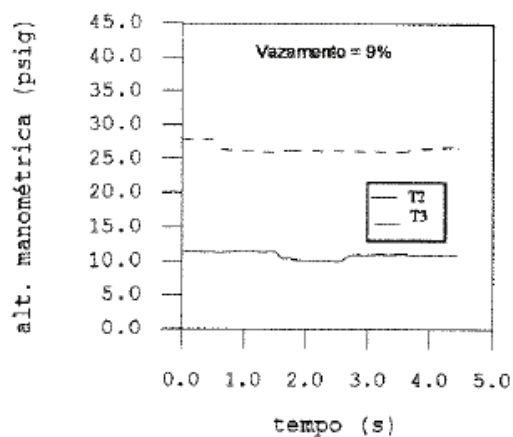


Figura 2.6: Perfil de pressão gerado pelo transiente hidráulico para $Re = 1200$ (SILVA, 1996).

De acordo com os resultados de SILVA (1996) foi possível identificar os vazamentos da ordem de 9% a 100% da vazão inicial de escoamento de água e a velocidade do transiente hidráulico variou entre 480 a 520 m/s.

A Tabela 2.1 mostra a influência da vazão de escoamento da água e da posição do vazamento sobre o erro de localização do vazamento em duas configurações diferentes.

Tabela 2.1 – Precisão na localização de vazamentos (SILVA, 1996).

Número de Reynolds	Distância do transdutor mais próximo \pm erro(m)	Distância do transdutor mais próximo \pm erro(m)
1000	243 \pm 2,0	742 \pm 4,0
2000	243 \pm 5,0	742 \pm 5,0
5000	243 \pm 8,0	742 \pm 8,0
7000	243 \pm 3,0	742 \pm 4,0
8000	243 \pm 3,0	742 \pm 5,0
12000	243 \pm 1,0	742 \pm 5,0

Usando a mesma configuração de tubulação que SILVA (1996), 1248 m de comprimento, o trabalho desenvolvido por CARIATTI (1999) consistiu da detecção de vazamentos, sob várias condições de operação da tubulação, para casos em que o fluido escoante era um líquido (água) ou uma mistura gás-líquido (ar-água). Ao longo da tubulação foram instalados quatro transdutores de pressão: a 494 m, 744 m, 999 m e 1244 m da entrada da tubulação. Para a mistura gás-líquido, diferentes tipos de experimentos foram realizados, como:

- Injeção de uma bolha de ar, sem ocorrência de vazamento;
- Injeção de múltiplas bolhas, sem ocorrência de vazamento;
- Injeção de uma bolha de ar, com ocorrência de vazamento;
- Escoamento contínuo de uma mistura ar-água, com ocorrência de vazamento.

De acordo com os resultados de CARIATTI(1999) verificou-se que os transientes de pressão foram detectados e analisados por computador “online” caracterizando claramente ocorrência de vazamentos da ordem de 10% para Re na faixa de escoamento laminar, e vazamentos de 2% para Re na faixa de escoamento turbulento, Figura 2.7.

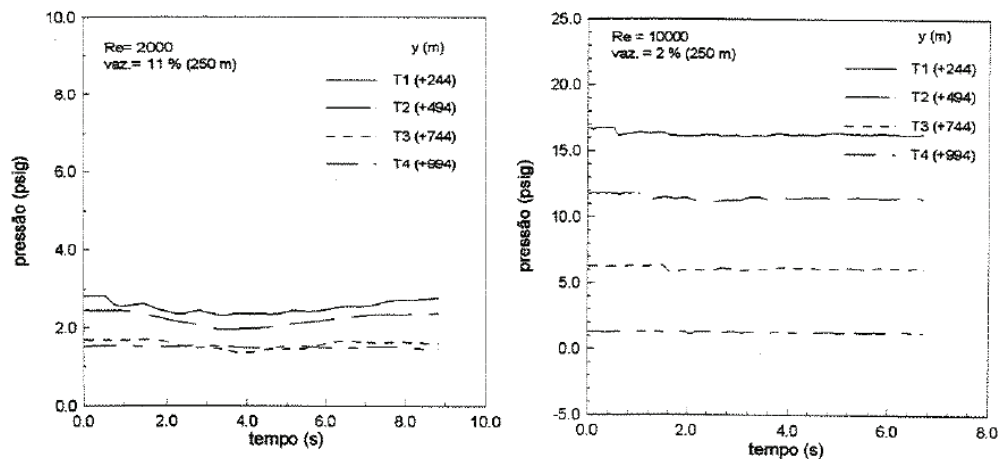
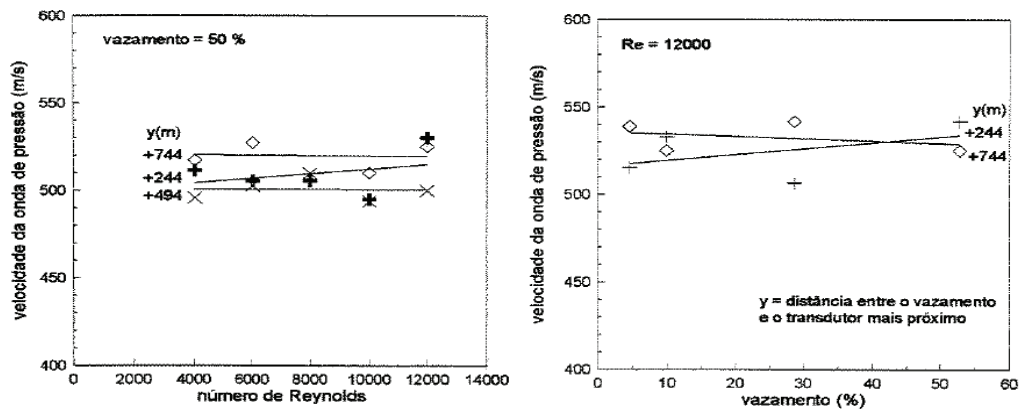


Figura 2.7: Transientes de pressão em tubulações transportando líquido (CARIATTI, 1999).

A velocidade da onda, ilustrada na Figura 2.8, foi determinada para diversas condições de operação da tubulação (vazão nominal de líquido, magnitude e posição do vazamento). Os valores obtidos da velocidade de propagação da onda de pressão estão

entre 490 a 540 m/s. A velocidade da onda de pressão mostra-se praticamente independente do número de Reynolds, bem como da magnitude e da posição do vazamento.



(a) Influência do número de Re (b) Influência da magnitude do vazamento

Figura 2.8: Velocidade de propagação da onda de pressão (CARIATTI, 1999).

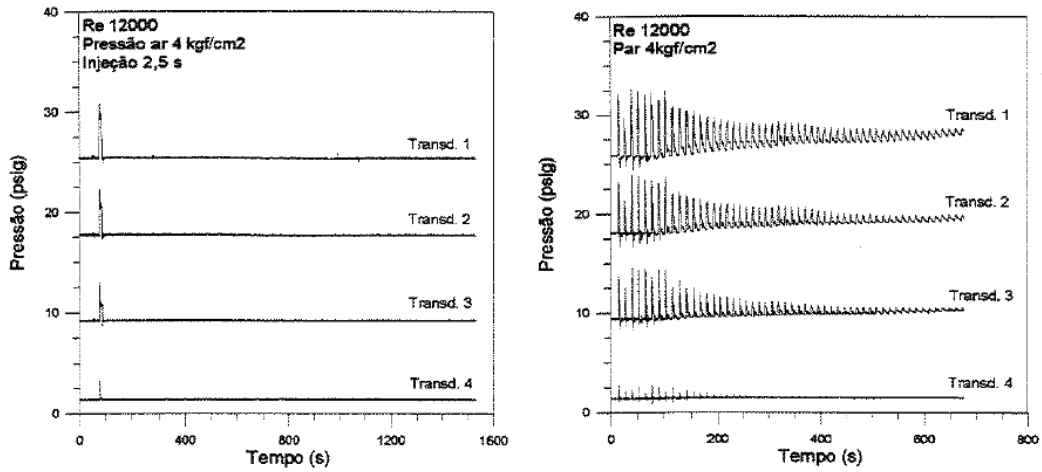
Para o caso da tubulação transportando mistura gás-líquido, foram realizados diferentes tipos de experimentos como foi dito anteriormente, como mostra a Figura 2.9, a saber:

O primeiro caso (Figura 2.9 a), com mistura ar-água foi feito com injeção de bolhas isoladas de ar sobre o perfil da tubulação sem a ocorrência de vazamento. Os resultados mostraram que a diferença de pressão entre a linha de alimentação de ar e a tubulação produz uma onda de choque que ocorre ao longo da tubulação. Os pulsos de pressão indicaram a passagem da onda de choque pelo vários transdutores. De um modo geral, observou-se que a presença da bolha não altera o valor da pressão ao longo da tubulação. Do mesmo modo, não houve alteração nos perfis de pressão, devido à passagem da bolha pelos transdutores.

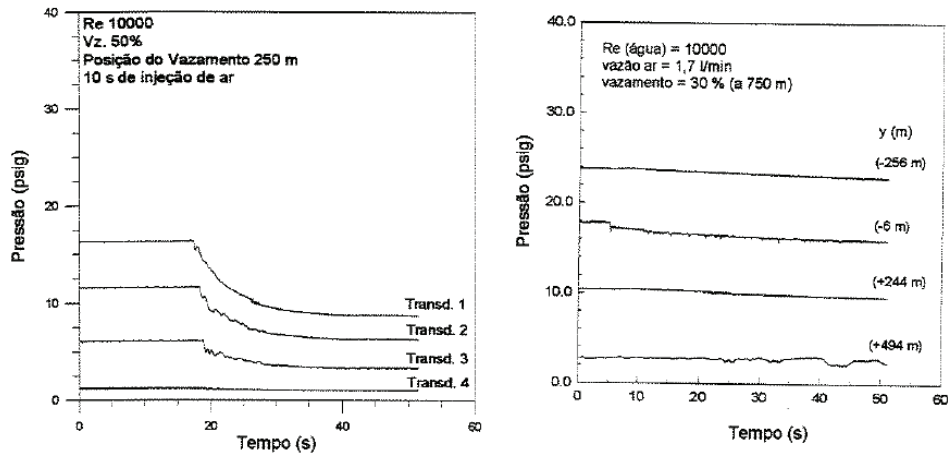
No caso de injeção de múltiplas bolhas de ar (Figura 2.9 b), sem vazamento, os resultados mostraram que com o passar do tempo o sistema tende a entrar novamente em regime permanente, sendo que este novo estado de equilíbrio é caracterizado por uma pressão maior do que aquela no estado inicial.

Para o caso de injeção de bolhas isoladas (Figura 2.9 c), com vazamento, os resultados mostraram que a pressão sofre uma brusca redução, mas seu valor não se

recupera. Os perfis de pressão mostraram também uma diminuição na sensibilidade do sistema de detecção em função do aumento do volume da bolha.



(a) Injeção de bolhas isoladas de ar, (b) Injeção múltiplas de bolhas de ar, sem vazamento.



(c) Injeção de bolhas isoladas de ar, com vazamento. (d) Injeção contínua de ar, com vazamento.

Figura 2.9: Perfis de pressão sem vazamento (a) e (b) e com vazamento (c) e (d) (CARIATTI, 1999).

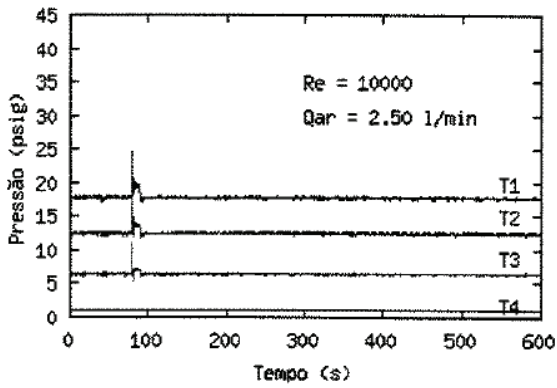
Havendo uma injeção contínua de ar (Figura 2.9 d), com vazamento, somente foi possível detectar os vazamentos pelos transdutores mais próximos do vazamento, e para percentagens de vazamento acima de 30% da vazão nominal de líquido.

Os resultados confirmaram que a velocidade da onda é menor quando a propagação se dá no sentido contrário ao fluxo. A onda de pressão também se propaga numa mistura gás-líquido a uma velocidade cerca de 9 vezes menor do que aquela em uma tubulação transportando líquido.

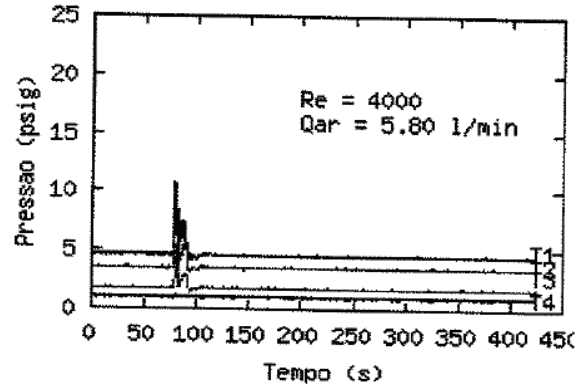
BRAGA (2001) desenvolveu um sistema semelhante ao de CARIATTI (1999) para detectar e analisar transientes de pressão causados pela injeção de uma única bolha de ar, com e sem a ocorrência de vazamento em uma tubulação de 1248 metros operando em um sistema ar-água, diferenciando no valor da vazão de ar, pois BRAGA (2001) realizou experimentos com vazões de ar até 61,4 l/min enquanto que, CARIATTI (1999) utilizou vazões de até 9,6 l/min. O sistema consistiu de quatro transdutores de pressão conectados a um computador PC. Os experimentos foram realizados sob diversas condições de operação: Números de Reynolds variando de 4000 a 10000; percentagem de vazamento de 10%, 30% e 50% da vazão nominal, vazão do ar de 2,5 l/min a 61,4 l/min; posição do vazamento a 250 m e a 750 m da entrada da tubulação.

Os resultados obtidos por BRAGA (2001), como pode ser visto pela Figura 2.10 mostraram que a entrada da bolha provoca uma onda de choque que se propaga ao longo da tubulação. A onda de choque é detectada com intensidades diferentes pelos quatro transdutores ao longo da tubulação, dependendo da distância entre a entrada de ar e o transdutor, bem como da vazão de ar. Após a passagem da onda de choque pelos transdutores, a pressão ao longo da tubulação retorna ao valor inicial mais rapidamente quanto menor a vazão de ar.

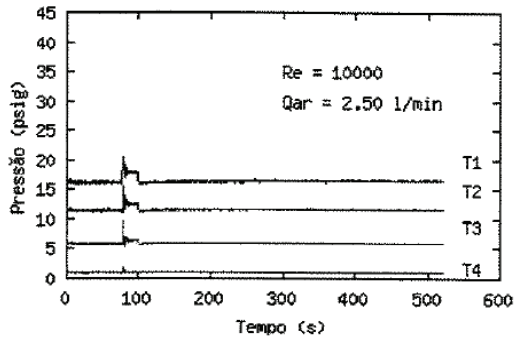
A ocorrência de vazamento na presença de bolhas isoladas leva a uma queda de pressão ao longo da tubulação, seguida de uma recuperação parcial em relação ao valor inicial de pressão. Porém, no caso de escoamento contínuo de líquido-gás os transientes apresentaram apenas pequenas variações na pressão, que na maioria dos casos foram percebidas em vazamentos maiores do que 30% da vazão nominal de líquido. A detecção de vazamento foi mais precisa somente para número de Reynolds maior que 6000.



(a) Injeção de bolhas isoladas de ar (tempo de injeção=10s)



(b) Injeção de uma bolha de ar (tempo de injeção=10s)



(c) Injeção de bolhas isoladas de ar (tempo de injeção=20s)

Figura 2.10: Transientes de pressão (BRAGA, 2001).

SOUZA (2002) desenvolveu uma técnica baseada na análise espectral de sinais de pressão medidos em trechos da tubulação para favorecer a formação de ondas estacionárias com a finalidade de detectar vazamentos. Foi verificada neste trabalho a eficiência desta estratégia diante de operações que podem resultar em ruptura da tubulação. Partidas e paradas de bomba centrífuga foram usadas para verificar a eficiência da estratégia. Em ambas as situações ocasionam fortes transientes hidráulicos, em que naturalmente vazamentos podem ocorrer. Os experimentos foram realizados em uma tubulação de PVC com 1250 m de comprimento tendo água como fluido circulante. Foram instalados quatro transdutores de pressão situados a uma distância de 494, 744, 994 e 1244 metros medida a partir da bomba.

De acordo com os resultados de SOUZA (2002) foi possível verificar que a análise espectral dos sinais de pressão de ondas estacionárias permite detectar a presença do vazamento na tubulação com porcentagem de acerto superior a 70%. E por ser baseada no espectro do sinal, a medida de fração energética possibilita detectar vazamentos quando ocorrem operações como a partida ou parada de uma bomba centrífuga.

MACIAS (2004) desenvolveu uma técnica para detectar vazamentos em uma tubulação com gás como fluido de trabalho, baseada na análise de transientes de pressão para casos com e sem escoamento de gás em várias condições.

Os experimentos foram realizados em uma tubulação de ferro galvanizado de ½” de diâmetro com 6 metros na detecção estática e 60 metros na detecção com escoamento. Foram instalados na tubulação dois transdutores de pressão para enviar sinais de leitura ao computador. A pressão variou de 1 a 6 kgf/cm². Foi desenvolvido também programa de aquisição de dados que lê e filtra os valores de pressão enviados pelos transdutores.

Diversos experimentos foram realizados variando-se o tempo do vazamento, a pressão no interior da tubulação e a magnitude do vazamento.

Como pode se observado na Figura 2.11, a partir do momento em que o vazamento é provocado, a pressão na tubulação cai continuamente e, quanto maior o orifício, mais rápida a queda de pressão.

A figura 2.12 mostra o perfil do transiente de pressão para a mesma pressão inicial para diferentes magnitudes de orifícios (1 a 5 mm). Observa-se que o aumento no diâmetro do orifício influencia os perfis de transiente de pressão, tornando mais acentuada a queda de pressão.

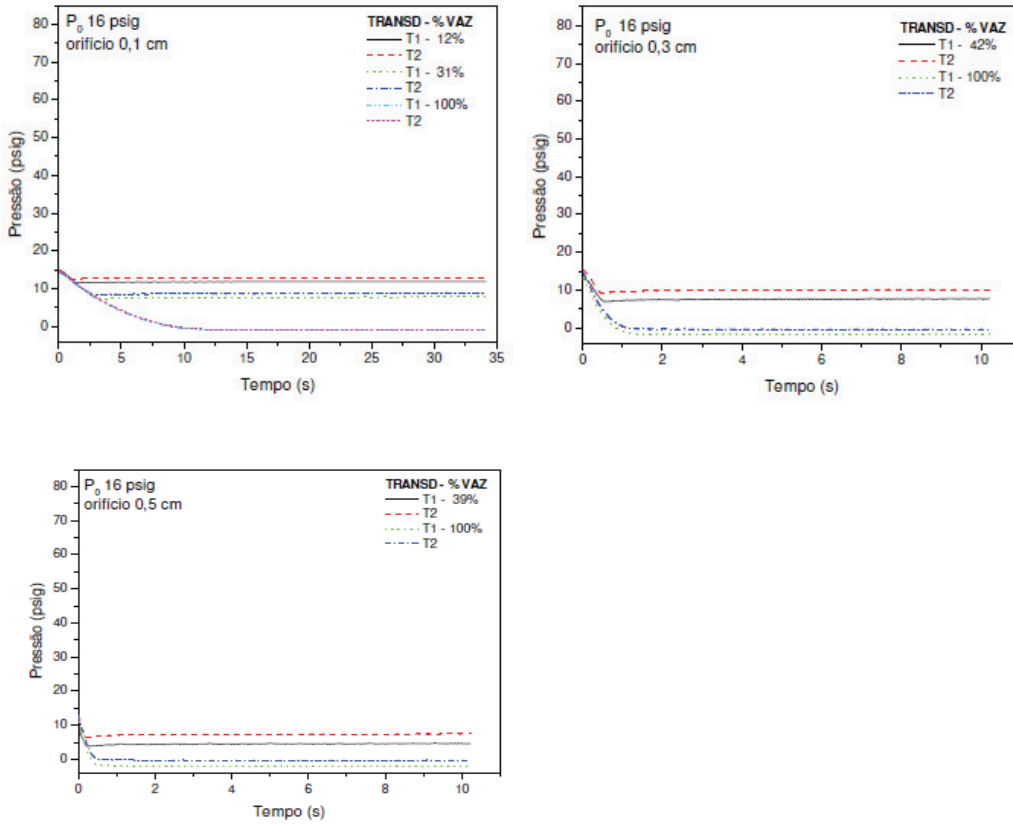


Figura 2.11: Transientes de pressão. Tubulação fechada (MACIAS, 2004).

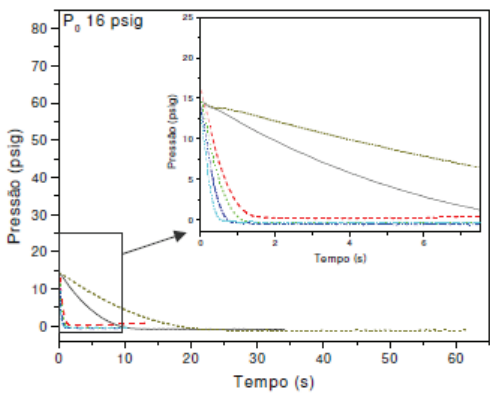


Figura 2.12: Comparação entre transiente de pressão para orifícios diferentes e mesma pressão inicial (MACIAS 2004).

A Figura 2.13 mostra uma comparação entre os transientes de pressão, obtidos na tubulação fechada de 6 m e 60m. Observou-se que nos perfis na tubulação de 6 m uma queda mais forte na pressão, devido ao volume nessa tubulação ser menor. De acordo com a Figura 2.14, os transientes de pressão causados por vazamentos na

tubulação de 60 m com escoamento contínuo não possibilitaram detectar vazamentos com orifício de 1 mm, pois a queda de pressão provocada no sistema foi muito pequena. Para orifícios acima de 2 mm, foi possível detectar o vazamento através do perfil do transiente de pressão.

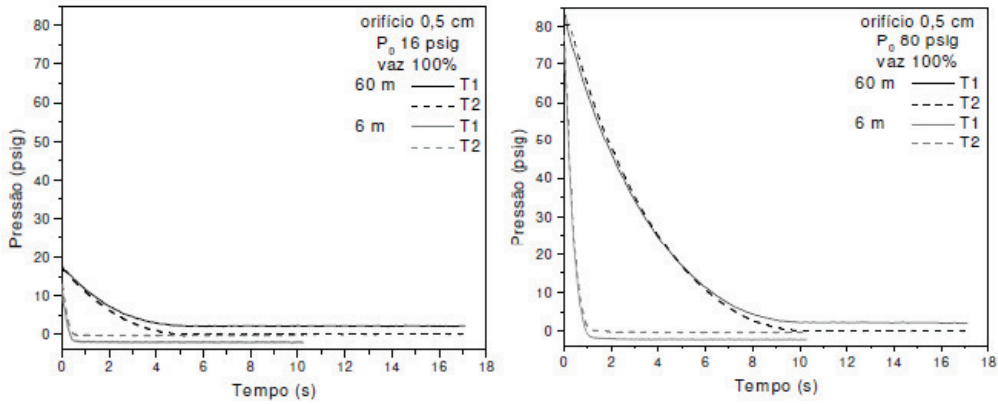


Figura 2.13: Comparação entre transiente de pressão (MACIAS, 2004).

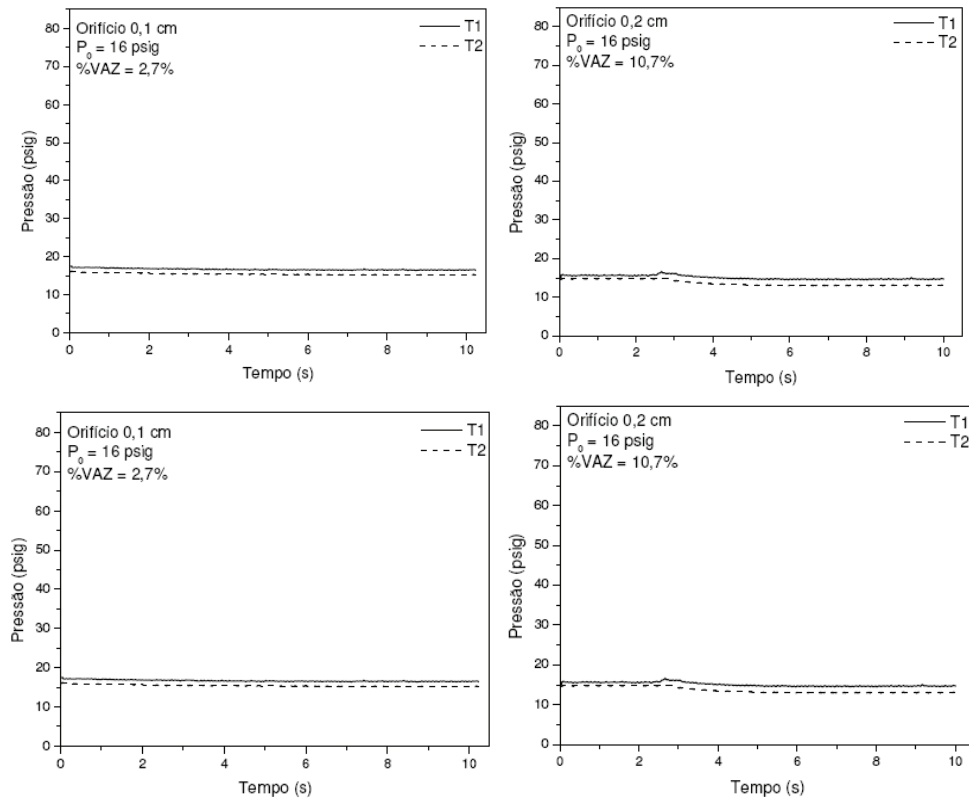


Figura 2.14: Transiente de pressão (Orifício de 0,1 cm). Tubulação com escoamento (MACIAS, 2004).

Para o sistema estudado por MACIAS (2004) a Figura 2.15 mostra que quando a válvula é fechada, a pressão recupera-se rapidamente retornando ao valor inicial após alguns segundos.

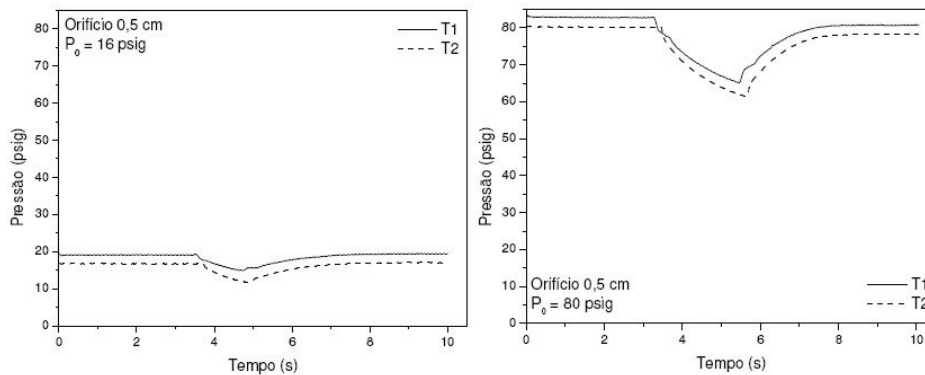


Figura 2.15: Transientes de pressão. Vazamentos de 1segundo (MACIAS, 2004).

2.4.2 Detecção por métodos acústicos

PAVAN (2005) desenvolveu e testou uma técnica de detecção de vazamentos de gás em vasos de pressão, baseada na análise do ruído sonoro gerado pelo vazamento, comparando-a à variação de pressão no interior do vaso.

Para a realização dos experimentos foi utilizado um vaso de pressão com capacidade 34,5 litros, operando com ar. A pressão de operação no interior do vaso variou de 1 a 7 kgf/cm². Para a detecção de vazamentos foi utilizado um microfone e um programa em linguagem C, que faz a aquisição online, através de uma placa ADA, dos sinais dos sensores instalados no interior do vaso. O circuito elétrico que compatibiliza o sinal sonoro apresenta duas etapas: Na primeira o sinal alternado é amplificado; e na segunda o sinal passa por filtros gerando três sinais contínuos em diferentes faixas de frequência.

As Figuras 2.16 e 2.17 mostram a detecção de vazamento sem alimentação contínua de ar para determinado tamanho de orifício de vazamento. Nota-se a variação da pressão interna do vaso juntamente com as amplitudes do ruído sonoro provocados por um vazamento quando se utilizam pressões iniciais (P_0) de 4 kgf/cm² e 7 kgf/cm² respectivamente. Os resultados de Pavan (2005) mostraram que a partir do instante em que ocorre vazamento, a pressão no interior do vaso cai continuamente até que este se esvazie por completo. Observou-se que a velocidade da queda de pressão

aumenta com o diâmetro do orifício utilizado. No instante em que o vazamento foi provocado, um ruído sonoro foi gerado e este por sua vez fora decomposto em ruídos de três frequências (1, 5 e 9 kHz) com diferentes amplitudes. Foi observado também que o aumento do orifício provoca uma alteração na frequência dominante do sistema.

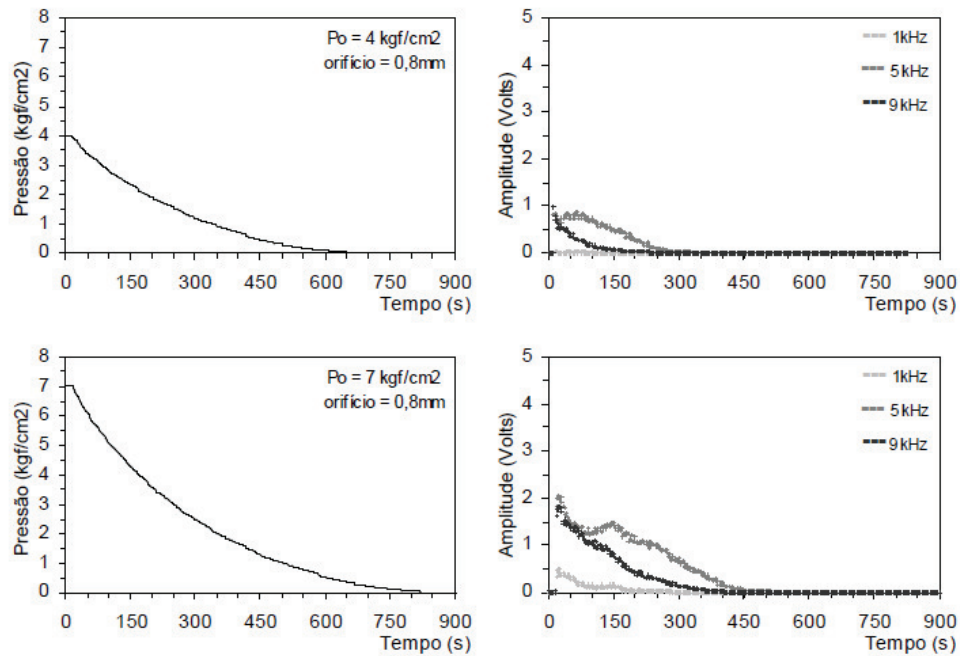


Figura 2.16: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro, orifício 0,8mm (PAVAN, 2005).

As Figuras 2.18 e 2.19 representam casos de detecção de vazamentos com alimentação contínua de ar no vaso. As mesmas ilustram que o vaso gera apenas uma pequena variação na pressão interna, podendo em alguns casos ter uma ligeira recuperação, permanecendo constante, enquanto que, a amplitude do ruído sonoro aumenta bruscamente, dependendo da frequência dominante. Da mesma forma que para o vaso sem alimentação contínua, o aumento do orifício provocou também uma alteração na frequência dominante do sistema.

Estes resultados indicaram o sucesso da técnica acústica para vaso de pressão, apontando a necessidade de mais estudos experimentais para avaliação de seu desempenho em verdadeiros gasodutos.

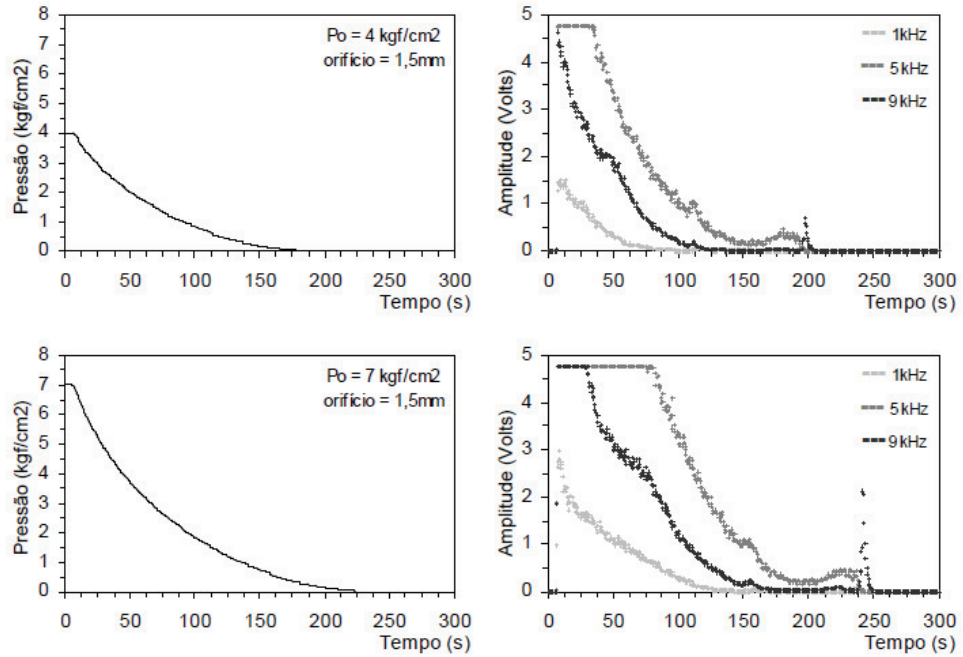


Figura 2.17: Transiente de pressão e amplitudes do ruído sonoro no vaso de pressão, orifício 1,5mm(PAVAN, 2005).

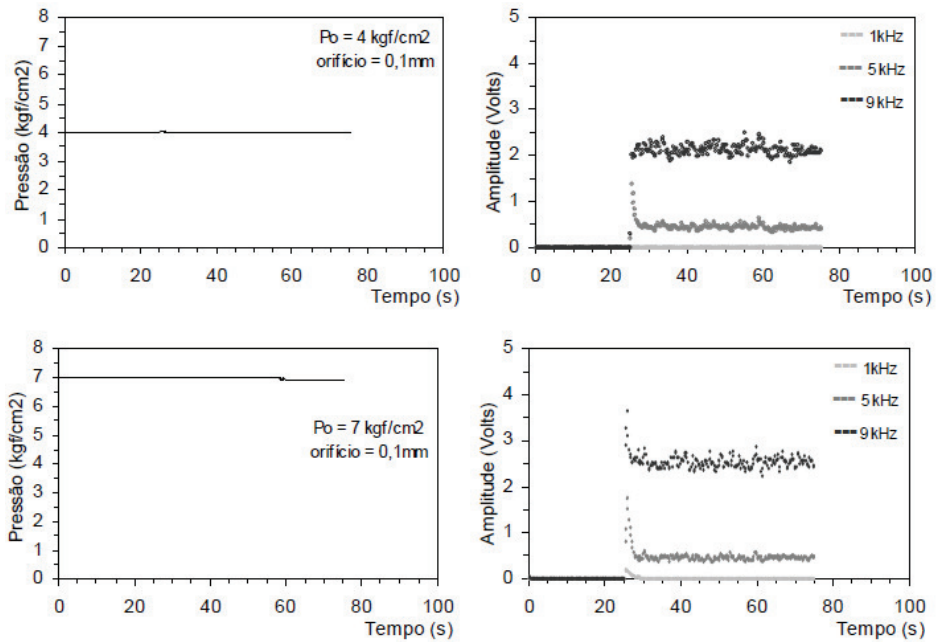


Figura 2.18: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro com alimentação de ar, orifício 0,1 mm(PAVAN, 2005).

Através da comparação das Figuras 2.19 e 2.20 foi possível observar que a amplitude do ruído sonoro aumenta com o aumento do orifício.

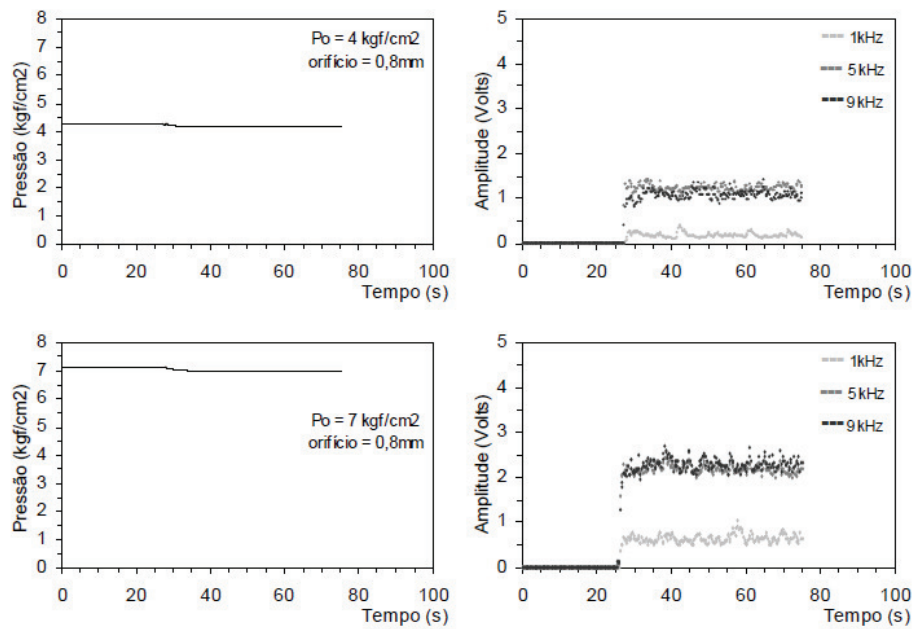


Figura 2.19: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro com alimentação de ar, orifício 0,8mm (PAVAN, 2005).

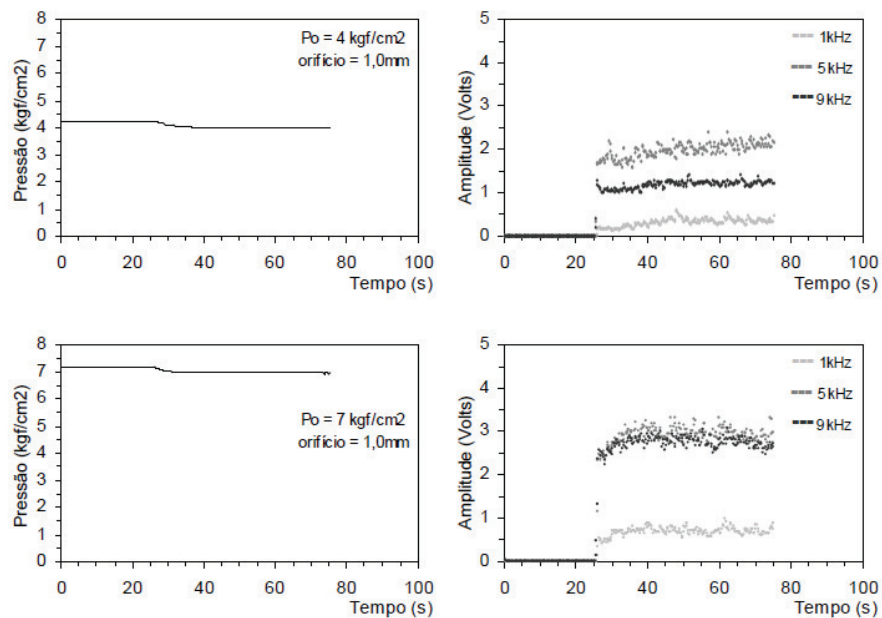


Figura 2.20: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro orifício, 0,8mm (PAVAN, 2005).

Os resultados obtidos por PAVAN(2005) mostraram que é possível detectar vazamentos em vasos de pressão através do ruído sonoro gerado por este vazamento. A técnica desenvolvida mostrou-se eficiente na detecção de vazamentos com orifício de 1mm de diâmetro, mesmo quando a pressão interna do vaso não sofra variações.

Em continuação às pesquisas do DESQ/FEQ/Unicamp, SOUSA (2007) aplicou a técnica de detecção de vazamento de gás, agora em tubulação, baseada no método acústico comparando-a à análise de transiente de pressão a partir do vazamento. Transientes de pressão e o ruído sonoro gerado pelo vazamento foram detectados e analisados em uma tubulação ligada a um vaso de pressão, operando sem e com escoamento de gás em várias condições de operação. O fluido de trabalho utilizado foi o ar comprimido. Os experimentos foram realizados em uma tubulação de 60 metros e ½” de diâmetro e um vaso de pressão de 34,5 litros. Vazamentos de várias magnitudes foram estabelecidos através de orifícios variando entre 0,4 mm a 5 mm. A pressão de operação do sistema estava compreendida entre 2 a 7 kgf/cm².

O microfone e o transdutor de pressão foram instalados no vaso de pressão ou na tubulação para detectar a ocorrência de vazamento, ambos conectados a um computador. O sinal gerado pelo microfone foi amplificado e passou por um banco de filtros sendo transformado em três sinais com amplitudes independentes, com faixa de frequência de 1 kHz, 5 kHz e 9 kHz. O programa de aquisição de dados foi escrito em linguagem C para ler e processar os dados.

As Figuras 2.21 e 2.22 mostram casos de detecção de vazamentos sem alimentação contínua de ar com transdutor de pressão e microfone instalados no vaso de pressão. Nota-se que no momento em que ocorre o vazamento, a pressão interna da tubulação diminui continuamente em função do tempo e a amplitude do ruído sonoro aumenta bruscamente e em seguida diminui com o esvaziamento do sistema, de forma semelhante aos resultados obtidos por PAVAN (2005).

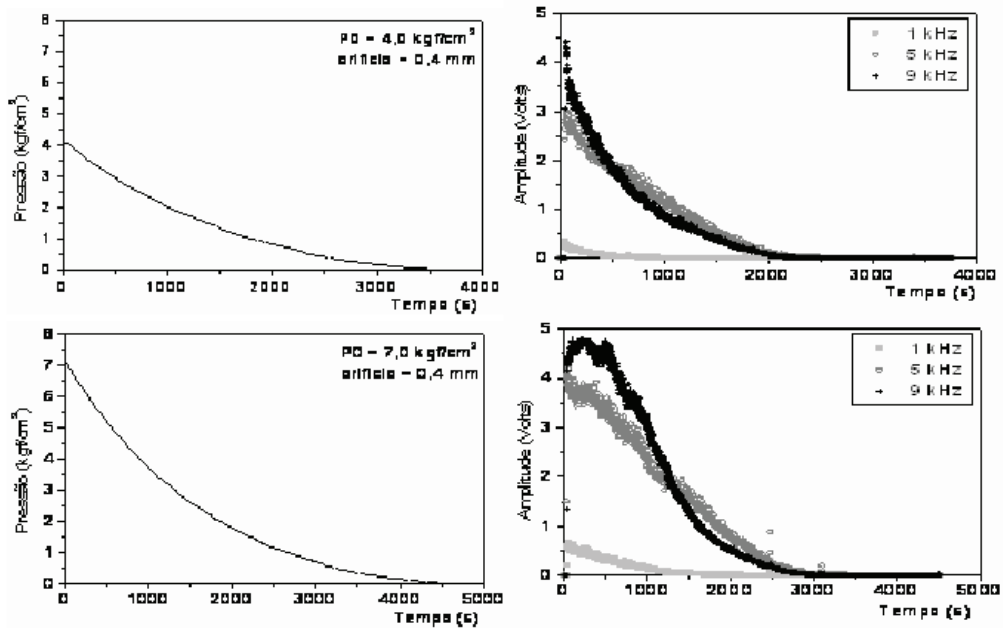


Figura 2.21: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 0,4 mm. Tubulação sem alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão (SOUSA, 2007).

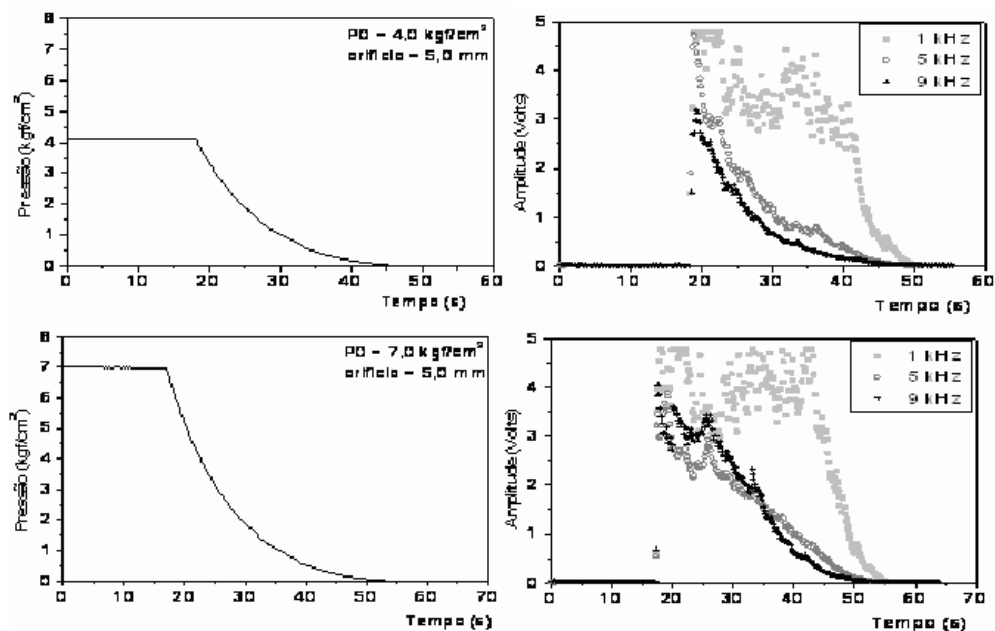


Figura 2.22: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 5,0 mm. Tubulação sem alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão (SOUSA, 2007).

Em todos os casos mostrados a ocorrência de vazamento foi claramente detectada através dos perfis de transiente de pressão e também através das variações das amplitudes dos ruídos sonoros.

Sousa (2007) observou que quanto maior o orifício do qual ocorreu o vazamento, mais rápida é a queda de pressão. A amplitude do ruído sonoro aumentou com o aumento do diâmetro do orifício para uma mesma pressão inicial. Foi observado também que o aumento do orifício também alterou a frequência dominante do sistema: o som agudo (frequência mais alta) foi obtido quando foi utilizado um orifício de 0,4 mm e quando foi utilizado um orifício de 5,0mm obteve-se um som mais grave (frequência mais baixa). Com o orifício de 0,4 mm a frequência dominante foi de 9 kHz (Figura 2.21), e com orifício de 5,0 mm a frequência dominante foi de 1 kHz (Figura 2.22).

A Figura 2.23 mostra casos com o transdutor de pressão e o microfone instalado à entrada da tubulação. A mesma mostra que as características dos transientes de pressão, bem como a influência do diâmetro do orifício sobre a variação de pressão, são as mesmas observadas quando o transdutor foi instalado no vaso de pressão. Em contrapartida, não aconteceu o mesmo com as amplitudes dos ruídos sonoro gerados pelos vazamentos. De acordo com SOUSA (2007), a amplitude do ruído sonoro sofre um pulso no instante em que o vazamento é provocado e oscila durante a maior parte do experimento, para finalmente diminuir nos últimos instantes do esvaziamento do sistema vaso-tubulação.

Os resultados obtidos com o sistema vaso-tubulação isolados, sem alimentação contínua de ar, mostraram que a detecção de vazamentos mesmo da ordem de 0,4mm, são claramente detectados através dos transientes de pressão e das variações das amplitudes dos ruídos sonoros gerados pelo vazamento.

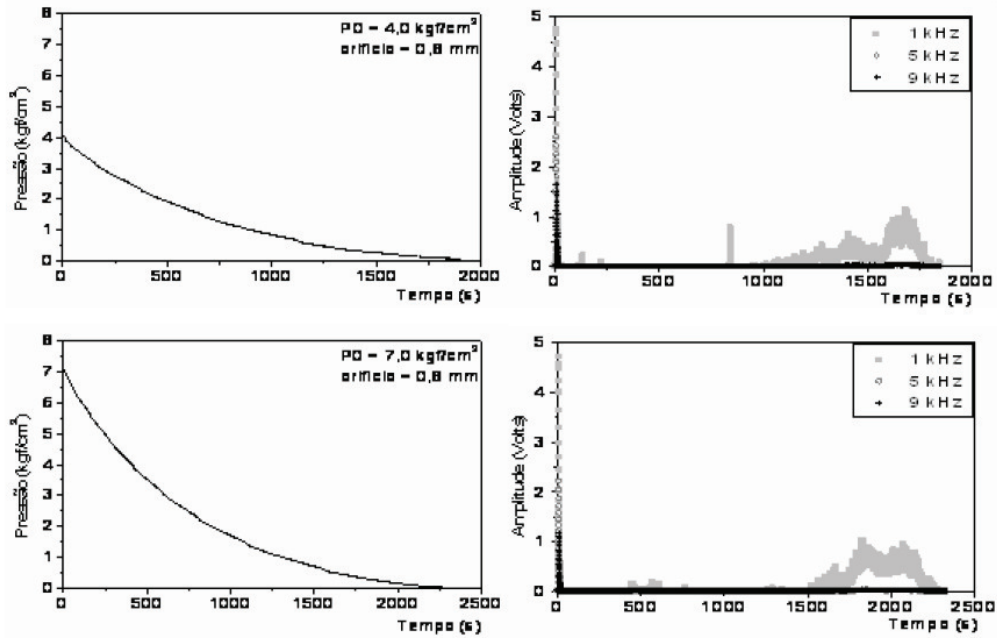


Figura 2.23: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 0,8 mm. Tubulação sem alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no início da tubulação (SOUSA, 2007).

As Figuras 2.24 e 2.25 mostram casos de detecção de vazamentos com alimentação contínua de ar com transdutor de pressão e microfone instalados no vaso de pressão. De acordo com os resultados, no momento que o vazamento foi provocado a pressão na tubulação sofreu uma redução, no entanto, a característica dos perfis de transiente de pressão dependeu do diâmetro do orifício. A amplitude do ruído sonoro aumentou bruscamente, caracterizando a ocorrência de vazamento.

Em alguns casos, a ocorrência de vazamento não provocou mudança significativa no valor da pressão, de maneira que foi praticamente imperceptível o vazamento. Ao contrario da pressão, a amplitude do ruído sonoro permitiu a nítida detecção do vazamento.

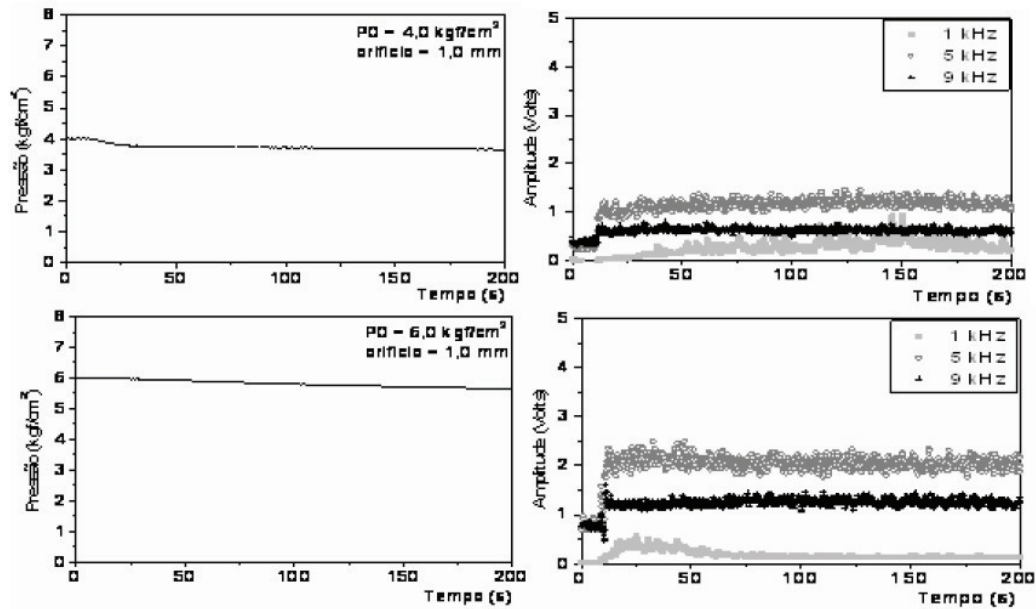


Figura 2.24: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 1,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão (SOUSA, 2007).

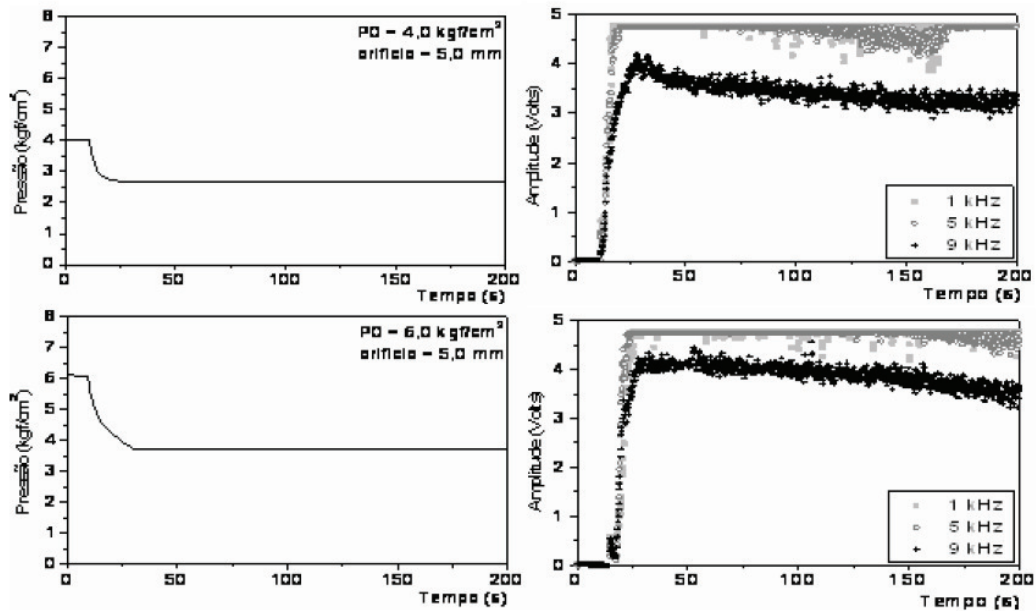


Figura 2.25: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 5,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no vaso de pressão(SOUSA, 2007).

As Figuras 2.26 e 2.27 representam dados com transdutor de pressão e microfone instalados à entrada da tubulação. Neste caso, a ocorrência de vazamento não provocou uma alteração significativa no valor de pressão, de maneira que o vazamento pudesse ser detectado. Por outro lado, a amplitude do ruído sonoro permitiu a nítida detecção do vazamento. Como na etapa anterior, no momento em que o vazamento foi provocado a pressão na tubulação sofreu uma redução. No entanto, a característica dos perfis de transiente de pressão mostrou dependência do diâmetro do orifício(Figuras 2.26 e 2.27).

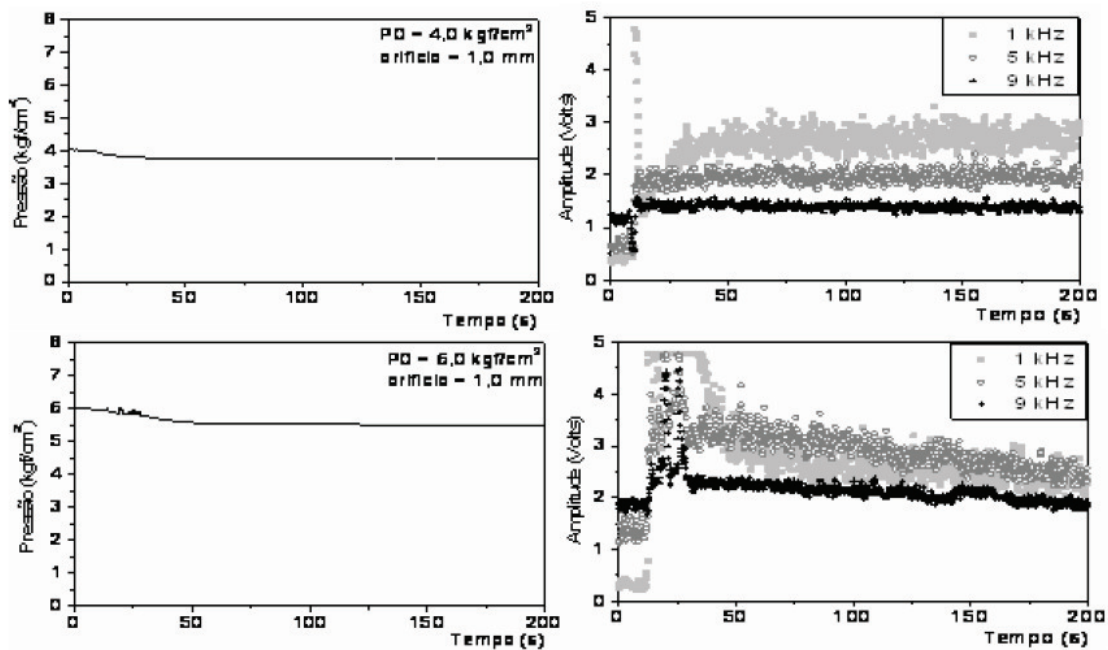


Figura 2.26: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 1,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no início da tubulação (SOUSA, 2007).

Os resultados obtidos com o sistema vaso-tubulação com alimentação contínua de ar mostram que os vazamentos são nitidamente detectados através das variações das amplitudes dos ruídos sonoros gerados pelo vazamento para toda a faixa de diâmetro de orifícios testados. O mesmo não ocorre com transientes de pressão. A queda de pressão provocada no sistema para alguns casos, com orifícios de até 2,0mm, foi muito pequena, impossibilitando a detecção por pressão.

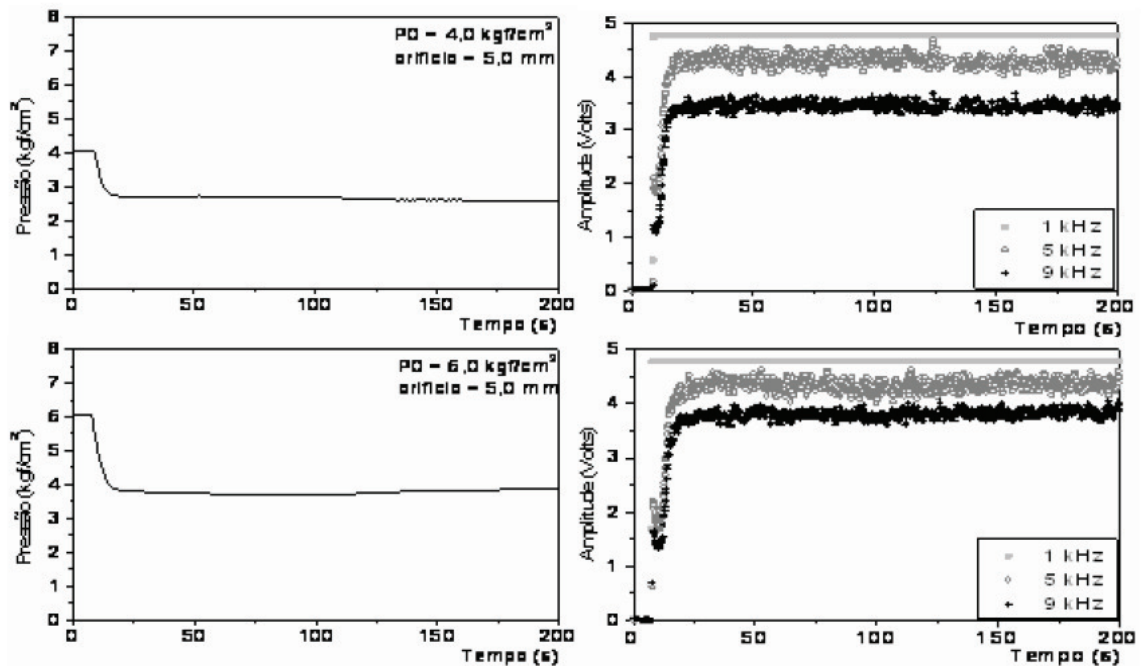


Figura 2.27: Transientes de pressão e amplitude do ruído sonoro para orifício de 5,0 mm. Tubulação com alimentação contínua de ar e microfone e transdutor localizado no início da tubulação (SOUSA, 2007).

2.4.3 Detecção por redes neurais artificiais

Uma das maneiras de monitorar e analisar os sinais gerados por sensores de pressão, vazão ou acústicos em tubulações, visando identificar e caracterizar os vazamentos ocorridos é por meio de aplicação de redes neurais artificiais no sistema computacional online.

ZHONG et al. (1997) propuseram o acompanhamento de um conjunto de variáveis sensíveis (variáveis que apresentam mudanças significativas sempre que ocorre o vazamento, como por exemplo pressão, vazão) para detectar vazamentos em tubulações de caldeira utilizando Redes Neurais Artificiais. O trabalho teve como objetivo utilizar RNA para aprender o mapa funcional entre o vazamento e as variáveis sensíveis (variáveis que exibem mudanças significativas quando ocorre um vazamento). A RNA usada foi a Backpropagation (rede com Múltiplas camadas) que teve duas camadas intermediárias e uma camada de entrada e uma de saída. Foram realizados dois testes para analisar o desempenho da proposta. No primeiro teste foram usados dados de simulação, enquanto que no segundo foram usados dados experimentais. No primeiro

teste, diferentes vazamentos foram simulados em diferentes locais da tubulação. As variáveis sensíveis para cada cenário de vazamento de tubo foram introduzidas no sistema e a saída da rede forneceu a taxa de vazamento dos casos particulares de vazamento. De acordo com os resultados a RNA acompanhou muito bem o sistema de detecção de vazamento. No segundo teste, ZHONG et al. (1997) utilizaram dados experimentais. De acordo com os resultados foi possível a identificação do vazamento.

BELSITO et al. (1998) desenvolveram um modelo fenomenológico para gerar um banco de dados para treinar redes neurais artificiais para detectar e localizar vazamento em tubulações. O banco de dados consiste das vazões de entrada e saída da tubulação, como também as pressões do fluido em 13 pontos diferentes ao longo da tubulação, constituindo um “padrão”. Neste trabalho foi utilizada uma tubulação de referência transportando amônia liquefeita. O modelo numérico para a simulação foi desenvolvido baseado em equações de conservação de massa, momento e energia e escrito na linguagem C++. Este modelo foi capaz de simular o comportamento transiente de uma tubulação depois de ocorrer um vazamento. Os autores abordaram o problema usando duas redes diferentes, uma para detectar o vazamento e o tamanho do vazamento e outra para localizá-lo. O primeiro sistema seria para trabalhar em tempo real para monitorar a tubulação e dando alarme se o vazamento for detectado, deste modo ativando o segundo sistema, que faz a possível localização ao longo do vazamento na linha. Para o tamanho do vazamento foram usados dados com e sem vazamento para o treinamento da rede. De outro lado, para a localização do vazamento somente foram necessários dados com vazamentos. Na primeira etapa do trabalho, o sistema foi satisfatoriamente capaz de prever ocorrências do vazamento e tamanho do vazamento. Na etapa seguinte, lidando com os sinais de ruídos, a arquitetura da rede utilizada antes não foi mais capaz de reconhecer o tamanho do vazamento, levando à necessidade de um número de ações que melhorou o desempenho da RNA, como por exemplo, a utilização da técnica da média móvel no tempo. A RNA foi treinada e satisfatoriamente testada com sinais de ruído. O sistema foi capaz de detectar vazamentos menores que 1% da taxa de fluxo. A localização de vazamentos grandes foi predita com muita precisão, mesmo quando sinais de ruído foram utilizados.

CAPUTO e PELAGAGGE (2002) desenvolveram um trabalho que avaliava as condições de pressão e taxa de fluxo de uma rede de tubulação, por meio de simulação,a

fim de prever o estado da rede em situações normais e anormais de fluxo, para gerar conjuntos de dados para treinar uma RNA. A RNA foi treinada com estes conjuntos de dados, representando o estado do sistema em diferentes condições de operação, com ou sem vazamentos, relacionando os efeitos de vazamentos e localização. Foi selecionada a rede de múltiplas camadas (MLP) como o tipo de rede neural mais susceptível para representar esta aplicação. Os autores utilizaram uma estrutura de rede híbrida com dois níveis. O primeiro nível MLP foi utilizado para localizar o ramo onde ocorre o vazamento, para em seguida ativar especificamente o segundo nível tendo a tarefa de estimar precisamente o fluxo de vazamento e a localização. A RNA foi satisfatoriamente testada em um processo simplificado, obtendo resultados promissores. No entanto, a fase de implementação em um caso de teste real foi realizado no trabalho seguinte.

CAPUTO e PELAGAGGE (2003), dando continuidade ao trabalho, primeiramente realizaram o treinamento da rede neural com o conjunto de dados gerados pelo modelo matemático desenvolvido no trabalho anterior, que representa o estado do sistema(ou seja, pressões e taxas de fluxos) em diferentes condições de funcionamento com ou sem vazamentos. Desta forma, uma forte correlação entre os efeitos de vazamento, quantidade e localização pode ser definida. Durante a fase de execução, a rede funciona como um classificador para estimar o status do sistema real e localizar vazamentos com base nas informações disponíveis. Foi adotada uma arquitetura de RNA de dois níveis. Depois de descrever a metodologia, aplicaram a técnica em uma situação real (tubulação contendo 9455 m de extensão) obtendo resultados promissores: o ramo de vazamento foi corretamente identificado, a vazão de vazamento foi estimada com um erro menor que 3 %, e o vazamento foi localizado com precisão entre 50 m a 100 m.

SCUCUGLIA (2006) desenvolveu um sistema de simulação do escoamento e controle de vazamento para uma rede de distribuição de gás natural. Abordou diversas formas de detecção de vazamentos de gás em tubulações, optando-se pelo balanço de volume para esse fim. O fluxo no interior da rede de dutos foi simulado por um sistema de equações diferenciais não lineares obtidas para regime permanente, cuja solução para uma dada topologia de rede, fornecia pares de valores de pressão e vazão em pontos específicos. Com os valores de pressão e vazão de saída, obtidos de simulações em

condições de vazamento, foi treinada a RNA com a finalidade de fornecer a localização de eventuais vazamentos ao longo do duto. Depois de determinado a localização do vazamento, foi desenvolvido um controle do escoamento através de válvulas de controle eletro-hidráulicas com controladores proporcionais, integrais e derivativos (PID), instalados na rede, com a finalidade de isolar eventuais trechos com vazamentos, e por fim, foi desenvolvido um sistema computacional inteligente, em linguagem Delphi, com toda a modelagem avaliada e proposta, para ser utilizada em projetos de redes e gasodutos e na automação da operação.

AGUIAR (2010) desenvolveu um sistema de identificação de vazamentos em dutos, através da análise do sinal de sensores de pressão. A identificação de vazamentos foi realizada através de uma rede neural artificial. O treinamento do modelo neural foi realizado com dados experimentais obtidos no oleoduto piloto do NETeF – Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos da USP, com uma seção de testes com 1512 m e diâmetro de 51,2 mm. Os testes com o modelo neural foram feitos off-line utilizando água como fluido de trabalho. Os resultados deste trabalho mostraram-se promissores, visto que o modelo neural foi capaz de discriminar sinais de vazamento e sinais de não vazamento, para diversas vazões e posições de vazamentos.

GARCIA et al.(2010) utilizaram redes neurais artificiais para detectar vazamentos de ar comprimido em uma seção de duto. O treinamento do modelo neural foi realizado através de sinais vibroacústicos captados por um acelerômetro piezoelétrico. O algoritmo de otimização para o treinamento foi o de Levenberg-Marquardt, que permitiu uma rápida convergência de treinamento para a RNA. Através dos resultados obtidos, pôde-se detectar 98 % dos casos de vazamento e 99 % das outras situações com geração de vibrações, mas sem vazamento.

2.5 Conclusão

Pela análise dos trabalhos relacionados neste capítulo, julgou-se promissor o uso de redes neurais artificiais como ferramenta de análise de dados visando à detecção de vazamentos em tempo real e, posteriormente, à determinação da magnitude e à localização dos mesmos em dutos de transporte de produtos gasosos. Como visto anteriormente, sensores de pressão e também vibroacústicos foram já estudados como entrada de dados da rede neural. Dando continuidade às investigações realizadas pelo grupo de pesquisas do DESQ/FEQ/Unicamp, que indicaram baixo desempenho de

sensores de pressão para gasodutos com vazamentos em pequenos orifícios, optou-se pela utilização de sensores acústicos para fornecer informações ao modelo neural preditivo dos vazamentos.

3. Materiais e Métodos

3.1 Sistema experimental

Esta seção tem como objetivo a apresentação do sistema experimental utilizado na detecção de vazamentos de gás, através do método acústico.

No presente trabalho, foram analisadas as características do ruído sonoro gerado pela ocorrência de vazamento de gás em uma tubulação rígida de ½” de diâmetro e 60 m de comprimento e em uma tubulação flexível (mangueira) de ¾” de diâmetro e 100 m de comprimento, alimentada através de um vaso de pressão, com alimentação contínua de gás, sob diversas condições de operação.

Os vazamentos foram provocados manualmente por meio de válvulas de abertura/fechamento rápido instaladas ao longo da tubulação rígida (Figura 3.1) e/ou da flexível (Figura 3.2). A magnitude do vazamento foi controlada pela instalação de orifícios de diâmetros que variam entre 1,0 e 3,0 mm.

Para realizar os experimentos utilizou-se ar comprimido, como fluido de trabalho, proveniente da linha que serve os laboratórios da FEQ. A pressão foi controlada pelo monitoramento de um manômetro instalado na entrada da tubulação. A pressão máxima utilizada nos experimentos foi de 6 kgf/cm².

O monitoramento dos vazamentos foi realizado através de um transdutor de pressão e de um microfone instalado no vaso de pressão (Figura 3.4) à entrada da tubulação, conectados a um microcomputador dotado de uma placa de aquisição de dados (Figura 3.5). Os experimentos foram realizados em várias condições de operação em duas situações principais, tubulação rígida de ferro galvanizado e tubulação flexível (mangueira), conforme Figuras 3.1 e 3.2, respectivamente.

Na tubulação rígida (Figura 3.3) foram provocados vazamento em três pontos diferentes (0 m, 1,5 m e 3 m). O primeiro ponto e o terceiro foram utilizados para o treinamento do modelo neural, enquanto que o segundo foi para os testes de localização do vazamento pelo modelo neural.

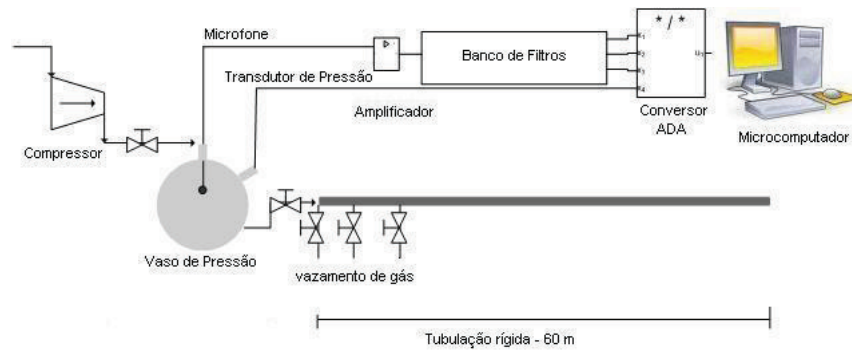


Figura 3.1: Sistema operando com tubulação rígida.

Na tubulação flexível, em dois pontos diferentes foram provocados vazamentos (0 m e 50 m). Para cada ponto de vazamento foi feito um modelo neural para determinar o tamanho do vazamento.

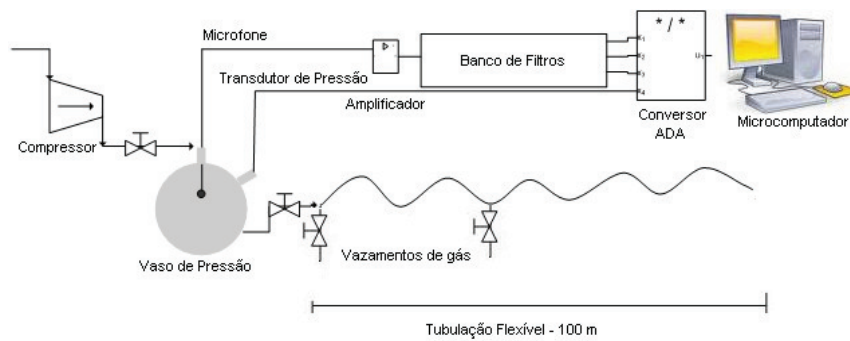


Figura 3.2: Sistema operando com tubulação flexível (mangueira).

Para que o sinal elétrico recebido pelo microfone fosse compreendido pelo conversor A/D foi necessário primeiramente passá-lo por um pré-amplificador de sinal e, em seguida, por um banco de filtros de modo a transformar o sinal proveniente do pré-amplificador em três sinais com amplitudes diferentes, cada uma com uma faixa de frequência específica, conforme PAVAN (2005).



Figura 3.3: Tubulação de ferro galvanizado.



Figura 3.4: Vaso de pressão.



Figura 3.5: Microcomputador com o programa em linguagem C em funcionamento.

3.1.1 Especificação dos equipamentos

3.1.1.1 Transdutor de pressão

Um transdutor de pressão é um dispositivo capaz de transformar uma quantidade física, pressão, em uma informação elétrica como, corrente ou voltagem. O sensor utilizado neste projeto foi do tipo piezelétrico, que são construídos com materiais que produzem uma diferença de potencial quando submetidos a uma deformação mecânica.

O transdutor de pressão utilizado é da marca COLE PARMER modelo K1, calibrado para realizar leituras de até 300 psig (20 kgf/cm²), com precisão de $\pm 0,4$ psig, para um sinal elétrico variando entre 0 e 5 V.

3.1.1.2 Microfone

O microfone é um tipo de aparelho eletromecânico utilizado para converter o som em energia elétrica. O modelo do microfone utilizado neste trabalho é CZN-15E, omnidirecional, ou seja, capta o som da fonte não importando a direção em que este chegue a sua cápsula.

3.1.1.3 Vaso de pressão

Como vaso de pressão foi utilizado um botijão de gás (Figura 3.3) com a capacidade de armazenar 34,5 litros de ar comprimido a uma pressão de até 19 kgf/cm².

3.1.1.4 Pré-Amplificador

O pré-amplificador foi utilizado no sistema experimental, com a finalidade de converter a alta impedância do microfone a um valor adequadamente baixo para que o sinal possa ser facilmente transmitido sem perda significativa a longa distância, através de um cabo.

O pré-amplificador (Figura 3.6) foi deixado próximo ao vaso, utilizando um cabo blindado, para conectá-lo ao microfone que se encontra no interior do vaso de pressão.

3.1.1.5 Banco de Filtros Passa-Faixa

De acordo com PAVAN (2005) o sinal de saída do pré-amplificador do microfone varia em amplitude e em frequência, dependendo da pressão no interior do vaso e do diâmetro do orifício.

Neste trabalho, a placa de aquisição Analógica-Digital foi instalada no microcomputador possuindo uma taxa de amostragem de 2 kHz, ou seja, sinais com frequências acima de 1 kHz não são amostrados corretamente. O sinal amostrado é um sinal de áudio e sua frequência varia entre 20 Hz e 20 kHz ultrapassando a máxima frequência compreendida pela placa A/D. Além disso, a placa de aquisição está configurada para compreender sinais positivos variando entre 0 e 5 Volts e o sinal de áudio é um sinal alternado apresentando valores positivos e negativos.

Desta maneira, é necessário compatibilizar novamente o sinal gerado pelo microfone com aquele compreendido pela placa de aquisição Analógica-Digital. O circuito elétrico foi desenvolvido por PAVAN (2005) apresentando quatro estágios.

- 1º estágio: Filtro ativo Butterworth passa-baixo

No primeiro estágio, o sinal proveniente do pré-amplificador de microfone passa por um filtro ativo passa-baixo de segunda ordem. O filtro foi desenvolvido de forma a apresentar uma frequência de corte (f_c) de 20 kHz, compreendendo toda a faixa de áudio. Foi necessário utilizar esse tipo de filtro, pois o pré-amplificador de microfone, que fica localizado junto ao vaso, está cerca de 6 metros do computador e o cabo que interliga os dois circuitos, mesmo sendo blindado, funciona como uma antena captando ruídos e outras frequências indesejáveis.

- 2º estágio: Controle de ganho

O ganho não é fixo, sendo controlado por um potenciômetro externo (Figura 3.7). O controle de ganho foi utilizado para definir manualmente a amplitude do sinal que chega ao computador, de modo que fosse possível a detecção do vazamento para todos os orifícios utilizados.



Figura 3.6: Pré-amplificador utilizado para o microfone.



Figura 3.7: Potenciômetro utilizado para controle de ganho.

Para os testes experimentais realizados com a mangueira o ganho do potenciômetro foi 2. Para a tubulação de ferro galvanizado o ganho foi 4.

- 3º estágio: Banco de Filtros ativos passa-faixa

O terceiro e o quarto estágios são os mais importantes, pois são responsáveis por compatibilizar o sinal proveniente do microfone com o sinal compreendido pela placa A/D.

Devido a necessidade de trabalhar com um sinal contínuo no tempo para garantir sua amostragem. E transformando um sinal alternado em um sinal contínuo, não é possível preservar suas características de áudio. A solução encontrada por PAVAN (2005) foi separar as diversas frequências presentes em um sinal de áudio, gerando sinais independentes e depois transformar cada sinal em um sinal contínuo.

Foram construídos por PAVAN (2005) vários filtros passa-faixa projetados para frequências de 1 kHz, 3 kHz, 5 kHz, 7 kHz, 9 kHz, 11 kHz, 13 kHz, 15 kHz e 17 kHz. Para facilitar a análise da resposta em frequência do ruído gerado pelo vazamento, foram escolhidos os três filtros passa-faixa que melhor responderam ao sinal gerado: 1 kHz, 5 kHz e 9 kHz.

- 4º estágio: Circuito retificador de meia sonda

O sinal na saída de cada filtro passa-faixa ainda é um sinal alternado, ou seja, ele precisa ser transformado em um sinal contínuo no tempo para que a placa de aquisição A/D possa compreendê-lo. Essa transformação foi feita por PAVAN (2005) utilizando um circuito retificador de meia onda na saída de cada filtro. O circuito retificador de meia onda é formado por um diodo em série com um capacitor eletrolítico.

3.1.1.6 Placa conversora Analógica/Digital/Analógica (ADA)

A placa conversora analógica/digital/analógica (ADA) foi utilizada para realizar a conversão de sinais analógicos em digitais e vice-versa. Ela foi composta por multiplexador, conversor analógico-digital (CAD) de 12 bits e 8 canais, conversor digital-analógico (CDA) de 10 bits e 8 canais e uma placa de digital-digital (D/D) de 8 bits com 8 canais de entrada e 8 canais de saída.

A placa conversora utilizada nos testes experimentais foi a placa ADA versão 2.2 da TAURUS ELETRÔNICA – Brasil.

3.1.1.7 Microcomputador

O microcomputador (Figura 3.5) utilizado para aquisição de dados em tempo real na montagem experimental foi um Pentium 233 MHz, Disco Rígido 500 MB e 16 MB RAM.

3.1.2 Sistema de aquisição de dados

Esta seção tem como objetivo descrever o sistema de aquisição de dados utilizado para detecção de vazamento de gás.

O sistema de aquisição de dados é composto por sensores/transdutores, condicionador de sinal, placa conversora ADA e o programa de aquisição de dados em linguagem C. A principal função do sistema de aquisição é o monitoramento em tempo real dos dados fornecidos pelo microfone e pelo transdutor de pressão.

3.1.2.1 Sensores e transdutores

Os sensores e transdutores são dispositivos que mudam seu comportamento sob a ação de uma grandeza física podendo fornecer diretamente ou indiretamente um sinal que indica esta grandeza. Transdutor é um termo usado para designar alguns tipos de sensores já dotados de um condicionador de sinais.

Para aquisição de dados foi utilizado um transdutor de pressão para medir a variação de pressão na tubulação e um microfone para captar o ruído gerado pelo vazamento na tubulação, instalados no interior do vaso de pressão.

3.1.2.2 Condicionadores de sinais

Os condicionadores de sinais são circuitos eletrônicos capazes de adequar os sinais analógicos para a conversão digital. Os principais sub-componentes dos condicionadores são os amplificadores, filtros e isoladores.

No presente trabalho, o condicionador de sinais utilizado foi composto por dois circuitos eletrônicos, o pré-amplificador de microfone e o circuito responsável pelos filtros passa-faixa, ambos utilizados para ajustar o sinal do microfone com o sinal compreendido pela placa de aquisição analógica-digital.

3.1.2.3 Placa conversora Analógica/Digital/Analógica (ADA)

. A placa conversora foi composta por multiplexador, conversor analógico-digital (CAD), conversor digital-analógico (CDA) e uma placa de digital-digital (D/D).

Os sinais enviados ao microcomputador são de natureza analógica, devido a isto, foi necessário utilizar um multiplexador e um conversor Analógico/Digital (CAD) em conjunto com o microcomputador. O multiplexador possibilitou ao microcomputador ter acesso aos sinais do transdutor de pressão e do microfone alternadamente, enquanto

o conversor Analógico/Digital (CAD) discretizou estes sinais e os transformou em números binários.

3.1.2.4 Microcomputador

O microcomputador foi responsável em processar, apresentar e arquivar os dados emitidos pelo transdutor de pressão e pelo microfone. Os dados experimentais são apresentados em forma gráfica ao usuário em tempo real. O microcomputador faz a interface entre o programa de aquisição de dados em linguagem C e a placa conversora ADA.

3.1.2.5 Programa de aquisição de dados

O programa de aquisição de dados foi desenvolvido em linguagem C, permitindo ao usuário o monitoramento do processo em estudo. Este programa armazena os sinais emitidos pelos sensores e transdutores em forma de arquivos, que posteriormente puderam ser consultados e utilizados no treinamento da rede neural.

Numa segunda etapa, o programa foi modificado para realizar o teste da rede neural online, sendo acrescentadas duas novas sub-rotinas: uma para o cálculo da média móvel dos dados do microfone e outra para realizar os cálculos algébricos da rede neural visando determinar em tempo real o tamanho e a localização do vazamento. O programa desenvolvido encontra-se no Apêndice A e apresenta as seguintes funções:

1. Definições das variáveis de controle da placa de aquisição ADA;
2. Declaração das variáveis para o cálculo da média móvel;
3. Declaração das variáveis globais e sub-rotinas;
4. Limpeza de tela;
5. Tela de apresentação;
6. Escolha do nome e construção do arquivo de resultados;
7. Construção do arquivo com dados da média móvel;
8. Abrir arquivos de pesos e bias do modelo neural para leitura;
9. Pressionar uma tecla para início da aquisição de dados;
10. Variável *tempo1* assume o valor do `clock()`;
11. Limpeza de tela;
12. Construção dos gráficos: amplitude dos sinais sonoros versus números de pontos e pressão versus números de pontos;

13. Início do *loop* de leitura que compreende as tarefas:

- Aquisição de dados;
- Filtragem por média aritmética;
- Conversão dos dados lidos em sinais digitais e posteriormente em unidades de amplitude (Volts) e pressão (kgf/cm²);
- Variável *tempo2* assume o valor do *clock()*;
- Cálculo do tempo de aquisição por ponto, subtraindo o valor das variáveis *tempo2* de *tempo1*;
- Gravação do arquivo de resultados;
- Impressão na tela do microcomputador dos três valores obtidos em amplitude e do valor obtido em pressão;
- Apertar uma tecla para sair do *loop* de leitura;
- Voltar ao início do *loop* de leitura;

14. Cálculo da média móvel dos dados emitidos pelo microfone;

15. Teste do modelo neural a partir do quadragésimo ponto de aquisição:

- Declaração das variáveis do teste do modelo neural;
- Normalização dos dados de entrada da rede neural;
- Cálculos das camadas intermediárias e da camada de saída do modelo neural;
- Desnormalização dos dados.

16. Limpeza de tela.

17. Fim do programa de aquisição de dados.

3.1.2.6 Conversão do Sinal Analógico em Digital

Os sinais gerados pelo transdutor de pressão e pelo microfone são de natureza analógica, sendo necessária a conversão de analógico para digital para esses sinais possam ser trabalhados pelo programa de aquisição de dados.

O conversor Analógico/Digital (CAD) foi habilitado para trabalhar na faixa de 0 a 5 Volts podendo gerar números binários de 0 (000000000000) a 4095 (111111111111) dependendo do sinal de entrada. O sinal de saída do conversor é proporcional à amplitude do sinal de entrada. O programa de aquisição de dados trabalha com o sinal digital na forma de número decimal equivalente, ou seja, a programação é feita em número decimal equivalente ao sinal digital.

A relação entre a tensão de entrada (amplitude) e o número decimal é linear conforme a Equação 6. Para 0 Volts na entrada do conversor tem-se o número decimal equivalente 0 e para 5 Volts, têm-se o número decimal equivalente a 4095.

$$\frac{ND}{4095} = \frac{SA}{5} \quad (6)$$

onde: ND é o número decimal e SA é tensão de entrada.

Após a conversão, o número decimal equivalente foi transformado em unidades de tensão (volts) para as três entradas relativas ao sinal do microfone, e em unidades de pressão (kgf/cm²) para o sinal proveniente do transdutor de pressão. Esta conversão é realizada na subrotina *leitura* no programa de aquisição de dados (Apêndice A).

A amplitude dos sinais referentes ao microfone variam entre 0 e 5 Volts enquanto que a amplitude do sinal proveniente do transdutor de pressão varia entre 1 e 5 Volts. Isso implica que a conversão em unidades de tensão é realizada de forma diferente da conversão em unidades de pressão.

3.1.2.7 Temporização do programa de aquisição de dados

O programa de aquisição de dados tem como uma das funções principais determinar o intervalo de tempo gasto pelo computador para efetuar um laço de leitura. O laço de leitura no programa de aquisição de dados compreende as tarefas de leitura, conversão dos sinais analógicos em número decimal equivalente, filtragem através da média aritmética, transformação dos sinais em unidades de pressão e tensão e armazenamento desses dados num arquivo. Esse intervalo de tempo gasto pelo computador é bastante importante, pois quanto mais rápido houver o processamento dos dados, mais rápido será detectado qualquer mudança no sistema.

A temporização é feita utilizando o relógio interno do microcomputador, por meio da subrotina *clock()* e da biblioteca *time.h* da linguagem C, no programa principal. Com a subrotina *clock()*, é possível saber o exato instante em que a subrotina leitura termina.

O intervalo de tempo é calculado da seguinte forma: ao iniciar a aquisição de dados, o valor do *clock()* é enviado para uma variável denominada *tempo1*. Essa variável é mantida inalterada durante toda a execução do programa. Após a realização

das tarefas realizadas na subrotina leitura, o valor do *clock()* é enviado para uma outra variável denominada *tempo2*. A diferença entre o *tempo1* e *tempo2* corresponde ao tempo gasto pelo microcomputador para realizar a leitura.

Através da informação do tempo, é possível acompanhar o tempo que foi provocado vazamento, e o tempo que leva para a rede neural reconhecer o mesmo.

3.1.2.8 Filtragem dos dados

Os ruídos podem ser provocados por várias fontes, equipamentos elétricos, distância entre a instrumentação e a placa de aquisição de dados, ou por uma variação qualquer no processo. Para que fosse possível identificar um vazamento com mais facilidade, tornou-se necessário reduzir ao máximo esses ruídos, uma vez que podem ser confundidos com o próprio vazamento.

A filtragem dos dados possibilita a redução desses ruídos gerados pelo processo. Neste trabalho utilizou-se um filtro analógico, um filtro por média aritmética e um filtro por média móvel.

Foram utilizados dois tipos de filtros analógicos: filtro passa-baixa e o filtro passa-faixa. Apenas o filtro passa-baixa foi utilizado com a intenção de redução de ruídos, já que o filtro passa-faixa serviu na separação das frequências estabelecidas para o sinal sonoro proveniente do microfone.

O filtro digital por média aritmética foi implementado na sub-rotina leitura no programa de aquisição de dados. Para cada medida, foram realizadas 500 leituras consecutivas por entrada analógica do conversor. O valor médio das 500 leituras consecutivas foi considerado como a medida realizada num intervalo de tempo.

Este filtro é considerado satisfatório para ruídos de baixa frequência e para mínimas variações em amplitude, considerando um sinal contínuo no tempo.

O filtro digital por média móvel foi utilizado por último com a finalidade de diminuir os ruídos ainda presentes nos sinais das três frequências separadas pelo filtro analógico. Pelo estudo da dinâmica do sinal sonoro, determinou-se que 40 medidas consecutivas das três frequências estabelecidas seriam utilizadas para o cálculo das médias móveis, resultando nos sinais denominados: $S_{1\text{kHz}}(k)$, $S_{5\text{kHz}}(k)$ e $S_{9\text{kHz}}(k)$.

3.2 Procedimento experimental

Conforme Item 3.1, os experimentos foram realizados em duas situações diferentes, sendo que na primeira foram realizados testes experimentais na tubulação de ferro galvanizado (Figura 3.1) e na segunda situação utilizou-se a tubulação flexível (Figura 3.2), ambas com alimentação contínua de ar e com o transdutor de pressão e o microfone instalado no interior do vaso de pressão.

As etapas do procedimento experimental foram:

1. Instalação do orifício que controla a magnitude (tamanho) do vazamento;
2. A extremidade da tubulação é fechada;
3. O sistema é preenchido com ar comprimido a uma determinada pressão. Cada teste tem um valor fixo de pressão inicial, na faixa entre 2 e 6 kgf/cm²;
4. A válvula de alimentação é mantida aberta durante todo o experimento;
5. O programa de aquisição de dados é inicializado e é dado o nome do arquivo de resultados;
6. O vazamento é provocado manualmente;
7. O tempo de experimento é o suficiente para que o sistema volte a manter a pressão interna constante após a queda de pressão relativa à abertura de válvula;
8. O programa de aquisição de dados é finalizado.

3.2.1 Monitoramento através do transdutor de pressão e do sensor acústico

A primeira fase do trabalho consiste na coleta de dados para detecção de vazamento através do método acústico e do método de transiente de pressão, com alimentação contínua de ar comprimido. Para a tubulação permanecer pressurizada foi instalado um orifício de 0,8 mm na extremidade de saída na tubulação. O orifício que controla o tamanho do vazamento é colocado no ponto escolhido e em seguida a tubulação é preenchida com ar comprimido a uma determinada pressão de entrada que é mantida durante todo o experimento. Logo após, o programa em linguagem C é ligado e o vazamento é provocado.

Quando o programa de aquisição de dados é finalizado, o arquivo de dados é gerado, gerando informações da dinâmica dos três sinais de frequências do microfone e do transdutor de pressão.

Estes testes experimentais foram realizados em várias situações de operação, conforme as Tabelas 3.1 e 3.2, gerando um extenso banco de dados, para cada pressão inicial de operação. Em média foram utilizados aproximadamente 4000 vetores para cada modelo neural correspondente, sendo 80 % dos dados para treinamento e 20 % utilizados para teste off-line. Dados sem a ocorrência de vazamentos foram também incluídos neste banco de dados.

Tabela 3.1: Situações de operação utilizando a tubulação flexível.

Pressão interna do sistema	2, 4 ou 6 kgf/cm ²
Tamanho do orifício de vazamento	1, 2 ou 3 mm de diâmetro
Ponto de vazamento	0 ou 50 m do início da tubulação

Tabela 3.2: Situações de operação utilizando a tubulação de ferro galvanizado.

Pressão interna do sistema	4 ou 6 kgf/cm ²
Tamanho do orifício de vazamento	1, 2 ou 3 mm de diâmetro
Ponto de vazamento	0, 1,5 ou 3 m do início da tubulação

3.3 Determinação da magnitude e da localização do vazamento através de redes neurais

A dinâmica dos três sinais de frequência advindos do microfone no tempo foi utilizada como entrada do modelo neural para determinar a ocorrência ou não, o tamanho e a localização do vazamento.

O treinamento da RNA foi realizado para todas as situações de operação mostradas nas Tabelas 3.1 e 3.2. Para os dados da tubulação flexível foram realizados somente testes off-line com dados diferentes do treinamento para determinar o tamanho do vazamento. Para os dados da tubulação rígida, além dos testes off-line, com dados diferentes do treinamento, foram realizados testes online para determinar o tamanho e a localização de vazamentos em tempo real.

3.3.1 Treinamento e arquitetura da rede neural

Logo após a aquisição de dados através do programa em linguagem C, os dados foram organizados em arquivos para a realização dos treinamentos. Deve-se observar que para cada pressão inicial de operação foi gerado um modelo neural independente. O algoritmo de treinamento dos modelos neurais, utilizado no presente trabalho, foi implementado no Software Matlab. O programa desenvolvido encontra-se no Apêndice B. O método escolhido para o treinamento da rede neural foi o de Levenberg-Marquardt com Regularização Bayesiana (função “trainbr” no Matlab). O programa desenvolvido no Matlab apresenta as seguintes funções:

1. Leitura do arquivo de dados;
2. Divisão dos dados de treinamento e dados de teste;
3. Normalização dos dados entre -1 e 1;
4. Criação da rede neural;
5. Definição do número de épocas;
6. Chute inicial dos pesos e biases;
7. Treinamento da rede com o conjunto de dados;
8. Simulação da variável de saída a partir das entradas do conjunto de teste;
9. Desnormalização da variável de saída;
10. Geração dos gráficos para análise do erro;
11. Fim do programa.

Os dados experimentais salvos no arquivo de dados foram primeiramente transformados por meio do cálculo de média móvel no tempo em 40 instantes passados. Para a determinação deste número de amostragens anteriores, foram realizados cálculos com 5, 10, 20 e 40 instantes anteriores e verificou-se que usando 40 pontos houve uma grande redução do ruído ainda existente nos sinais do microfone, facilitando o treinamento da rede neural. O cálculo da média móvel é realizado conforme Equações 7, 8 e 9. A Equação 7 representa o primeiro ponto, a Equação 8 representa o segundo ponto e a Equação 9 representa o cálculo de um ponto N qualquer com número de pontos passados (n) a ser utilizado. Como entradas da rede foram utilizados os dados dos três sinais de frequência (S) fornecidos pelo microfone nos instantes atuais (k) e em três instantes anteriores ($k-1$, $k-2$ e $k-3$), totalizando 12 entradas, conforme Figura 3.8. Este número de instantes foi definido também através de testes e percebeu-se que

usando três instantes anteriores e o instante atual a rede neural teve um desempenho melhor, auxiliando as previsões do modelo neural. O intervalo de tempo de aquisição de dados entre os instantes k e $k-1$ é de aproximadamente 0,16 segundos.

$$y(x) = \frac{y(1) + y(2) + \dots + y(n)}{n} \quad (7)$$

$$y(x+1) = \frac{y(2) + y(3) + \dots + y(n+1)}{n} \quad (8)$$

$$y(x+N) = \frac{y(1+N) + y(2+N) + \dots + y(n+N)}{n} \quad (9)$$

As redes neurais são bastante sensíveis à escala dos dados, se os valores destes dados forem muito diferentes, a rede pode erroneamente atribuir uma maior importância a valores maiores. Devido a isto, é bastante usual a normalização do conjunto de dados de treinamento dentro de um intervalo específico. No presente trabalho o intervalo utilizado foi de -1 a 1. A normalização do conjunto de dados para o treinamento foi realizada pelo próprio MATLAB, o comando utilizado pelo mesmo foi *premnmx(entrada,saída)*. Foram determinados os mínimos (min) e máximos (max) para cada entrada e saída.

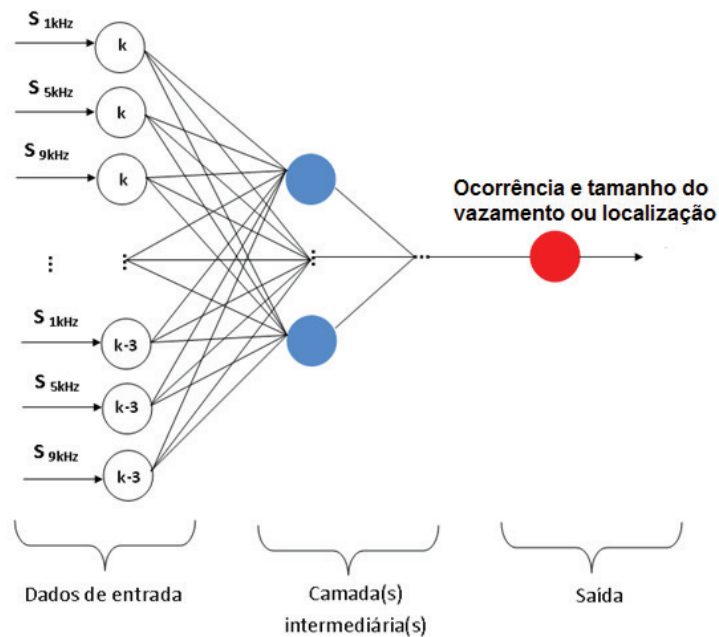


Figura 3.8: Ilustração dos dados de entrada do modelo neural.

No caso dos testes realizados em tempo real no C, foi implementado a Equação 10 para normalizar os dados de teste, os mínimos e máximos foram os mesmos utilizados no treinamento.

$$norm = \frac{2(entrada - min)}{max - min} - 1 \quad (10)$$

Da mesma forma que os dados são normalizados, os dados de saída da rede são também desnormalizados para a faixa de valores reais. Na fase de treinamento, a desnormalização é feita pelo MATLAB com o comando *postmnmx (tamanho ou localização do vazamento)*. No caso dos testes realizados online, foi utilizada a Equação 11 para desnormalizar os dados de teste.

$$desn = \frac{(saída + 1)(max - min)}{2} + min \quad (11)$$

Vários testes off-line foram executados para verificar a melhor configuração da rede neural para as situações testadas. Neste testes foram definidos: o número de instantes anteriores usados na camada de entrada, ou seja, o número de nós na primeira camada; o número de camadas intermediárias; e seus respectivos números de neurônios. Assim como, foram analisadas também as funções de ativações das camadas intermediárias que obtiveram um melhor desempenho para a situação em estudo: tangente (terminologia do MATLAB: *tansig*) ou sigmoideal (terminologia do MATLAB: *logsig*). Na camada de saída foi utilizada como função de ativação a função linear.

As melhores configurações foram definidas primeiramente através dos valores dos erros médios quadráticos (MSE) de treinamento, na qual a raiz quadrada do MSE representa a precisão do modelo, sendo que valores menores que 0,1 mm foram aceitáveis no presente trabalho. Visando avaliar a capacidade de generalização dos modelos desenvolvidos, foram analisados os gráficos de dispersão (dados reais versus preditos) usando dados de teste (não vistos no treinamento). Quando os dados se apresentavam na forma de reta coincidente com a diagonal, onde o coeficiente linear se aproximava de zero e o coeficiente angular ficava próximo de um, a configuração do modelo neural foi considerada adequada.

3.3.2 Organização dos dados para o treinamento

Os dados experimentais foram organizados em um arquivo de dados.DAT com 12 entradas e uma saída (tamanho e/ou localização do vazamento) em cada situação operacional testada, conforme Tabela 3.3. A apresentação do tamanho do vazamento na saída do modelo neural deu-se da seguinte forma: 0, representa que não houve vazamento, 1, representa que houve vazamento com tamanho de 1 mm de diâmetro, 2, ilustra um vazamento com 2 mm de diâmetro e 3, representa um vazamento com 3 mm de vazamento. No caso do modelo neural desenvolvido para determinar a localização do vazamento, tinha como saída 1, representando que houve vazamento no início da tubulação, 2, representa vazamento no ponto com 1,5 m do início da tubulação e 3 ilustrando o ponto com 3 m do início da tubulação.

Tabela 3.3: Organização das variáveis de entrada no arquivo de dados para o treinamento do modelo neural.

1 kHz	5 kHz	9 kHz	1 kHz	5 kHz	9 kHz	1 kHz	5 kHz	9 kHz	1 kHz	5 kHz	9 kHz	Tamanho/ Localização
(k)	(k)	(k)	(k-1)	(k-1)	(k-1)	(k-2)	(k-2)	(k-2)	(k-3)	(k-3)	(k-3)	

3.3.3 Testes off-line e online da RNA

Os dados utilizados para teste off-line foram dados diferentes do treinamento, sendo separados em uma proporção de 20% do total de dados do arquivo original, como dito anteriormente, compreendidos nas faixas de valores do arquivo de treinamento, e em situações transientes ou estacionárias de operação do sistema.

Para testar a utilização dos modelos neurais para determinação da magnitude, inicialmente foi desenvolvido um modelo neural para cada posição de vazamento, utilizando uma determinada pressão da tubulação.

Para a tubulação flexível foram realizados somente testes off-line para determinar o tamanho do vazamento para as pressões iniciais de 2, 4 e 6 kgf/cm². Os modelos neurais desenvolvidos para tais situações tiveram como saída a magnitude (tamanho) do vazamento, conforme ilustrado na Figura 3.9.



Figura 3.9: Sistema de detecção utilizado na tubulação flexível.

Inicialmente para a tubulação de ferro galvanizado, visando à análise de desempenho dos modelos neurais quando realmente aplicados para o monitoramento em tempo real, foram realizados testes off-line e também testes online para determinar o tamanho do vazamento para as pressões iniciais de 4 e 6 kgf/cm².

Posteriormente, visando monitorar online uma situação real, na qual não se sabe a posição do vazamento, foram elaborados dois modelos neurais independentes usando no treinamento dados de diferentes locais de vazamento, para determinar a magnitude e a localização do vazamento. De modo que, o primeiro modelo neural (determinação do tamanho do vazamento) ativa o segundo modelo para localizar o vazamento, conforme ilustrado na Figura 3.10. Foram realizados testes off-line e testes online especialmente para a tubulação rígida a 6 kgf/cm².

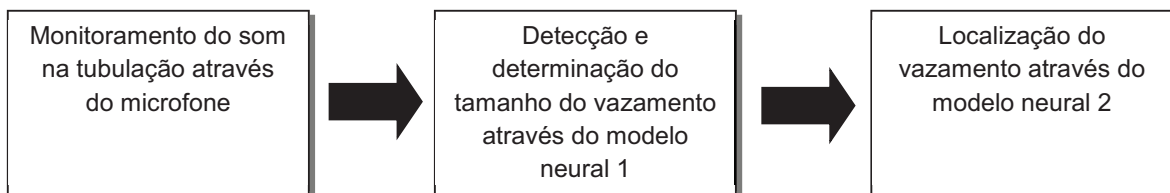


Figura 3.10: Sistema de detecção e localização de vazamento utilizado no monitoramento da tubulação de ferro galvanizado.

O primeiro modelo neural (modelo neural 1) foi elaborado para detectar o vazamento e determinar o tamanho do mesmo. No treinamento, foram utilizados dados provenientes de situações de vazamentos de magnitudes 1, 2 e 3 mm, além de situações sem ocorrência de vazamento, nos locais de vazamento situados a 0 e 3 m do início da tubulação. O segundo modelo (modelo neural 2), que tem a função de localizar o vazamento detectado pelo modelo neural 1, será ativado quando a saída do modelo neural 1 for diferente de zero. No treinamento do modelo neural 2, foram utilizados dados provenientes de situações de vazamentos localizados a 0 e 3 m do início da tubulação. Locais de vazamento diferentes destes foram usados nos testes online.

4. Resultados e Discussões

4.1 Monitoramento através do transdutor de pressão e do sensor acústico

4.1.1 Tubulação flexível (mangueira)

A seguir são apresentados e analisados os transientes de pressão e as variações em amplitude (volts) do ruído sonoro gerado pelos vazamentos provocados na tubulação flexível. As Figuras 4.1 a 4.4 representam gráficos da variação da pressão interna da tubulação, juntamente com a dinâmica das amplitudes do ruído sonoro provocados por um vazamento, utilizando orifícios de 1 e 3 mm, para as pressões iniciais de 2 , 4 e 6 kgf/cm², em dois locais diferentes da tubulação, com 0 e 50 m do início do duto. Os gráficos com orifícios de 2 mm estão apresentados no Apêndice C.

Em todos os experimentos com a tubulação flexível, o ganho no circuito de banco de filtros passa faixa foi ajustado para o valor 2, pois este valor possibilitou a detecção do vazamento nas três frequências utilizadas.

Conforme descrito no Capítulo de Materiais e Métodos, no método acústico, as frequências utilizadas (1 kHz, 5 kHz e 9 kHz) foram escolhidas por apresentarem maior variação em amplitude para os sistemas estudados.

As Figuras 4.1 e 4.2 ilustram os dados dos vazamentos com tamanho de 1 mm, para as pressões iniciais de 2, 4 e 6 kgf/cm², provocados nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, respectivamente. As mesmas revelam que, no momento em que houve o vazamento, a pressão interna sofreu uma pequena redução, sendo praticamente imperceptível a ocorrência de vazamento. Porém, a amplitude do ruído sonoro aumentou, caracterizando claramente a ocorrência do vazamento.

Foi observado na Figura 4.1 que a queda de pressão interna na tubulação foi um pouco maior no caso com a pressão inicial de 6 kgf/cm², assim como a queda de pressão para 4 kgf/cm² foi maior que os dados com pressão inicial de 2 kgf/cm². Logo, percebe-se que quanto maior a pressão do sistema, mais fácil a identificação de vazamento através do transiente de pressão.

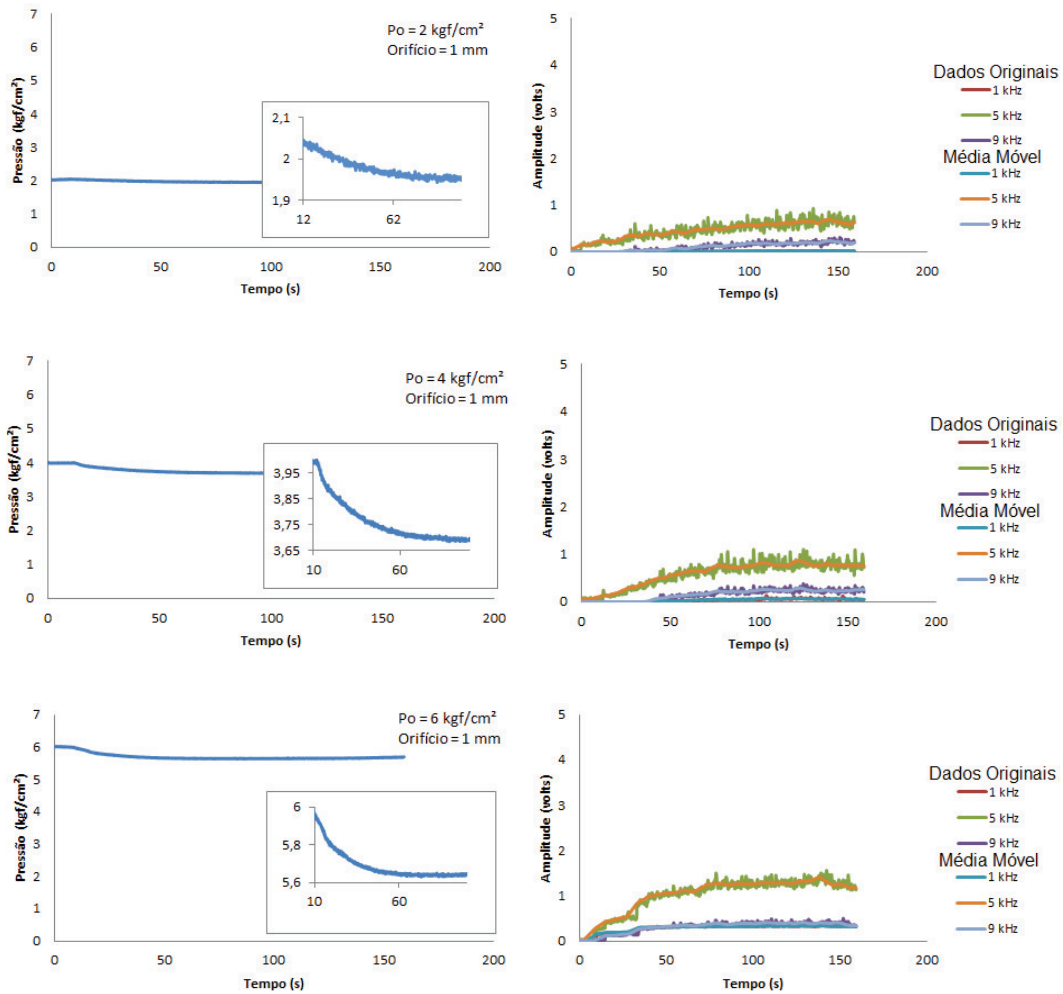


Figura 4.1: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado no início da tubulação (0 m) com orifício de 1mm (vazamentos provocados com 10,88 s, 10,82 s e 7,80 s de experimento respectivamente) .

Nos testes realizados com orifício de 1 mm (Figura 4.1), para pressão de 2 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 10,88 s depois de iniciado o experimento. Para a pressão de 4 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 10,82 s e para a pressão de 6 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 7,80 s de experimento. Percebeu-se que a partir do momento que foi provocado o vazamento, houve um aumento nas amplitudes do ruído sonoro nas três frequências. Porém, para as pressões de 2 e 4 kgf/cm², o sinal com frequência de 1 kHz não respondeu ao vazamento, permanecendo em zero, enquanto que as outras (5 e 9 kHz) aumentaram, caracterizando a ocorrência do vazamento.

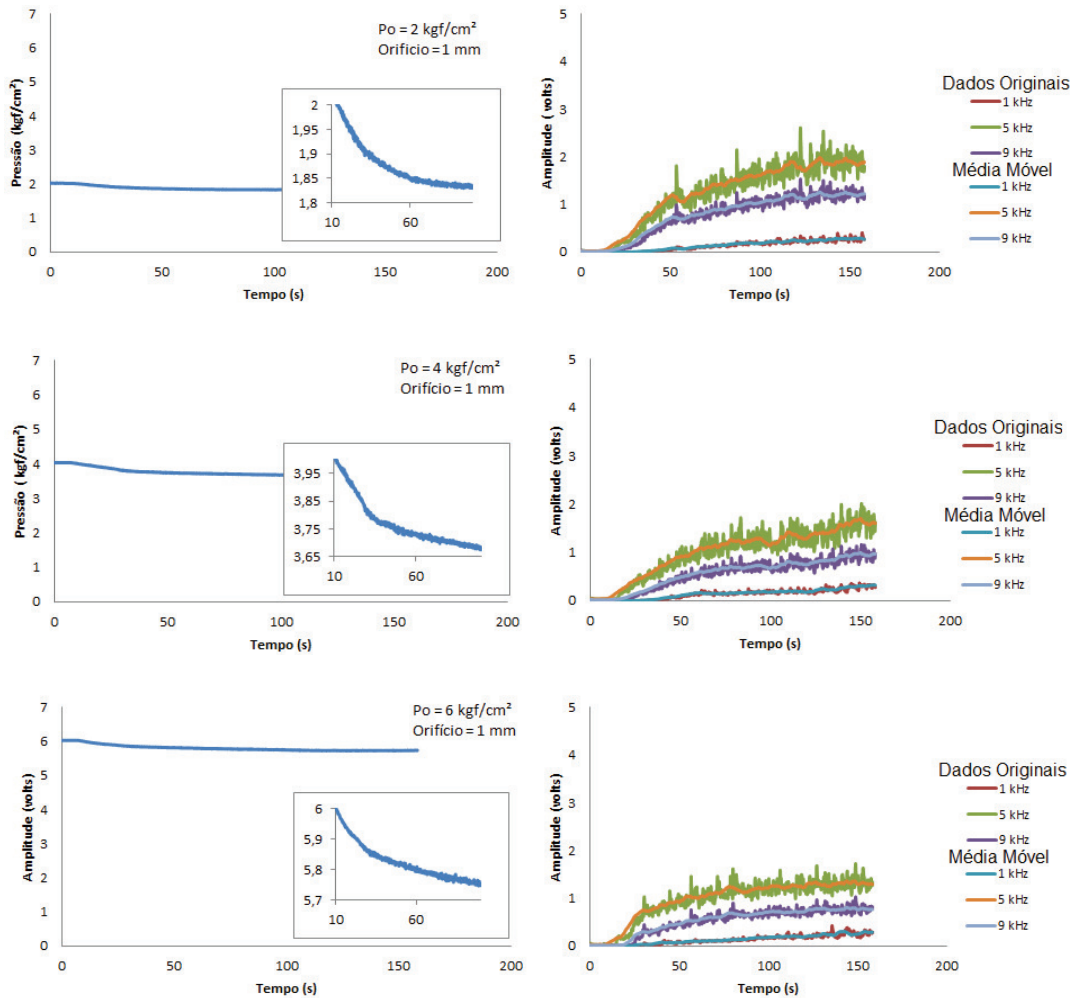


Figura 4.2: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado a 50 m do início da tubulação com orifício de 1mm (vazamentos provocados com 10,05 s, 7,19 s e 8,79 s de experimento respectivamente).

Nos testes realizados com orifício de 1 mm, local com 50 m do início da tubulação (Figura 4.2), para pressão de 2 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 10,05 s depois de iniciado o experimento. Para a pressão de 4 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 7,19 s e para a pressão de 6 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 8,79 s.

As Figuras 4.3 e 4.4 ilustram os dados dos vazamentos provocados com o tamanho de 3 mm para as pressões iniciais de 2, 4 e 6 kgf/cm² nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, respectivamente. As mesmas revelam que no momento em que houve o vazamento, a pressão interna sofreu uma redução, desta vez com fácil

percepção da ocorrência de vazamento. Visualiza-se também o aumento brusco das amplitudes dos ruídos sonoros, mostrando nitidamente a ocorrência de vazamento.

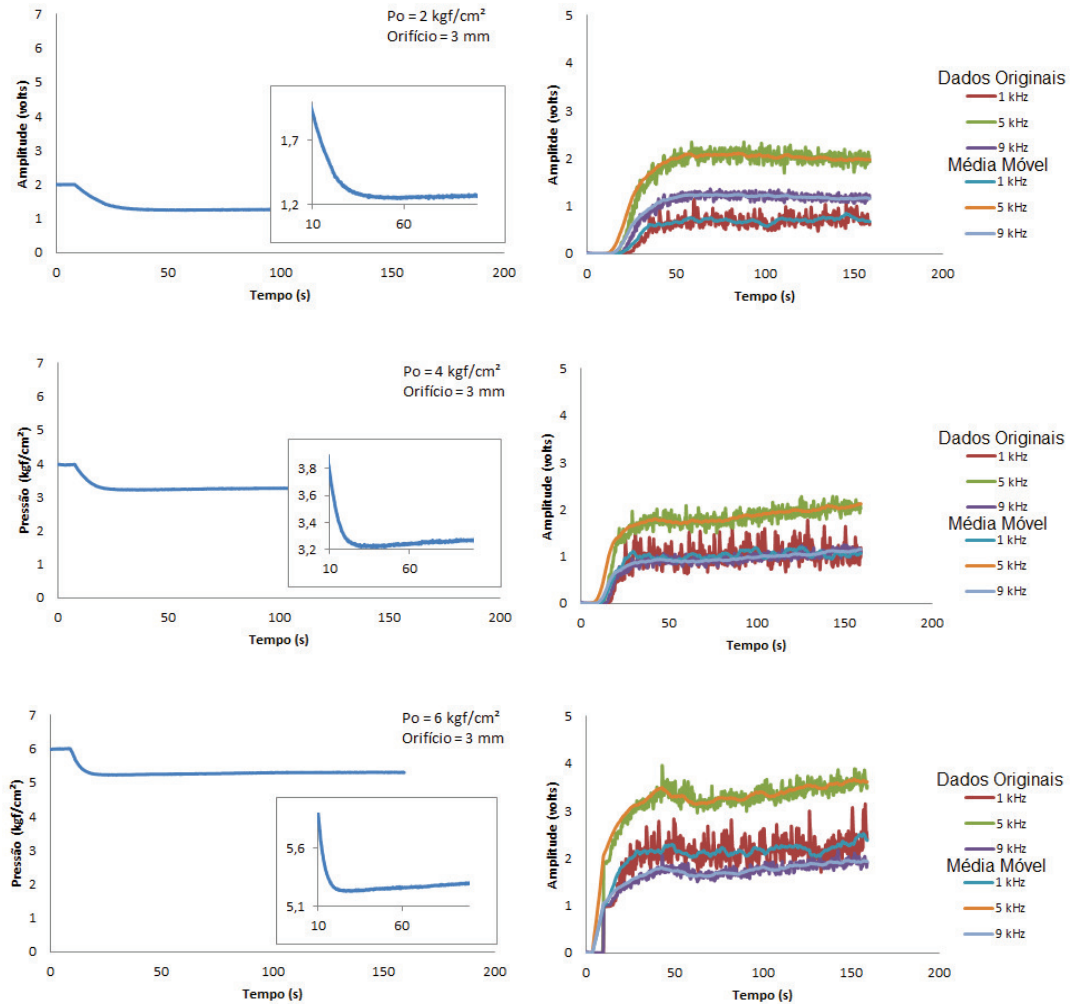


Figura 4.3: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado no início da tubulação (0 m) com orifício de 3 mm (vazamentos provocados com 9,95 s, 5,71 s e 6,32 s de experimento respectivamente).

Nos testes realizados com orifício de 3 mm, com vazamento no início da tubulação (0 m), conforme Figura 4.3, para pressão de 2 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 9,95 s depois de iniciado o experimento. Para a pressão de 4 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 5,71 s e para a pressão de 6 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 6,32 s.

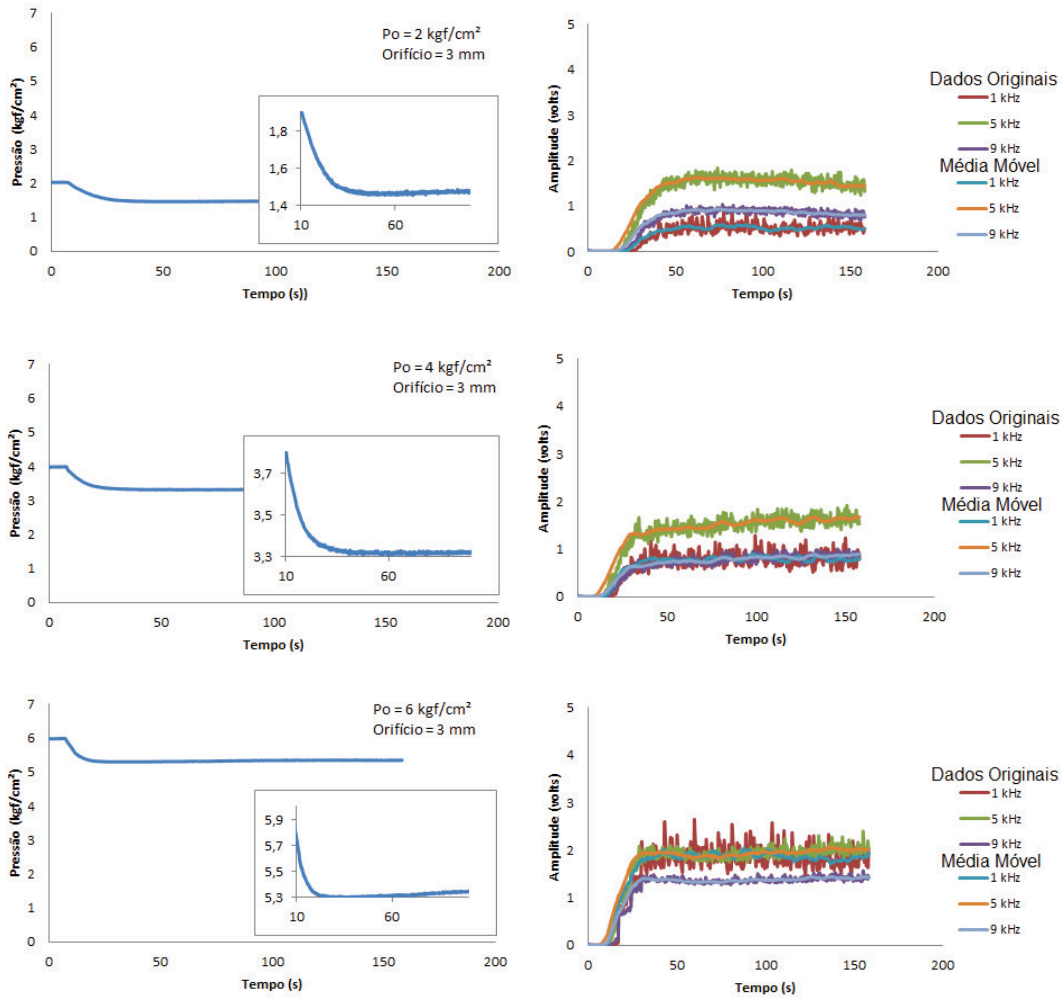


Figura 4.4: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado a 50 m do início da tubulação com orifício de 3mm (vazamentos provocados com 10,65 s, 8,18 s e 4,94 s de experimento respectivamente).

Nos testes realizados com orifício de 3 mm, com vazamento a 50 m do início da tubulação (0 m), conforme Figura 4.4, para pressão de 2 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 10,65 s depois de iniciado o experimento. Para a pressão de 4 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 8,18 s e para a pressão de 6 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 4,94 s de experimento.

De acordo com PAVAN (2005), frequências abaixo de 1 kHz apresentam sons mais graves enquanto que frequências acima de 9 kHz apresentam sons mais agudos. Portanto, verificou-se que em todas as situações as amplitudes da frequência com 5 kHz

supera as amplitudes com frequência de 9 kHz, apresentando um som mais grave. Percebeu-se também que para orifícios maiores o ruído sonoro é mais grave.

4.1.2 Tubulação de ferro galvanizado

No caso da tubulação de ferro galvanizado foram realizados testes experimentais com pressões iniciais de 4 e 6 kgf/cm² com vazamento provocado no ponto inicial da tubulação (0 m) e, para o vazamento provocado no ponto a 3 m do início da tubulação, foram realizados experimentos somente para a pressão inicial de 6 kgf/cm.

A seguir são apresentados e analisados os transientes de pressão e as variações em amplitude do ruído sonoro gerado pelos vazamentos provocados na tubulação de ferro galvanizado. As Figuras 4.5, 4.6 e 4.7 apresentam a variação da pressão interna da tubulação juntamente com as amplitudes do ruído sonoro provocados por um vazamento de magnitude 1, 2 e 3 mm, para as pressões iniciais de 4 e 6 kgf/cm².

A Figura 4.5 ilustra os dados do monitoramento de vazamentos no início da tubulação, provocados com o tamanho de 1 mm, para as pressões iniciais de 4 e 6 kgf/cm². A mesma revela que no momento em que houve o vazamento a pressão interna sofreu uma pequena redução, sendo praticamente insignificante a mudança, não indicando claramente a ocorrência de vazamento. Porém, a amplitude do ruído sonoro aumentou, apontando a ocorrência do vazamento de maneira clara.

Nos testes realizados com orifício de 1 mm, conforme Figura 4.5, para pressão de 4 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 28,13 s depois de iniciado o experimento e para a pressão de 6 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 32,19 s de experimento.

Foi empregado ganho de valor 4 no circuito de banco de filtros, pois ganhos de 2 a 3,5 não foram suficientes para caracterizar um vazamento, uma vez que as amplitudes dos ruídos sonoros assumiram valores próximos de zero, não caracterizando um vazamento na tubulação rígida.

No caso dos resultados para um vazamento com 2 mm de diâmetro (Figura 4.6), a frequência de 5 kHz ultrapassou o limite em que a placa de aquisição pode converter que é de 4,75 Volts com ganho de 4 no circuito de filtros, apresentando a saturação da amplitude das frequências, pressão de 4 e 6 kgf/cm². Para a pressão 6 kgf/cm² a amplitude da frequência 9 kHz também ultrapassou o limite. Como dito anteriormente, o ganho no banco de filtros foi utilizado para definir manualmente a amplitude do sinal

que chega ao computador, logo quanto mais alto o ganho, maior a amplitude do sinal. No caso de um ganho maior que 4, as amplitudes de todas as frequências para um vazamento com 2 mm ultrapassam o limite de 4,75 Volts, se comportando da mesma forma que os dados da Figura 4.7. Logo, prejudicaria o treinamento do modelo neural, para determinar o tamanho do vazamento, pois não teria diferenciação entre dados com 2 e 3 mm. Desta forma foi definido o valor 4 para o ganho.

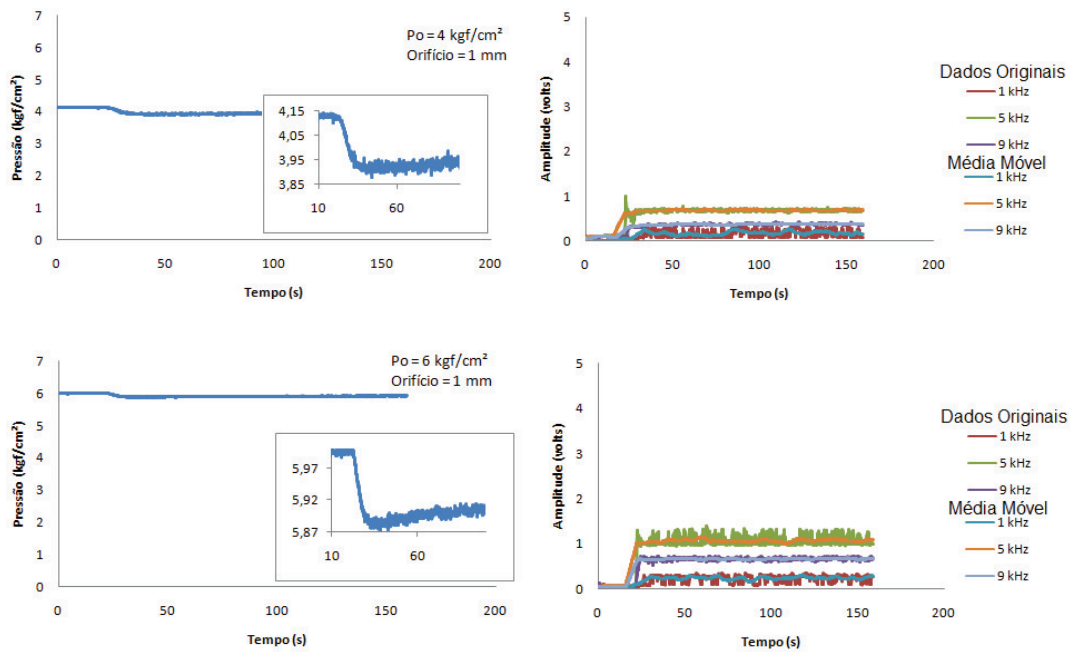


Figura 4.5: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamento provocado no início da tubulação, com orifício de 1mm (vazamentos provocados com 28,13s e 32,19 s de experimento respectivamente).

Nos testes realizados com orifício de 2 mm, conforme Figura 4.6, para pressão de 4 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 20,93 s depois de iniciado o experimento e para a pressão de 6 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 20,90 s de experimento.

Percebeu-se que em todas as situações as amplitudes da frequência com 5 kHz supera as amplitudes com frequência de 9 kHz, apresentando um som mais grave.

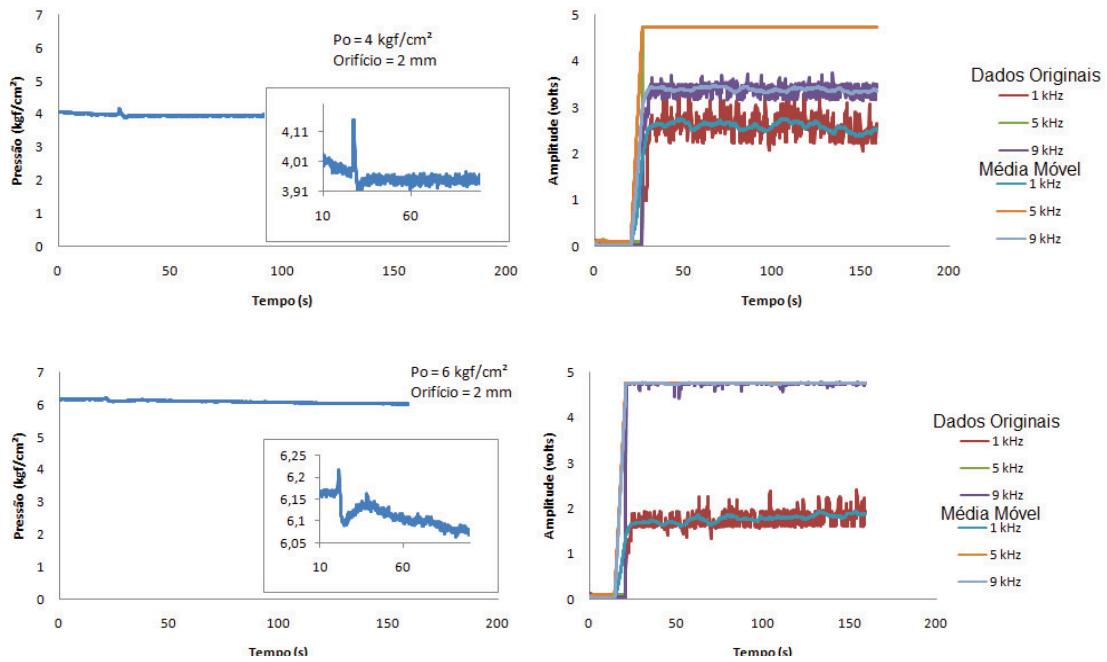


Figura 4.6: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamentos provocados no início da tubulação, com orifício de 2mm (vazamentos provocados com 20,93s e 20,90 s de experimento respectivamente).

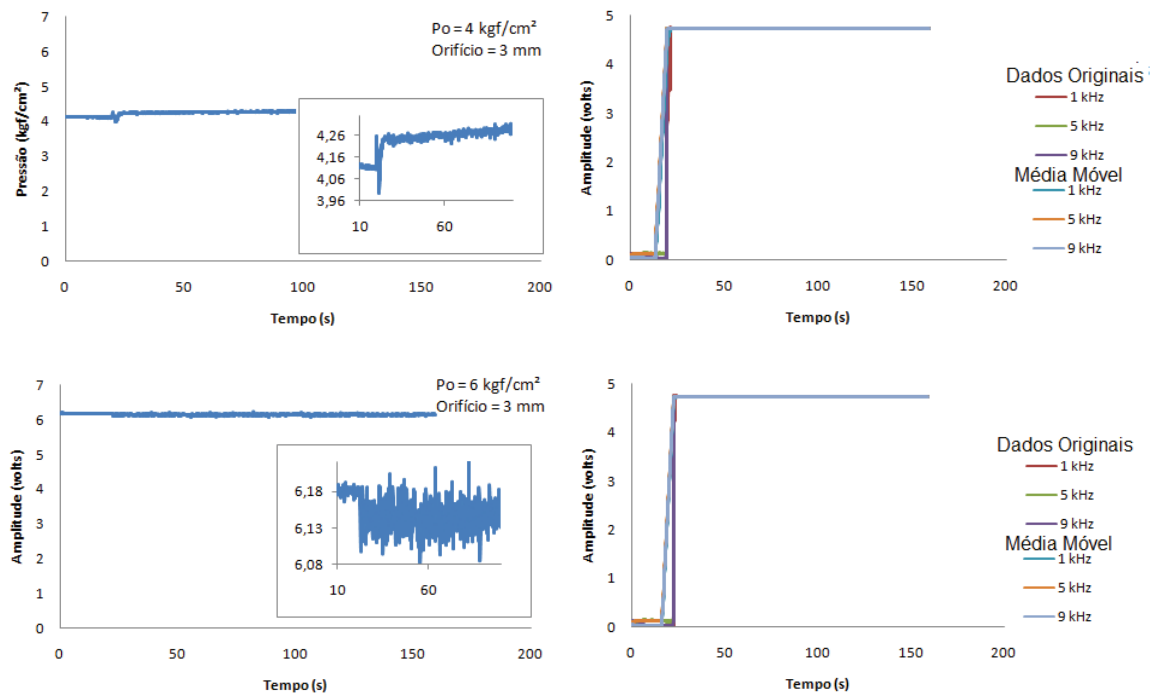


Figura 4.7: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamentos provocados no início da tubulação, com orifício de 3mm (vazamentos provocados com 13,79 s e 22,70 s de experimento respectivamente).

Pode-se observar na Figura 4.7 que as amplitudes das três frequências ultrapassam o limite em que a placa de aquisição pode converter, com ganho no banco de filtros de 4. Esta saturação da amplitude das frequências ocorre para vazamentos maiores que 2 mm para as pressões de 4 e 6 kgf/cm².

Nos testes realizados com orifício de 3 mm, conforme Figura 4.7, para pressão de 4 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 13,79 s depois de iniciado o experimento e para a pressão de 6 kgf/cm², o vazamento foi provocado com 22,70 s de experimento.

Visando ao treinamento do modelo neural 2 (localização) foi realizado um experimento com vazamento provocado no ponto a 3 m do início da tubulação, conforme resultados da Figura 4.8. Para o treinamento do modelo neural para determinar a localização, foi necessário realizar o experimento do ponto com 3 m do início do vazamento nas mesmas condições que o experimento do início da tubulação (0 m), ou seja, o ganho do circuito banco de filtros foi 4. Porém, como pode ser visto na Figura 4.8, o gráfico para vazamento de 1 mm mostra que somente o ruído de uma frequência respondeu ao vazamento, ou seja, somente a amplitude da frequência de 5 kHz apresentou aumento quando o vazamento foi provocado, caracterizando a ocorrência do vazamento. Por outro lado, os sinais das outras duas frequências não responderam ao vazamento. Logo, o microfone usado não foi eficiente a distância de 3 m com ganho de 4, necessitando de um ganho maior ou de uma proximidade maior ao vazamento.

Para o vazamento com 3 mm, ilustrado na Figura 4.8, somente a amplitude da frequência de 9 kHz não ultrapassou o limite da placa de aquisição de dados.

Nos testes realizados com vazamento com 3 m do início da tubulação, conforme Figura 4.8, com tamanho de 1 mm, o vazamento foi provocado com 39,06 s depois de iniciado o experimento. Para o vazamento com tamanho de 2 mm, o vazamento foi provocado com 32,19 s de experimento e o vazamento com tamanho de 3 mm foi provocado com 28,74 s.

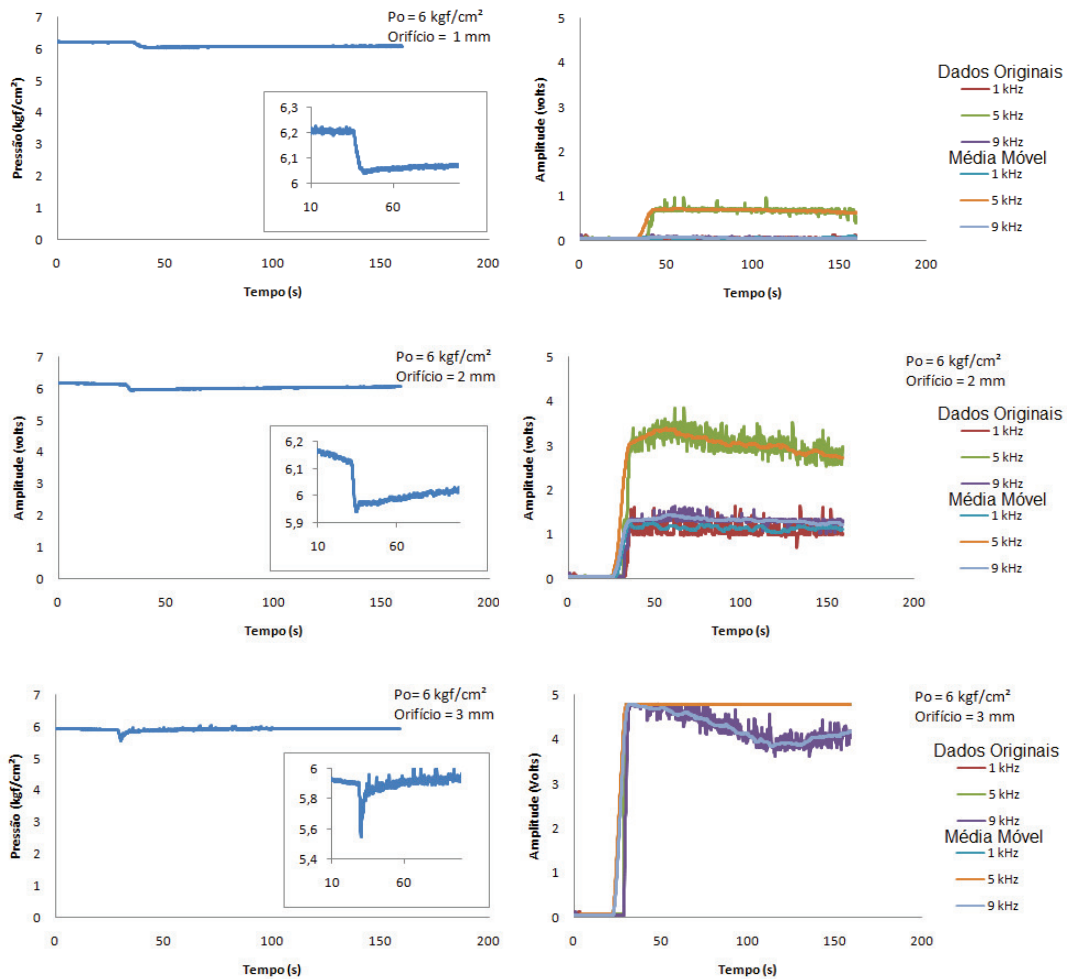


Figura 4.8: Transientes de pressão e amplitudes dos ruídos sonoros para vazamentos provocados a 3 m do início da tubulação, com pressão de 6 kgf/cm² (vazamentos provocados com 39,06 s, 32,19 s e 28,74 s de experimento respectivamente).

4.2 Uso das redes neurais na determinação da magnitude (tamanho) do vazamento e da localização do mesmo.

Para o treinamento das redes neurais foram utilizados os dados das amplitudes dos ruídos sonoros usando-se orifícios de três tamanhos diferentes (1, 2 e 3 mm) e também dados sem vazamento, tanto para a tubulação rígida quanto para a flexível. Os dados originais foram submetidos ao cálculo da média móvel com 40 pontos, reduzindo o ruído ainda existente nos dados e facilitando o treinamento da rede neural, pois esta faz uso dos dados históricos do sistema.

4.2.1 Tubulação flexível

Para gerar os modelos neurais para determinação de ocorrência ou não e o tamanho do vazamento, serem usados no sistema de tubulação flexível, foram realizados treinamentos de redes neurais empregando-se as pressões de 2, 4 e 6 kgf/cm², com vazamentos em dois pontos da tubulação, conforme os dados apresentados nas Figuras 4.1 a 4.4. Para cada pressão dois modelos neurais independentes foram gerados um com o banco de dados do vazamento no início da tubulação e outro com dados de vazamento a 50 m do início da tubulação.

Para analisar a melhor configuração dos modelos neurais, foram realizados vários testes off-line, observando-se os gráficos de dispersão obtidos (dados reais versus preditos). As Tabelas 4.1 e 4.2 ilustram as configurações dos modelos neurais escolhidas para as pressões 2, 4 e 6 kgf/cm², que apresentaram melhor resposta.

Os somatórios dos erros quadrados (SSE) dos treinamentos dos modelos neurais desenvolvidos para as pressões iniciais de 2,4 e 6 kgf/cm², com vazamento no ponto inicial da tubulação, foram de aproximadamente 10⁻², conseqüentemente as raízes quadradas do MSE (erro médio quadrado) apresentaram valores menores que 0,1 mm, conforme Tabela 4.1, sendo consideradas aceitáveis.

Para se obter um bom modelo, os dados de teste (não vistos no treinamento) devem aparecer na forma de reta coincidente com a diagonal nos gráficos de dispersão (Figuras 4.9 e 4.10). Dos testes realizados percebeu-se que a função transferência das camadas intermediárias que obteve um melhor desempenho foi a tangente hiperbólico. O número de camadas e neurônios variou em todas as situações testadas.

Tabela4.1: Configurações das RNAs escolhidas para cada pressão com vazamento no início da tubulação flexível.

Po (kgf/cm ²)	Topologia RNA	Função transferência (camadas intermediárias)	SSE (treinamento)	√MSE (mm)	Número de parâmetros efetivos
2	12x12x12x12x1	Tansig	0,0099	1,72.10 ⁻³	239
4	12x12x9x1	Tansig	0,0098	1,73.10 ⁻³	189
6	12x12x9x1	Tansig	0,0099	1,67.10 ⁻³	109

Os SSE's de treinamento dos modelos neurais desenvolvidos para as pressões iniciais de 2, 4 e 6 kgf/cm², com vazamento no ponto a 50 m do início da tubulação, foram de aproximadamente 10⁻² para as pressões de 2e 4 kgf/cm², e um SSE de

aproximadamente 1 para a pressão de 6 kgf/cm², conseqüentemente as raízes quadradas do MSE (erro médio quadrado) apresentaram valores menores que 0,1 mm, conforme Tabela 4.2, sendo consideradas aceitáveis.

Tabela 4.2: Configurações das RNAs escolhidas para cada pressão com vazamento a 50 m do início da tubulação flexível.

Po (kgf/cm ²)	Topologia RNA	Função transferência (camadas intermediárias)	SSE (treinamento)	√MSE (mm)	Número de parâmetros efetivos
2	12x25x20x12x1	Tansig	0,0176	2,34.10 ⁻³	440
4	12x12x12x10x8x1	Tansig	0,0594	4,22.10 ⁻³	171
6	12x17x16x1	Tansig	1,0500	0,017	193

O primeiro conjunto de pontos das Figuras 4.9 a 4.11 são originários da situação que não houve vazamento na tubulação. O segundo conjunto é proveniente de vazamento provocado com uma magnitude de 1mm. O terceiro advém de uma magnitude de 2 mm e, por último, o quarto conjunto significa um vazamento de 3 mm.

A Figura 4.9 mostra o teste realizado para determinar a ocorrência e a magnitude do vazamento para a pressão de 2 kgf/cm². Verifica-se que o ajuste desta rede foi satisfatório para os dois pontos de vazamento (0 e 50 m do início da tubulação), pois os dados estão na diagonal. Para o caso do teste realizado no início da tubulação obteve-se o R = 0,9986 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,02 (próximo de zero) e coeficiente angular = 1,0079 (próximo de um). E no caso do vazamento provocado a 50 m do início da tubulação o R = 0,9997 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0002 (próximo de zero) e coeficiente angular = 0,9997 (próximo de um).

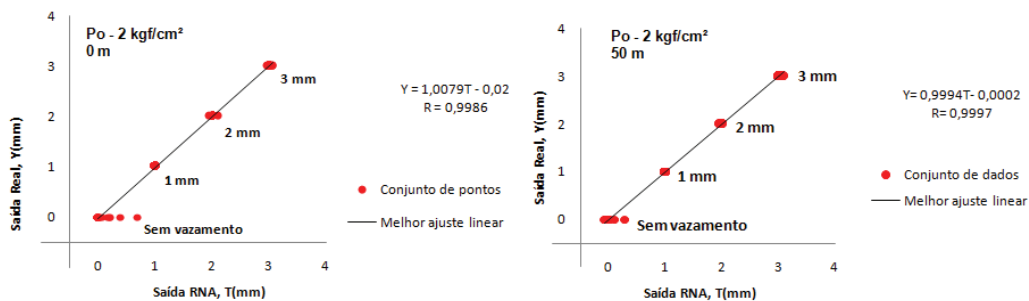


Figura 4.9: Teste do modelo neural com dados não vistos no treinamento para vazamentos nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, com pressão inicial de 2 kgf/cm².

A Figura 4.10 mostra o teste realizado para determinar a ocorrência e a magnitude do vazamento para a pressão de 4 kgf/cm². Verifica-se que o ajuste desta outra rede foi satisfatório para os dois pontos de vazamento (0 e 50 m do início da tubulação), pois os dados estão na diagonal. Para o caso do teste com vazamento realizado no início da tubulação o R = 0,9999 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0003 (próximo de zero) e coeficiente angular = 1,0006 (próximo de um). E no caso do vazamento provocado a 50 m do início da tubulação, o R = 0,9999 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0019 (próximo de zero) e coeficiente angular = 0,9989 (próximo de um).

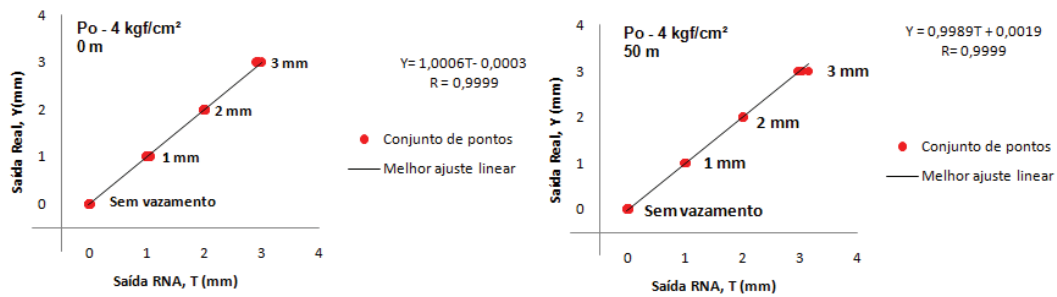


Figura 4.10: Teste do modelo neural com dados não vistos no treinamento para vazamento nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, com pressão inicial de 4 kgf/cm².

A Figura 4.11 mostra o teste realizado para determinar a ocorrência e a magnitude do vazamento para a pressão de 6 kgf/cm². Verifica-se que o ajuste desta terceira rede foi satisfatório para os dois pontos de vazamento (0 e 50 m do início da tubulação), pois os dados estão na diagonal. Para o caso do teste realizado no início da tubulação o R = 1, coeficiente linear = 0,001 (próximo de zero) e coeficiente angular = 0,9997 (próximo de um). E no caso do vazamento provocado a 50 m do início da tubulação o R = 0,9992 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0037 (próximo de zero) e coeficiente angular = 1,0026 (próximo de um).

Para melhor visualização dos resultados dos testes, as Figuras 4.12 a 4.14 representam a diferença entre dados calculados pela rede neural e dados experimentais (erro-mm), comprovando o desempenho satisfatório dos modelos neurais desenvolvidos.

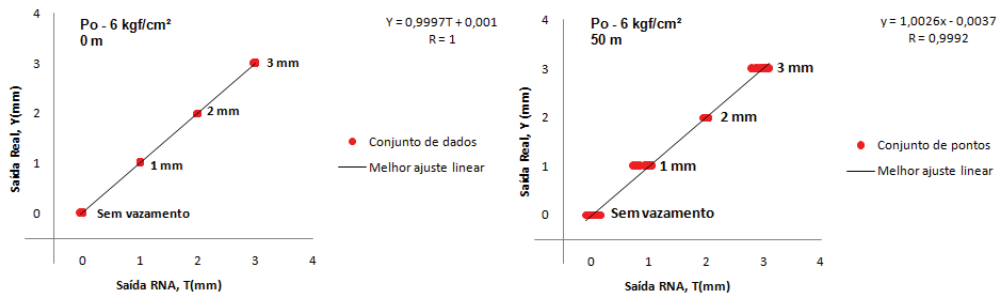


Figura 4.11: Teste do modelo neural com dados não vistos no treinamento para vazamento nos pontos 0 e 50 m do início da tubulação, com pressão inicial de 6 kgf/cm².

Deve ser observado no eixo x dos gráficos da Figura 4.12, que para o modelo neural desenvolvido para vazamento no ponto inicial da tubulação foram utilizados aproximadamente 350 vetores de dados para testar o modelo e aproximadamente 500 vetores de dados para o modelo neural no ponto de vazamento a 50 m do início da tubulação. Dentre esses pontos, os erros máximos absolutos obtidos para as posições de vazamento de 0 e 50 m foram respectivamente: 0,6990 mm e 0,2938 mm em momentos que não houve vazamento, ou seja, caracterizando vazamento quando não existia.

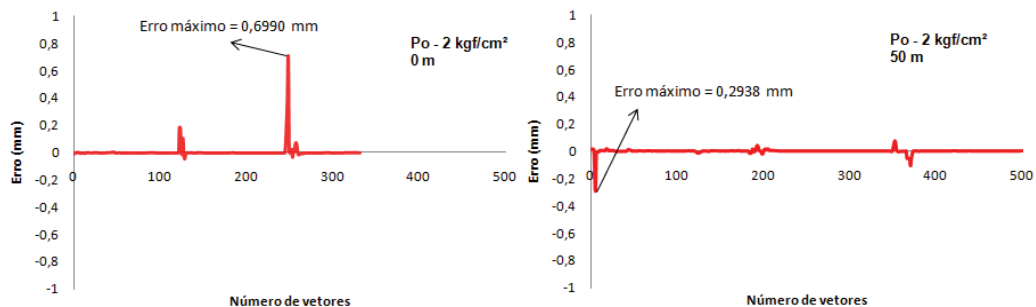


Figura 4.12: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 e 50 m do início da tubulação, para a pressão de 2 kgf/cm².

Deve ser observado no eixo x da Figuras 4.13 que para o modelo neural desenvolvido para vazamento no ponto inicial da tubulação foram utilizados aproximadamente 350 vetores de dados para testar o modelo e aproximadamente 400 pontos de dados para o modelo neural para vazamento no ponto a 50 m do início da tubulação. Dentre esses pontos, os erros máximos absolutos obtidos para as posições de 0 e 50 m foram respectivamente: 0,0908 mm e 0,1495 mm para a situação real de

vazamento de magnitude 3 mm. Em outras palavras, os erros relativos são menores que 10% do tamanho real de vazamento, o que foi considerado aceitável.

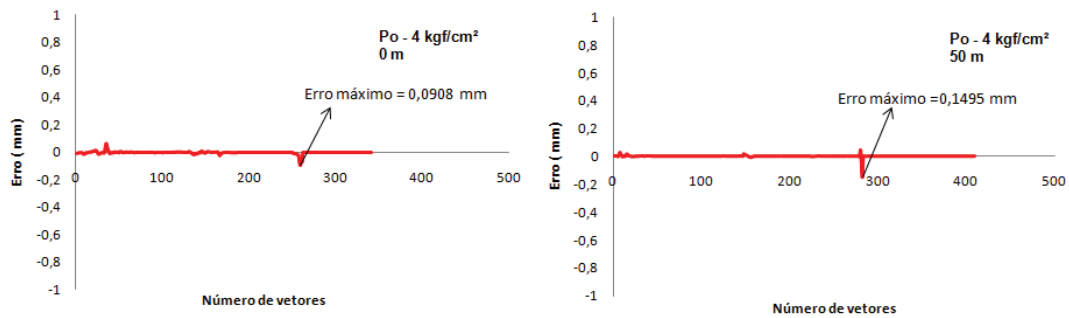


Figura 4.13: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 e 50 m do início da tubulação, para a pressão de 4 kgf/cm².

Observa-se no eixo x da Figura 4.14 que para cada modelo neural desenvolvido nos dois pontos de vazamento ao longo da tubulação foram utilizados aproximadamente 300 vetores de dados para testar os mesmos. Entre esses pontos, os erros máximos absolutos obtidos para as posições de vazamento a 0 e 50 m foram respectivamente: 0,0257 mm e 0,2629 mm para as situações reais de orifícios de magnitude 0 (sem vazamento) e 1 mm, respectivamente.

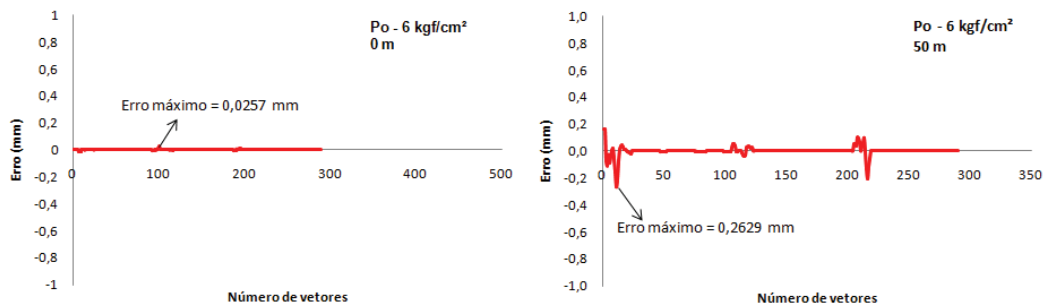


Figura 4.14: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 e 50 m do início da tubulação, para a pressão de 6 kgf/cm².

Os maiores erros obtidos nos modelos neurais ocorreram na fase transiente, ou seja, na fase em que houve a perturbação (vazamento) no sistema de tubulação.

De acordo com os resultados, nas pressões 4 e 6 kgf/cm² os modelos neurais apresentaram 100 % de acerto na detecção. Usando pressão de 2 kgf/cm² houve apenas

2 casos em 25 pontos de teste onde não ocorria vazamento nos quais a rede indicou que havia, ou seja, apresentou um erro de 8%.

As Tabelas 4.3, 4.4 e 4.5 apresentam os maiores erros de cada teste off-line na tubulação flexível, obtidos da aplicação dos modelos neurais para determinação da magnitude do vazamento, em relação ao tamanho real do vazamento, nas três pressões utilizadas. De acordo com as mesmas, verifica-se que os modelos neurais apresentaram um bom desempenho.

Tabela 4.3: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação flexível a uma pressão de 2 kgf/cm².

PRESSÃO 2 kgf/cm²									
0 m					50 m				
Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)	Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)
2	2,1055	0,1055	5,3	2	3	3,1080	0,1080	3,6	3
3	3,0748	0,0748	2,5	3	3	3,0599	0,0599	2,0	3
3	3,0563	0,0563	1,9	3	3	3,0584	0,0584	1,9	3
3	3,0491	0,0491	1,6	3	3	3,0545	0,0545	1,8	3

Tabela 4.4: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação flexível a uma pressão de 4 kgf/cm².

PRESSÃO 4 kgf/cm²									
0 m					50 m				
Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)	Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)
3	2,9091	-0,0908	-3,0	3	3	3,1495	0,1495	5,0	3
3	2,9310	-0,0689	-2,3	3	3	3,0495	0,0455	4,6	3
3	2,9332	-0,0667	-2,2	3	3	2,9571	-0,0429	-4,3	3
3	2,9392	-0,0607	-2,0	3	1	0,9855	-0,0145	-1,5	1

Tabela 4.5: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação flexível a uma pressão de 6 kgf/cm².

PRESSÃO 6 kgf/cm ²									
0 m					50 m				
Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)	Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)
3	2,9864	-0,0136	-0,5	3	1	0,7371	-0,2629	-26,3	1
3	2,9898	-0,0102	-0,4	3	3	2,7936	-0,2064	-6,9	3
3	2,9947	-0,0053	-0,2	3	1	0,7951	-0,2049	-20,5	1
2	1,9988	-0,0042	-0,2	2	3	2,8953	-0,1347	-4,5	3

Considerando que os dados de saída apresentados à rede neural se constituíam de números inteiros da medida em milímetros, efetuou-se o arredondamento da coluna da saída da rede neural, e verificou-se que desta forma são anulados todos os erros ocorridos. Mesmo na situação mostrada na Tabela 4.5 para vazamento na posição 50 m, com erro apresentado de 26,3 %, a rede conseguiu prever claramente a ocorrência de vazamento com magnitude de 1 mm quando somente os algarismos significativos são levados em consideração.

4.2.2 Tubulação de ferro galvanizado

Para a tubulação de ferro galvanizado foi realizado treinamento para as pressões iniciais de 4 e 6 kgf/cm² com vazamento no ponto 0 m do início da tubulação.

A Tabela 4.6 ilustra as configurações dos modelos neurais escolhidas para as pressões 4 e 6 kgf/cm², que apresentaram melhor resposta. Os SSE's de treinamento dos modelos neurais desenvolvidos, com vazamento no início da tubulação, foram de aproximadamente 10⁻² para as pressões de 4 e 6 kgf/cm², consequentemente as raízes quadradas do MSE (erro médio quadrado) apresentaram valores menores que 0,1 mm, conforme Tabela 4.6, sendo consideradas aceitáveis.

A Figura 4.15 representa o teste realizado com modelos para determinar a ocorrência e a magnitude do vazamento para as pressões de 4 e 6 kgf/cm². Nos dois casos, verifica-se que o ajuste da rede foi satisfatório, pois os dados estão na diagonal. Para a menor pressão inicial o R = 0,9999 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0006 (próximo de zero) e coeficiente angular = 0,9992 (próximo de um). Para a

pressão de 6 kgf/cm² o $R = 0,9997$ (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0289 (próximo de zero) e coeficiente angular = 1,0090 (próximo de um).

Tabela 4.6: Configurações das RNAs escolhidas para cada pressão com vazamento no início da tubulação rígida.

Po (kgf/cm ²)	Topologia RNA	Função transferência (camadas intermediárias)	SSE (treinamento)	\sqrt{MSE} (mm)	Número de parâmetros efetivos
4	12x15x15x1	Tansig	0,0099	0,048	125
6	12x12x1	Tansig	0,0099	0,048	193

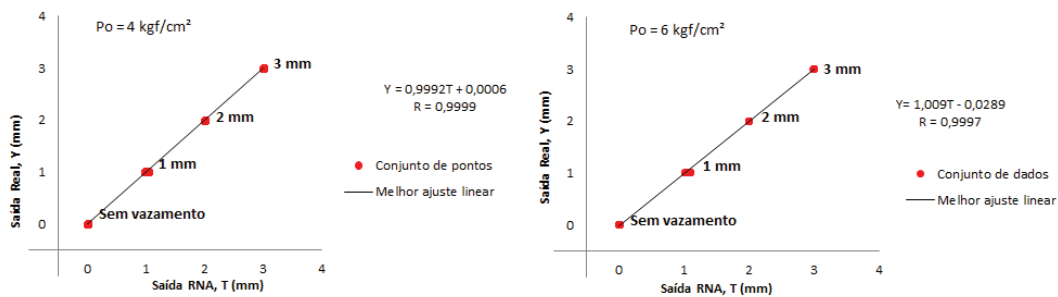


Figura 4.15: Teste off-line do modelo neural entre dados calculados e dados experimentais gerados no ponto 0 m da tubulação.

Deve ser observado na abscissa dos gráficos da Figura 4.16, que para os respectivos modelos neurais desenvolvidos para as pressões de 4 e 6 kgf/cm² foram utilizados aproximadamente 400 pontos em cada um dos casos. Dentre esses pontos, os erros máximos absolutos obtidos para os modelos de pressões de 4 e 6 kgf/cm² foram respectivamente: 0,0388 mm e 0,0965 mm. Sendo os orifícios dos pontos onde ocorreram os erros máximos de tamanhos de 1 mm nas duas situações.

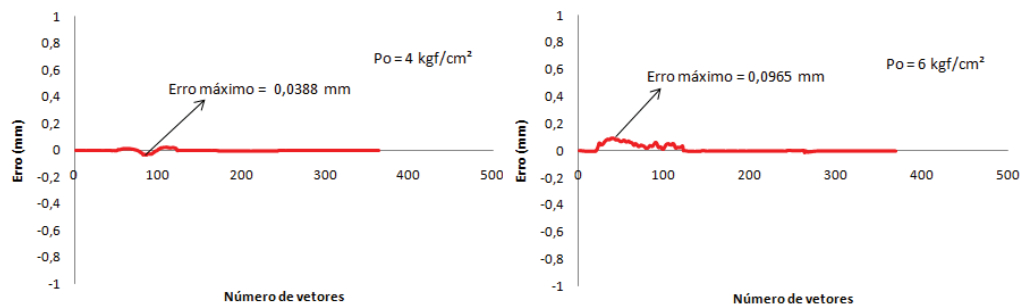


Figura 4.16: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da tubulação flexível versus o número de vetores nos pontos de vazamento a 0 m do início da tubulação, para as pressões de 4 e 6 kgf/cm².

Os maiores erros obtidos nos modelos neurais para a tubulação de ferro galvanizado ocorreram na fase de regime permanente, porém os erros foram bastante pequenos.

Para a tubulação rígida não houve nenhum caso em que os modelos neurais apresentassem comportamentos diferentes do real na detecção de vazamento. Logo, nota-se que os modelos neurais desenvolvidos para a tubulação rígida apresentaram um bom desempenho.

A Tabela 4.7 apresenta os maiores erros dos modelos neurais, obtidos de cada teste off-line na tubulação rígida, para determinar a magnitude dos vazamentos, em relação ao tamanho real do vazamento, nas duas pressões utilizadas. De acordo com a mesma, percebe-se que os modelos neurais apresentaram erros menores que 10% e, quando transformados em números inteiros apresentaram 100% de acerto do tamanho do vazamento provocado.

Tabela 4.7: Os maiores erros obtidos dos modelos neurais para determinar o tamanho do vazamento na tubulação rígida com vazamento provocado no início da tubulação (0 m).

PRESSÃO 4 kgf/cm ²					PRESSÃO 6 kgf/cm ²				
Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)	Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro Relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)
1	1,0388	0,0388	3,9	1	1	1,0965	0,0965	9,7	1
1	1,0365	0,0365	3,7	1	1	1,0964	0,0964	9,6	1
1	1,0357	0,0357	3,6	1	1	1,0944	0,0944	9,4	1
1	1,0354	0,0354	3,5	1	1	1,0941	0,0941	9,4	1

A Figura 4.17 mostra o teste off-line realizado para determinar a ocorrência e a magnitude do vazamento utilizando o modelo neural 1, e a determinação da localização, através do modelo neural 2, para a pressão de 6 kgf/cm². Nos dois casos, verifica-se que o ajuste da rede foi satisfatório, pois os dados estão na diagonal. Para o caso do teste do modelo neural 1 o R = 0,9999 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0068 (próximo de zero) e coeficiente angular = 0,9980 (próximo de um). Para o caso do modelo neural 2, com finalidade de determinar o local do vazamento, o R = 0,9990 (aproximadamente um), coeficiente linear = 0,0393 (próximo de zero) e coeficiente angular = 1,0131 (próximo de um).

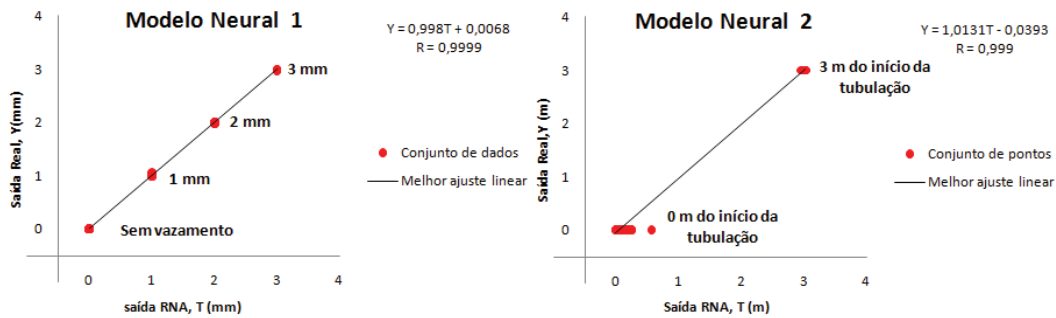


Figura 4.17: Teste off-line dos modelos neurais entre dados calculados e dados experimentais gerados da tubulação com pressão de 6 kgf/cm².

Observa-se na abscissa dos gráficos da Figura 4.18, que para detectar e determinar o vazamento por meio do modelo neural 1, foram utilizados aproximadamente 750 vetores (dados com e sem ocorrência de vazamento) para testar o modelo e aproximadamente 600 pontos de dados para o modelo neural 2 (dados com ocorrência de vazamento). Dentre esses pontos, os erros máximos absolutos obtidos foram respectivamente: 0,0522 mm e 0,5631m.

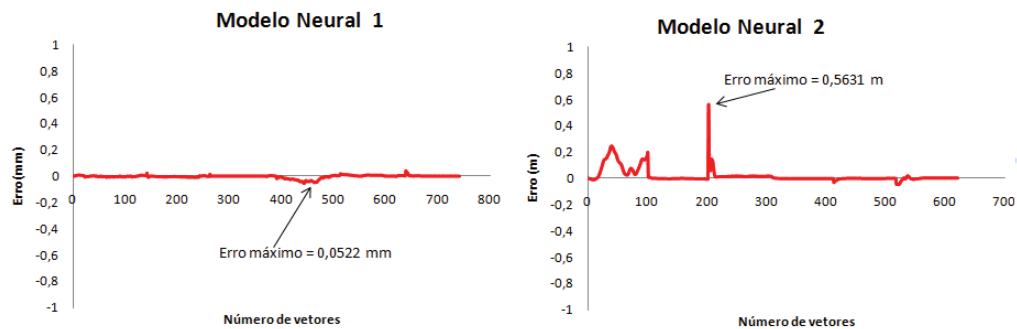


Figura 4.18: Diferença entre dados reais, e dados calculados pelos modelos neurais da versus o número de vetores, para a pressão de 6 kgf/cm².

A Tabela 4.8 apresenta os maiores erros obtidos no modelo neural 1, para determinação da magnitude do vazamento, em relação ao tamanho real de vazamento com pressão de 6 kgf/cm². De acordo com a mesma, percebe-se que o modelo apresentou um bom desempenho, com erro aproximado de aproximadamente 5 %. A Tabela 4.9 ilustra os maiores erros obtidos no modelo neural 2, teste off-line, ativado com a determinação de vazamento através do modelo neural 1, para predição do local de vazamento. Para o cálculo dos maiores erros deste modelo, a saída da rede neural foi normalizada entre valores 1 e 3, de maneira que, 1 representa vazamento no início da

tubulação (0 m), 2 representa vazamento com 1,5 m do início da tubulação e 3 representa vazamento com 3 m. A diferença da saída normalizada da rede e o local real normalizado, dividido por este último configura o cálculo do erro relativo. Logo, constatou-se um erro máximo de 37,54% com vazamento no início da tubulação (0 m). Conforme Tabelas 4.8 e 4.9, percebe-se o bom desempenho dos modelos neurais 1 e 2, caracterizando com alta precisão a predição do tamanho do vazamento e a predição da localização do mesmo com erro máximo de 0,6 m.

Tabela 4.8: Os maiores erros obtidos do modelo neural 1 para determinar o tamanho do vazamento na tubulação rígida, quando o mesmo ocorre na posição 3.

MODELO NEURAL 1 (Pressão 6 kgf/cm²)				
Tamanho Real (mm)	Saída RNA (mm)	Erro (mm)	Erro (%)	Saída RNA com arredondamento (mm)
1	1,0522	0,0522	5,2	1
1	1,0511	0,0511	5,1	1
1	1,0468	0,0468	4,7	1
1	1,0466	0,0466	4,7	1

Da mesma forma que para o modelo neural 1, no caso da localização, a saída do modelo neural 2 foi arredondada para uma casa decimal, coincidindo com o formato apresentado no treinamento.

Tabela 4.9: Os maiores erros obtidos do modelo neural 2 para determinar o local de vazamento na tubulação rígida.

MODELO NEURAL 2 (Pressão 6 kgf/cm²)					
Local Real de vazamento		Saída RNA		Erro relativo (%)	Saída RNA com arredondamento (m)
Normalizado	Desnormalizado(m)	Normalizado	Desnormalizado(m)		
1	0	1,3754	0,5631	37,5	0,6
1	0	1,1652	0,2478	16,5	0,2
1	0	1,1631	0,2446	16,3	0,2
1	0	1,1589	0,2383	15,9	0,2

4.2.2.1 Testes online para predição da magnitude do vazamento

Com o objetivo de avaliar o desempenho dos modelos neurais quando aplicados em tempo real, as Figuras 4.19, 4.21 a 4.24 mostram os resultados dos experimentos realizados para determinar o tamanho dos vazamentos para testes do modelo gerado

para pressão inicial de 4 kgf/cm². Orifícios de tamanhos diferentes aos os usados no treinamento foram também empregados para avaliação da capacidade de interpolação dos modelos neurais obtidos.

A Figura 4.19 ilustra dois testes realizados com vazamento de 1 mm de diâmetro sob monitoramento constante das redes neurais. Conforme pode ser visto, o resultado não foi eficaz para esta situação. Acredita-se que o microfone utilizado não foi tão eficiente a ponto de capturar corretamente os sinais sonoros, enviando para o microcomputador um sinal fraco, sendo difícil para a rede neural a percepção da ocorrência do vazamento. No primeiro gráfico desta figura houve um aumento apenas por alguns momentos da saída do modelo, chegando ao valor do tamanho real de vazamento (próximo de 1 mm). Por outro lado, o gráfico do segundo teste ilustra que a saída sempre se comportou como se não houvesse vazamento, ou seja, a saída permaneceu em aproximadamente 0 (zero), indicando situação de não ocorrência revelando que não houve vazamento apesar de haver. No primeiro teste o vazamento foi provocado com 21,26 s de experimento e no segundo teste o vazamento foi provocado com 26,65 s, como pode ser visto pela Figura 4.19.

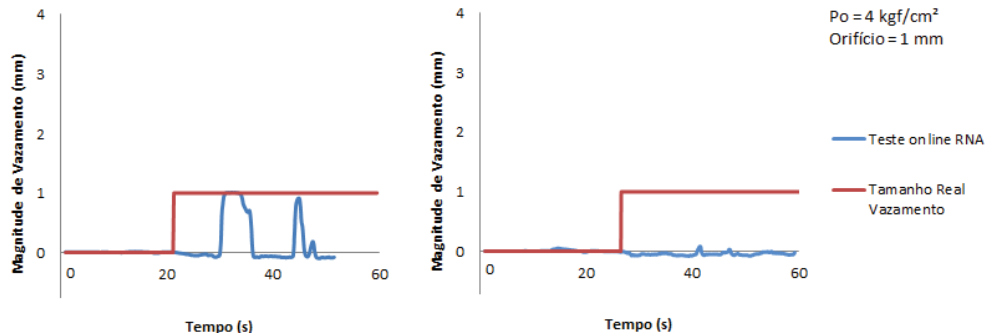


Figura 4.19: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com orifício de 1mm.

Para justificar os resultados ilustrados na Figura 4.19 a Figura 4.20 mostra a comparação entre os sinais que foram utilizados para o treinamento do modelo neural e os sinais obtidos nos testes online para as três frequências utilizadas.

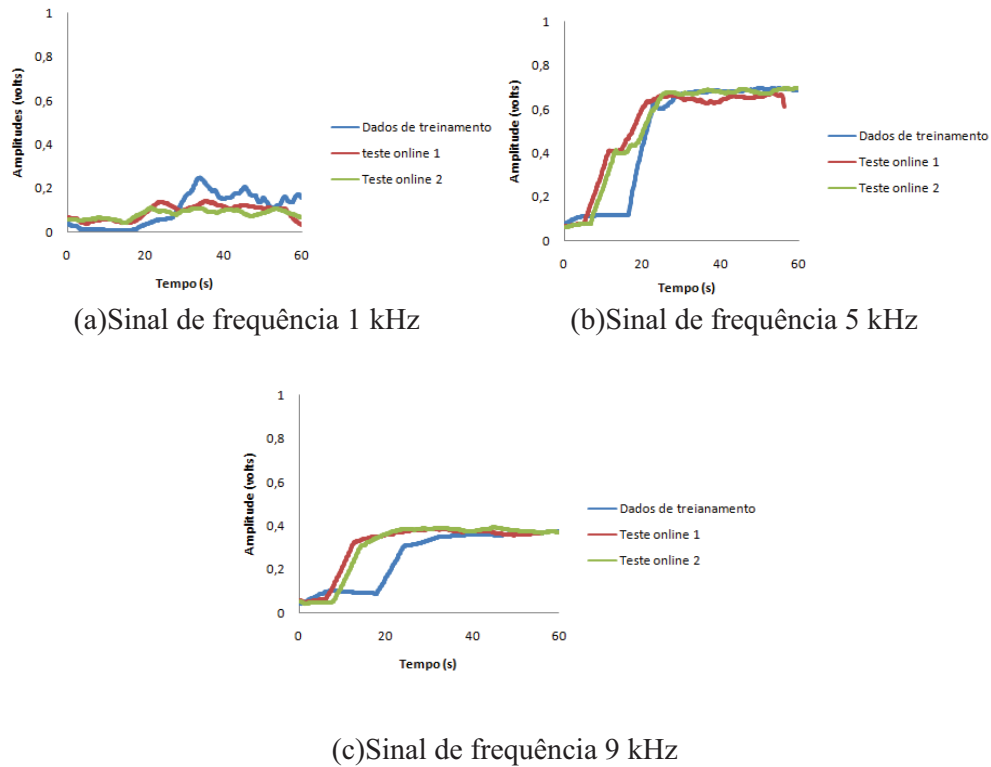


Figura 4.20: Comparação entre dados de treinamento dos testes online.

Pela observação da Figura 4.20 os sinais sonoros, nas frequências de 1 kHz e 5 kHz, obtidos nos testes não repetiram a tendência do treinamento e, portanto, não esperaria que o modelo neural tivesse um bom desempenho. Orifícios maiores foram então utilizados para novos testes.

A Figura 4.21 ilustra dois testes realizados para comparação entre os resultados do teste online e o tamanho real de vazamento que foi de 1,5 mm (tamanho diferente dos utilizados no treinamento). Conforme a Figura 4.21, a predição da rede online obteve um erro de 0,5 mm, ou seja, de aproximadamente 30 %. Desta figura observa-se também que o modelo neural não prevê instantaneamente o valor da magnitude do vazamento após a sua ocorrência. Isto já era previsível, pois há uma região de transição antes do sinal sonoro estabilizar. De qualquer forma, a rede “percebe” que há um vazamento ocorrendo, pois a saída do modelo sai do zero alguns segundos após a ocorrência do vazamento.

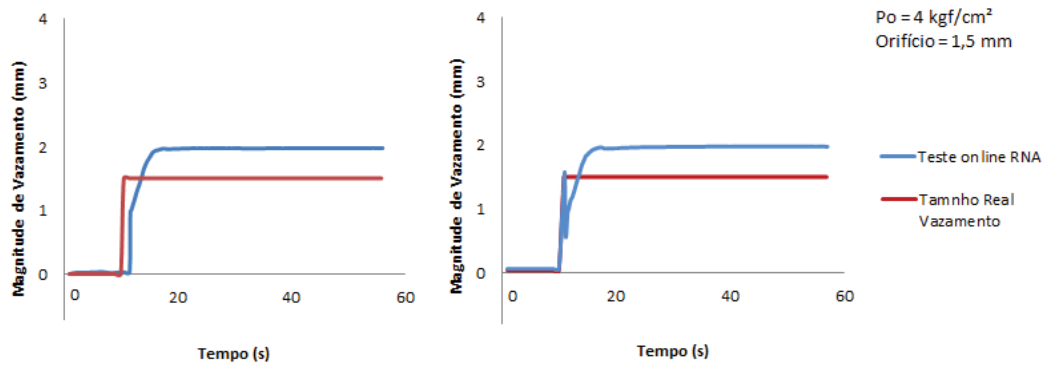


Figura 4.21: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento visando um orifício de 1,5 mm (não visto no treinamento).

A Figura 4.22 ilustra mais dois experimentos realizados para comparação entre os resultados do teste online e o tamanho real de vazamento, que foi de 2mm. Observa-se que a predição online foi praticamente coincidente à magnitude real do vazamento. Isto indica um funcionamento adequado do microfone, com reprodutibilidade de dados, além do perfeito ajuste obtido no treinamento do modelo neural para estas condições experimentais.

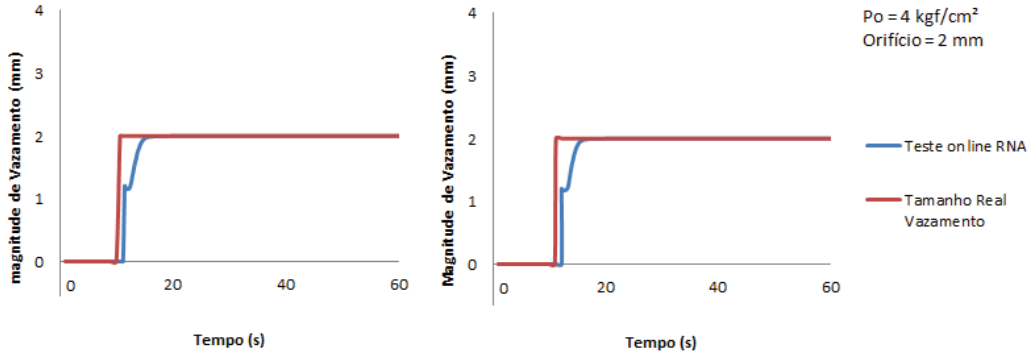


Figura 4.22: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento usando orifício de 2 mm.

Usando mais uma vez uma confirmação de vazamentos diferente do banco de dados do treinamento com orifício de tamanho 2,5 mm, realizaram-se mais dois testes. Conforme a Figura 4.23, os gráficos revelaram comportamentos diferentes, pois no primeiro gráfico mostra estabilização da saída da rede em aproximadamente 2 enquanto que o segundo gráfico a saída do modelo neural iniciou com praticamente 1,5 mm e foi

aumentando até estabilizar em aproximadamente 3mm. Isto implica em um erro de aproximadamente 20 % do tamanho real do vazamento.

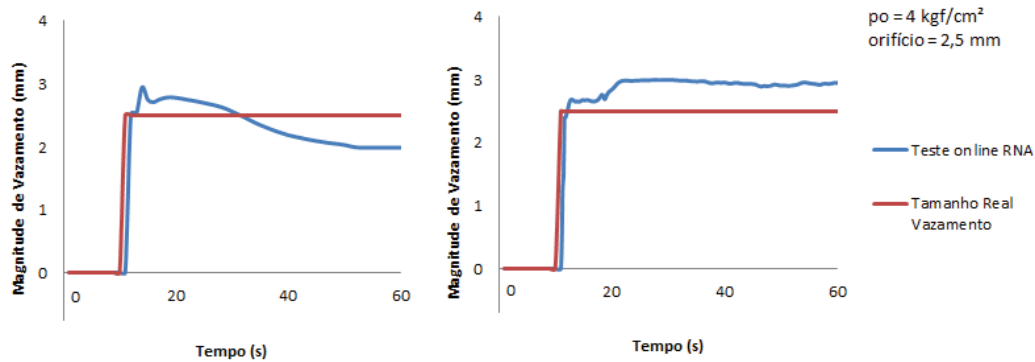


Figura 4.23: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento usando um orifício de 2,5 mm (dados não vistos no treinamento).

A Figura 4.24 ilustra dois testes realizados para comparação entre os resultados do teste online e o tamanho real de vazamento que foi de 3mm. Observa-se através da mesma que a predição online foi praticamente semelhante à magnitude real do vazamento, indicando um perfeito ajuste obtido no treinamento do modelo neural para estas condições experimentais.

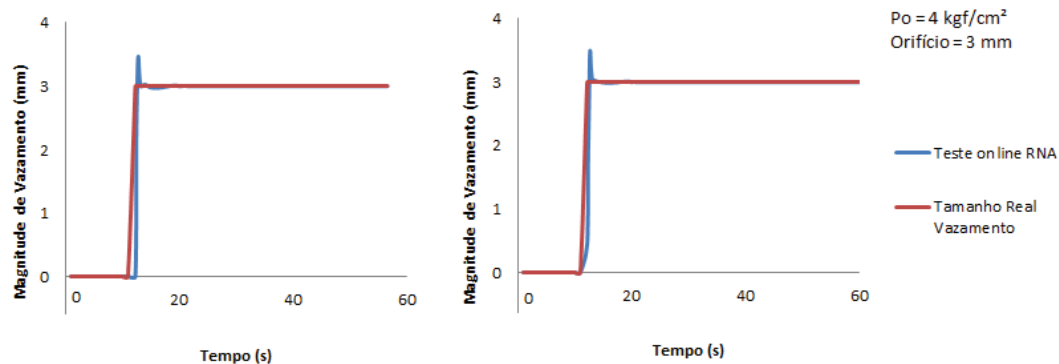


Figura 4.24: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do com um orifício de 3mm.

Modificando a pressão inicial para 6 kgf/cm², as predições online de magnitude se tornaram mais precisas para orifícios de maiores tamanhos. As Figuras 4.25 a 4.29 mostram os resultados dos testes online realizados para determinar o tamanho dos vazamentos quando estes ocorriam no mesmo ponto da tubulação usado no treinamento (0 m).

A Figura 4.25 ilustra dois testes realizados com vazamento de 1 mm (tamanho utilizado para o treinamento do modelo neural) de diâmetro. Conforme pode ser visto, os resultados dos dois gráficos revelam que o modelo neural conseguiu caracterizar claramente o vazamento e determinar o tamanho do vazamento. Em média os valores destes testes online foram de aproximadamente 0,6 mm, apresentando um erro próximo de 40% e com um atraso de aproximadamente 5 s para os modelos neurais “perceberem” o vazamento.

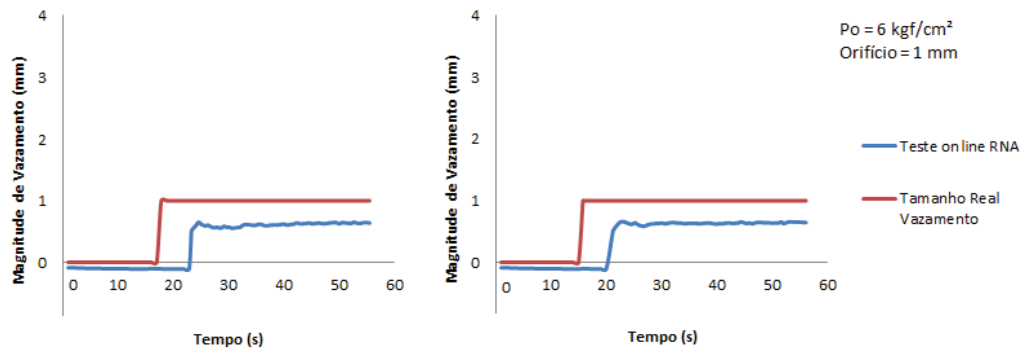


Figura 4.25: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 1mm.

A Figura 4.26 ilustra dois testes realizados com vazamento de 1,5 mm (tamanho diferente do treinamento do modelo neural) de diâmetro. Conforme pode ser visto, os resultados dos dois gráficos revelam que o modelo neural foi eficiente, caracterizando claramente o vazamento e determinando o tamanho do vazamento, pois os testes online obtiveram valores próximos do tamanho real de vazamento. Em média os valores preditos nos testes online foram de aproximadamente 1,36 mm, apresentando aproximadamente um erro de 10% e também um atraso de aproximadamente 5 s para os modelos neurais “perceberem” a ocorrência do vazamento.

A Figura 4.27 ilustra dois testes realizados com vazamento de 2 mm (tamanho utilizado no treinamento do modelo neural) de diâmetro. Conforme pode ser visto, os resultados dos dois gráficos revelam que o modelo neural foi eficiente, caracterizando claramente o vazamento e determinando o tamanho do vazamento, pois os testes online obtiveram valores muito próximos do tamanho real de vazamento. Em média os valores dos testes online foram de aproximadamente 2 mm, apresentando um erro praticamente nulo, porém houve um pequeno atraso de aproximadamente 3 s.

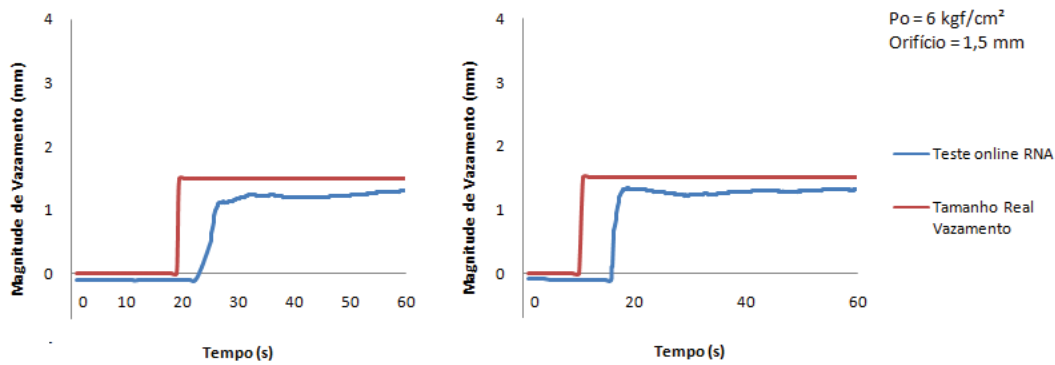


Figura 4.26: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 1,5 mm.

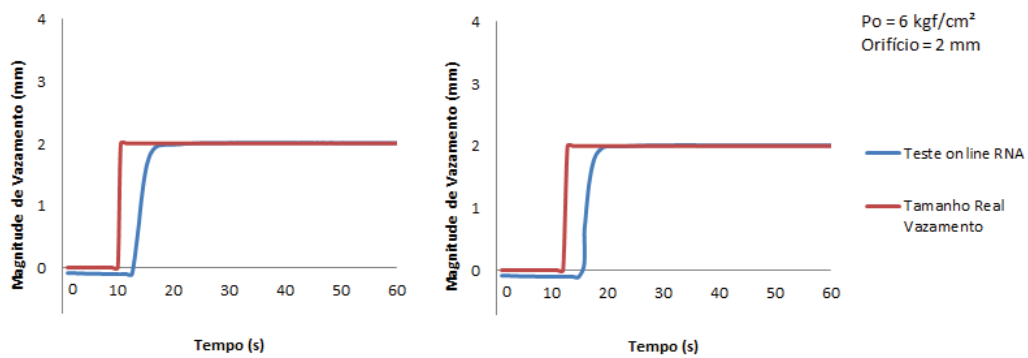


Figura 4.27: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 2mm.

A Figura 4.28 ilustra dois testes realizados com vazamento de 2,5 mm (tamanho diferente do treinamento do modelo neural) de diâmetro. Conforme pode ser visto, os resultados dos dois gráficos revelam que o modelo neural foi eficiente, caracterizando claramente o vazamento e determinando o tamanho do vazamento, porém as previsões de magnitude dos testes online obtiveram uma média de valores de 2,82 mm, apresentando um erro de aproximadamente 13 %. Isto indica certa capacidade de generalização do modelo preditivo para operação com pressões maiores.

A Figura 4.29 ilustra dois testes realizados com vazamento de 3 mm (tamanho utilizado no treinamento do modelo neural) de diâmetro. Conforme pode ser visto, os resultados dos dois gráficos revelam que o modelo neural foi perfeito, caracterizando claramente o vazamento e determinando o tamanho exato do vazamento provocado.

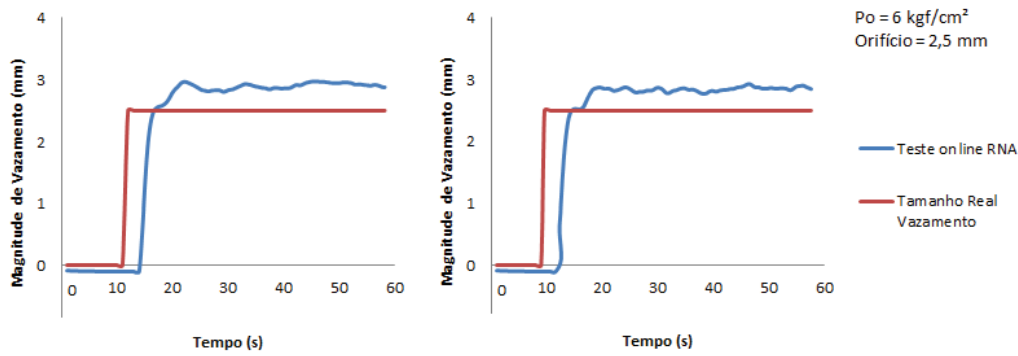


Figura 4.28: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 2,5 mm.

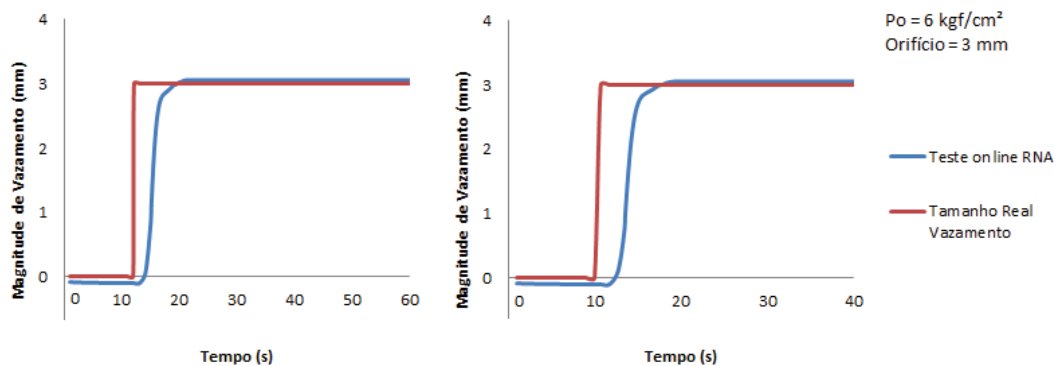


Figura 4.29: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento com um orifício de 3mm.

Conforme as Figuras 4.28 e 4.29 houve um pequeno atraso dos modelos neurais caracterizarem a ocorrência do vazamento. As mesmas revelam que o atraso foi de aproximadamente para todas as situações.

4.2.2.2 Testes online para predição da localização do vazamento

Para a pressão inicial de 6 kgf/cm² na tubulação rígida foram realizados experimentos com vazamentos em dois pontos diferentes da tubulação com a finalidade de realizar o treinamento das redes neurais para determinar a magnitude e também o local do vazamento. Os vazamentos foram provocados nos pontos 0 m e 3 m do início da tubulação. Para os testes online foi realizado um teste com vazamento ocorrendo em um ponto diferente do treinamento a 1,5 m do início da tubulação.

O primeiro modelo neural foi elaborado para detectar o vazamento e determinar o tamanho do mesmo para o treinamento, foram utilizados dados provenientes de vazamentos de magnitudes 1, 2 e 3 mm nos dois pontos de vazamento (0 e 3 m do início

da tubulação) e dados sem ocorrência de vazamento. O segundo modelo, que tem a função de localizar o vazamento detectado pelo primeiro modelo, será ativado quando a saída do modelo neural 1 for diferente de zero. As melhores estruturas obtidas para estes modelos foram: 12x12x1 e 12x12x10x1, respectivamente.

A Figura 4.30 ilustra os testes online realizados para determinar o tamanho e a localização do vazamento no ponto 0 m (início da tubulação) com orifício de 1 mm.

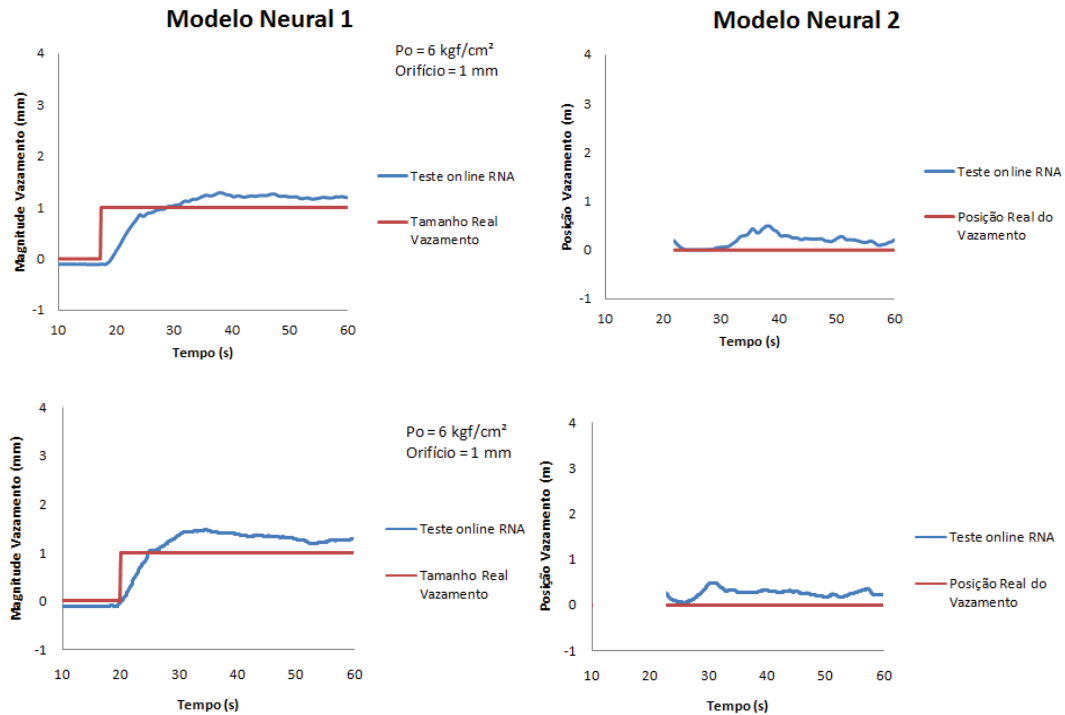


Figura 4.30: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento usando um orifício de 1 mm no início da tubulação (0 m).

Conforme representado na Figura 4.30, os gráficos que ilustram a predição da magnitude do vazamento revelam que, depois de provocado o vazamento, a saída do primeiro modelo aumenta chegando próximo ao valor real do tamanho do vazamento (1 mm) com um erro médio de 27%. Da mesma forma, os gráficos que ilustram a saída do segundo modelo neural indicam boa predição da posição do vazamento, com erro médio de 35%.

Para a mesma posição do vazamento (0m), a Figura 4.31 ilustra dois testes online realizados para determinar o tamanho e a localização do vazamento de orifício de 2mm.

Nos dois testes, o modelo neural 1 atinge o valor exato do orifício em sua predição, após um período transiente. O modelo neural 2 prediz com exatidão o local do vazamento como sendo o início da tubulação (0 m).

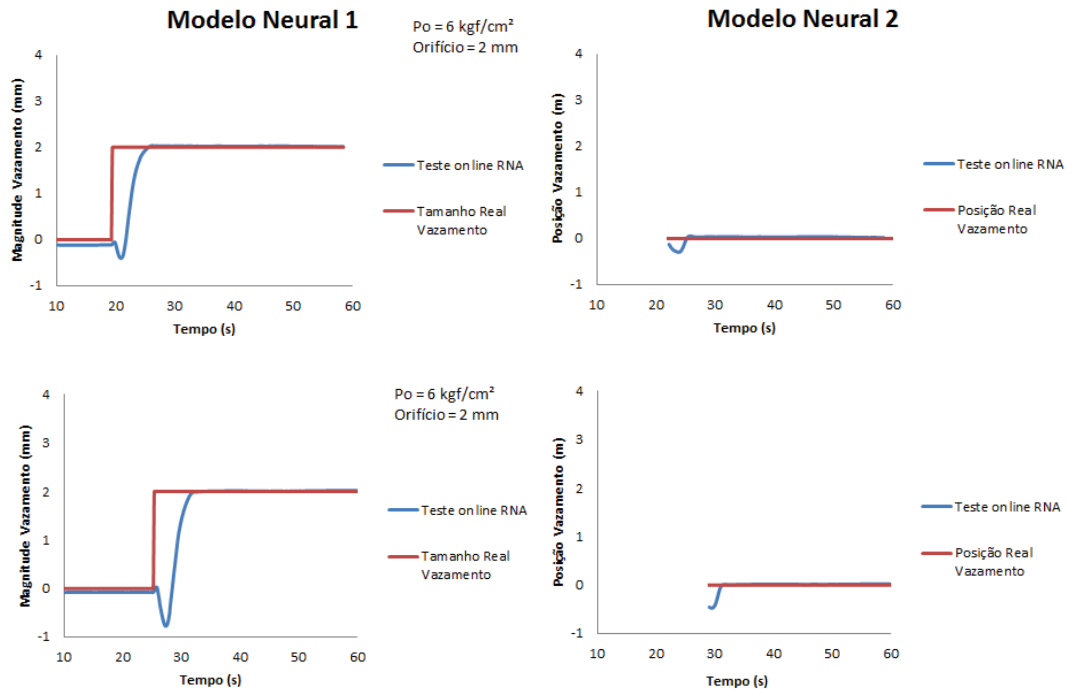


Figura 4.31: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 2 mm, no início da tubulação (0 m).

Conforme revelam (Figura 4.32), os gráficos que ilustram a magnitude do vazamento versus o tempo do teste online da rede neural, depois de provocado o vazamento a saída do primeiro modelo aumenta chegando bem próximo ao valor real do tamanho do vazamento (3 mm). Com a caracterização do vazamento através do primeiro modelo, o segundo modelo determinou o local de vazamento, porém o modelo não conseguiu identificar o local real de 0 m apresentando uma saída média de 1,2 m, caracterizando o vazamento próximo do ponto de 1,5 m do início da tubulação.

Verificou-se também na Figura 4.32, nos gráficos para determinar o tamanho do vazamento, que depois de provocado o vazamento, os modelos neurais apresentaram uma queda na saída e logo após alguns segundos (aproximadamente 6 s) os modelos neurais apresentaram o valor exato da magnitude dos vazamentos.

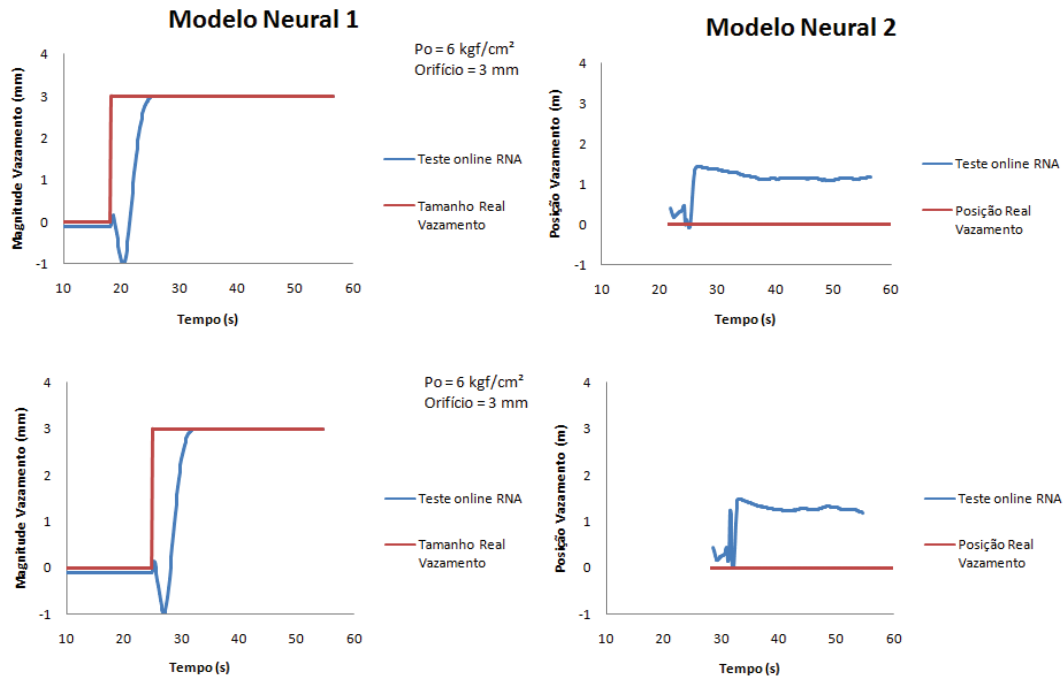


Figura 4.32: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 3 mm no ponto com 0 m do início do tubulação (0 m).

Mudando o local de ocorrência do vazamento para 3 m do início da tubulação, as Figuras 4.33 a 4.35 mostram os resultados dos testes online usando pressão de 6 kgf/cm², para tamanhos de orifícios de: 1 mm, 2 mm e 3 mm, respectivamente.

Nos dois testes realizados com vazamento de 1 mm de diâmetro (Figura 4.33) o resultado não foi preciso. Acredita-se que o microfone não foi tão eficiente, enviando para o microcomputador um sinal fraco, sendo difícil para a rede neural a percepção do vazamento, pois o pequeno vazamento se encontrava a 3 metros do microfone. Neste caso, o modelo neural 2 não foi ativado, pois o modelo neural 1 indicava a inexistência de vazamento.

Ainda com vazamento provocado a 3 m do início da tubulação, entretanto utilizando-se orifício de maior diâmetro (2 e 3 mm), o monitoramento online pelos modelos neurais 1 e 2 foram perfeitos, com predição exata do tamanho e da localização do vazamento. Isto é comprovado pelos gráficos das Figuras 4.34 e 4.35.

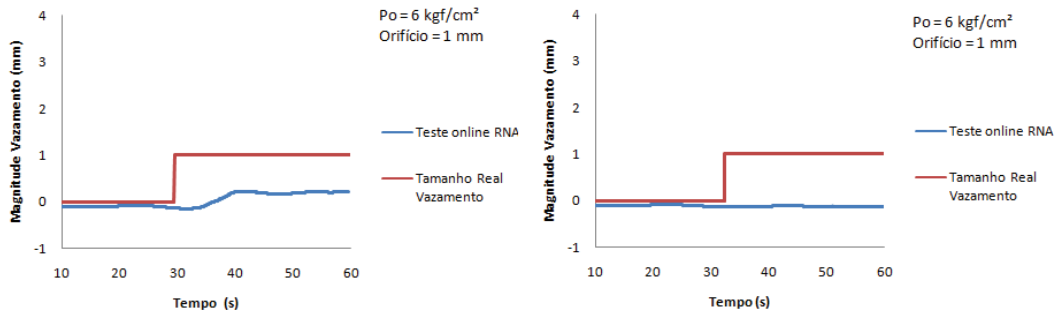


Figura 4.33: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento para a pressão de 6 kgf/cm² com um orifício de 1 mm no ponto com 3 m do início da tubulação.

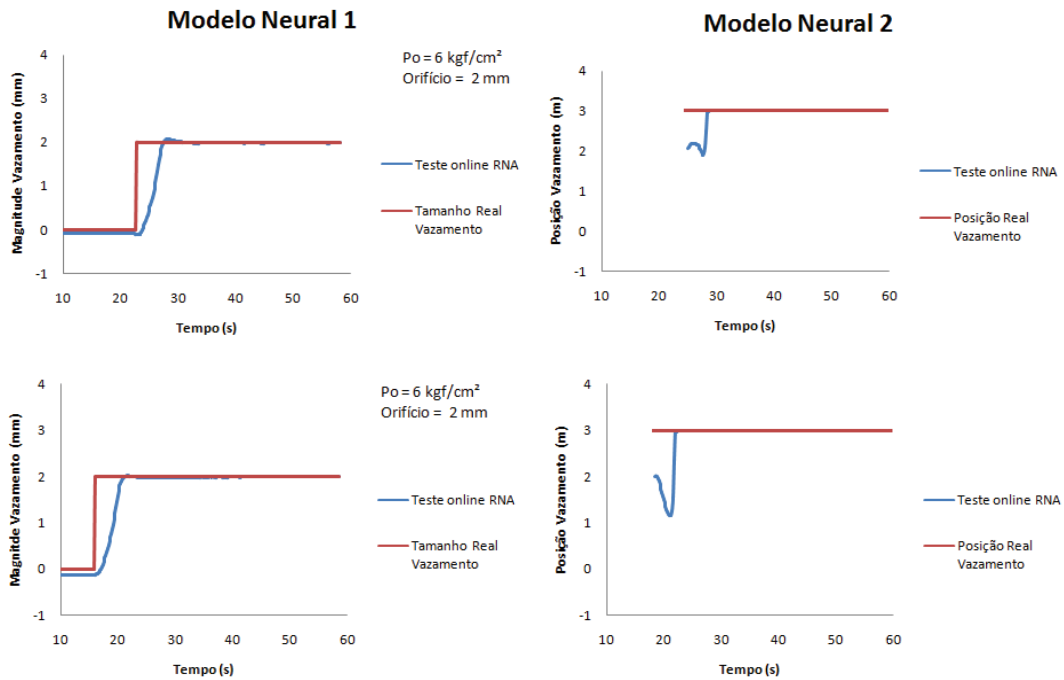


Figura 4.34: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 2 mm a 3 m do início da tubulação.

Com o objetivo de analisar o desempenho dos modelos neurais 1 e 2 para um vazamento ocorrendo em local não visto no treinamento, foram realizados testes online para determinar o tamanho e a localização destes vazamentos no ponto a 1,5 m do início da tubulação, manteve-se a pressão inicial em 6 kgf/cm².

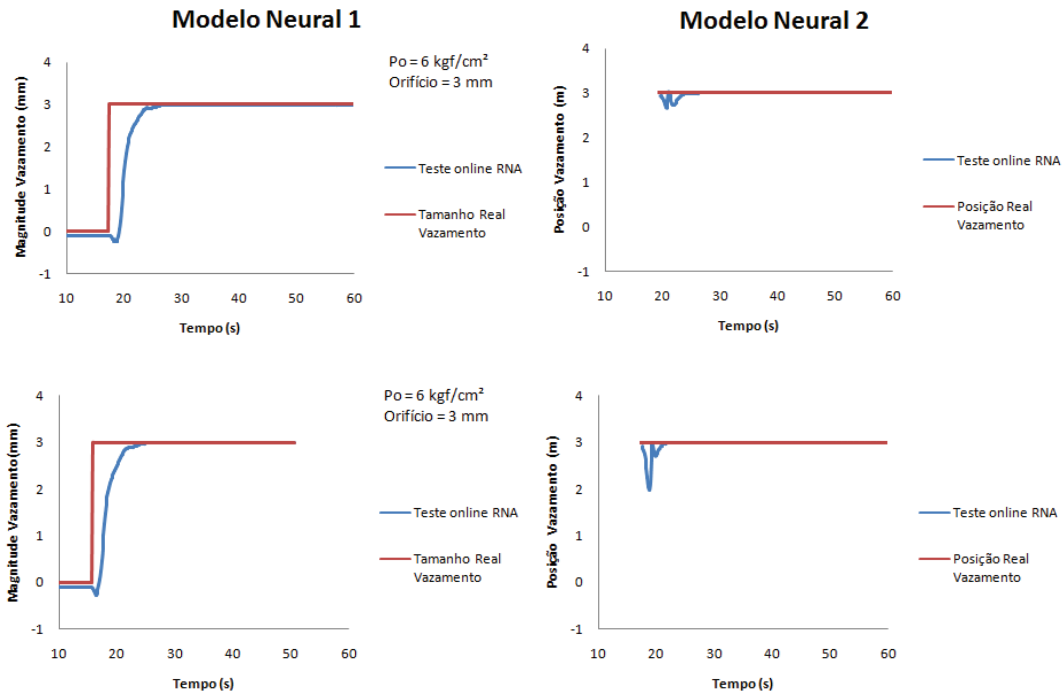


Figura 4.35: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de orifício de 3 mm a 3 m do início da tubulação.

Com a mesma tendência dos resultados anteriores, o modelo neural 1 não teve bom desempenho para menor orifício (1 mm). O modelo neural 2 não foi ativado pois o modelo neural 1 não apontava a ocorrência de vazamento (Figura 4.36).

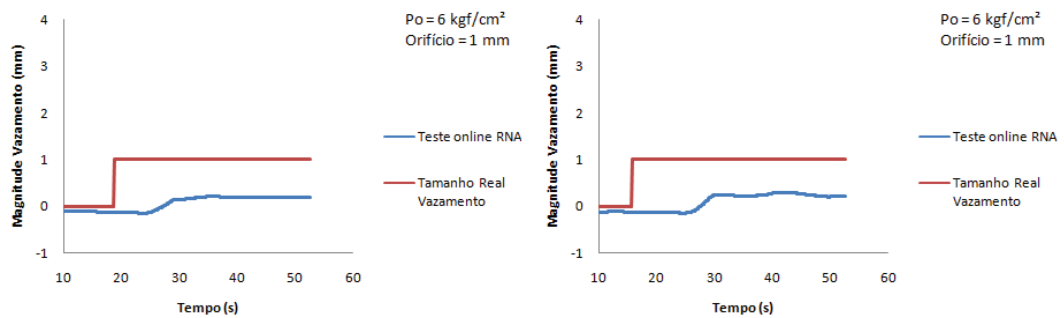


Figura 4.36: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho do vazamento usando orifício de 1mm a 1,5 m do início da tubulação.

Provocado o vazamento de 2 mm, a saída do primeiro modelo aumenta (Figura 4.37) chegando ao valor real do tamanho do vazamento (2 mm). Por outro lado, a saída do segundo modelo (localização) não teve um bom desempenho, predizendo um vazamento a 3 metros do início da tubulação, caracterizando um erro de aproximadamente 1,5 m.

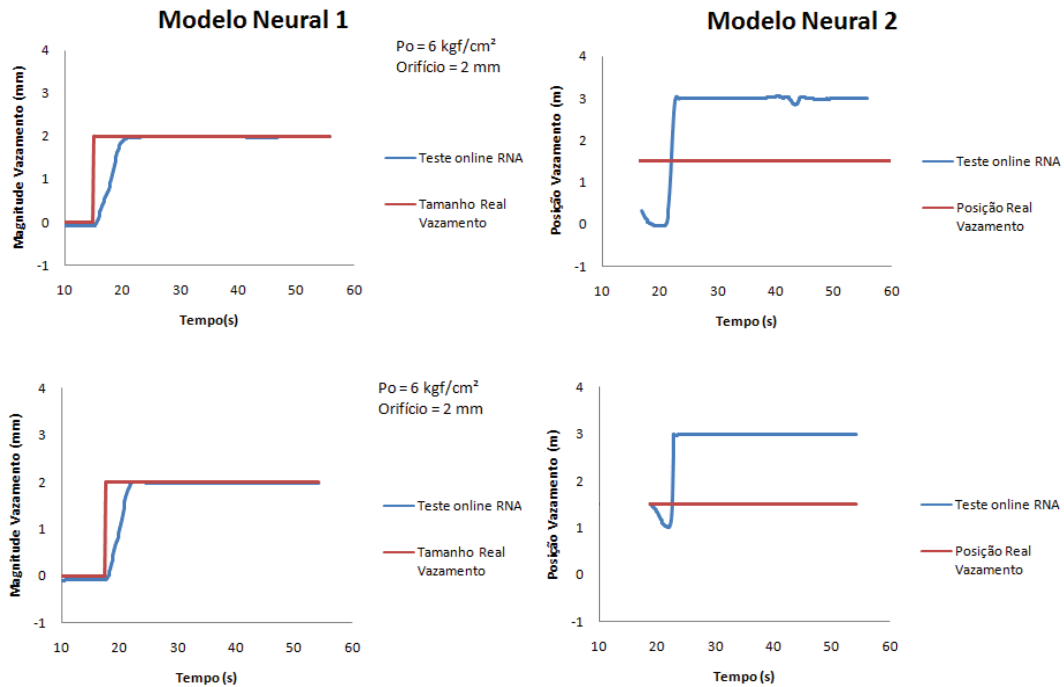


Figura 4.37: Testes online dos modelos neurais para determinar o tamanho e localização do vazamento de 2 mm a 1,5 m do início da tubulação.

Como dito anteriormente o experimento online com vazamento provocado em local não visto no treinamento (1,5 m do início do vazamento) não teve um bom desempenho do caso do segundo modelo neural. Porém, observando-se as Figuras 4.38 e 4.39 percebe-se que os perfis dos dados de treinamento (local=3 m) e dos testes (local=1,5 m) são bastante semelhantes, levando a rede a concluir pelo valor visto no treinamento. Desta forma, conclui-se que o microfone não distinguiu os sons emitidos.

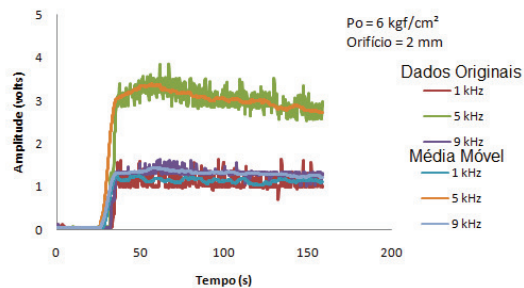


Figura 4.38: Dados utilizados para treinamento do modelo neural 2 com vazamento de orifício 2 mm e a 3 m do início da tubulação.

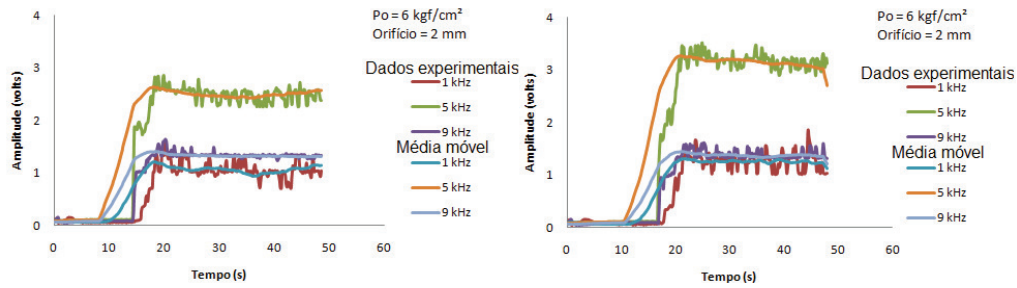


Figura 4.39: Dados de entrada dos modelos neurais dos testes online com vazamento a 1,5 m do início da tubulação.

Conforme mostra a Figura 4.40 para orifício real de 3 mm, os gráficos que ilustram a magnitude do vazamento versus o tempo revelam que depois de provocado o vazamento a saída do primeiro modelo alcança um valor bem próximo do valor real do tamanho do vazamento (3 mm). Por outro lado, a saída do segundo modelo (localização) não teve um bom desempenho, revelando um vazamento no ponto 3 (3 metros do início da tubulação), com um erro de 1,5 m da mesma forma que o teste realizado com um orifício de 2 mm.

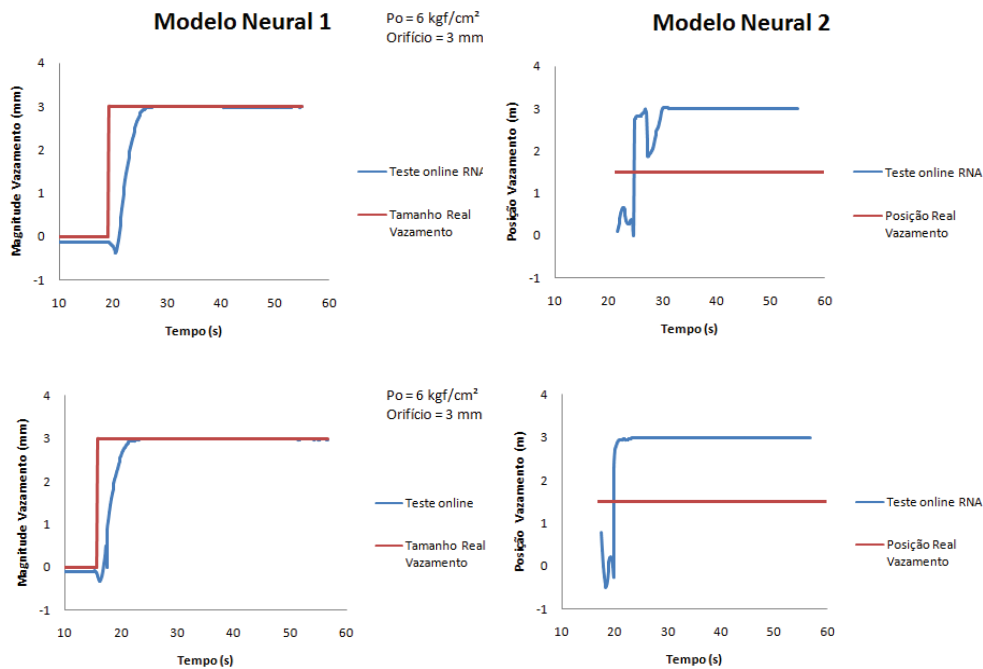


Figura 4.40: Testes online do modelo neural para determinar o tamanho e localização do vazamento com um orifício de 3 mm no ponto com 1,5 m do início da tubulação.

O teste online com vazamento em local diferente do treinamento (1,5 m do início da tubulação) não teve um bom desempenho no caso do segundo modelo neural. Da mesma forma que para orifícios de 2 mm, foram observados na Figura 4.42, os dados que foram utilizados como entrada do modelo neural no teste online e percebeu-se que os perfis dos gráficos foram muito parecidos com os dados (Figura 4.41) usados no treinamento. Logo, o modelo neural desenvolvido revelaria um vazamento a 3 m, pois o perfil para a localização a 1,5 m é muito parecido com o vazamento ocorrido a 3 m.

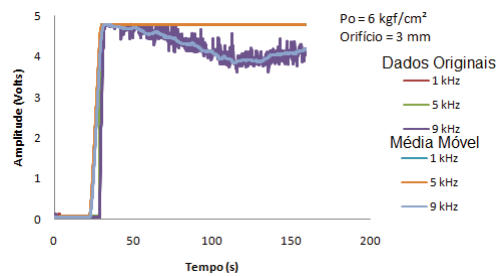


Figura 4.41: Dados utilizados para treinamento do modelo neural 2 com vazamento de orifício 3 mm e a 3 m do início da tubulação.

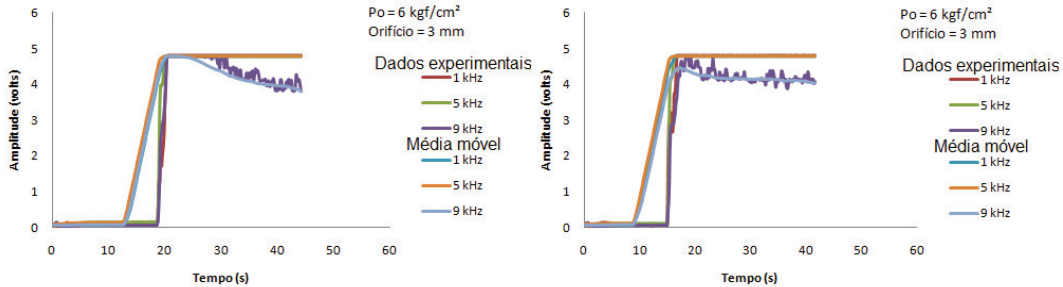


Figura 4.42: Dados de entrada dos modelos neurais dos testes online realizado para determinar o tamanho e a localização do vazamento para um orifício de 3mm.

Desta forma pode-se concluir que quanto mais próximo o vazamento ocorrer do microfone utilizado, mais precisa será a detecção do vazamento e a determinação do tamanho do mesmo. No caso da predição da localização através do modelo neural 2, percebe-se que a solução mais adequada seria adotar mais microfones ao longo da tubulação, afim de utilizar todos os sinais dos mesmos como entrada no modelo neural, facilitando a diferenciação dos sinais acústicos de cada ponto de vazamento da tubulação, já que os sinais dos pontos de vazamentos próximos comportam-se de maneira semelhante.

5. Conclusões e sugestões para os próximos trabalhos

A técnica de detecção de vazamento através do sensor acústico (microfone) mostrou-se eficiente. Porém, há a necessidade de ajuste no ganho do banco de filtros dependendo da situação de operação testada. Por outro lado, a pressão interna não sofreu variações para todos os orifícios testados deixando de caracterizar adequadamente a ocorrência de um vazamento.

Foi comprovado experimentalmente que, no instante que o vazamento é provocado, um ruído sonoro é gerado e, as frequências que compõe esse ruído, variam com o diâmetro do orifício, e com a pressão interna do vaso. O aumento no diâmetro do orifício e o aumento da pressão interna do vaso são diretamente proporcionais ao aumento em conjunto das amplitudes das frequências presentes no ruído sonoro, indicando um aumento na intensidade do som e, quanto maior o ruído gerado, maior a facilidade de detecção.

Foi possível observar que para vazamentos provocados com uma certa distância do microfone é necessário o ajuste do ganho do banco de filtros, como foi visto nos casos de vazamentos com 3 m do início da tubulação, ou seja, com 3 m do microfone.

Percebeu-se também que foi possível determinar a ocorrência e a magnitude do vazamento através de redes neurais, pois para todas as situações testadas (off-line e online) de pressão inicial do sistema, os modelos conseguiram prever adequadamente os vazamentos provocados de 1 mm; 1,5 mm; 2 mm; 2,5 mm e 3 mm de diâmetro.

Como dito no Capítulo de Resultados e Discussões, para a tubulação flexível, nas pressões 4 e 6 kgf/cm² os modelos neurais apresentaram 100 % de acerto na detecção. Usando pressão de 2 kgf/cm² houve apenas 2 casos em 25 pontos de teste onde não ocorria vazamento nos quais a rede indicou que havia (8% de erro). Para a tubulação rígida não houve nenhum caso em que os modelos neurais apresentassem comportamentos diferentes do real. Logo, nota-se que os modelos neurais desenvolvidos para a tubulação flexível e rígida apresentaram um bom desempenho na detecção de vazamento.

Observou-se que os modelos neurais desenvolvidos para determinação da magnitude do vazamento para a tubulação flexível, nas três pressões utilizadas, apresentaram um bom desempenho. O erro máximo obtido foi de 26,3%, porém mesmo

nesta situação a rede conseguiu prever claramente a ocorrência e o tamanho do vazamento quando aplicado o arredondamento para número inteiro. Para a tubulação rígida, os dois modelos neurais (para pressão 4 e 6 kgf/cm²) apresentaram um bom desempenho. Através dos testes off-line verificou-se que os modelos neurais apresentaram erros menores que 10% e, quando transformados em números inteiros apresentaram 100% de acerto do tamanho do vazamento.

Foi realizado também o treinamento de dois modelos neurais para a pressão de 6 kgf/cm². O modelo neural1 foi desenvolvido com a finalidade de detectar e determinar o tamanho do vazamento e o segundo modelo, localizar o vazamento detectado através do modelo neural 1. De acordo com os resultados mostrados, percebe-se que os modelos neurais 1 e 2 apresentaram um bom desempenho, caracterizando com alta precisão a predição do tamanho do vazamento e a predição da localização do mesmo.

Logo, nota-se que através dos modelos neurais, não é necessário o monitoramento do operador através do computador, analisando os gráficos gerados pelos sinais acústicos, pois os modelos geram um alarme informando a ocorrência, o tamanho e a localização do vazamento.

5.1 Sugestões para trabalhos futuros

Para dar continuidade ao presente trabalho, sugere-se:

- Desenvolver um sistema supervisor que possa atuar nas válvulas presentes na tubulação logo que o vazamento seja detectado e localizado através de redes neurais artificiais;
- Desenvolver um novo sistema experimental de tubulação implantando mais sensores acústicos ao longo da tubulação, a fim de obter mais informações para usar como entrada da rede neural, melhorando a precisão e o desempenho dos modelos neurais preditivos;
- Analisar o desempenho do sistema neural para ocorrência de vazamentos simultâneos ou seqüenciais na tubulação;
- Para os casos em que o sinal do microfone não distinguiria de forma adequada a localização ou a magnitude do vazamento, testar simultaneamente a utilização do sinal do transdutor de pressão na entrada da rede. Instalar mais transdutores se necessário.

6. Referências Bibliográficas

AGUIAR, FERNANDO GUIMALHÃES. Utilização de redes neurais artificiais para detecção de vazamento de padrões de vazamento em dutos. Universidade de São Paulo, 2010. Tese (Mestrado)

BELSITO, S., LOMBARDI, P., ANDREUSSI, P., BANERJEE, S. Leak Detection in Liquefied Gas Pipelines by Artificial Neural Networks. *AIChE Journal*, v. 44, n.12; p. 2675, Dec 1998.

BRAGA, CANDICE FERREIRA. Detecção de vazamentos por computador “on-line” em tubulações transportando misturas gás-líquido. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 2001. Tese (Mestrado)

BRAGA, A. P., CARVALHO, A. P. L. F., LUDERMIR, T.B. *Redes Neurais Artificiais*. Rio de Janeiro: LTC Editora, 2007.

BUIATTI, CLAUDIO MALAGONI. Monitoramento de tubulações por técnicas computacionais on-line. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 1995. Tese (Mestrado)

CAPUTO, A. A. and PELAGAGGE, P.M. An inverse approach for piping networks monitoring. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, v.15, p. 497–505, 2002.

CAPUTO, A. A., PELAGAGGE, P.M. Using Neural Networks to Piping Systems. *Process Safety Progress*, v. 22, n. 2, June 2003.

CARIATI, SERGIO AMOR. Detecção de vazamentos por computador “on-line” em tubulações transportando líquido e misturas gás-líquido. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 1999. Tese (Mestrado)

FILETI, ANA MARIA FRATTINI. Controle em Destilação Batelada: Controle Adaptativo e Controle Preditivo com Modelo Baseado em Redes Neurais Artificiais. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 1995. Tese (Doutorado)

GARCIA, F. M, QUADRI, R.A., MACHADO, R. A.F. e BOLZAN, A. Desenvolvimento de uma rede neural artificial para a detecção de vazamentos em uma seção de duto industrial. XVII CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA QUÍMICA, 2010, p. 5745-5753.

HAYKIN, S. Redes Neurais: Princípios e práticas. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

MA, C., YU, S., HUO, J. Negative pressure wave-flow testing gas pipeline leak based on wavelet transform. IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER, MECHATRONICS, CONTROL AND ELECTRONIC ENGINEERING, Changchun, China, 2010.

MACIAS, ISABEL BUENO. Detecção de vazamentos em Tubulações Transportando Gás. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 2007. Tese (Mestrado)

MARTINS, JAQUELINE COSTA. Metodologia de caracterização da propagação acústica em tubulações de transporte de fluidos bifásicos gás-líquido. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2011. Tese (Doutorado)

NAVES, GILBERTO. JOSÉ. Técnicas de computação em tempo real em controle e supervisão de tubulações. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 1991. Tese (Mestrado)

PACIANOTTO, TATIANA APARECIDA. Aplicação de Redes Neurais para o Ajuste Operacional do Período Final do Sopro de um processo de Aciaria a Oxigênio. Universidade Estadual de Campinas, 2003. Tese (Mestrado)

PAVAN, ANDRE MAURICIO. Detecção on-line de vazamentos em vasos de pressão utilizando sistemas sônicos. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 2005. Tese (Mestrado)

QUANTRILLE, T.E., LIU, Y.A., Artificial Intelligence in chemical Engineering, Academic Press, Inc. 1991.

SANDBERG, C., HOLMES, J., MCCOY, K., KOPPITSCH, H. The application of a continuous leak detection system to pipelines and associated equipment. IEEE Transaction on Industry Applications, v.25, n.5, p.906-909, 1989.

SCUCUGLIA, JOSE WANDERLEY. Sistema de controle de escoamento de gás natural em dutos de distribuição com detecção de vazamentos utilizando redes neurais. Universidade Estadual Paulista, 2006. Tese (Doutorado)

SILVA, REINALDO ALVES. Supervisão de tubulações por computador on-line. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 1996. Tese (Mestrado)

SOUSA, ELISÂNGELA ORLANDI. Detecção de Vazamento em Tubulação através de método Acústico e da análise de Transiente de Pressão. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 2007. Tese (Mestrado)

SOUZA, ARLAN LUCAS. Detecção de vazamentos em tubulações através da Análise Espectral. Faculdade de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, 2002. Tese (Doutorado)

TAGHVAEI, M., BECK, S.B.M., STASZEWSKI, W.J. Leak detection in pipeline networks using low-profile piezoceramic transducers. Journals Wiley Inter Science, p. 1063-1082, 2006.

TOLSTOY, A., HOROSHENKOV, K.V., BIN ALI, M.T. Detection pipe changes via acoustic matched field processing. Journal Applied Acoustics, p.695-702, 2009.

YANG, J., WEN, Y., LI, P. Leak acoustic detection in water distribution pipelines. WORLD CONGRESS ON INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, 2008, Chongqing, China, p. 25-27.

WIKE, A. Liquid pipelines can use many varieties of SCADA-based leak detection systems. Pipeline & Gas Journal, v.213, n.6, p.16-20, 1986.

ZHANG, J. Designing a cost effective and reliable pipeline leak detection system. PIPELINE RELIABILITY CONFERENCE, 1996, Houston, EUA.

ZHONG, T., ALOUNI, A.T., SMOAK, R.A. ANN Tube Leak Detection System. Proc. 29th IEEE SOUTHEASTERN SYMPOSIUM ON SYSTEMS THEORY, Cookeville, TN, 1997.

Apêndice A – Programa de aquisição de dados em linguagem C.

```
/*          PROGRAMA PARA AQUISICAO DE DADOS          */

/* ----- */
/* ESTE PROGRAMA FAZ A AQUISICAO DE DADOS UTILIZANDO-SE DE :      */
/* 1- MICROFONE          - CANAL 1,3,5          */
/* 1- TRANSDUTOR DE PRESSAO - CANAL 6          */
/* ----- */

#include "conio.h"
#include "dos.h"
#include "stdlib.h"
#include "stdio.h"
#include "graphics.h"
#include "ctype.h"
#include "math.h"
#include "bios.h"
#include "time.h"

#define ADLSB 0 /* Porta de leitura do lsb do conv ad */
#define ADMSB 1 /* Porta de leitura do msb do conv ad */
#define ADOFF 2 /* Porta para ajuste de offset */
#define ADSTS 4 /* Porta de controle do modo de operacao */
#define DAMSB 6 /* Porta de escrita do msb do conversor da */
#define DALSB 7 /* Porta de escrita do lsb do conversor da */
#define CTL 8 /* Porta de controle do mux de E/S e do sh */
#define base 0x220
#define IODIG 10 /* Entrada e saida digital */
#define TIMER0 12 /* Timer 0 do 8253 */
#define TIMER1 13 /* Timer 1 do 8253 */
#define TIMER2 14 /* Timer 2 do 8253 */
#define TIMCTL 15 /* Porta de controle do 8253 */
#define TRUE 1
#define FALSE 0

/* ----- */
/*          DEFINICAO DOS BITS DE IMPORTANCIA          */
/* ----- */
#define BSHEAN 0x10 /* Bit de controle do sample-hold entanl (1=sample) */
#define BSHSA 0x08 /* Bit de controle do sample-holds das saidas(1=sample)*/
#define EOC 0x80 /* bit de fim de conversao */
#define MASC0_5 0x00 /* Mascara no modo de operacao 0-5V */
#define MASC1_5 0x29 /* Mascara no modo de operacao 1-5V */
#define MASC0_4 0x08 /* Mascara no modo de operacao 1-4V */
#define MASCBIP 0x23 /* Mascara no modo de operacao BIPOLAR */
#define TIME_OUT 2 /* Tempo de espera do fim da conversao A/D */

/*===== */
/*          Media Movel          */
/*===== */

#define SAMPLE_SIZE 40
#define FILTER_DATA_SIZE 2000
```



```

FILE *arq2;
FILE *pesos1, *pesos2, *pesos3, *pesos4, *bias1, *bias2, *bias3, *bias4;
intcont=0, count=0;
intgTotalFilterDatacollected = 0;
int tempo1, tempo2, tempo3, tempo4;
float med1, med5, med9, w1[25][25], w2[25][25], w6[25][25], w7[25][25],w8[25][25];
float b1[25][2], b2[25][2], b6[25][2], b7[25][2],b8[25][2];
float med[20], nn[]={0, 12, 12, 1},mm[]={0,12,12,10,1};;
float soma11=0,soma55=0,soma99=0;

float gvec1khzData[FILTER_DATA_SIZE];
float gvec5khzData[FILTER_DATA_SIZE];
float gvec9khzData[FILTER_DATA_SIZE];

void calcularMediaMovel()
{
    int i;

    soma11 +=gvec1khzData[gTotalFilterDatacollected-1];
    soma55 +=gvec5khzData[gTotalFilterDatacollected-1];
    soma99 +=gvec9khzData[gTotalFilterDatacollected-1];

    if (gTotalFilterDatacollected> SAMPLE_SIZE)
    {
        soma11 -=gvec1khzData[(gTotalFilterDatacollected-1)-SAMPLE_SIZE];
        soma55 -=gvec5khzData[(gTotalFilterDatacollected-1)-SAMPLE_SIZE];
        soma99 -=gvec9khzData[(gTotalFilterDatacollected-1)-SAMPLE_SIZE];
    }
    /*Guardando os valores de m1, m5 e m9 para fazer a normalizacao dos dados*/
    for (i=9;i>=1;i--){
        med[i+3]=med[i];
    }

    fprintf(arq2, " %d ", gTotalFilterDatacollected);
    med[1] = (float)soma11 / SAMPLE_SIZE;
    fprintf(arq2, " %f ", med1);
    med[2] = (float)soma55 / SAMPLE_SIZE;
    fprintf(arq2, " %f ", med5);
    med[3] = (float)soma99 / SAMPLE_SIZE;
    fprintf(arq2, " %f\n ", med9);

}

/*=====*/
/
/*REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS p/ P de 6 kgf/cm2 com vazamento da tubulacao== */
/*=====*/
/
/*intaaa=1;*/
/* Funções de transferencia*/
floattansig(floatentradasig)
{
    floatsaidasig;
    saidasig = 2/(1+exp(-2*entradasig))-1;
    return(saidasig);
}

float logsig( float entradasig)

```

```

{
float saidasig;
saidasig = 1/(1+exp(-entrasig));
return(saidasig);
}

void RNA()
{
int i, j;
floatsaida, purelin;
float matrizP1[50][1], matrizP2[50][1], matrizP3[30][1],matrizP4[20][1],matrizP6[50][1],
matrizP7[50][1], matrizP8[30][1],matrizP9[20][1] ;
float ent1[20];

/* zerando as matrizes de somatorio*/

    for (i=0;i<=20;i++){
        matrizP1[i][1]=0;
        matrizP2[i][1]=0;
        matrizP3[i][1]=0;
        matrizP4[i][1]=0;
    }

/*
    for (i=1;i<=12;i++){
        printf(" med[%d] = %f ", i, med[i]);

        printf("\n");
    }
    Dados pra pressão de 6kgf/cm2*/

/* Normalizacao dos dados de entrada*/

ent1[1] = ((2*(med[1]-0.0032))/(4.7929-0.0032))-1;
ent1[2] = ((2*(med[2]-0.0524))/(4.793-0.0524))-1;
ent1[3] = ((2*(med[3]-0.0219))/(4.7767-0.219))-1;
ent1[4] = ((2*(med[4]-0.0032))/(4.7929-0.0032))-1;
ent1[5] = ((2*(med[5]-0.0524))/(4.793-0.0524))-1;
ent1[6] = ((2*(med[6]-0.0219))/(4.7767-0.219))-1;
ent1[7] = ((2*(med[7]-0.0032))/(4.7929-0.0032))-1;
ent1[8] = ((2*(med[8]-0.0523))/(4.793-0.0523))-1;
ent1[9] = ((2*(med[9]-0.219))/(4.7767-0.219))-1;
ent1[10] = ((2*(med[10]-0.0032))/(4.7929-0.0032))-1;
ent1[11] = ((2*(med[11]-0.0523))/(4.793-0.0523))-1;
ent1[12] = ((2*(med[12]-0.219))/(4.7767-0.219))-1;

/*
    for (i=0;i<=12;i++){
        printf(" ent[%d] = %f ", i, ent1[i]);
    }
    printf("\n\n");
*/

for (j=1;j<=nn[2];j++) {
    for (i=1;i<=nn[1];i++) {
        matrizP1[j][1]= matrizP1[j][1] + (w1[j][i])*ent1[i];
    }
}

```

```

/*      printf("w1[%d][%d] = %f", j,i, w1[j][i]);
        system("pause"); */
    }
    matrizP1[j][1]= tansig(matrizP1[j][1] + b1[j][1]);
/*      printf("b1[%d][1] = %f", j, b1[j][1]);*/
    }

for (j=1;j<=nn[3];j++) {
    for (i=1;i<=nn[2];i++) {
        matrizP2[j][1] = matrizP2[j][1] + (w2[j][i])*(matrizP1[i][1]);
    }
    matrizP2[j][1] = matrizP2[j][1] + b2[j][1];
}

}

/* for (j=1;j<=nn[4];j++) {
    for (i=1;i<=nn[3];i++) {
        matrizP3[j][1] = matrizP3[j][1] + (w3[j][i])*(matrizP2[i][1]);
    }
    matrizP3[j][1] = tansig(matrizP3[j][1] + b3[j][1]);
}

}

for (j=1;j<=nn[5];j++) {
    for (i=1;i<=nn[4];i++) {
        matrizP4[j][1] = matrizP4[j][1] + (w4[j][i])*(matrizP3[i][1]);
    }
    matrizP4[j][1] = matrizP4[j][1] + b4[j][1];
}

}
*/
purelin = matrizP2[1][1];

/*DESNORMALIZACAO DOS DADOS*/

saida = (((purelin + 1)*(3.0-0))/2) + 0;

/*      printf("saida = %f", saida); */

if (aaa==1){
    if (saida>=0.5) {
        if (saida<=1.5) {
            printf(" HOUVE VAZAMENTO\n");
            printf(" Tamanho do vazamento de 1mm\n");
            tempo4 = clock();
            printf("tempo do vazamento= %.4f", (tempo4-tempo1)/CLK_TCK);
            printf("saida = %f", saida);
        }
    }
}

/* =====
rede para localizar vazamento quando o tamanho for de 1 mm
===== */

for (i=0;i<=20;i++){
    matrizP6[i][1]=0;
    matrizP7[i][1]=0;
}

```

```

        matrizP8[i][1]=0;
        matrizP9[i][1]=0;
    }
/*
for (i=1;i<=12;i++){
    printf(" med[%d] = %f ", i, med[i]);

    printf("\n");
}
Dados pra pressão de 6kgf/cm2*/

/* Normalizacao dos dados de entrada*/

ent1[1] = ((2*(med[1]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[2] = ((2*(med[2]-0.5076))/(4.793-0.5076))-1;
ent1[3] = ((2*(med[3]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[4] = ((2*(med[4]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[5] = ((2*(med[5]-0.4921))/(4.793-0.4921))-1;
ent1[6] = ((2*(med[6]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[7] = ((2*(med[7]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[8] = ((2*(med[8]-0.4764))/(4.793-0.4764))-1;
ent1[9] = ((2*(med[9]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[10] = ((2*(med[10]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[11] = ((2*(med[11]-0.4604))/(4.793-0.4604))-1;
ent1[12] = ((2*(med[12]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;

/*

    for (i=0;i<=12;i++){
        printf(" ent[%d] = %f ", i, ent1[i]);
    }
    printf("\n\n");
*/

for (j=1;j<=mm[2];j++) {
    for (i=1;i<=mm[1];i++) {
        matrizP6[j][1]= matrizP6[j][1] + (w6[j][i])*(ent1[i]);
        /* printf("w6[%d][%d] = %f\n",j,i,w6[j][i]);*/
    }
    matrizP6[j][1]= tansig(matrizP6[j][1] + b6[j][1]);
    /* printf("b6[%d] = %f\n", j, b6[j][1]);
    system ("pause");*/
}

for (j=1;j<=mm[3];j++) {
    for (i=1;i<=mm[2];i++) {
        matrizP7[j][1] = matrizP7[j][1] + (w7[j][i])*(matrizP6[i][1]);
    }
    matrizP7[j][1] = tansig(matrizP7[j][1] + b7[j][1]);
}

for (j=1;j<=mm[4];j++) {
    for (i=1;i<=mm[3];i++) {
        matrizP8[j][1] = matrizP8[j][1] + (w8[j][i])*(matrizP7[i][1]);
    }
}

```

```

        matrizP8[j][1] = matrizP8[j][1] + b8[j][1];
    }

    /* for (j=1;j<=mm[5];j++) {
        for (i=1;i<=mm[4];i++) {
            matrizP4[j][1] = matrizP4[j][1] + (w4[j][i])*(matrizP3[i][1]);
        }
        matrizP4[j][1] = tansig(matrizP4[j][1] + b4[j][1]);
    }
*/
purelin = matrizP8[1][1];

/*DESNORMALIZACAO DOS DADOS*/

localizacao = (((purelin + 1)*(3.0-1))/2) + 1;

printf("localizacao = %f", localizacao);

    aaa=0;
    }
}

if (saida>1.5) {
    if (saida<=2.5) {
        printf(" HOUVE VAZAMENTO\n");
        printf("Tamanho do vazamento de 2mm\n");
        tempo4 = clock();
        printf("tempo do vazamento = %.4f", (tempo4-tempo1)/CLK_TCK);
    }
    printf("saida = %f", saida);

/* =====
rede para localizar vazamento quando o tamanho for de 2 mm
===== */

        for (i=0;i<=20;i++){
            matrizP6[i][1]=0;
            matrizP7[i][1]=0;
            matrizP8[i][1]=0;
            matrizP9[i][1]=0;
        }
/*

    for (i=1;i<=12;i++){
        printf(" med[%d] = %f ", i, med[i]);

        printf("\n");
    }
    Dados pra pressão de 6kgf/cm2*/

/* Normalizacao dos dados de entrada*/

ent1[1] = ((2*(med[1]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[2] = ((2*(med[2]-0.5076))/(4.793-0.5076))-1;
ent1[3] = ((2*(med[3]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[4] = ((2*(med[4]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;

```

```

ent1[5] = ((2*(med[5]-0.4921))/(4.793-0.4921))-1;
ent1[6] = ((2*(med[6]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[7] = ((2*(med[7]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[8] = ((2*(med[8]-0.4764))/(4.793-0.4764))-1;
ent1[9] = ((2*(med[9]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[10] = ((2*(med[10]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[11] = ((2*(med[11]-0.4604))/(4.793-0.4604))-1;
ent1[12] = ((2*(med[12]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;

/*

    for (i=0;i<=12;i++){
printf(" ent[%d] = %f ", i, ent1[i]);
    }
printf("\n\n");
*/

for (j=1;j<=mm[2];j++) {
    for (i=1;i<=mm[1];i++) {
        matrizP6[j][1] = matrizP6[j][1] + (w6[j][i])*ent1[i];
        /* printf("w6[%d][%d] = %f\n",j,i,w6[j][i]);*/
    }
    matrizP6[j][1] = tansig(matrizP6[j][1] + b6[j][1]);
    /* printf("b6[%d] = %f\n", j, b6[j][1]);
system ("pause");*/
}

for (j=1;j<=mm[3];j++) {
    for (i=1;i<=mm[2];i++) {
        matrizP7[j][1] = matrizP7[j][1] + (w7[j][i])*(matrizP6[i][1]);
    }
    matrizP7[j][1] = tansig(matrizP7[j][1] + b7[j][1]);
}

for (j=1;j<=mm[4];j++) {
    for (i=1;i<=mm[3];i++) {
        matrizP8[j][1] = matrizP8[j][1] + (w8[j][i])*(matrizP7[i][1]);
    }
    matrizP8[j][1] = matrizP8[j][1] + b8[j][1];
}

/* for (j=1;j<=mm[5];j++) {
    for (i=1;i<=mm[4];i++) {
        matrizP4[j][1] = matrizP4[j][1] + (w4[j][i])*(matrizP3[i][1]);
    }
    matrizP4[j][1] = tansig(matrizP4[j][1] + b4[j][1]);
}
*/
purelin = matrizP8[1][1];

/*DESNORMALIZACAO DOS DADOS*/

localizacao = (((purelin + 1)*(3.0-1))/2) + 1;

```

```

printf("localizacao = %f", localizacao);

    aaa=0;
    }
}

if (saida>2.5) {
    printf("HOUE VAZAMENTO\n");
    printf("Tamanho do vazamento de 3mm\n");
    tempo4 = clock();
    printf("tempo do vazamento = %.4f", (tempo4-tempo1)/CLK_TCK);
printf("saida = %f", saida);

    /* =====
rede para localizar vazamento quando o tamanho for de 3 mm
===== */

        for (i=0;i<=20;i++){
            matrizP6[i][1]=0;
            matrizP7[i][1]=0;
            matrizP8[i][1]=0;
            matrizP9[i][1]=0;
        }
/*

    for (i=1;i<=12;i++){
        printf(" med[%d] = %f ", i, med[i]);

        printf("\n");
    }
    Dados pra pressão de 6kgf/cm2*/

    /* Normalizacao dos dados de entrada*/

ent1[1] = ((2*(med[1]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[2] = ((2*(med[2]-0.5076))/(4.793-0.5076))-1;
ent1[3] = ((2*(med[3]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[4] = ((2*(med[4]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[5] = ((2*(med[5]-0.4921))/(4.793-0.4921))-1;
ent1[6] = ((2*(med[6]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[7] = ((2*(med[7]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[8] = ((2*(med[8]-0.4764))/(4.793-0.4764))-1;
ent1[9] = ((2*(med[9]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;
ent1[10] = ((2*(med[10]-0.0496))/(4.7929-0.0496))-1;
ent1[11] = ((2*(med[11]-0.4604))/(4.793-0.4604))-1;
ent1[12] = ((2*(med[12]-0.049))/(4.7767-0.049))-1;

/*

        for (i=0;i<=12;i++){
            printf(" ent[%d] = %f ", i, ent1[i]);
        }
        printf("\n\n");
*/

    for (j=1;j<=mm[2];j++) {

```

```

        for (i=1;i<=mm[1];i++) {
            matrizP6[j][1]= matrizP6[j][1] + (w6[j][i])*(ent1[i]);
/*          printf("w6[%d][%d] = %f\n",j,i,w6[j][i]);*/
        }
        matrizP6[j][1]= tansig(matrizP6[j][1] + b6[j][1]);
/*      printf("b6[%d] = %f\n", j, b6[j][1]);
system ("pause");*/
    }

    for (j=1;j<=mm[3];j++) {
        for (i=1;i<=mm[2];i++) {
            matrizP7[j][1] = matrizP7[j][1] + (w7[j][i])*(matrizP6[i][1]);
        }
        matrizP7[j][1] = tansig(matrizP7[j][1] + b7[j][1]);
    }

    for (j=1;j<=mm[4];j++) {
        for (i=1;i<=mm[3];i++) {
            matrizP8[j][1] = matrizP8[j][1] + (w8[j][i])*(matrizP7[i][1]);
        }
        matrizP8[j][1] = matrizP8[j][1] + b8[j][1];
    }

/* for (j=1;j<=mm[5];j++) {
    for (i=1;i<=mm[4];i++) {
        matrizP4[j][1] = matrizP4[j][1] + (w4[j][i])*(matrizP3[i][1]);
    }
    matrizP4[j][1] = tansig(matrizP4[j][1] + b4[j][1]);
}
*/
purelin = matrizP8[1][1];

/*DESNORMALIZACAO DOS DADOS*/

localizacao = (((purelin + 1)*(3.0-1))/2) + 1;

printf("localizacao = %f", localizacao);

aaa=0;
}

/*printf("aaa = %d", aaa);*/
}

}

char init_conv;

/* ----- */
/*  DECLARACAO DAS VARIAVEIS GLOBAIS E SUBROTINAS */
/* ----- */

extern char erro;
unsigned char modoper;
unsigned intread_anl(),adj_offset();

```



```

unsigned char offset;
intget_key();
void leitura();
voidcacularMediaMovel();
void RNA();
voidgrafico();
void eixos();
void arquivo();
void selchda();
void write_dig();

FILE *arq1;
int ccc=1;
/* intcont,count; */
/*int tempo1,tempo2,tempo3, tempo4;*/

/* ----- */
/*          /* PROGRAMA PRINCIPAL */          */
/* ----- */

void main()
{
clock_t clock();
char arq[15];
char loop,inicio,opcao,final,input;
int i, j;
float volt_trans[1600];
float b;
intgraphdriver = DETECT, graphmode;
offset = adj_offset();
clrscr();
printf("\n\n Departamento de Engenharia de Sistemas Quimicos - UNICAMP \n\n");
printf("\n\n\n Programa para deteccao continua de vazamento de gas \n ");
printf("          em vasos de pressao          \n\n\n\n\n ");
printf("\n\n\n\n\n\n Pressione alguma tecla para continuar ");
getch();
clrscr();

tempo1=0;
tempo2=0;
tempo3=0;
tempo4=0;
inicio:
clrscr();
printf("\n De o nome do arquivo de dados : ");
scanf("%s",&arq);
arq1 = fopen(arq,"w+");

arq2 = fopen("rna6loc//mediamovel.txt","w+");
pesos1 = fopen("rna6loc//pesos1.txt", "r");
pesos2 = fopen("rna6loc//pesos2.txt", "r");
pesos3 = fopen("rna6loc//pesos3.txt", "r");
pesos4 = fopen("rna6loc//pesos4.txt", "r");
pesos6 = fopen("rna6loc//pesos6.txt", "r");
pesos7 = fopen("rna6loc//pesos7.txt", "r");
pesos8 = fopen("rna6loc//pesos8.txt", "r");
bias1 = fopen("rna6loc//bias1.txt", "r");
bias2 = fopen("rna6loc//bias2.txt", "r");
bias3 = fopen("rna6loc//bias3.txt", "r");
bias4 = fopen("rna6loc//bias4.txt", "r");

```

```

bias6 = fopen("rna6loc//bias6.txt", "r");
bias7 = fopen("rna6loc//bias7.txt", "r");
bias8 = fopen("rna6loc//bias8.txt", "r");

for (i=1;i<=nn[2];i++){
    for (j=1;j<=nn[1];j++){
        fscanf(pesos1, "%f", &b);
        w1[i][j]=b;
    }
}

for (i=1;i<=nn[3];i++){
    for (j=1;j<=nn[2];j++){
        fscanf(pesos2, "%f", &b);
        w2[i][j]=b;
    }
}

for (i=1;i<=nn[4];i++){
    for (j=1;j<=nn[3];j++){
        fscanf(pesos3, "%f", &b);
        w3[i][j]=b;
    }
}

for (i=1;i<=nn[5];i++){
    for (j=1;j<=nn[4];j++){
        fscanf(pesos4, "%f", &b);
        w4[i][j]=b;
    }
}

for (i=1;i<=nn[2];i++){
    fscanf(bias1, "%f", &b);
    b1[i][1]=b;
}

for (i=1;i<=nn[3];i++){
    fscanf(bias2, "%f", &b);
    b2[i][1]=b;
}

for (i=1;i<=nn[4];i++){
    fscanf(bias3, "%f", &b);
    b3[i][1]=b;
}

for (i=1;i<=nn[5];i++){
    fscanf(bias4, "%f", &b);
    b4[i][1]=b;
}

fprintf(arq1, " ");
fprintf(arq1, " ");
fprintf(arq1, " Amplitude(Volts) \n");
fprintf(arq1, "Pontos ");
fprintf(arq1, "Tempo(s) ");
fprintf(arq1, " Pressao(kgf/cm2) ");
fprintf(arq1, "Filtro 1kHz ");
fprintf(arq1, "Filtro 5kHz ");
fprintf(arq1, "Filtro 9kHz \n\n");
printf("\n\n\n\n\n\n\n Aquisicao de dados experimentais ");

```

```

printf("\n\n Tecla <ENTER> para iniciar aquisicao de dados ");
getch();
clrscr();
initgraph(&graphdriver,&graphmode,"c:\\tc2"); /* inic.do mod.grafico */
cleardevice();
cont=0; /* conta o numero de pontos */
count=0; /* conta o numero de graficos */

/* ----- */
/* INICIO DA AQUISICAO DE DADOS */
/* ----- */
tempo1 = clock();

do{

    if (cont == 0){
        cleardevice();
        count=count+1;
        eixos();
        settxtjustify(1,0);
        settxtstyle(0,0,1);
        outtextxy(350,10," Para finalizar, aperte uma tecla");
    }
    cont = cont + 1;
    leitura();

    if (cont == 550){
        cont=0; /* Retorna ao inicio da contagem impedindo que o programa seja finalizado */
    }

    calcularMediaMovel();

    if (gTotalFilterDatacollected>40) {
        RNA();
    }

}

while (kbhit() == 0);
getch();
tempo3 = clock();
printf("Tempo total = %.6f", (tempo3-tempo1)/CLK_TCK);
while(kbhit()==0);
getch();
closegraph();

}

/* ----- */
/* SUBROTINA DE LEITURA E FILTRAGEM DE DADOS */
/* ----- */

void leitura()
{
    inti,j,ix,iy,pnt,ponto;
    char buf;
    float tempo, soma0, soma1,soma2,soma3,soma4;
    float P0,P1,P2,P3,P4,P5,P6;
    pnt=500; /* M,dia aritm,tica de 500 aquisiçães por ponto */

```

```

/* LEITURA DOS DADOS */

soma0 = 0.0;
soma1 = 0.0;
soma2 = 0.0;
soma3 = 0.0;
soma4 = 0.0;

for(j=0;j<pnt;j++)
{
soma0 = read_anl(1,offset);
soma0 = read_anl(1,offset);
soma0 = read_anl(1,offset);
soma0 = read_anl(1,offset);
soma1 = soma1 + read_anl(1,offset); /* Filtro 1kHz */

soma0 = read_anl(3,offset);
soma0 = read_anl(3,offset);
soma0 = read_anl(3,offset);
soma0 = read_anl(3,offset);
soma2 = soma2 + read_anl(3,offset); /* Filtro 5kHz*/

soma0 = read_anl(5,offset);
soma0 = read_anl(5,offset);
soma0 = read_anl(5,offset);
soma0 = read_anl(5,offset);
soma3 = soma3 + read_anl(5,offset); /* filtro 9kHz*/

soma0 = read_anl(6,offset);
soma0 = read_anl(6,offset);
soma0 = read_anl(6,offset);
soma0 = read_anl(6,offset);
soma0 = read_anl(6,offset);
soma4 = soma4 + read_anl(6,offset); /* Transdutor de Pressao*/
}

P0 = 5*(((soma1/pnt)/(4095.0))-0.010);
P1 = 5*(((soma2/pnt)/(4095.0))-0.010);
P2 = 5*(((soma3/pnt)/(4095.0))-0.010);
P3 = 20*(((soma4/pnt)-1012)/((4095.0)-1012))+0.025);

if (P0<0){
P0=0;
}
if (P1<0){
P1=0;
}
if (P2<0){
P2=0;
}
if (P3<0){
P3=0;
}

/* printf("PRESSAO = %f\n", P3);
*/
tempo2 = clock();
ponto=(count-1)*550+cont;
tempo=(tempo2-tempo1)/CLK_TCK;

```

```

/*-----*/
/*      SALVANDO DADOS PARA MEDIA MOVEL          */
/*-----*/

gvec1khzData[gTotalFilterDatacollected] = P0;
gvec5khzData[gTotalFilterDatacollected] = P1;
gvec9khzData[gTotalFilterDatacollected] = P2;

if(ccc==1){
if(P0 > 0.25){
printf("Tempo Vazamento Provocado = %.4f\n",(tempo2-tempo1)/CLK_TCK);
ccc=0;
}
if(P1 > 0.25){
printf("Tempo Vazamento Provocado = %.4f\n",(tempo2 - tempo1)/CLK_TCK);
ccc=0;
}
if(P2 > 0.25){
printf("Tempo Vazamento Provocado = %.4f\n", (tempo2 - tempo1)/CLK_TCK);
ccc=0;
}
}

gTotalFilterDatacollected++;

/* codigoresponsaveis pelo arquivo continuo dos dados */
fprintf(arq1," %int ",ponto);
fprintf(arq1," %f ",tempo);
fprintf(arq1," %f ",P3);
fprintf(arq1," %f ",P0);
fprintf(arq1," %f ",P1);
fprintf(arq1," %f \n",P2);

/* imprime continuamente no grafico */

ix =cont + 40;          /* coordenada x */
iy = 220.0 -40.0*P0;    /* coordenada y */
putpixel(ix,iy,13);    /* introducao do ponto P0*/

ix =cont + 40;          /* coordenada x */
iy = 220.0 - 40*P1;    /* coordenada y */
putpixel(ix,iy,25);    /* introducao do ponto P1*/

ix =cont + 40;          /* coordenada x */
iy = 220.0 - 40*P2;    /* coordenada y */
putpixel(ix,iy,26);    /* introducao do ponto P2*/

ix = cont + 40;          /* coordenada x */
iy = 450.0 - 20*P3;    /* coordenada y */
putpixel(ix,iy,14);    /* introducao do ponto P3*/
}

/*-----*/
/*      CONSTRUCAO DOS EIXOS X E Y */
/*-----*/

```

```

void eixos()
{
    char buf;
    double ticx,ticy;
    inti,ix,ixx,iy;

    settextjustify(1,0);
    settextstyle(0,0,1);

    line(40,10,40,220);
    line(40,250,40,450);
    line(40,220,620,220);
    line(40,450,620,450);

    for(i=0;i<=550;i=i+50)
    {
        ix = i + 40;
        line(ix,218,ix,222);
        ticx = 1.0*i+550*(count-1);
        gcvt(ticx,3,&buf);
        outtextxy(ix+2,235,&buf);
        ixx = i + 40;
        line(ixx,448,ixx,453);
        ticx = 1.0*i+550*(count-1);
        gcvt(ticx,3,&buf);
        outtextxy(ix+2,465,&buf);
    }
    ticy = 6.0;
    for(i=0;i<=220;i=i+40)
    {
        iy = i+20;
        line(35,iy,40,iy);
        ticy = ticy - 1.0;
        gcvt(ticy,3,&buf);
        outtextxy(20,iy+4,&buf);
    }
    ticy = 11.0;
    for(i=240;i<=450;i=i+20)
    {
        iy = i+10;
        line(35,iy,40,iy);
        ticy = ticy - 1.0;
        gcvt(ticy,3,&buf);
        outtextxy(20,iy+4,&buf);
    }
    settextjustify(1,0);
    settextstyle(0,0,1);
    outtextxy(600,475,"Pontos");
    setcolor(13);
    outtextxy(550,50,"Filtro 1kHz");
    setcolor(25);
    outtextxy(550,70,"Filtro 5kHz");
    setcolor(26);
    outtextxy(550,90,"Filtro 9kHz");
    setcolor(15);
    settextjustify(1,0);
    settextstyle(0,0,1);
    outtextxy(600,245,"Pontos");
    settextjustify(1,1);

```

```

settextstyle(0,1,1);
outtextxy(4,100,"Amplitude (V)");
settextjustify(1,1);
settextstyle(0,1,1);
outtextxy(4,340,"Pressao (kgf/cm2)");
}

/* ----- */
/* SUBROTINA DE SELECAO DO ACIONAMENTO DE TECLAS */
/* ----- */

intget_key(void)
{
intkey,lo,hi;
key = bioskey(0);
lo = key & 0X00FF;
hi = (key& 0XFF00) >> 8;
return((lo == 0) ? hi + 256 : lo);
}

/* ----- */
/* INICIO DAS ROTINAS DE TRATAMENTO DA AD/DA */
/* ----- */

start_ad (start)
char start;
{
init_conv = start;
outportb (base + ADSTS , start);
}
/* ----- */
/* Selecao do canal do mux de entrada e saida */
/* ----- */

sel_canal ( canal )
unsigned char canal;
{
selchad( canal );
selchda( canal );
}

/* ----- */
/* SELECAO DO CANAL DO MUX DA ENTRADA E DA SAMPLE NA ENTRADA */
/* ----- */

selchad(canal)
unsigned char canal;
{
unsigned char chad;
chad = canal << 5; /* Posiciona o end do mux (badchan) */
chad &= 0xe0; /* Isolasomente badchan0-2 */
outportb(base + CTL,chad); /* Selecciona o canal */
modoper |= BSHEAN; /* Introduz bit de sample */
outportb(base + ADSTS,modoper); /* Sample-hold da inanlem sample */
modoper&= ~BSHEAN; /* Retira bit de sample */
outportb(base + ADSTS,modoper); /* Sample-hold da inanlem hold */
return(canal);
}

```

```

/* ----- */
/* SELECIONA O CANAL DO MUX DE SAIDA E DA SAMPLE NA SAIDA */
/* ----- */

void selchda(unsigned char canal)
{
unsigned char chda;
canal &= 0x07; /* Isola */
chda = (canal << 5); /* Posiciona o end do mux (badchan0-2) */
chda |= canal; /* Soma c/ o mux do sample-hold (badchan0-2) */
/* Seleciona o canal+sample-holdcorresp */
chda |=BSHSA; /* Introduz o bit de sample */
outportb(base + CTL,chda); /* Coloca o sample-hold do canal em sample */
}

/* ----- */
/* ROTINA DE ESPERA DO FIM DA CONVERSAO */
/* ----- */

wait_eoc()
{
unsigned register intciclos,status;
for (ciclos = TIME_OUT;ciclos;ciclos --)
{
status = inportb (base + ADSTS );
if (! (status & EOC))
return (TRUE);
}
return(FALSE);
}

/* ----- */
/* ROTINA DE LEITURA DO CONVERSOR */
/* Parametro de entrada: numero do canal
Parametro de saida: retorna o valor da conversao
se ocorrererroretorna -1 */
/* ----- */

unsigned intread_anl(unsigned char canal, unsigned char offset)
{
unsigned intdadols,dadoms;
unsigned int dado;
selchad(canal);
outportb(base+ADOFF,offset); /* Normalisa o valor do offset */
dadols = inportb(base+ADLSB); /* Envia o start ao ad */
wait_eoc(); /* Delay para conversao */
dadoms = inportb(base+ADMMSB); /* Le os 4 bits mais significativos*/
dadols = inportb(base+ADLSB); /* Le os 8 bits menos significativos */
dado = (dadoms<< 8) + dadols;
return(dado);
}

/* ----- */
/* ESCREVE O VALOR DE DADO NA SAIDA ANALOGICA DE 'canal' */
/* ----- */

write_anl(unsigned intdado,unsigned char canal)
{
unsigned char dadols,dadoms;

```



```

dadols = dado;          /* Inicia o deslocamento do dado */
dadoms = dado >> 8;    /* Desloca os 2 bits mais signific. */
outportb(base + DALSB,dadols); /* Escreve byte menos significativo */
outportb(base + DAMSB,dadoms); /* Escreve byte mais significativo */
selchda(canal);       /* Trans. para o canal de s. desejado */
}
/* ----- */
/* ESCREVE NAS ENTRADAS DIGITAIS */
/* ----- */

voidwrite_dig(char dado)
{
outportb(base + IODIG,dado);
}

/* ----- */
/* ALGORITMO PARA AJUSTE AUTOMATICO DE OFFSET */

/* Retorna os seguintes valores:
100h -> Se nao existe o sinal de referencia de 3.500V na
      entrada analogica 7
200h -> Se em 4 tentativas de ajustar o offset isto nao
      for conseguido
Num -> De 0h a 0FFh que e o valor p/ zerar o offset */
/* ----- */
unsigned intadj_offset()
{
unsigned int in1,in2,i,inatual,trigger = 0x800;
unsigned char flag = 0,delay;
if(modoper& 0x01) /* modo 1 a 5V? */
trigger = 0xa00; /* sim, armazene a00h como valor de comparacao */
else
trigger = 0xb33;
inatual = read_anl(7,140); /* le a entrada de refer centrando o offset */
if(inatual < (trigger - 0x100)) /* existe a referencia de (3500mV)? */
return(0x100); /* nao, retorne uma condicao de erro */
for(i=0;flag==0;++i) /* inicio do integ. p/ busca do ponto otimo */
{
inatual = read_anl(7,(i&0xff)); /* tente com i valor de offset */
for(delay=0;delay<50;++delay) /* rotina para atraso */
if(inatual == trigger) /* erro de leitura =zero? */
flag = 1; /* termine a execucao encontrado */
if(i == 0x400) /* feita o scan 4 vezes sem sucesso? */
return(0x200); /* termine e retorne condicao de erro */
}
return(i-1); /* termine e retorne o valor ajustado */
}

/* ----- */

/* ROTINA PARA SELECAO AUTOMATICA DO MODO DE OPERACAO
ACEITA OS SEGUINTEs PARAMETROS: */

/* n = 0 -> 0-5V (modo default)
n = 1 -> 1-5V
n = 2 -> 0-4V
n = 3 -> bipolar

OBS: modo de leitura do conversor: pooling */

```

```

/*----- */

modo_oper(char n)
{
  unsigned char masc;
  masc=MASC0_5;      /* default operacao bipolar */
  switch(n)          /* scan do modo de operacao alternativo */
  {
    case 1:
      masc = MASC1_5;
      break;
    case 2:
      masc = MASC0_4;
      break;
    case 3:
      masc = MASCBIP;
  }
  break;
}
modoper = masc;      /* armazena o modo de operacao setado */
outportb(base+ADSTS,masc); /* envia a placa */

}

```

Apêndice B – Programa de treinamento de redes neurais artificiais no software Matlab.

```
n=load('dados.dat'); %leitura dos dados

% divisao dos dados para treinamento e para teste das redes neurais

p=n(:,1:12); %variavel de entrada, conjunto treinamento
t=n(:,13); %variavel de saida, conjunto treinamento
p=p';
t=t';

[pn,minp,maxp,tn,mint,maxt]=premnmx(p,t);
ptreina=pn(:,1:1808);
ttreina=tn(:,1:1808);
pteste=pn(:,1809:2177);
tteste=tn(:,1809:2177);

net=newff(minmax(ptreina),[12,1],{'tansig','purelin'},'trainbr'); %cria a rede neural
net.trainParam.epochs = 1000; %define o numero maximo de iteracoes (epocas)
net.trainParam.goal=1e-2; % define o objetivo de erro (SSE) do treinamento
net = init(net); %chuta valores iniciais para os pesos e bias

[net,tr]=train(net,ptreina,ttreina); %treina a rede com o conjunto de treinamento (p e t)

y=sim(net,tteste); %usa a rede neural para estimar (simular) a var. de saida (tcalc) a partir das entradas
do conjunto de teste (pp)

erro=tteste-y
figure(1);
plot(erro);

yd=postmnmx(y,mint,maxt);

figure(2);
postreg(tteste(1,:),y(1,:));

save 'rede1' net;
net.IW{1} %pesos entre camadas entrada/intermediária
net.LW{2} %pesos entre camadas intermediária
net.LW{6} %pesos entre camadas intermediaria/saida
net.b{1} %bias da camada intermediária
net.b{2} %bias da camada intermediária
net.b{3} %bias da camada de saída
```

Apêndice C - Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro da tubulação flexível.

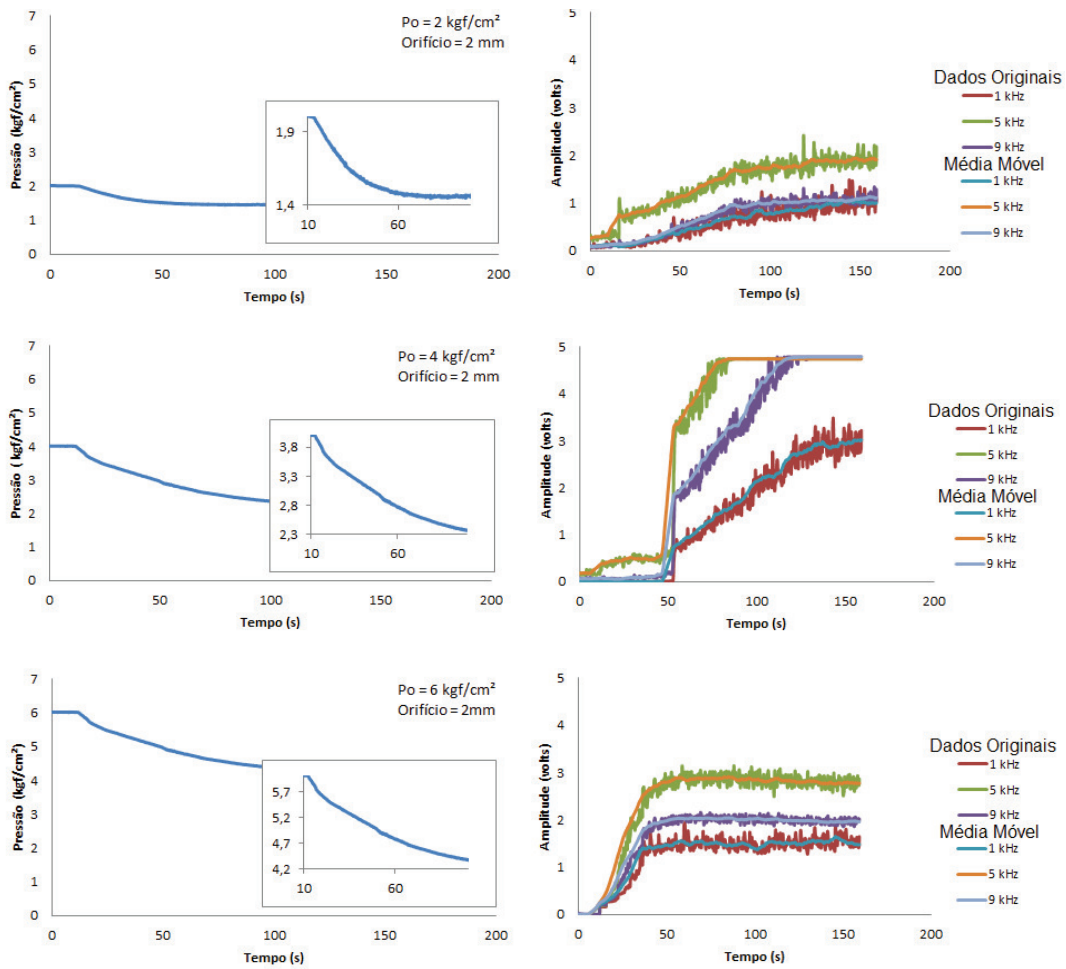


Figura C.1: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado no início da tubulação (0 m) com orifício de 2mm.

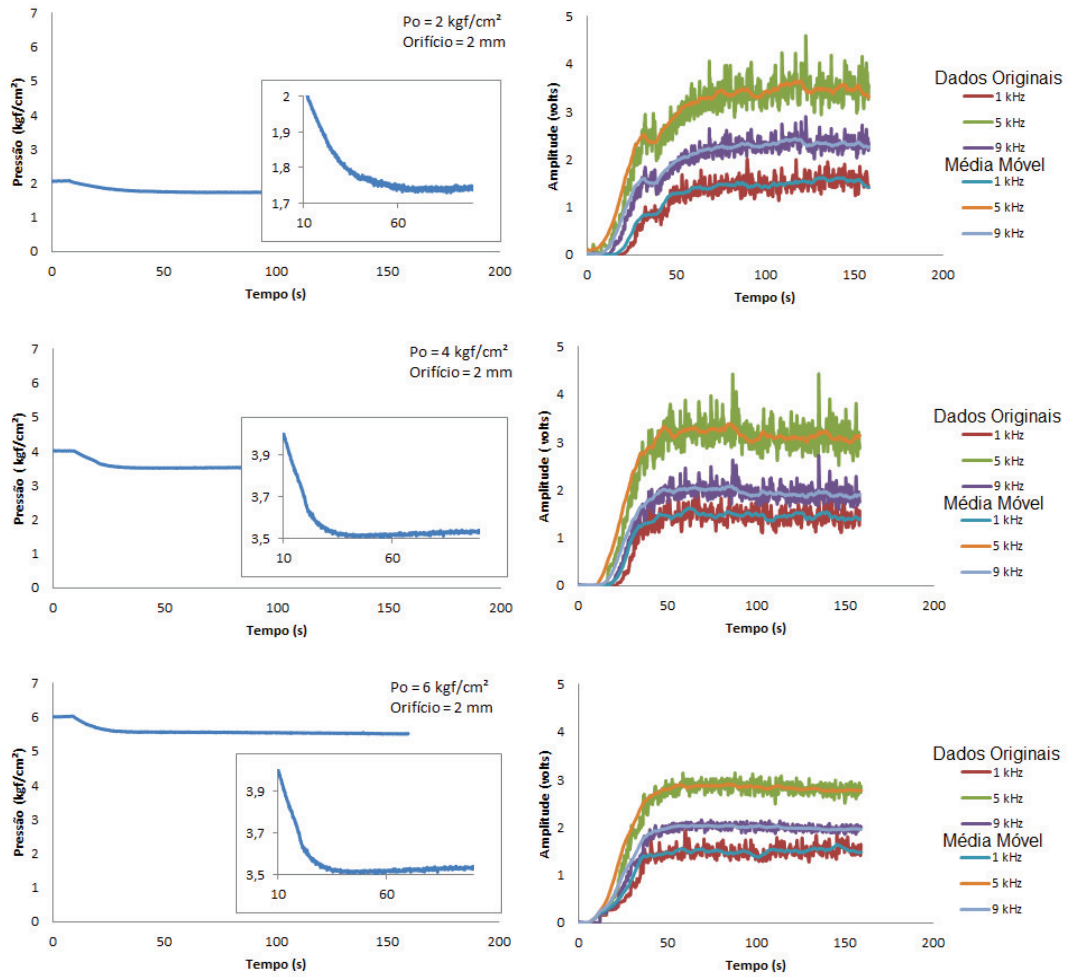


Figura C.2: Transientes de pressão e amplitudes do ruído sonoro para vazamento provocado a 50 m do início da tubulação com orifício de 2mm.