



Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

SISTEMA INTELIGENTE PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS
EM DUTOS DE PETRÓLEO USANDO TRANSFORMADA
***WAVELET* E REDES NEURAIS**

Aluno: Rodrigo Siqueira Martins

Orientador: André Laurindo Maitelli

Natal / RN - Brasil

Junho – 2006

Rodrigo Siqueira Martins

**SISTEMA INTELIGENTE PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS
EM DUTOS DE PETRÓLEO USANDO TRANSFORMADA
WAVELET E REDES NEURAIS**

Orientador:

Prof. D. Sc. André Laurindo Maitelli

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Rio Grande do Norte como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências

Natal / RN - Brasil

Junho – 2006

**SISTEMA INTELIGENTE PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS
EM DUTOS DE PETRÓLEO USANDO TRANSFORMADA
WAVELET E REDES NEURAI**

Rodrigo Siqueira Martins

Dissertação de Mestrado aprovada em 09 de junho de 2006 pela banca
examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. **André Laurindo Maitelli**, D. Sc. (Orientador)DCA/UFRN

Prof. **Adrião Duarte Dória Neto**, D. Sc. (Examinador Interno)DCA/UFRN

Eng. **Mário C. Massa de Campos**, D. Sc. (Examinador Externo)..... PETROBRAS

Natal / RN - Brasil

Junho – 2006

Índice de Assuntos

LISTA DE FIGURAS	III
LISTA DE TABELAS	V
LISTA DE SÍMBOLOS	VI
RESUMO	VII
ABSTRACT	VIII
AGRADECIMENTOS	IX
DEDICATÓRIA	X
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos	3
1.3 Organização do texto	4
2 Parâmetros Associados a Oleodutos	5
2.1 Vazão e Volume	5
2.2 Pressão	5
2.3 Temperatura.....	6
2.4 Viscosidade	6
3 Métodos Tradicionais de Detecção de Vazamento	7
3.1 Balanço de volume.....	7
3.2 Análise pontual de pressão	9
3.3 Métodos baseados em análise de transiente	12
3.4 Método do desvio	12
4 Transformada <i>Wavelet</i>	15
5 Redes Neurais	19

6	Método Proposto	23
6.1	Perfil do duto estudado	23
6.2	Aplicação do método.....	27
6.3	Matlab e Labview	37
6.4	Supervisório	38
7	Resultados	40
7.1	Testes em campo.....	41
8	Conclusões.....	49
9	Referências Bibliográficas	50

Lista de Figuras

Figura 1 – Visualização gráfica do método do desvio	13
Figura 2– Análise de multiresolução	18
Figura 3 - Modelo de neurônio	19
Figura 4- Modelo de rede MLP.....	21
Figura 5– Perfil do duto	23
Figura 6– Sinal de pressão e acionamento de bomba em UPN.....	25
Figura 7 – Sinal de nível e pressão em ETB	25
Figura 8– Detalhe de golfadas em ETB	26
Figura 9 - Esquema de aquisição de dados	27
Figura 10– Torre de recepção UPN	28
Figura 11– Ponto de medição em UPN.....	28
Figura 12– Detalhe da caixa de coleta de dados	29
Figura 13- Sinal de pressão coletado em campo com simulações de vazamento.....	31
Figura 14- Metodologia de trabalho.....	31
Figura 15 – Visualização gráfica dos descritores	33
Figura 16 – Sinal de pressão normal e após filtragem com a mediana e a média	34
Figura 17– a) Resultado da transformada <i>wavelet</i> em escala em primeiro nível de um sinal de pressão;b) resultado da transformada em detalhe em primeiro nível; c) autocorrelação do sinal em escala; d) autocorrelação do sinal em detalhe	35
Figura 18–Tela principal do supervisor.....	38
Figura 19– Tela do processamento de sinais e redes neurais	39

Figura 20 – Foto do <i>manifold</i> usado para os testes	42
Figura 21 – Esquema de montagem dos testes em campo	43
Figura 22 – Vazamentos simulados e pontos de alarme.....	45
Figura 23 – Gráfico de pressão no ponto 1 UPN em 31 de janeiro de 2006.....	47

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Propriedades do duto	24
Tabela 2 – Tabela com os filtros da família Coiflets 5	32
Tabela 3 - Descritores de treinamento	36
Tabela 4 – Validação Cruzada	37
Tabela 5 - Comparação entre arquiteturas.....	40
Tabela 6 - Matriz de confusão	41
Tabela 7 – Resultados dos testes em campo.....	44

Lista de Símbolos

$Q_{entrada}$	Fluxo de entrada
$Q_{saída}$	Fluxo de saída
Δm	Variação de massa do fluído
Q_m	Vazão do modelo
Q_a	Vazão medida
a	Coefficientes de expansão
ψ	Função <i>Wavelet</i>
c	Coefficiente de escala
k	Passo integrativo
φ	Função escala
d	Fator de detalhes
h_0	Filtro de escala
h_1	Filtro de detalhes
$\varphi(.)$	Função de ativação
w_{kj}	Pesos sinápicos (entrada j , camada k)
x_j	Entrada da rede neural
b_k	Bias (camada k)
mA	Miliamperes
r	Descritores
e	Esperança estatística
s_i	Sinal janelado
J	Janela

Resumo

Este trabalho consiste na utilização de técnicas de processamento de sinais e redes neurais artificiais para identificar vazamentos em dutos com escoamento multifásico. Nos métodos tradicionais de detecção, existe uma grande dificuldade em conseguir montar um perfil, que seja adequado aos encontrados em condições reais do transporte de óleo. Estas difíceis condições vão desde os desníveis de terreno que causam colunas ou vácuos ao longo dos dutos até a presença de multifases como água, gás e óleo, além de outros componentes como areia, que tendem a produzir escoamentos descontínuos e variações diversas.

Para vencer estas dificuldades, foi utilizada a transformada *wavelet* para mapear os sinais de pressão e vazão em diferentes planos de resolução, permitindo com isto a extração dos descritores que caracterizassem padrões de vazamento e com os mesmos treinar uma rede neural para aprender a classificar estes padrões e informar quando estes são um vazamento. Nos testes foram utilizados sinais de regime e transiente, em duto entre a unidade de Upanema e Estreito B, da UN-RNCE da Petrobras, onde foi possível detectar vazamentos, com furos que variavam de 1/2" a 1" de diâmetro para simular os vazamentos. Os resultados obtidos mostram que os descritores propostos com base em medidas estatísticas no domínio da transformada caracterizam os padrões de vazamento e possibilitam o treinamento do classificador neural para indicar a ocorrência ou não de vazamentos no duto.

Abstract

This work consists in the use of techniques of signals processing and artificial neural networks to identify leaks in pipes with multiphase flow. In the traditional methods of leak detection exists a great difficulty to mount a profile, that is adjusted to the found in real conditions of the oil transport. These difficult conditions go since the unevenly soil that cause columns or vacuum throughout pipelines until the presence of multiphases like water, gas and oil; plus other components as sand, which use to produce discontinuous flow off and diverse variations. To attenuate these difficulties, the transform wavelet was used to map the signal pressure in different resolution plan allowing the extraction of descriptors that identify leaks patterns and with then to provide training for the neural network to learning of how to classify this pattern and report whenever this characterize leaks. During the tests were used transient and regime signals and pipelines with punctures with size variations from 1/2" to 1" of diameter to simulate leaks and between Upanema and Estreito B, of the UN-RNCE of the Petrobras, where it was possible to detect leaks. The results show that the proposed descriptors considered, based in statistical methods applied in domain transform, are sufficient to identify leaks patterns and make it possible to train the neural classifier to indicate the occurrence of pipeline leaks.

Agradecimentos

Aos professores André Laurindo Maitelli e Adrião Duarte Dória Neto do Departamento de Engenharia de Computação e Automação da U.F.R.N., pelo grande apoio e interesse demonstrado em todas as fases do trabalho.

A Petrobras que disponibilizou a estrutura, pessoal e apoio para que pudéssemos realizar as simulações, aquisições dos sinais entre outras atividades.

Aos professores da UFRN, pelos conhecimentos e experiências repassados.

Aos meus pais Candido Martins Santana e Eliene Siqueira Martins pelo incentivo e apoio.

A minha esposa Ana Karla por suportar os momentos ausentes e pelos incentivos em momentos difíceis e minha filha Nicole e que em sua tenra idade sempre me espera.

Dedicatória

*A Jesus meu fiel amigo e a minha família
que sempre ao meu lado está.*

1 Introdução

A indústria de petróleo investe cada vez mais no desenvolvimento de sistemas e técnicas de detecção de vazamentos, devido a grande complexidade destes, bem como sua importância para esta indústria, [15]. A razão para essas dificuldades é inerente ao processo e, os meios que constituem a minimização deles, nem sempre são implementáveis ou economicamente ou fisicamente viáveis, [11], [12]. Essas dificuldades estão em formação de colunas, transientes com ligação de bombas, fechamento de válvulas, golfadas, multifases, descontinuidades de fluxo entre outras que são encontradas na realidade dos dutos. Os dutos enfrentam terrenos acidentados que provocam várias das dificuldades anteriormente relatadas, e por vezes passam em áreas alagadas, ou submersas, reservas florestais ou povoadas e por tudo isso a liberação de derivados de petróleo ou do próprio petróleo pode trazer danos irreparáveis ao meio ambiente, [4]. Dada essa necessidade alguns pontos críticos destes sistemas começam a aparecer tais como a funcionalidade em tempo real, a rápida resposta da detecção, não análise humana, e a localização de vazamento são algumas das necessidades de sistemas como esse. E não somente isso: dependendo do diâmetro do vazamento os numerários poderiam reduzir percentuais de sustentação financeiras. Circunstâncias que ainda são raras em nosso país, mas que são freqüentes outros em outros países que são furtos feitos por clandestinos e outros interessados em petróleo.

Este trabalho consiste na utilização de técnicas de processamento de sinais e redes neurais artificiais para identificar vazamentos em dutos de regime multifásico e assim vencer as dificuldades dos métodos tradicionais de detecção de vazamento (balanço de volume, análise pontual de pressão, etc), [11].

As técnicas de processamento de sinais são utilizadas normalmente para extração de informações que não são possíveis com o sinal no domínio do tempo. Assim com larga vantagem em relação a outras transformadas, foi decidido utilizar a transformada *wavelet* e levar os sinais de pressão e vazão para o domínio do tempo-frequência e trazer diferentes planos de resolução, [3]. Isso permitiu que fossem criadas “assinaturas”, que serão chamados adiante de descritores, que caracterizassem padrões de vazamento.

Com padrões de vazamento e não vazamentos bem definidos e caracterizados no sistema sob diversas condições, inclusive nas apresentadas como dificuldades anteriormente nos métodos tradicionais; seria preciso anular a presença de um técnico ou especialista que fizesse continuamente este processamento. Assim as redes neurais, que tem como aprendizado uma de suas principais características, foi utilizada para aprender a classificar estes padrões e informar quando estes são referentes a um vazamento, [2]. Neste caso específico foi utilizada a rede neural perceptrons de múltiplas camadas (*multilayer perceptron*-MLP). Em simuladores, as condições reais de operação tornam-se quase, impossíveis de serem reproduzidas e por isso, para obter sinais para o processo de treinamento e testes, foram utilizados sinais reais obtidos em campo. Nos testes reais foram utilizados sinais de regime e transiente, onde foi possível detectar vazamentos, utilizando-se *manifolds* com furos que variavam de ½” a 1” de diâmetro para simular os vazamentos. As janelas de tempo que buscamos pra que o sinal fosse processado foram de 2 (dois) minutos.

1.1 Motivação

Poder contribuir com a detecção de vazamentos na indústria do petróleo, particularmente a Petrobras, foi o que motivou inicialmente este trabalho, e assim

vencendo as dificuldades dos métodos tradicionais de detecção de vazamentos em dutos com escoamento multifásico, [13]. Nestes métodos existe uma dualidade que prejudica e torna muitas vezes impraticável a utilização destes de forma que, se a precisão for aumentada a quantidade de alarmes falsos também aumentaria, no entanto se diminuísse esta precisão, o tempo de resposta aumentaria e a quantidade de petróleo vazado implica em sérios danos.

Utilizar técnicas de processamento de sinais e estatística em sinais de fácil obtenção em campo (pressão e vazão) para extrair conhecimento.

Aplicar o conhecimento adquirido anteriormente e extraído dos sinais de maneira inteligente, e assim remover a necessidade de um técnico observando o processo e indicar quando algo de errado estiver ocorrendo. Isso é possível através do uso de técnicas inteligentes no auxílio da aprendizagem deste conhecimento.

1.2 Objetivos

Desenvolver um aplicativo industrial capaz de indicar a presença de vazamentos no duto que conecta a estação em Upanema à estação em Estreito B, localizada no município de mesmo nome e em Alto do Rodrigues no estado do Rio Grande do Norte, respectivamente. Fazer ensaios de vazamentos em campo, para utilizar no treinamento e validação do sistema. Este processo seria mais facilitado quando a possibilidade de simulações, mas as condições reais deste tornam-na quase impossível. Assim treinamento e testes poderão ser feitos em laboratório, mas a validação completa será com sinais reais do duto e com a implantação deste no local.

1.3 Organização do texto

Para que possam ser compreensíveis os métodos tradicionais de detecção de vazamentos, no capítulo 2 trataremos sobre os parâmetros associados aos dutos que podem oferecer informação ao processo de detecção ou não, mas que são importantes de alguma maneira. No capítulo 3, faremos um breve histórico dos métodos tradicionais de detecção de vazamentos. Também, será mostrado o duto estudado, destacando suas características e dificuldades, para baseados neles ver como o método proposto pode auxiliar na resolução do problema (capítulo 6). Os motivos pelos quais ainda utilizamos os sinais de pressão e vazão mesmo com as dificuldades dos métodos tradicionais serão visto como argumentação do capítulo 7. Todos estes capítulos servirão junto com o capítulo 4 (*wavelet*) e 5 (redes neurais) como fundamentação teórica para entendermos o método proposto, na seção 6.2.

Nos capítulo 6 e 7 serão vistos os métodos utilizados na detecção de vazamentos, bem como as ferramentas que foram utilizadas e os resultados obtidos.

Por fim, no capítulo 8 serão apresentadas algumas dificuldades encontradas e sugestões para trabalho futuros.

2 Parâmetros Associados a Oleodutos

Será visto a seguir alguns dos parâmetros associados a oleodutos como fundamentação teórica para entendimento das variáveis associadas à métodos de detecção de vazamento, [18].

2.1 Vazão e Volume

A vazão expressa a variação temporal do volume, enquanto que o volume apresenta a dimensão associada a uma certa massa de substância. Pode-se destacar, baseado nestes conceitos, os comportamentos compressível e incompressível de fluídos que estão diretamente ligados ao volume. Um fluido compressível é aquele que para uma dada variação de pressão ocorre uma variação de sinal oposto do volume. Já o volume do fluido incompressível não depende da pressão atuando no mesmo, apesar dos fluídos de uma maneira geral apresentarem variação devido a mudanças de temperatura.

2.2 Pressão

A pressão expressa força por unidade de área que moléculas exercem sobre a parede de um recipiente que as contenha. Para o caso dos fluidos, a pressão representa um estado hidrostático de carregamento, ou seja, é independente da direção que é medida. Nos fluidos existe o conceito de tensão cisalhante, que é responsável por um esforço cortante, levando o mesmo ao escoamento. Para o caso de se considerar o vácuo absoluto, a pressão medida será absoluta. Para o caso de

considerar-se como referência a pressão atmosférica, a pressão medida terá valor manométrico.

2.3 Temperatura

A temperatura expressa o grau de agitação das moléculas de uma substância. Desta forma, ao medir a temperatura de uma substância, infere-se o nível de energia associado ao corpo naquele dado estado.

2.4 Viscosidade

A viscosidade é a propriedade dos fluidos que demonstra a dificuldade induzida pelo fluido ao escoamento. Só se pode falar de viscosidade quando se fala de escoamento, sem o qual ela passa a ser um conceito sem valia. Por definição, a viscosidade é expressa pela relação entre a tensão cisalhante exercida sobre o fluido e a taxa temporal de variação da deformação tangencial resultante deste carregamento. A deformação tangencial é aquela devida ao deslocamento relativo observada entre duas camadas adjacentes do fluido. Quando se tem o comportamento linear entre a tensão cisalhante e a deformação angular resultante, ou seja, para uma viscosidade independente do carregamento, diz-se ter um fluido com comportamento Newtoniano. Para outros comportamentos, quando não mais vale a hipótese de comportamento Newtoniano para o fluido, as equações passam a ter caráter não-linear.

3 Métodos Tradicionais de Detecção de Vazamento

Nos estudos para resolução dos problemas apresentados em transporte de óleo em dutos, foram lançadas várias técnicas que vão das estimativas estatísticas a cálculos de modelagem do sistema físico. Mas devido à quantidade de variáveis envolvidas no processo, ou mais ainda no duto estudado, a prática destes métodos é inviável ou inaplicável, quando trazem resultados tardios na apresentação dos vazamentos. Ou ainda grande quantidade de alarmes falsos (falsa sinalização destes vazamentos), que leva ao descrédito do operador quando sua apresentação, ou até mesmo o seu desligamento. Apresentar-se-ão adiante alguns destes métodos e suas dificuldades, [8], [16], [17].

3.1 Balanço de volume

Um dos métodos mais usados e antigos para detecção de vazamentos é o método do balanço de volume, que é baseado no fato do volume “que entra” num duto ter que se igualar ao volume “que sai”, num mesmo período de tempo. Mas esse método apresenta vários problemas, tendo em vista que, dependendo dos parâmetros do fluido (temperatura, pressão, densidade, viscosidade, etc), este volume pode ser alterado. Assim a diferença ao invés de indicar a presença de vazamentos, seria devido a apenas uma variação destes parâmetros. Em um oleoduto com fluido incompressível, onde não haja vazamento, o balanço de volume deve ser igual a zero. A equação (1) expressa esta relação [19],

$$\sum_{entrada} \int_{t_i}^t Q_{entrada} dt - \sum_{saída} \int_{t_i}^t Q_{saída} dt - \Delta V = 0 \quad (1)$$

Em que:

$Q_{entrada}$ = fluxo na entrada

$Q_{saída}$ = fluxo na saída

ΔV = volume de fluído contido no duto

Pode-se aumentar a sensibilidade do método aumentando o tempo de análise, o que diminui a sensibilidade do método ao vazamento. Esses inconvenientes levam a tempos de detecção muito altos. Outro problema detectado é a existência de transientes normais à operação de dutos, que podem levar constantemente a alarmes falsos, inviabilizando o método.

Como pontos fracos podem-se citar:

a) Susceptibilidade do método a alarmes falsos gerados por condições de regime transiente. Para que tais alarmes sejam menos freqüentes, períodos de uma hora a um dia podem ser necessários para a detecção, o que é inaceitável na maioria dos casos;

b) A posição do vazamento não pode ser definida com este método. O que pode ser feito é a inclusão de vários medidores no duto, para segmentação do duto, facilitando o posicionamento do vazamento;

c) Somente trata o regime permanente de fluxo.

Como pontos fortes podem-se citar:

a) Simplicidade do método;

b) Rapidez nos cálculos;

c) Muito bom para fluidos incompressíveis; e

d) Baixo custo de implantação.

3.2 Análise pontual de pressão

Outro método bastante utilizado na detecção de vazamento é o que faz uso de medições de pressão para acompanhar a diminuição da pressão do duto que segue o fenômeno de vazamento, [20]. Mais recentemente, análise estatística vem sendo aplicada para a determinação das variações de pressão relevantes que possam ser consideradas relacionadas com vazamentos.

A idéia principal do método é que a pressão decrescerá no duto com o aparecimento de um vazamento. Também, métodos estatísticos podem ser aplicados para definir se o decréscimo de pressão é devido a vazamentos ou não. Outro fato importante é que, qualquer outra ocorrência que leve à diminuição da pressão no duto deve ser conhecida pela operação do sistema de detecção, qual seja, operação no duto, e então deve ser esperado novamente que o regime permanente seja alcançado para a aplicação do método.

A detecção é feita fazendo médias de um conjunto dos pontos recentes e um conjunto de pontos antigos, quando esta diferença é significantemente menor que a outra levando-se em conta as variâncias calculadas. Pode-se calcular a média e a variância de duas amostras pelas equações abaixo:

$$\bar{P}_{old} = \frac{1}{n_{old}} \sum_{i=1}^{n_{old}} P \quad (2)$$

$$\bar{P}_{new} = \frac{1}{n_p - n_{old}} \sum_{i=n_{old}+1}^{n_p} \bar{P}_i \quad (3)$$

$$\sigma_{old}^2 = \frac{1}{n_{old} - 1} \sum_{i=1}^{n_{old}} (\bar{P}_i - P_{old})^2 \quad (4)$$

$$\sigma_{new}^2 = \frac{1}{n_{old} - 1} \sum_{i=n_{old}+1}^{n_p} (\bar{P} - P_{new})^2 \quad (5)$$

Onde:

P = É a média dos dados

P_I = É a medida da pressão no tempo I

σ^2 = É a variância dos dados

n_p = É o número total de pontos

n_{old} = É o número de dados das amostras antigas

n_{new} = É o número de dados das novas amostras

A ocorrência do vazamento é indicada quando a média da pressão das novas amostras é menor que a média das amostras antigas, ou seja, estatisticamente

$$P_{old} = P_{new}.$$

Com os resultados, pode-se aplicar a distribuição de *Student* para analisar a relevância ou não de um vazamento.

Também, um mesmo conjunto de dados pode ser particionado de várias maneiras, e todas podem ser analisadas consecutivamente, aumentando assim a velocidade e a sensibilidade do método.

Outro aspecto interessante é o fato de um conjunto muito grande de dados de pressão levar a uma detecção demorada e, em contrapartida, um conjunto muito pequeno pode apresentar falsos alarmes devidos aos erros de medição da pressão.

Um fator crítico de um sistema de detecção de vazamentos que considere tomadas de pressão é a identificação de variações devidas a regimes transientes de fluxo. Assim, o sistema deve analisar a existência do transiente e aguardar para alarmar somente quando tal transiente esteja terminado. Isso limita o método a operar somente em condições de fluxo permanente, quando na ocorrência de vazamento durante um regime transiente, o mesmo será desprezado.

O desempenho de um sistema que usa o método da análise pontual de pressão pode ser ajustado por:

- a) Variação do número de pontos do conjunto de medição;
- b) Número e tamanho do particionamento dos pontos;
- c) Precisão do método de identificação dos transientes; e
- d) Limite de alarme da probabilidade de vazamento.

Como pontos fortes do método podem-se citar:

- a) Simplicidade do método;
- b) Mínimas necessidades de instrumentação e recursos computacionais para a sua implementação; e
- c) Baixos custos de implantação.

Como pontos fracos do método podem-se citar:

- a) Uso do decréscimo de pressão no duto para a identificação de vazamentos;
- b) Necessidade de regime permanente;
- c) Um sistema que identifique a presença de transientes pode ter custo elevado;
- d) Probabilidade elevada de alarmes falsos;
- e) Não permite a identificação da localização do vazamento;
- f) Pouco útil para sistemas de grandes dimensões e com várias entradas e saídas de fluido, mesmo que para fluido incompressível.

3.3 Métodos baseados em análise de transiente

Os métodos anteriores não tratam dos transientes comumente encontrados nas operações normalmente presentes em dutos. O fato de ter-se um vazamento num duto levará o perfil de pressões e velocidades no mesmo a uma condição transiente, fazendo com que os métodos aqui se confundam com os transientes operacionais e o transiente devido ao vazamento.

Para analisar os transientes se faz necessário o uso de modelos que considerem as equações de conservação da massa, da quantidade de movimento e energia, para fazer com que seja previsto o perfil completo de pressões e velocidades ao longo do duto, permitindo então, por comparação ou balanço de materiais, que o vazamento possa ser identificado, [21].

Entretanto, tais modelos nem sempre são possíveis de se implementar devido às condições no duto que requerem modelagens de variáveis estocásticas ou muitas vezes desconhecidas como: quebras de coluna, rugosidade interna do duto, o atual empacotamento do fluido, calibração dos instrumentos, etc. Isso faz com que numerosos cálculos sejam necessários e muitas aproximações, de modo que o aumento da incerteza e o tempo necessário pra efetuar esse cálculos, mesmo em máquinas robustas, dificultam a implementação deste método em condições reais.

3.4 Método do desvio

Este método baseia-se na simulação da hidráulica do duto em tempo real, o que da mesma forma do método anterior torna-se difícil de realizar, [19]. No entanto podem se fazer correções no modelo de acordo com valores obtidos em campo. Desta forma, independentemente da ocorrência de transientes ao longo do duto, o

modelo está apto a identificar variações das medições feitas no trecho final do duto como devidas a vazamentos no mesmo. As variações devidas a mudanças nas vazões dos diversos pontos de entrega do mesmo podem ser consideradas, obviamente que através de um custo computacional superior aquele obtido usando modelos não transientes.

Na Figura 1 está a representação de forma gráfica do método, em que a linha tracejada é o valor da pressão obtido pelo cálculo do modelo e a linha cheia, é o resultado do valor medido em campo, a diferença entre $Q_a - Q_m$ é a vazão apresentada pelo vazamento, em que:

Q_a = Vazão medida no sistema;

Q_m = Vazão calculada pelo modelo;

P_m = Pressão informada pelo modelo;

P_a = Pressão medida no sistema.

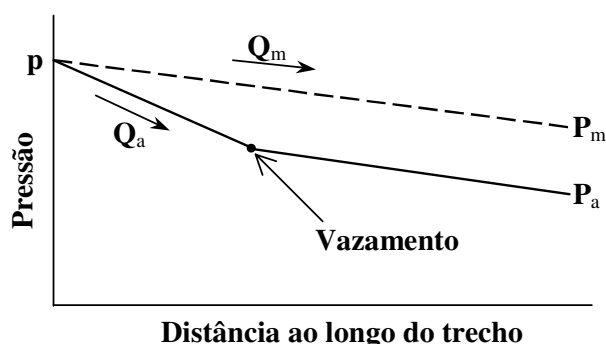


Figura 1 – Visualização gráfica do método do desvio

Para evitar alarmes falsos, que normalmente ocorrem em operações normais de dutos devido a flutuações nas medições, pode-se estabelecer um limiar como limite aceitável de desvio do método para o qual o sistema não alarmará. Entretanto, pequenos vazamentos podem apresentar-se dentro deste limite, fazendo com que sua detecção seja bastante dificultada ou até mesmo impossibilitada. Outro problema não previsto por esse método é a presença de vários vazamentos

consecutivos, o que geralmente não é considerado nestes tipos de sistemas. Uma divisão do duto em diversos trechos pode minimizar este problema para o caso de tubulações com grandes comprimentos.

Como pontos fortes pode-se citar:

- a) Permite que vazamentos sejam identificados mesmo durante fortes transientes do escoamento no duto;
- b) A detecção do vazamento é feita mais rapidamente do que quando se usa um modelo permanente;
- c) Pequenos vazamentos podem ser detectados em questão de poucos minutos, ou no pior caso, em poucas horas.

Como pontos fracos do método tem-se:

- a) Necessita maior investimento para a instrumentação do duto;
- b) Necessita medição de pressão e vazão na entrada e na saída do duto;
- c) Depende da adaptatividade do modelo ao duto em questão; e
- d) Susceptível a erros de medição e incertezas na determinação das propriedades do fluido.

4 Transformada Wavelet

A análise de séries temporais no domínio da frequência, seqüência, tempo-escala e tempo-frequência tem sido amplamente utilizado nos diversos campos de aplicação como engenharia, física, oceanografia, meteorologia, economia, medicina, etc. Sempre estamos nos deparando com sinais ou séries temporais tais como: sinais de áudio (música, fala), imagens (TV, cinema, ressonância magnética, tomografia), industriais (pressão, vazão, temperatura, etc) e neles solucionar problemas como: compressão, transmissão, reconstrução, filtragem, extração de características, etc. Neste trabalho a transformada *wavelet* será utilizada na extração de atributos que caracterizem os padrões de vazamento no sinal de pressão.

A *wavelet* tem a capacidade de extrair informação de forma que se possam analisar blocos de informação em detalhes ou em escala, e assim retirar informações outrora não visíveis no domínio do tempo.

O objetivo da transformada *wavelet* é descrever uma função como uma combinação de funções de base (ou funções *wavelets*) e possibilitar uma melhor análise desta função ou sinal. As funções *wavelets* são oriundas de uma função denominada de *wavelet-mãe* e são definidas a partir de escalonamentos e translações desta última. Várias são as famílias dessas funções (*Daubechies*, *Coiflets*, etc).

Uma comparação entre a série de Fourier e a *wavelet* pode ser resumida na forma de funções de base, que são senóides na primeira e que sem nenhum artifício de janelamento como a *Window-Fourier*, o domínio é sempre frequência; enquanto que, no segundo, pode ser tempo-frequência.

Para se entender melhor a transformada *wavelet* pode-se imaginar um sinal ou função $f(t)$ expresso como uma decomposição linear, dada por, [5]:

$$f(t) = \sum_k a_k \omega_k(t) \quad (6)$$

onde k é um índice inteiro, a_k são os coeficientes da expansão, $\omega_k(t)$ são conjuntos de funções (chamada de famílias) e t o conjunto de expansão. Se a expansão é única e ortogonal, pode-se chamá-la de base e a_k é chamada de transformada *wavelet* discreta de $f(t)$ e é a transformada inversa.

A expansão *wavelet* dá a localização tempo-frequência do sinal; isto significa que a maioria da energia do sinal será representada por poucos coeficientes de expansão $a_{j,k}$. Considerando espaços ortogonais V_j podemos expressar a equação como:

$$f(t) = \sum_k a_k \varphi(2^j t + k) \quad (7)$$

onde φ é chamada de função de escala, que pode ser definida por:

$$\varphi(t) = \sum_n h(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n), \quad n \in Z \quad (8)$$

Onde h são números complexos chamados coeficientes da função escala, $\sqrt{2}$ mantém a norma da função. As *wavelets* residem num espaço expandido V da próxima função de escala que pode ser representada por um somatório de funções de escalada deslocadas $\varphi(2t)$, definida por:

$$\omega(t) = \sum_n h_1(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n), \quad n \in Z \quad (9)$$

onde o conjunto de coeficientes h_1 são relacionados com os coeficientes da função de escala por:

$$h_1(n) = (-1)^n h(1 - n) \quad (10)$$

e está relacionado com os coeficientes da *wavelet* requerem a ortogonalidade entre si. Assim a análise de multiresolução é dada pela representação de sinais onde um simples evento pode ser decomposto em funções de escala e detalhes, [6].

Um sinal representado como uma função no tempo pode ser expandido pela *wavelet* em coeficientes de escala em tempo e freqüência. Segundo o princípio da incerteza de Heisenberg, não é possível saber exatamente qual freqüência existe em um dado instante de tempo, mas apenas podemos saber quais bandas de freqüência existem em determinados intervalos de tempo. Assim uma função $f(t)$ pode ser escrita como:

$$f(t) = \sum_k c_{j_0}(k) \varphi_{j_0,k}(t) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{J-1} d_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (11)$$

onde c_j e d_j são coeficientes que podem ser calculados por:

$$c_j(k) = \sum_m h_0(m-2k) c_{j+1}(m) \quad (12)$$

$$d_j(k) = \sum_m h_1(m-2k) c_{j+1}(m) \quad (13)$$

onde h_0 e h_1 são coeficientes de base para filtros, [1]. Pode-se melhor entender a estrutura do banco de filtros, [10], pela Figura 2, onde $\downarrow 2$ é chamado de operador de decimação, que tem uma função simples de descartar metade dos dados, minimizando a perda de informação por causa do efeito *aliasing* que mistura a perda de informação com componentes da freqüência.

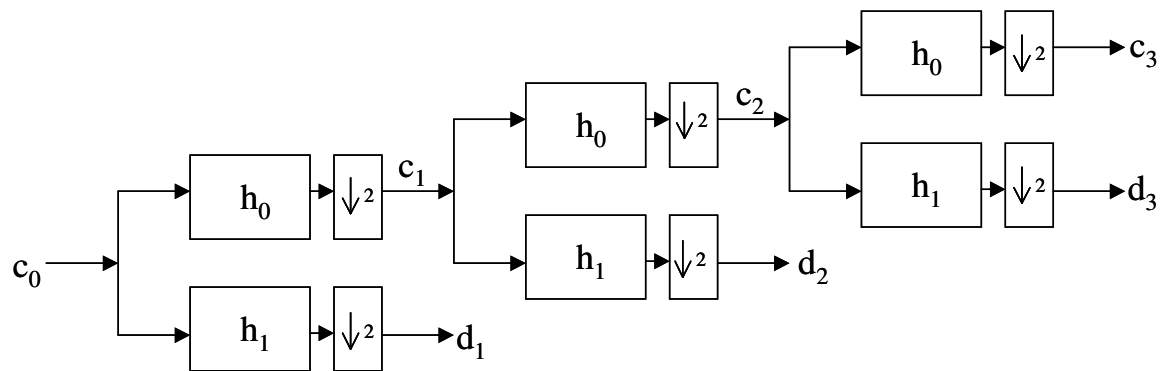


Figura 2– Banco de Filtros

Após exaustivos testes foi possível avaliar o comportamento de várias famílias de *wavelets*, entre elas as de *Daubechies*, *Coiflets*, *Symlets*. Foram testadas diversas classes das famílias tanto na análise como na síntese à procura da melhor solução ao problema. Tomou-se como referência de qualidade o aspecto visual na reconstrução do sinal e da visualização do vazamento em níveis de detalhamento ou escala. Todas foram testadas empiricamente e a de melhor resultados será exposta mais adiante na seção 6.2.

5 Redes Neurais

Podemos definir uma rede neural como um processador paralelo constituído de várias estruturas elementares de processamento denominadas de neurônios artificiais, com elevada conectividade podendo desempenhar uma determinada função computacional, [2]. Esta estrutura pode exercer várias funções que podem ser aprendidas por experimentos, tais como: classificação de padrões, compressão de imagens, filtragem, etc; os testes e as validações também são feitos da mesma forma.

A estrutura mais simples da rede neural é chamada neurônio que tem uma associação ao modelo biológico (Figura 3).

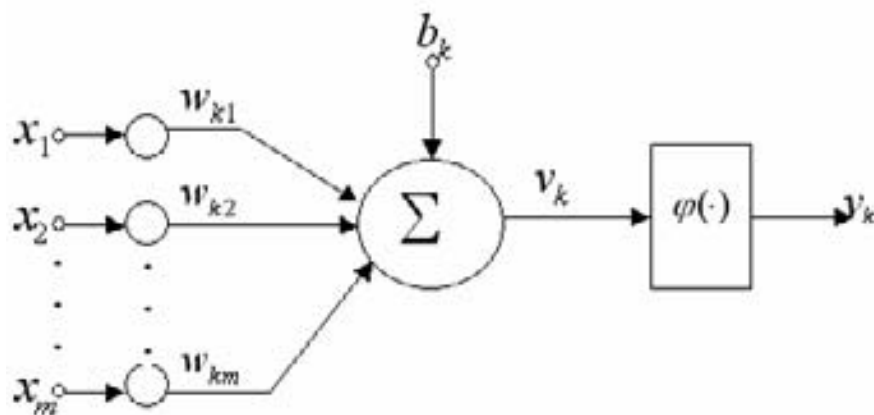


Figura 3 - Modelo de neurônio

Como semelhança aos neurônios biológicos estas estruturas possuem ganhos ou pesos sinápticos que são os armazenadores de conhecimento e são os parâmetros livres da estrutura. Uma arquitetura pode ser descrita textualmente da seguinte forma $x:y:z$ onde x é a quantidade de neurônios da camada de entrada, y a

quantidade de neurônios da camada escondida e z a quantidade de neurônios na camada de saída.

Em termos matemáticos a saída de cada neurônio é definida como sendo, [2]:

$$y_k = \varphi\left(\sum_{j=1}^m w_{kj}x_j + b_k\right) \quad (14)$$

Em que $\varphi(.)$ é a função de ativação (limiar, linear, sigmóide) que representa a saída do neurônio com relação ao campo local induzido v , w_{kj} são os pesos, x_j é a entrada, b_k é o bias que tem como efeito distanciar a saída da origem e y_k que é a saída do neurônio.

Podemos citar algumas propriedades úteis e capacidades das redes neurais, [2]:

- a) Não linearidade – Um rede neural constituída de neurônios não-lineares é ela mesma não-linear. A não linearidade é uma característica importante, dado que os sistemas físicos são intrinsecamente não lineares.
- b) Mapeamento entrada-saída – Possibilidade de inferir uma resposta desejada previamente constituída ou conhecida, também chamada pelo paradigma popular de “aprendizagem com um professor”.
- c) Adaptabilidade – Capacidade de se adaptar ao meio ambiente . Em geral é possível re-treinar uma rede neural para lidar com modificações no ambiente.
- d) Reposta à evidências – No contexto de classificação de padrões, uma rede é capaz de fornecer informação não somente da seleção, mas também do nível de incerteza da decisão.

- e) Tolerância à falhas – Devido a sua natureza distribuída, em caso de implementação em hardware e na falha de um neurônio a rede pode diminuir a qualidade do resultado, mas é robusta de forma que ainda possa apresentar resposta aceitável.

A disposição das conexões de neurônios é chamada arquitetura da rede e esta intimamente ligada ao algoritmo de aprendizagem. A arquitetura utilizada foi a MLP (*Multilayer Perceptron*) que são várias camadas interconectadas: a primeira chamada de entrada que se conecta com outras mais internas, chamada de ocultas ou escondida e a última desta se conecta a de saída (Figura 4). O treinamento da rede consiste em determinar os valores dos ganhos sinápticos que minimizem o erro médio quadrático. Existem diferentes algoritmos de treinamento e dentre eles o mais utilizado o algoritmo da *backpropagation*, [2], que foi o escolhido neste trabalho.

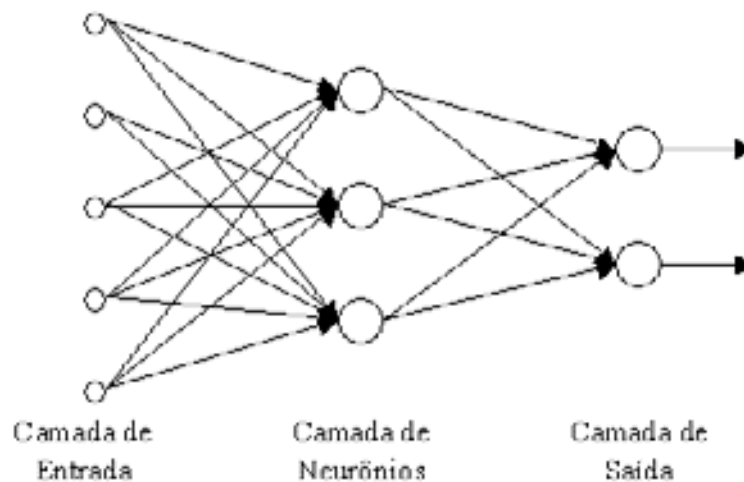


Figura 4- Modelo de rede MLP

A representação do conhecimento é um ponto difícil das redes neurais em comparação com métodos de modelagem, visto que é possível inferir conhecimento da segunda e não da primeira. Assim podemos dizer que a representação do

conhecimento é algo não explícito de se extrair na rede neural, mas utilizável em sua prática.

6 Método Proposto

6.1 Perfil do duto estudado

Foi escolhido um duto que liga a unidade de Upanema ao Estreito B, localizado nos municípios de Upanema e em Alto do Rodrigues, respectivamente, que adiante chamaremos UPN e ETB. A escolha deste foi feita na tentativa de estudar soluções para dificuldades apresentadas pelo perfil bastante irregular, onde quebras de coluna são comuns e há a presença de multifases como água, óleo, gás e areia. Estas dificuldades fazem com que os métodos, modelos e sistemas estudados e já implantados até agora não apresentem alguma solução com baixos níveis de alarme falso. O perfil do duto é mostrado na Figura 5.

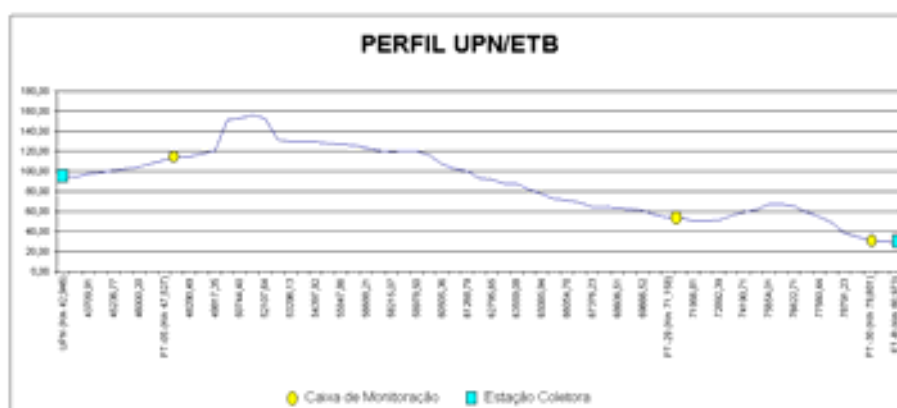


Figura 5– Perfil do duto

O duto tem o diâmetro 12” (polegadas) com extensão de 38 Km e está numa área terrestre. Pode-se observar as características do duto na Tabela 1.

Propriedade	Descrição	Valor
Fluido	Óleo	BSW médio de 20%, com variações de 0 a 90%
	°API	34 (mistura óleo/água), 40 (apenas óleo)
	Viscosidade	9,14 cP (mistura óleo/água), 11,3 cP (apenas óleo)
Características do duto	DN	12"
	Espessura	0,33"
	Comprimento total	43.000 m
	Bombas	2 com potência de 150 CV (potência útil de 120 CV) , sendo uma em operação
	Altura do ponto de sucção	2 metros acima do nível o solo
	Altura do ponto de descarga	Entrada pela base do tanque ao nível do solo
	Vazão	225 m³/h (0,0625 m³/s)
	Pressão de Entrada	5,03 kgf/cm² g
	Pressão de Chegada	1,84 kgf/cm² g

Tabela 1 – Propriedades do duto

Em estações coletoras nas duas extremidades do duto já haviam sido montados pela própria Petrobras medidores de vazão e pressão. Além destes, foram colocados outros medidores de pressão em caixas de monitoração indicadas na Figura 5, que estão a 4,5 Km e a 9 Km do ponto UPN, e um a 1 Km do ponto ETB; e serão chamados ponto 1, ponto 2 e ponto 3, respectivamente.

Na estação da unidade em UPN existem 2 tanques e duas unidades de bombeio para envio de óleo na direção de ETB onde há 8 tanques coletores que se alternam manualmente em blocos de quatro. No primeiro ocorre de transientes de bomba, conforme a Figura 6, e no ponto mais próximo a ETB, como visto na Figura 7, existem transientes devido as trocas de tanques. Além disso, a coluna do fluído nos tanques, provocam a supressão das variações de pressão no duto.

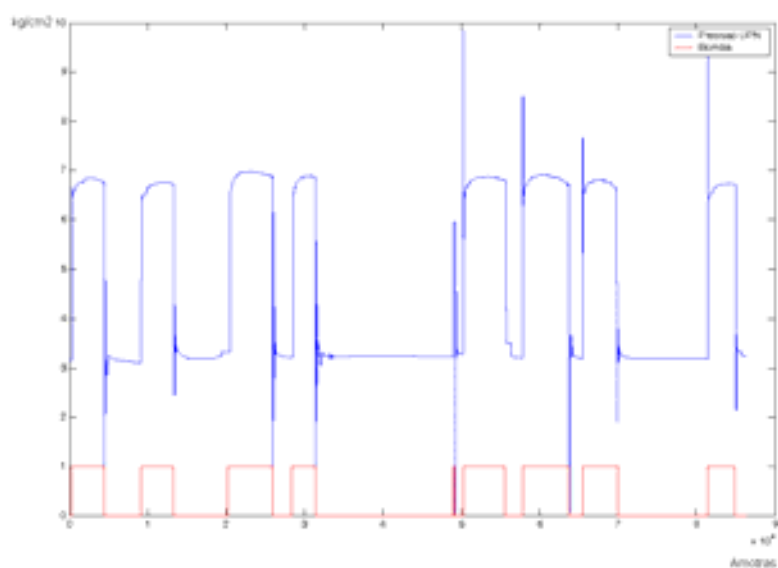


Figura 6– Sinal de pressão e acionamento de bomba no Ponto 1

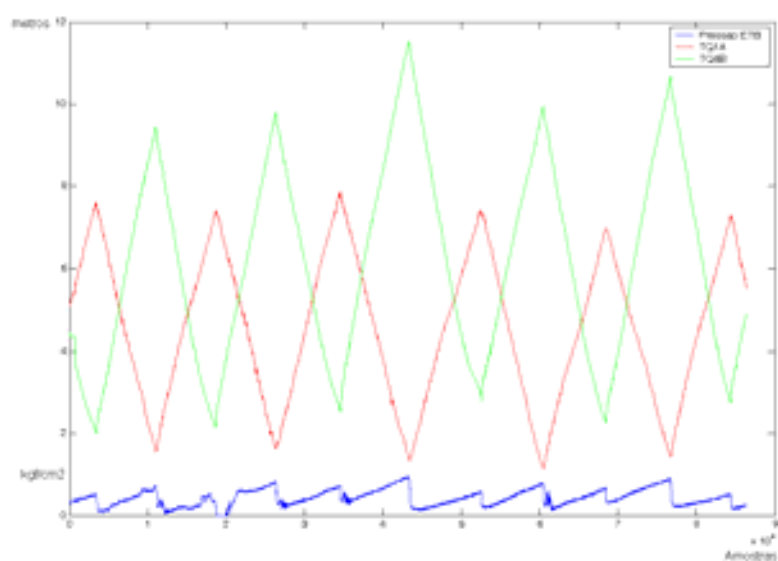


Figura 7 – Sinal de nível e pressão no ponto 3

Devido à presença de quebra de coluna, ou seja, o fato do duto não ficar completamente preenchido por uma ou todas as fases, faz com que haja formações de vácuos, golfadas, escoamento descontínuo. Este comportamento é constante e um exemplo pode ser visto na Figura 8.

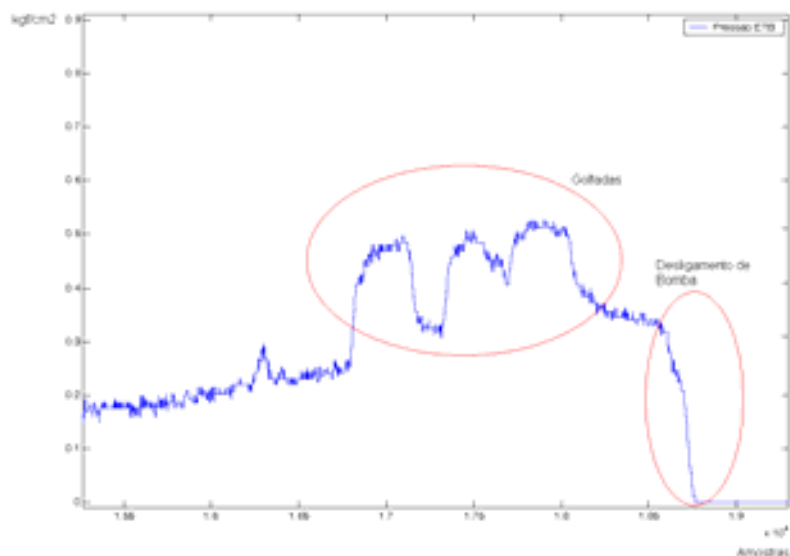


Figura 8– Detalhe de golfadas no ponto 3

A Petrobras possui sensores de pressão e vazão já instalados nas extremidades do duto, mas foram utilizados os sinais apenas destes últimos, por ser de maior complexidade de instalação. Para os sinais de pressão, foram instalados em pontos de medição de corrosão ou válvulas, três sensores ao longo do duto para facilitar o estudo e alterações como taxa de amostragem, sem interferir na produção ou mesmo na planta atual. Nestes pontos, além dos sensores foram instaladas unidades de aquisição, envio e monitoramento de pressão rodando em paralelo ao sistema já existente e sua colocação se fez junto com o desenvolvimento de aplicações de aquisição, supervisão e envio dos sinais via controladores lógicos programáveis (CLP) e rádios, além do sistema de processamento.

6.2 Aplicação do método

Foi desenvolvida e instalada em campo uma ferramenta para aquisição de sinais e detecção de vazamentos. Este sistema será chamado a seguir de supervisor e pode ser dividido nestas duas partes funcionais (aquisição e processamento). Descrever-se-á esta primeira e sua estrutura, como base para receber os sinais que irão ser processados pela segunda parte.

A estrutura física é formada pela conexão de transmissores de pressão (PT) conectados ao duto e que por sua vez, enviam um sinal de 4 a 20 mA, aos controladores programáveis (CLP) que enviam este sinais via rádio a um computador central que “junta” os sinais de todos os pontos e faz o processamento. Ela foi construída de maneira que os dados fossem centralizados e referenciados com tempos sincronizados, ou seja, independente dos marcadores de tempo individuais dos CLPs, dos computadores e do tempo de envio e recepção de dados, tomar-se-á um tempo referencial quando todos os dados estiverem disponíveis no computador central e esse será o horário de todos. Um esquema deste sistema está mostrado na Figura 9. O computador em ETB recebe dos dois pontos mais próximos dele, sincroniza e depois envia para UPN via ethernet (rede local) onde serão “somados” aos restantes dos sinais daquele ponto.

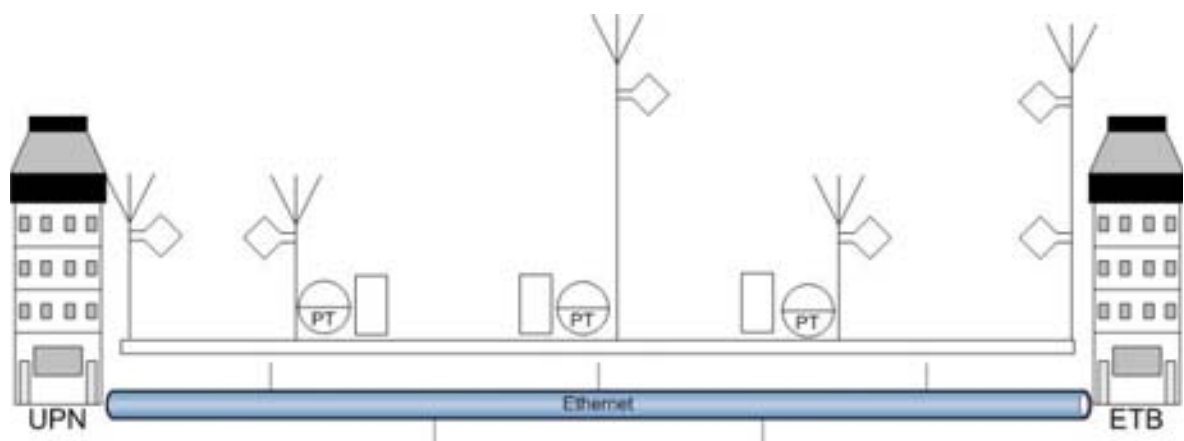


Figura 9 - Esquema de aquisição de dados

A comunicação via rádio é feita através de um driver para os CLPs da Siemens que foram utilizados em nosso trabalho. As fotografias destas torres de rádio podem ser vistos na Figura 10 e na Figura 11. As caixas onde foram instalados os equipamentos de monitoração e transferência de dados (CLPs, os rádios, as fontes e conversores de energia) podem ser vistos na Figura 12.



Figura 10– Torre de recepção UPN



Figura 11– Ponto de medição em UPN

Testes realizados em campo foram a fonte dos sinais de treinamento e de testes do sistema em laboratório, mas nem todos resultaram em sucesso operacional. Mas o conhecimento empírico de como o duto se comporta facilitou o planejamento do método utilizado na detecção de vazamento.



Figura 12– Detalhe da caixa de coleta de dados

Consideraremos esta primeira parte (aquisição) como um “driver” de comunicação entre os sensores de pressão, os CLPs e a aplicação de processamento propriamente dita, e também do supervisor para averiguação destes sinais *on-line* em campo. Não será especificada com detalhes a comunicação e aquisição de dados, por não ter sido o propósito principal deste, mas apenas a breve visualização deste sistema, para que seja compreendido como estes sinais são adquiridos e utilizados na prática.

Assim o método desenvolvido pode ser considerado um aperfeiçoamento da análise pontual de pressão, tentado corrigir suas falhas e aproveitar as vantagens, ou seja, mesmo com o conhecimento das dificuldades presentes nos sinais de

pressão e vazão apresentados anteriormente, pode-se justificar a colocação de sensores de pressão e vazão devido a: baixos custos de implantação, baixos custos de equipamentos (como sensores e transmissores), custos operacionais, custos com manutenção, ou ainda a facilidade de implantação, baixa influência de ruídos, entre outros. Ainda que para seu uso de maneira eficaz, seja necessária a combinação com uso de outras técnicas como a de processamento de sinais para extrair características destes sinais que os outros métodos não possibilitaram extrair. Com relação à informação ou conhecimento do vazamento em si, podem-se utilizar técnicas inteligentes para exprimir resultados semelhantes à apresentação a um especialista.

Estes sinais, embora lentos quanto à propagação no meio, se comparados com outros, como por exemplo ultra-sônicos, ainda são utilizáveis com aplicação de vários sensores ao longo do duto para vencer esta dificuldade.

Utilizando a transformada *wavelet* processa-se os sinais de pressão e vazão, buscando-se os coeficientes do filtro passa alta, em busca das altas resoluções que caracterizassem o vazamento. Em seguida, apresenta-se à rede neural para obter como saída o indicador de presença ou não de vazamento, -1 e 1 respectivamente. Os dados são processados através de janelas com um número de 120 amostras por janela. Para fins de treinamento foram utilizadas 100 janelas com e sem vazamento e subdivididas aleatoriamente em cinco grupos de 40 padrões para fazer a validação cruzada, que é uma técnica de validação, ou seja, de averiguação do aprendizado, quando a quantidade de dados é pouca e para garantir a generalização da rede. Os sinais utilizados neste treinamento, foram dados reais coletados em campo a partir de simulações de vazamentos com a abertura de válvulas de diâmetro de 1", ½" e ¾" ao longo do duto U-E que será mais detalhado na seção 7.1. Um exemplo de um sinal de pressão coletado junto a caixa de monitoração mais próxima de Upanema

pode ser visto na Figura 13. Os sinais foram processados sob forma de janelas deslizantes com superposição de cinquenta por cento (50%), que corresponde ao intervalo de tempo de seis segundos.

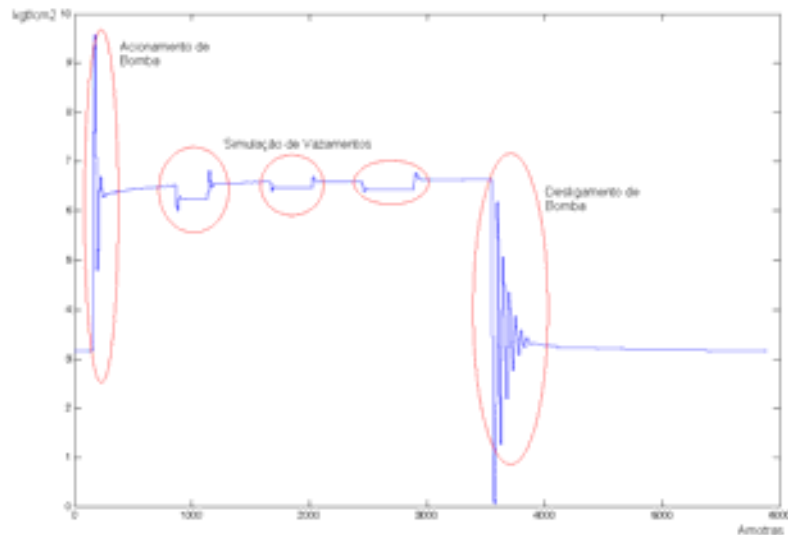


Figura 13 - Sinal de pressão coletado em campo com simulações de vazamento

Na Figura 14 temos um esquema gráfico do funcionamento do sistema de maneira geral, onde o sinal original S é passado para o domínio da transformada através de um banco de filtros como mostra a Figura 2. Várias famílias da transformada *wavelet* foram utilizadas, mas a que melhor caracterizou os vazamentos foi a Coiflets de ordem 5. A Tabela 2, mostra os valores dos filtros para esta família.

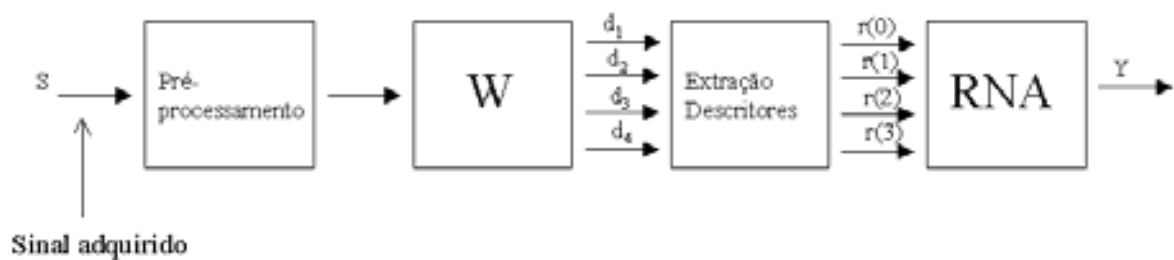


Figura 14- Metodologia de trabalho

h_{1d}	h_{1r}	h_{0d}	h_{0r}
0.0002	-0.0000	-0.0000	-0.0002
0.0004	0.0000	-0.0000	0.0004
-0.0022	0.0000	0.0000	0.0022
-0.0042	-0.0000	0.0000	-0.0042
0.0101	-0.0000	-0.0000	-0.0101
0.0234	0.0000	-0.0000	0.0234
-0.0282	0.0001	0.0001	0.0282
-0.0919	-0.0003	0.0003	-0.0919
0.0520	-0.0006	-0.0006	-0.0520
0.4216	0.0017	-0.0017	0.4216
-0.7743	0.0024	0.0024	0.7743
0.4380	-0.0068	0.0068	0.4380
0.0620	-0.0092	-0.0092	-0.0620
-0.1056	0.0198	-0.0198	-0.1056
-0.0413	0.0327	0.0327	0.0413
0.0327	-0.0413	0.0413	0.0327
0.0198	-0.1056	-0.1056	-0.0198
-0.0092	0.0620	-0.0620	-0.0092
-0.0068	0.4380	0.4380	0.0068
0.0024	-0.7743	0.7743	0.0024
0.0017	0.4216	0.4216	-0.0017
-0.0006	0.0520	-0.0520	-0.0006
-0.0003	-0.0919	-0.0919	0.0003
0.0001	-0.0282	0.0282	0.0001
0.0000	0.0234	0.0234	-0.0000
-0.0000	0.0101	-0.0101	-0.0000
-0.0000	-0.0042	-0.0042	0.0000
0.0000	-0.0022	0.0022	0.0000
0.0000	0.0004	0.0004	-0.0000
-0.0000	0.0002	-0.0002	-0.0000

Tabela 2 – Tabela com os filtros da família Coiflets 5

Onde h_{1d} , h_{1r} , h_{0d} , h_{0r} são os filtros do passa alta de decomposição e reconstrução e do passa baixa de decomposição e reconstrução, respectivamente.

O resultado desta transformação para o domínio da frequência-tempo são quatro sinais de detalhe d_1, d_2, d_3, d_4 que são encontrados a partir dos testes utilizados nos sinais obtidos em campo. Para cada sinal no domínio da *wavelet*, são extraídos os descritores, assim cada descritor corresponde a uma medida de autocorrelação definida como, [7]:

$$r(k) = e[s_i(n)s_i(n-k)]; \quad k = 0,1,2,3 \quad (15)$$

e Y informa se existe ou não vazamento no sinal S. Na prática a rede neural é responsável por criar a hipersuperfície de separação entre as duas condições, vazamento e não vazamento. Plotando-se os quatros descritores, ou seja, $r(0), r(1), r(2), r(3)$ no eixo das abscissas e seus respectivos valores no eixo das ordenadas, interligados por uma linha, para cada janela e sobrepondo estes gráficos é possível observar a região de separação, como pode ser visto na Figura 15. Pode-se observar que em alguns pontos os descritores se tocam, causando assim alarmes falsos, ou ainda a não detecção do vazamento. O que a rede neural aprende é separar o que seria feito manualmente por um técnico, com conhecimento antecipado dos descritores e de seu comportamento no tempo.

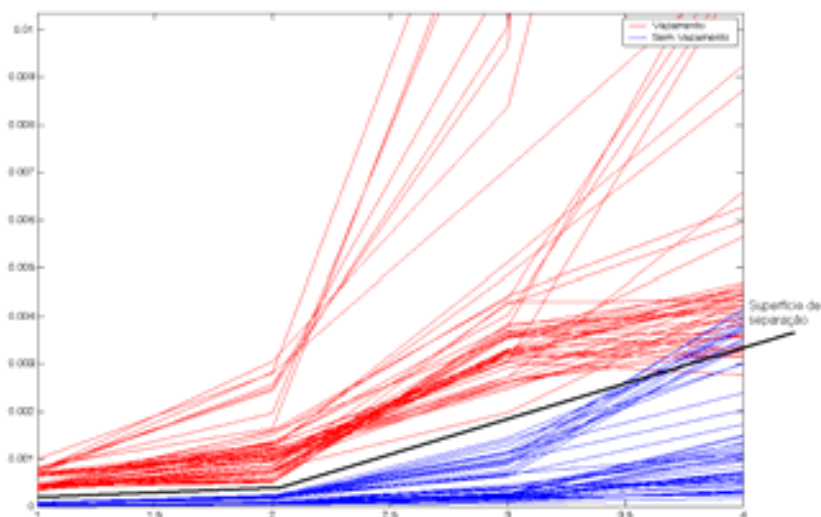


Figura 15 – Visualização gráfica dos descritores

Antes da aplicação da transformada *wavelet* os sinais são pré-processados por dois filtros: o primeiro da mediana, para remover os ruídos e um segundo de

média, para remover o deslocamento da origem, ou os níveis DC, sem descaracterizar as informações presentes no sinal e facilitar o treinamento da rede neural, como pode ser visto na Figura 16.

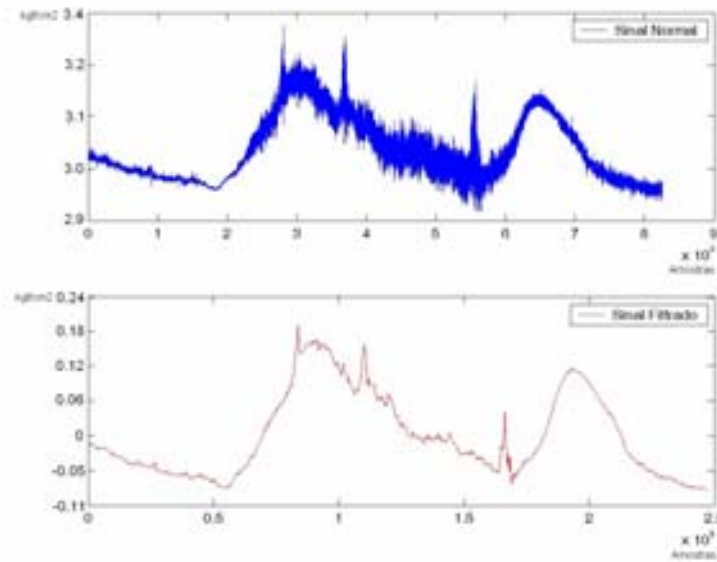


Figura 16 – Sinal de pressão normal e após filtragem com a mediana e a média

No estudo para utilizar o melhor descritor e observar melhor os resultados destes sinais, foi escolhido um sinal de pressão com ocorrência de vazamentos e assim aplicada a transformada *wavelet* e a autocorrelação no resultado de ambos os filtros, conforme a Figura 17, mas são utilizados da mesma maneira sinais de pressão e vazão seguindo a mesma metodologia.

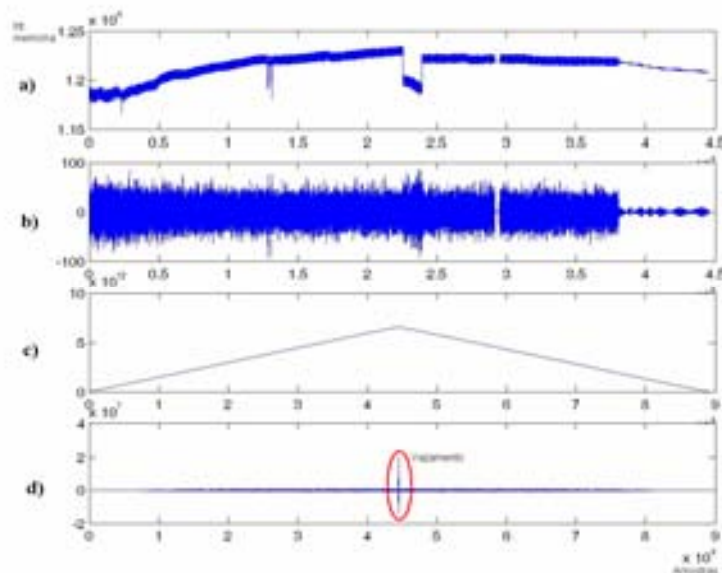


Figura 17– a) Resultado da transformada *wavelet* em escala em primeiro nível de um sinal de pressão;b) resultado da transformada em detalhe em primeiro nível; c) autocorrelação do sinal em escala; d) autocorrelação do sinal em detalhe

Para um melhor entendimento da estrutura da rede neural utilizada, pode-se citar de maneira sucinta a arquitetura, o algoritmo de treinamento, a função de ativação e comportamento da rede que são: MLP (*multilayer perceptron*), *backpropagation*, tangente sigmóide e classificador, respectivamente.

A Tabela 3 mostra que o uso combinado da transformada *wavelet* e de técnicas estatísticas como a variância ($k=0$) e a autocorrelação ($k=1,2,3$), caracteriza bem as situações de vazamento e não vazamento, mesmo em regime transiente. Os valores da tabela foram normalizados em 10^{-3} .

Tabela 3 - descritores de treinamento

	Vazamento				Sem vazamento			
	J ₁	J ₂	J ₃	J ₄	J ₁	J ₂	J ₃	J ₄
r(0)	0,9966	0,6448	0,3290	0,4244	0,0776	0,0540	0,0218	0,0137
r(1)	2,8006	1,2071	1,1848	0,8672	0,1421	0,1807	0,0867	0,0335
r(2)	7,0903	2,7140	3,0391	3,2559	0,4063	0,9072	0,3641	0,0786
r(3)	11,482	6,5882	2,7650	4,3505	0,4996	3,3441	1,1245	0,1656

Abaixo será descrito um algoritmo dos passos executados de forma gráfica na Figura 14:

Algoritmo de Detecção

- Ler dados de pressão e vazão, em Kgf/cm² e m³/h, respectivamente;
- Passar filtro da mediana, para remover o ruído;

$$m = X_{\frac{n+1}{2}:n}$$

- Passar filtro da média, para remover níveis DC do sinal;

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

- Passar a transformada *wavelet* em quatro níveis de detalhe (d_1, d_2, d_3, d_4);

$$c_j(k) = \sum_m h(m-2k) \int f(t) 2^{(j+1)/2} \varphi(2^{j+1}t-m) dt$$

$$d_j(k) = \sum_m h_1(m-2k) c_{j+1}(m)$$

- Extrair a autocorrelação de cada nível ($r(0), r(1), r(2), r(3)$);

$$r(k) = E[s_i(n)s_i(n-k)]; \quad k = 0, 1, 2, 3$$

- f) Concatenar as autocorrelações de pressão e vazão;
- g) Apresentar o resultado do item “e” à rede neural já treinada ($x_i = r(k)$).

$$y_k = \varphi\left(\sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j + b_k\right)$$

h) Se $\begin{cases} y_k = 1 \Rightarrow \text{Sem Vazamento} \\ y_k = -1 \Rightarrow \text{Vazamento} \end{cases}$

Para fins de treinamento e validação foi utilizada a técnica de validação cruzada, que consiste em separar os sinais de treinamento e outros de validação de modo que em cada validação um conjunto seja guardado que nunca tenha sido apresentado à rede. O quadro da Tabela 4 mostra a idéia.

Tabela 4 – Validação Cruzada

Treinamento 1	Treinamento 2	Treinamento 3	Treinamento 4	Validação 5
Treinamento 1	Treinamento 2	Treinamento 3	Validação 4	Treinamento 5
Treinamento 1	Treinamento 2	Validação 3	Treinamento 4	Treinamento 5
Treinamento 1	Validação 2	Treinamento 3	Treinamento 4	Treinamento 5
Validação 1	Treinamento 2	Treinamento 3	Treinamento 4	Treinamento 5

6.3 Matlab e Labview

O sistema foi desenvolvido no Matlab 6.0® que foi a ferramenta de laboratório que nos possibilitou fazer os testes e simulação de avaliação do sistema. Foi possível observar o comportamento das curvas de pressão e vazão, e seus descritores, utilizando sinais de campo armazenados em arquivos de dados. Mas como se faz necessário uma ferramenta mais robusta, para uma implementação independente do ambiente, com geração de código

executável capaz acessar aplicações via rodando em CLP ou outros aplicativos como o Intouch da Wonderware®, saiu-se da simulação para o campo com a conversão de todo o código de processamento de sinais e redes neurais para o LabView 6.0®.

6.4 Supervisório

A função básica do sistema é apresentar ao operador sinais de alarme em qualquer dos pontos de monitoramento. Para isso o sistema registra o ponto onde ocorreu o problema e fica aguardando o operador aceitar o alarme para que um novo alarme possa ser registrado. Na Figura 18 podemos ver a tela principal do supervisório e os pontos dos dutos com monitoramento e processamento do sinal. Em caso de alarme o “Led” abaixo de cada ponto fica vermelho e faz-se um registro na grade de alarmes recentes.



Figura 18–Tela principal do supervisório

Caso seja necessário abrir os detalhes do sinal de pressão e vazão avaliados é possível clicar em cada um dos pontos sobre o desenho do duto e abrir uma tela conforme a Figura 19, onde é possível verificar a pressão e vazão *on-line* no duto, bem como o sinal de confirmação do alarme do vazamento.

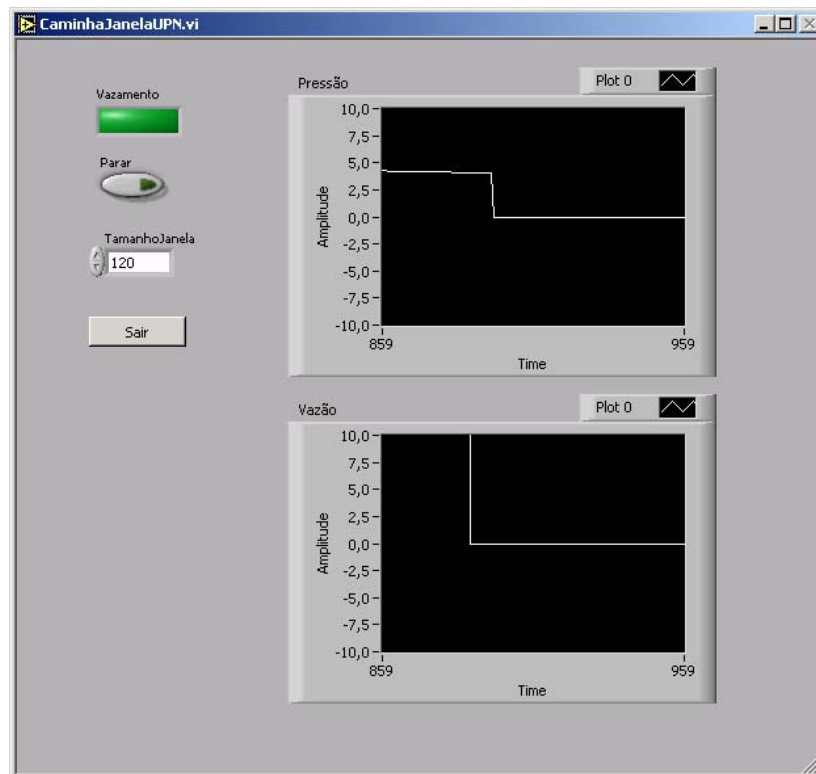


Figura 19– Tela do processamento de sinais e redes neurais

7 Resultados

Foram testadas diferentes arquiteturas para a rede neural, sendo que a rede que apresentou melhores resultados, consistiu de 4 entradas, 16 neurônios na camada oculta e 1 neurônio na camada de saída, podendo ser esta, sintetizada por 4:16:1. A Tabela 5, mostra uma comparação entre os resultados de duas arquiteturas utilizadas. Pode-se observar que o erro foi diminuído, para a situação de não apresentação de vazamento, sendo este considerado o pior caso de erro, onde o vazamento ocorreu na prática e o sistema não detectou. No caso contrário o alarme falso não implica em danos ambientais ou outro custo qualquer, exceto o fato do operador ter que verificar a autenticidade do alarme. Para obtenção destes percentuais ,o algoritmo foi rodado dez vezes e feita a média deles para os resultado abaixo:

Tabela 5 - Comparação entre arquiteturas

Arquitetura / Época	% Acerto Sem Vazamento	% Acerto Com Vazamento
4:8:1 / 200	96	91
4:16:1 / 200	95	95

Outras arquiteturas foram testadas, mas as maiores não apresentaram melhoras quanto aos resultados e o tempo de processamento aumentou e no inverso, os resultados pioravam apesar da diminuição no tempo de processamento. É importante destacar que em cada janela é aplicada a transformada *wavelet* e extraídos os descritores. Na Tabela 6, temos a matriz de confusão onde é possível observar as situações de verdadeiro positivo e falso positivo em sinais coletados em campo.

Tabela 6 - Matriz de confusão

	Indicação do vazamento	Não indicação do vazamento
Ocorrência vazamento	95,2 %	4,98 %
Não ocorrência do vazamento	5,03 %	94,97 %

A Tabela 6 foi obtida a partir de amostras de vazamentos simulados em vários diâmetros e para o maior deles o índice de indicação de vazamento chega ao percentual de 100% (cem por cento) de acerto. A tabela não pode trazer dados conclusivos sobre o desempenho do sistema, mas que numericamente, embora os percentuais de erro sejam baixos, eles ainda estão longe do ideal. Porém, houve melhorias com relação ao sistema atualmente instalado.

7.1 Testes em campo

Os testes de campo, realizados em 22 e 23 de fevereiro de 2006, seguiram a seguinte forma: foi instalado um *manifold* com 3 pontos de bitolas de simulação de vazamentos de 1", 3/4", 1/2" conforme a Figura 20 nos três pontos de monitoração.



Figura 20 – Foto do *manifold* usado para os testes

Como o duto não estava pressurizado e por isso o sistema não poderia informar vazamentos de um ponto em outro distante, por causa da quebra de coluna, a expectativa foi de detectar a presença de vazamento na proximidade do “vazamento simulado”. O procedimento foi abrir as válvulas totalmente e anotar o tempo que o sistema apresentou entre a abertura e a detecção do vazamento e a quantidade de óleo vazada.

Para os testes em campo a Petrobras disponibilizou a estrutura, os equipamentos e o pessoal. Entre os equipamentos pode-se citar: tambores de 200 litros, régua de medição, carro sugador, picku-up apoio, ferramentas para tubulação, detector de H₂O, máscara contra gases, etc. Foi montado a estrutura de testes conforme a Figura 21.

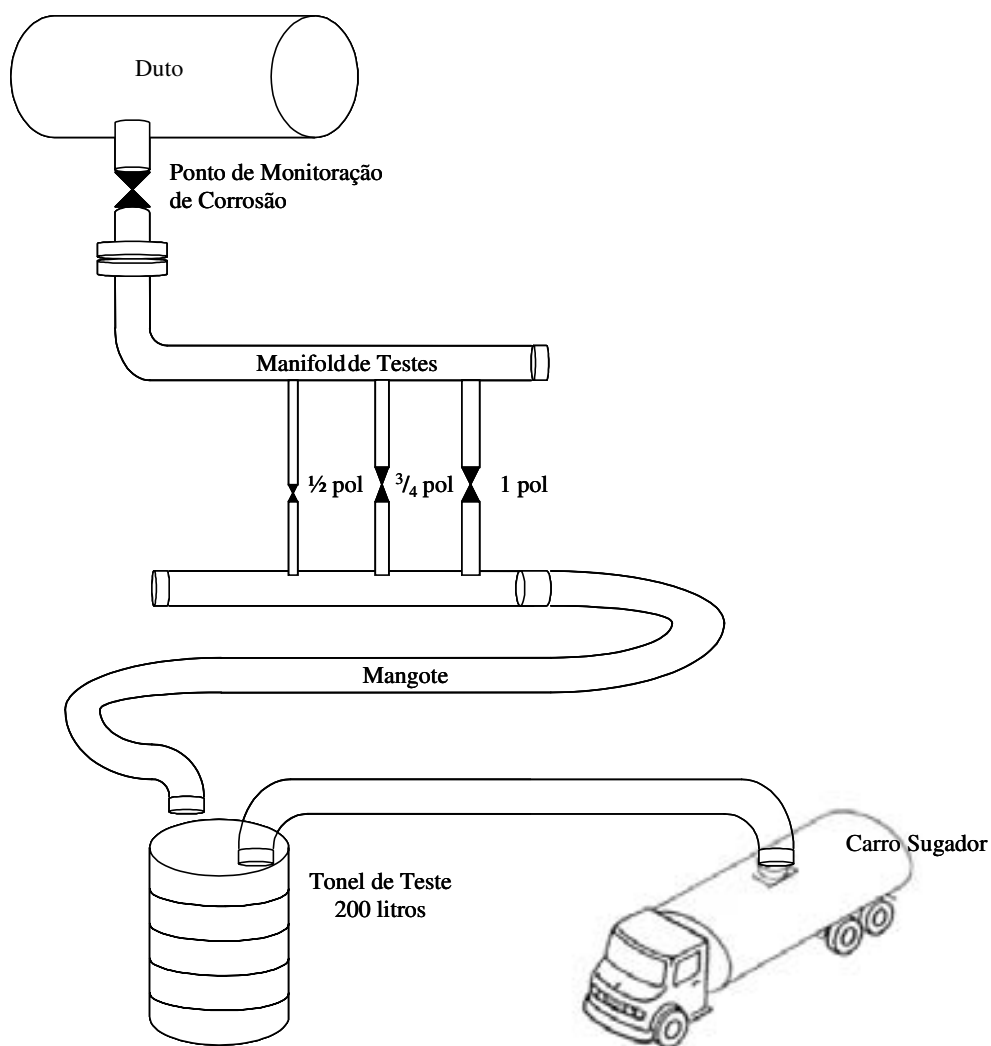


Figura 21 – Esquema de montagem dos testes em campo

Na Tabela 7 pode-se observar os resultados dos testes em campo, sendo válvula o tamanho da válvula que simula o vazamento, pressão e vazão que são os valores instantâneos destas na extremidade mais próxima, tempo em que o sistema informou o vazamento, volume medido no tambor de coleta e o local onde foi feito a simulação do vazamento.

Válvula	Pressão (Kgf/cm ²)	Vazão (m ³ /h)	Tempo detecção (s)	Volume vazado (l)	Local vazamento
1'	4,20	201,5	30	225	Ponto 1
3/4"	4,33	201,3	7	Não confiável	Ponto 1
1/2"	4,37	200	18	100	Ponto 1
1"	4,34	200,5	16	150	Ponto 1
1/2"	4,42	198,5	10	60	Ponto 1
1/4"	4,56	195,5	9	50	Ponto 1
1"	4,20	6,5	Não houve detecção	-	Ponto 2
1"	4,48	6,6	Não houve detecção	-	Ponto 2
1"	4,60	6,5	Não houve detecção	-	Ponto 2
1"	4,56	6,4	Não houve detecção	-	Ponto 2
1'	3,40	44,1	7	Não confiável	Ponto 3
3/4"	3,47	54,7	37	180	Ponto 3
1/2"	3,55	60,9	11	75	Ponto 3
1/2"	3,50	60,9	17	75	Ponto 3
1/4"	3,55	64,8	21	40	Ponto 3

Tabela 7 – Resultados dos testes em campo

Em alguns momentos o volume obtido no tanque não conferiu com o valor do volume medido por tempo de vazamento e foi considerado estes como não confiável, embora tenha sido validado a detecção.

Nos pontos 1 e 3 foi possível observar variação na pressão e vazão, no entanto no ponto 2 onde as pressões ficaram em média zero e em algumas vezes até negativa não se observou nenhuma variação devido à simulação do vazamento. Isto ocorreu pelo fato do duto não ser pressurizado e possuir quebra de coluna devido ao perfil deste. Foi tentada uma simulação de duto pressurizado deixando o maior tempo possível à bomba ligada, ainda assim não houve variações de pressão no ponto 2.

O sistema funcionou a contento detectando vazamentos quando houve a percepção destes pelos sensores. No entanto a presença de golfadas, devido ao fato do duto não ser pressurizado, fez com que o sistema apresentasse alguns alarmes falsos. O sistema implantado atualmente (adquirido pela empresa) não conseguiu detectar nenhum vazamento, sendo abandonada a comparação devido aos erros apresentados por este último. Pode-se observar na Figura 22 a pressão em uma das simulações de vazamentos em campo, onde os pontos em vermelho são os alarmes apresentados. As dificuldades apresentadas podem ser vencidas com aprimoramentos no descritor para reconhecer golfadas, e mudanças operacionais no próprio duto como a instalação de válvulas para deixar este pressurizado.

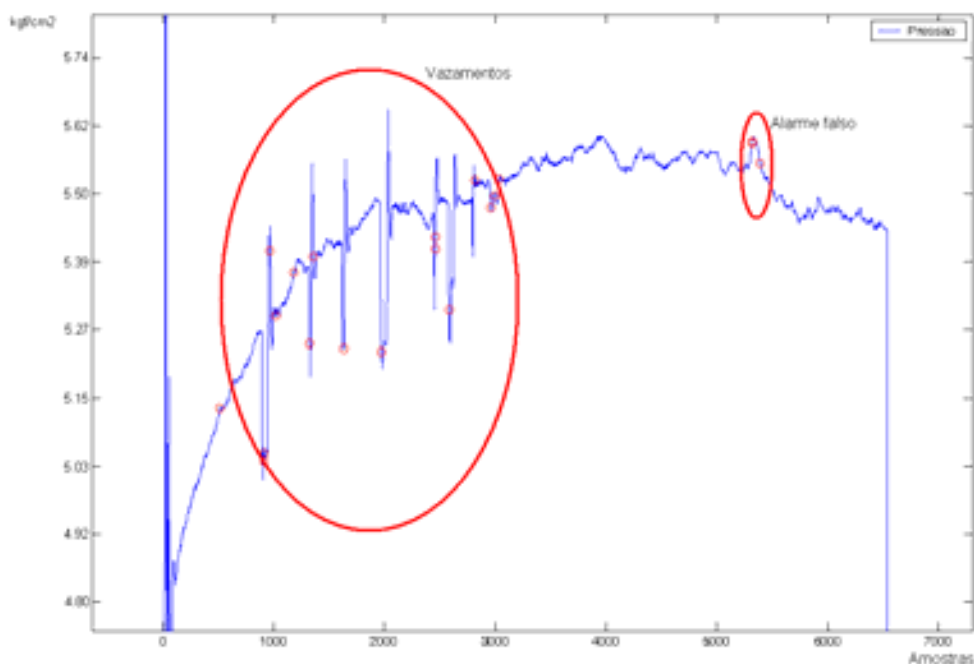


Figura 22 – Vazamentos simulados no ponto 1 e pontos de alarme

Podemos descrever alguns parâmetros de desempenho para sistemas de detecção de vazamentos, de modo que possam ser avaliados e são eles: confiabilidade, sensibilidade, acurácia e robustez, [9],[14].

A confiabilidade mede a habilidade que o sistema tem em evitar falsos alarmes, indicando somente vazamentos realmente existentes. Não existe uma medida padrão para esse critério sendo usualmente avaliado o percentual (%) de alarmes falsos/tempo. Para buscar essa taxa, foi tomado como referencial um dia com bastante ruído, mas sem vazamentos, conforme a Figura 23, que foi do dia 31 de janeiro de 2006. O sistema apresentou neste dia uma taxa de 0% alarmes falsos/tempo. Em comparação com os testes realizados nos dias 22 e 23 de fevereiro de 2006, onde houve ocorrências de alarmes falsos, uma provável causa pode ter sido a manutenção no duto com a variação da vazão nas extremidades do duto, próximo a UPN e ETB.

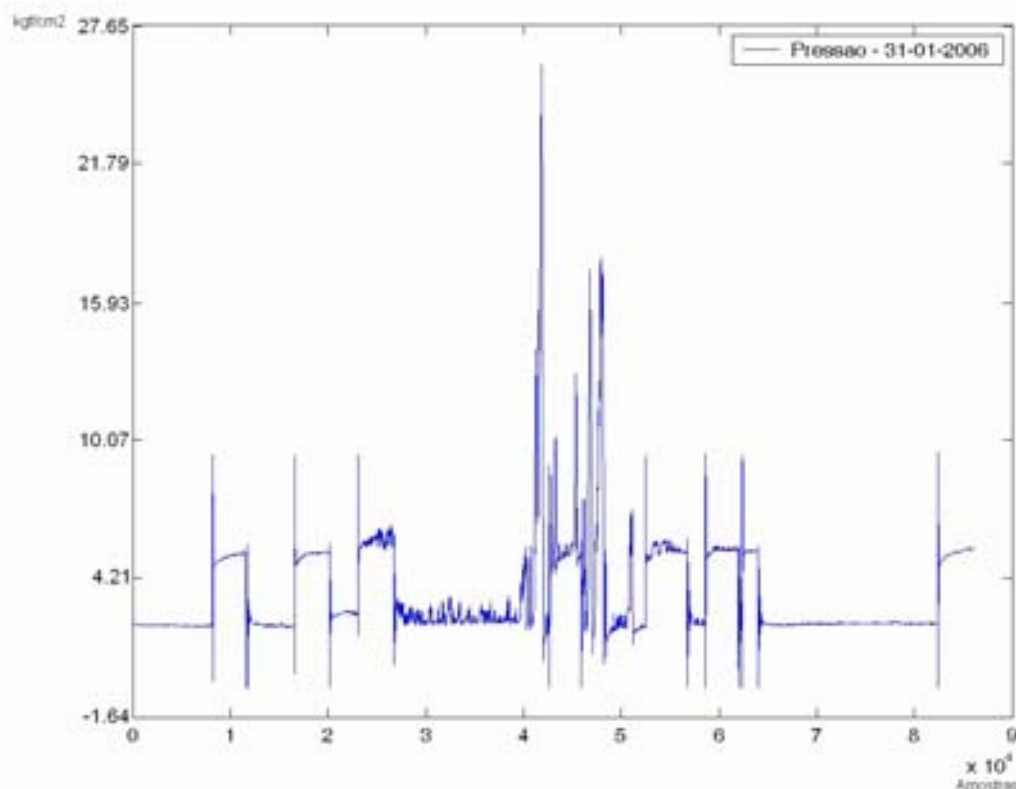


Figura 23 – Gráfico de pressão no ponto 1 UPN em 31 de janeiro de 2006

A sensibilidade mede a habilidade do sistema em detectar o menor vazamento, no menor espaço de tempo possível. Em outras palavras, é a quantidade vazada até a detecção independente do tempo. Não foi possível criar curvas de sensibilidade pela restrição de simulação de eventos de vazamentos em campo e também por software. Assim, será citado apenas, o pior caso com a menor abertura ($\frac{1}{4}$ "") que demorou 21 s para detectar e 40 litros de volume vazado.

A robustez mede a capacidade de o sistema continuar operando, ainda que de forma degradada, mesmo quando um canal de dados fica indisponível (perde-se um instrumento). Neste caso pode-se dizer que o sistema está com pouca robustez, devido à unicidade de sensores por ponto, visto que, devido às

quebras de coluna, cada sensor ficou “responsável” pela detecção de vazamento mais próximo dele.

A acurácia mede a proximidade que os dados reportados pelo sistema têm com a realidade. A acurácia se aplica usualmente à localização e à quantificação do vazamento. No sistema atual não se pode medir a acurácia, pois este não está informando quanto, nem o local onde o vazamento ocorre.

8 Conclusões

O sistema proposto se mostrou eficaz em detectar vazamentos utilizando técnicas de processamento de sinais combinadas com técnicas inteligentes. O sistema pode ser adaptado também para usar sinais provenientes do monitoramento do duto por sensores diferentes dos de pressão, por exemplo sensores de ultra-sônicos.

Uma das dificuldades encontradas durante o processo foi à escolha da família *wavelet* a ser utilizada e como isso seria feito, particularmente a definição de quantos níveis deve-se descer na estrutura dos bancos de filtros, sem perdas de dados e sem excesso de processamento. Outra dificuldade foi à arquitetura da rede neural e seus parâmetros, como funções de ativação e método de treinamento. Além disso, foram encontrados problemas de sensibilidade ainda devido às condições da transformada *wavelet* que pode considerar elevações ou golfadas como vazamentos. Mas isso poderá ser superado com treinamentos específicos destas situações à rede neural.

Como complementação deste trabalho pode-se utilizar máquinas de comitês (redes neurais especialistas) para aumentar mais ainda a confiabilidade na tomada de decisões, assim como, a combinação de outros métodos tradicionais.

9 Referências Bibliográficas

- [1] Torrence, C. and Compo, M. P., A practical guide to *wavelet* analysis, Bull. Am. Meteorol. Soc., 1998.
- [2] Haykin, Simon, Redes Neurais – Princípios e prática, 2ª edição, Porto Alegre, 2001.
- [3] Morettin, Pedro A., Ondas e Ondaletas – Da análise de Fourier à análise de Ondaletas, São Paulo, 1999.
- [4] Freitas, Ricardo D. Gadelha de, An *Wavelet* approach to pipeline leak detection by pressure analysis, OMAE, 2004.
- [5] Burrus, C. Sidney; Gopinath, Ramesh A. and Guo, Haitao, Introduction to *Wavelets* and *Wavelet* Transform – Prentice Hall, New Jersey, 1998.
- [6] Mallat, Stephane G., A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The *Wavelet* Representation - IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence. VOL. II, No. 7. July 1999.
- [7] Dantas, Carlos A. B., Probabilidade: Um Curso Introductório, 2. ed., Editora da Universidade de São Paulo, 2000.
- [8] Whaley, Dr. R. S.; Nicholas, R. E. and Van Reet, J. D., Scientific Software – Intercomp. Pipeline Simulation Interest Group, October, 1992.
- [9] Babbista, Renan Martins, Detecção de Vazamentos em oleodutos e gasodutos: tecnologias, desempenho e especificação, Rio de Janeiro , 26 a 30 maio 2003 – IBP – Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás.
- [10] Vetterli, M. and Herley, C., *Wavelets* And Filter Banks: theory and design., IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 40, No. 9, Sept 1992.
- [11] Belsito, Salvatore; Lombardi, Paolo; Andreussi, Paolo and Banerjee, Sanjoy, Leak Detection in Liquefied Gas Pipelines by Artificial Neural Networks - Center for Energy and Environmental Technologies, Consorzio Pisa Ricerche, 1 Piazza A. D'Ancona, 56127 Pisa, Italy
- [12] Al-Rafai, W. and Barnes, R. J., Underlying the performance of real-time software-based pipeline leak-detection systems – Pipes & Pipelines International – November – December, 1999
- [13] Martins, Rodrigo S.; Maitelli, André L.; Neto, Adrião D. D. e Salazar, Andres O., Implementação de Técnicas de Detecção de Vazamentos em Dutos Em Regime de Escoamento Multifásico Crítico, Rio Pipeline - Conference and Exposition, Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás – IBP, Rio de Janeiro, 2005.
- [14] Liou, Dr. Jim C. P.; Hall, Robert J. and McMahon, Mona C., Hazardous Liquid Leak Detection Techniques And Processes, U.S. Department Of Transportation, Research And Special Programs Administration, Office Of Pipeline Safety, Washington, DC

- [15] Murray, Alan, Pipeline Technology : Where Have We Been and Where Are We Going?, Brazilian Petroleum and Gas Institute – IBP, November, 2001.
- [16] Stafford, M and Williams N, Pipeline Leak Detection Study, Offshore Technology Report, Health and Safety Executive, 1996
- [17] Cist , David B. and Schutz, Alan E., State Of The Art For Pipe & Leak Detection, Geophysical Survey Systems, Inc., 2001
- [18] SENAI – Espírito Santo, Companhia Siderúrgica de Tubarão, Instrumentação Básica II – Vazão, Temperatura e Analítica, Programa de Certificação do Pessoal de Manutenção.
- [19] R. S. Whaley, R. E. Nicholas, and J. D. Van Reet, Tutorial on Software Based Leak Detection Techniques, Pipeline Simulation Interest Group, October - 1992
- [20] Wieczorek, Sebastian, Pipelines by Pressure Pulse Technology, Norwegian University of Science and Technology, July- 2003.
- [21] Siqueira, César Augusto Monteiro, Análise dos Modelos Matemáticos Empregados na Detecção de Vazamento em Gasodutos, Universidade Potiguar, Coordenadoria de Pós-graduação, Pesquisa e Extensão, Curso de Especialização em Distribuição e Utilização do Gás Natural, abril 2001.