

Monografia de Graduação

Transformada Wavelet aplicada à detecção de vazamentos em oleodutos

Gabriell John Medeiros de Araújo

Natal, dezembro de 2009



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO E
AUTOMAÇÃO



Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à banca examinadora composta pelos seguintes membros:

Prof. Dr. André Laurindo Maitelli (Orientador) DCA/UFRN

Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto DCA/UFRN

Eng. Álvaro Medeiros Avelino LAUT/UFRN

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, Neto e Gilma, pela educação e carinho que demonstraram por mim durante todos estes anos. A minha irmã, Gabrielle, pelos momentos de alegria que me proporcionou e continua proporcionando. A toda minha família pela compreensão durante os momentos que não pude estar presente. A minha namorada, Marceane, que tem sido uma verdadeira companheira, me ajudando em todos os momentos.

Agradeço ao meu orientador, André Laurindo Maitelli, pelos valorosos ensinamentos. Aos professores Adrião e Ortiz pelo empenho nas aulas. E a todos os professores do DCA.

Agradeço aos meus colegas do projeto SONIC: Álvaro, Rodrigo, José Álvaro, Fabiano. A todos os amigos do LAUT e LAMP.

Agradeço aos meus amigos de residência: Daylson, Fernando, Elias, Anderson, Túlio, Arnóbio, Segundo, Sebastião.

Agradeço a ANP pelo incentivo financeiro.

*“Tenho aprendido em minha vida a
duvidar das minhas dúvidas e a
alicerçar minha confiança naquilo
em que tenho crido.”*

Rick Warren

Resumo

Os vazamentos em oleodutos causam enormes prejuízos econômicos e ambientais. A indústria petrolífera vem investindo cada vez mais em sistemas de detecção que permitam a minimização dos danos. Este Trabalho visa a construção de uma metodologia de detecção de vazamentos baseada no processamento digital do sinal de pressão. A idéia é que, durante os vazamentos, ocorrem alterações espectrais no sinal de pressão. A Transformada Wavelet provê uma análise simultânea nos domínios do tempo e frequência, possibilitando assim, a detecção, em tempo real, das alterações espectrais.

Palavras-chave: Detecção de vazamentos, Processamento digital de sinais, Transformada Wavelet.

Abstract

Leaks in pipelines cause enormous economic losses and environment. The oil industry has been investing increasingly detection systems that allow the minimization of damage. This Work aimed at building a methodology to detect leaks based on digital signal processing of pressure. The idea is that during the leaks, spectral changes occur in the pressure signal. The Wavelet Transform provides a simultaneous analysis in the time and frequency, thus permitting the detection of spectral changes in real time.

Palavras-chave: Leak Detection, Digital signal processing, Wavelet Transform.

Lista de Figuras

2.1	Função gaussiana	5
2.2	Efeito da gaussiana nas funções de base	6
2.3	Análise com uma única resolução (a) e análise de multirresolução (b)	6
2.4	Problema da análise de resolução única	7
2.5	Wavelet de Morlet	8
2.6	Bancos de filtros.	12
2.7	Análise de multirresolução de Mallat.	12
3.1	Perfis de desligamento de bomba dos dutos de (a) Upanema-ETB e (b) LAMP.	15
3.2	Sistema de dutos e tanques utilizado nas simulações de vazamento.	15
3.3	Sensor de pressão PTX7800.	17
3.4	Metodologia utilizada na aquisição de dados.	18
3.5	Espectro teórico do sinal de pressão (a) e espectro real (b).	18
3.6	Efeito aliasing devido a amostragem.	19
3.7	Resultado da filtragem analógica.	19
4.1	Sinais de pressão utilizado no processamento.	22
4.2	Coefficientes de baixa frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família haar.	23
4.3	Coefficientes de alta frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família haar.	24
4.4	Coefficientes de alta frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família coiflets.	25
4.5	Coefficientes de alta frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família daubechies.	26
4.6	Padrões encontrados nos coeficientes de alta frequência do quinto nível.	27
4.7	Concentração de energia nos coeficientes do quinto nível.	28
4.8	Regiões que caracterizam a situação do duto.	29

Sumário

Lista de Figuras	i
Sumário	ii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos	3
1.3 Organização do texto	3
2 Wavelets e Bancos de Filtros	4
2.1 Transformada Wavelet Discreta	9
2.2 Análise de Multiresolução	10
3 Simulações de Vazamentos	14
3.1 Sensor Utilizado	16
3.2 Procedimentos de Aquisição dos Dados	17
4 Resultados da Análise Wavelet	20
4.1 Processamento dos dados com Wavelet	22
4.2 Metodologia de detecção	27
4.2.1 Influência do Nível DC	29
5 Conclusões	30
5.1 Estudos Futuros	30

Capítulo 1

Introdução

O petróleo é, hoje, a principal fonte energética do planeta. A demanda aumenta a cada dia, ao passo que as reservas tornam-se mais escassas. No setor energético, a substituição pelos biocombustíveis é inevitável. Mas isso não indica o fim da indústria petrolífera, muito pelo contrário, é o surgimento de um novo paradigma, uma nova concepção na qual o petróleo é considerado uma matéria-prima nobre, que atende inúmeros setores da indústria, e como tal deve ser aplicado para fins igualmente nobres [DIAS 2007]. A queima para gerar energia é um desperdício de recursos que poderiam ser usados para fabricação de produtos como plásticos, tintas e até medicamentos.

O fato é que a sociedade atual depende do petróleo, não só como fonte de energia, como dos inúmeros derivados produzidos pela indústria. Não é uma questão de conforto, mas sim de necessidade. Necessidade esta que causa um dos mais complexos paradigmas da atualidade: o consumo de petróleo versus aquecimento global.

Além dos impactos inerentes ao consumo, como a emissão de gases poluentes, o setor petrolífero é caracterizado pelos riscos de vazamentos no transporte dos fluidos. Nas últimas décadas, vazamentos em oleodutos e navios causaram impactos ambientais de dimensões catastróficas. Contudo, o número de vazamentos, bem como a quantidade de óleo despejado, pode ser reduzido através de políticas de segurança adotadas pelas empresas encarregadas do transporte. Deste modo, quando ocorre um vazamento, a sociedade responsabiliza a empresa, que acaba sofrendo enormes prejuízos econômicos, sentidos sob várias vertentes: enfraquecimento e boicote à marca e aos produtos, desvalorização da empresa no mercado, multas elevadas, entre outras.

Métodos como ultra-som vêm sendo utilizados para fazer análise de integridade dos oleodutos. A meta é verificar as tensões a que os dutos subterrâneos estão sujeitos, permitindo a manutenção preventiva [ARANHA 2003]. Por mais que seja feito todo um esforço na tentativa de exclusão dos riscos de determinada atividade, há sempre uma parcela que não é eliminada, caracterizando, assim, um resíduo de risco [SILVA 2004].

As próprias condições de trabalho já oferecem riscos a integridade dos oleodutos. Afinal de contas, o transporte é realizado sob pressão, as bombas impõem vibrações à estrutura e o material transportado é, normalmente, contaminado por substâncias corrosivas. Sem contar que os dutos estão sujeitos à ação de agentes físicos externos. Todos estes fatores compõem o resíduo de risco, que torna as instalações susceptíveis a acidentes operacionais.

Por estes motivos, a indústria petrolífera vem investindo em sistemas de detecção que permitam a tomada rápida de decisões, de forma a minimizar os efeitos dos vazamentos.

1.1 Motivação

A literatura menciona alguns sistemas de detecção baseados no processamento digital do sinal de pressão. Mas não há referências ao uso de sensores sônicos em conjunto com a Transformada Wavelet.

Os sensores sônicos são caracterizados pelo excelente tempo de resposta. Através deles é possível capturar variações de pressão de curta duração. Contudo, o sinal de pressão é formado essencialmente por componentes de baixa frequência, esteja o duto em situação de escoamento normal ou com vazamento. Esta característica, somada ao fato que os sensores sônicos são mais caros que os não-sônicos, vêm limitando a aplicação destes equipamentos em sistemas de detecção. Afinal, porque pagar mais para obter um sinal com taxa de amostragem superior se o sinal de pressão tem seu espectro concentrado nas baixas frequências? A questão é que não se tem idéia de como os vazamentos refletem sobre as médias e altas frequências. A existência de pequenas alterações que caracterizem os vazamentos não é descartada.

Mesmo que a existência de tais alterações seja comprovada, a caracterização de um sinal de vazamento continuará sendo uma tarefa complicada. O problema é que os dutos apresentam particularidades estruturais, que deformam, de diferentes maneiras, as ondas produzidas por um vazamento. Deste modo, cada duto apresenta sinais de vazamentos únicos. Fazendo uma analogia com a escrita, pode-se dizer que os dutos têm assinaturas próprias. A consequência disto é que, um sistema de detecção de vazamentos que funcione para um determinado duto, não necessariamente, funcionará para outro.

1.2 Objetivos

A Transformada Wavelet é uma técnica que permite analisar sinais, simultaneamente, nos domínios do tempo e frequência. Pelo *princípio de Gabor-Heisenberg* é impossível determinar quais frequências estão presentes num determinado instante de tempo. Entretanto, é possível estimar de forma aproximada quais bandas de frequência estão presentes num intervalo de tempo. Esta característica confere a Transformada Wavelet uma análise mais profunda que a Transformada de Fourier.

O objetivo deste trabalho é aplicar a Transformada Wavelet ao sinal de pressão capturado no duto e monitorar vazamentos através dos coeficientes obtidos. A idéia é que durante os vazamentos ocorrem alterações em certas faixas de frequência do sinal de pressão.

O maior desafio é encontrar as bandas de frequência que caracterizam os vazamentos, diferenciando tais situações de outras como: desligamento de uma bomba, redução no escoamento, etc.

A aplicação da Transformada Wavelet é apenas a primeira parte da proposta. O objetivo final é a construção de uma metodologia de detecção de vazamentos confiável.

1.3 Organização do texto

Este documento está dividido em cinco capítulos:

1. Ressalta a importância da detecção de vazamentos para indústria do petróleo e define os objetivos a serem alcançados no trabalho.
2. Introduz a Teoria Wavelet, mostrando as vantagens em relação à Transformada de Fourier e Gabor. Discute, ainda, uma maneira de implementar a Transformada Wavelet Discreta através de bancos de filtros.
3. Mostra a infraestrutura e métodos utilizados nas simulações de vazamento.
4. Apresenta uma metodologia de detecção de vazamentos baseada no processamento do sinal de pressão com *Wavelets*.
5. Destina-se as conclusões e sugestões para a continuação do trabalho.

Capítulo 2

Wavelets e Bancos de Filtros

As bases matemáticas formuladas por Joseph Fourier no início do século XIX permitiram a visualização do mundo sob uma nova ótica. A análise espectral ampliou as capacidades humanas, e isto não é mera conotação. "Enxergar" no domínio da frequência significou o poder de extrair informações das ondas eletromagnéticas e utilizá-las para explorar o universo.

A Transformada de Fourier foi concebida para tratar sinais estacionários, ou seja, funções cujo espectro não varia no decorrer do tempo. Desta forma, a análise de Fourier não tem caráter local, é puramente frequencial, como pode ser explicado pelo *Princípio da Incerteza de Gabor-Heisenberg*.

O Princípio da Incerteza estabelece que é possível fazer correspondências entre os intervalos de tempo de uma função e as bandas de frequência presentes. Contudo, afirma que a diminuição do intervalo de tempo (maior exatidão no domínio do tempo) reflete numa maior incerteza no domínio da frequência [GABOR 1946]. Desta forma, a análise sobre um instante de tempo não terá nenhuma exatidão ou, em outras palavras, é impossível saber quais frequências estão presentes num instante de tempo. Por outro lado, se o intervalo de tempo é infinito, é possível identificar cada uma das frequências presentes, mas não dá para ter nenhuma idéia de localização (incerteza no domínio do tempo). A transformada de Fourier se enquadra neste caso, pois trata todo o sinal sob um único intervalo $[-\infty, \infty]$, como mostra a equação 2.1.

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (2.1)$$

Com o objetivo de balancear a análise entre os domínios do tempo e frequência, possibilitando, assim, o tratamento de sinais não-estacionários, Dennis Gabor sugeriu uma modificação na equação da Transformada de Fourier.

$$F(\omega, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} g^*(t - \tau) f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (2.2)$$

A modificação possibilitou tratar os sinais sob intervalos, conferindo um caráter de localidade à análise de Fourier. Contudo, observe na equação 2.2 que Gabor não alterou os limites da integral. Então, como foram definidos os intervalos? A solução foi incluir a função gaussiana $g(t)$ no interior da integral. A gaussiana apresenta energia concentrada, como mostra a figura 2.1. Deste modo, o produto do sinal de entrada $f(t)$ pela gaussiana fica limitado à região onde a energia está concentrada. Para “pular” de um intervalo para outro, é necessário mover a região de energia, ou seja, deslocar a função gaussiana. Para isso, foi incluído o parâmetro τ .

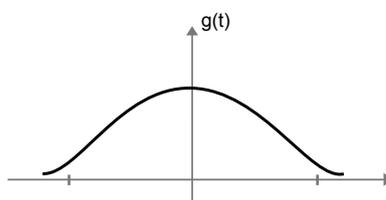


Figura 2.1: Função gaussiana

A técnica ficou conhecida como Transformada de Gabor ou STFT (do inglês: *Short Time Fourier Transform*), e pode ser interpretada como uma janela deslizante de tamanho fixo que percorre o sinal, definindo intervalos a serem processados por uma espécie de “Transformada de Fourier Local” [OLIVEIRA 2003]. Esta é uma interpretação informal, que considera a ação da gaussiana sobre o sinal de entrada, mas que é bastante interessante para efeito de entendimento.

Uma interpretação mais formal para a Transformada de Gabor pode ser obtida considerando que a gaussiana age diretamente sobre as funções senoidais de base. A figura 2.2(a) mostra uma senoíde com frequência ω_s , e ao lado, a sua resposta espectral. O produto entre a gaussiana e a senoíde funciona como uma modulação, gerando uma onda oscilatória com energia concentrada. A figura 2.2(b) mostra a onda e a resposta no domínio da frequência. O resultado pode ser encarado como uma consequência direta do princípio da incerteza, pois limitando a senoíde no tempo (maior resolução no tempo), temos uma resposta mais espalhada (menor resolução) no domínio da frequência.

Diferentemente da Transformada de Fourier clássica, que responde com um único espectro. Espectro este, que representa uma análise global média do sinal, e que praticamente desconsidera perturbações esporádicas que alterem momentaneamente as bandas de frequência. A Transformada de Gabor responde com um conjunto de espectros que

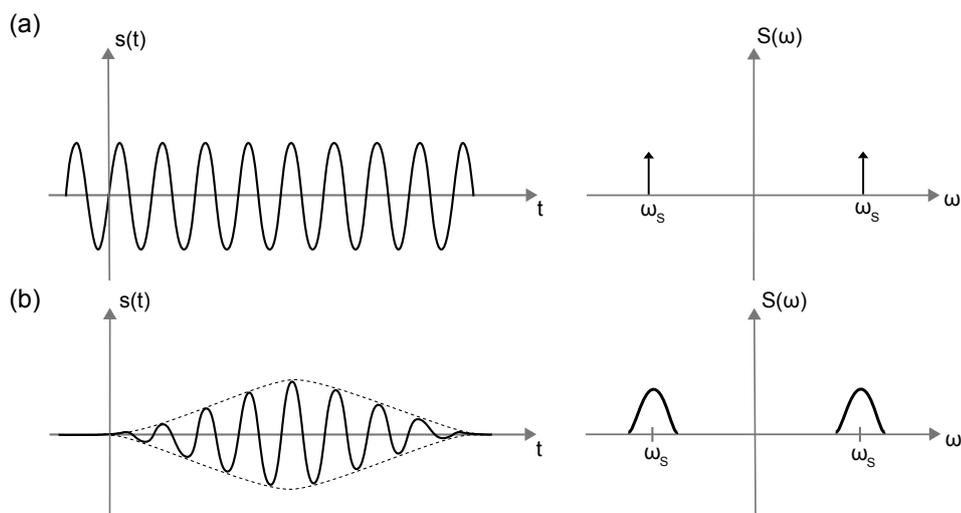


Figura 2.2: Efeito da gaussiana nas funções de base

expressam o comportamento frequencial local. O espectro $F(\omega, \tau_1)$, por exemplo, corresponde ao intervalo delimitado pela função $g(t - \tau_1)$.

A STFT resolveu o problema da análise simultânea nos domínios do tempo e frequência. Entretanto, a solução não foi tão abrangente. Uma vez definido o tamanho dos intervalos de processamento (espalhamento da função gaussiana), a relação de incerteza entre os domínios não pode ser alterada. A análise passa a considerar um único ponto de vista, uma única resolução. A análise de resolução única é representada graficamente pela figura 2.3(a).

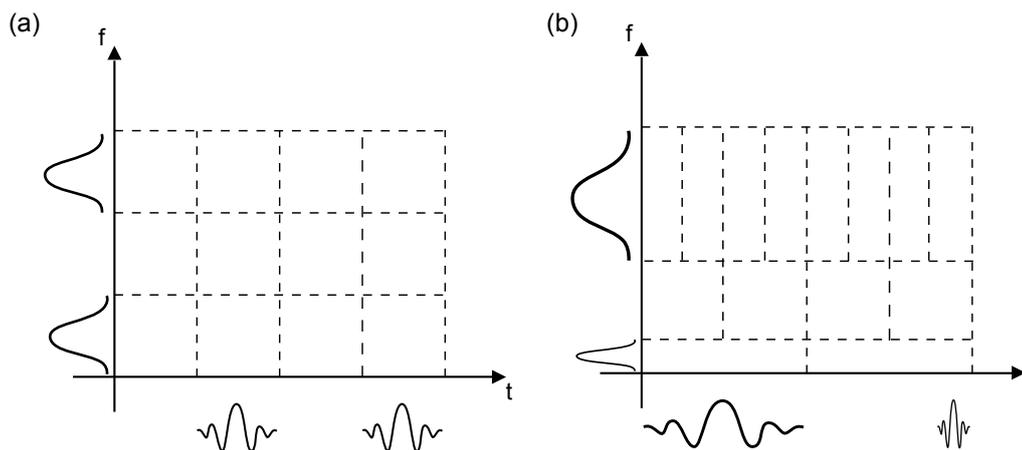


Figura 2.3: Análise com uma única resolução (a) e análise de multirresolução (b)

Avaliar sinais sob uma única resolução é problemático. Idealize um gerador de sinais fornecendo uma senoíde de baixa frequência, então, gradativamente aumenta-se a frequência da onda e, em certo momento, altera-se o formato para dente de serra. Um os-

ciloscópio regulado para baixas frequências mostra o sinal da Figura 2.4. Observe que a mudança no formato da onda não é percebida. A visualização só é possível por meio de uma ampliação na região de alta frequência. A ampliação consiste num aumento de resolução no domínio do tempo, o que não é possível na análise de Gabor.

De uma forma geral, a dinâmica dos sinais de alta frequência pode ser percebida por meio da observação de um curto intervalo de tempo. Enquanto que, a dinâmica dos sinais de baixa frequência só é compreendida após a análise de um intervalo relativamente maior.

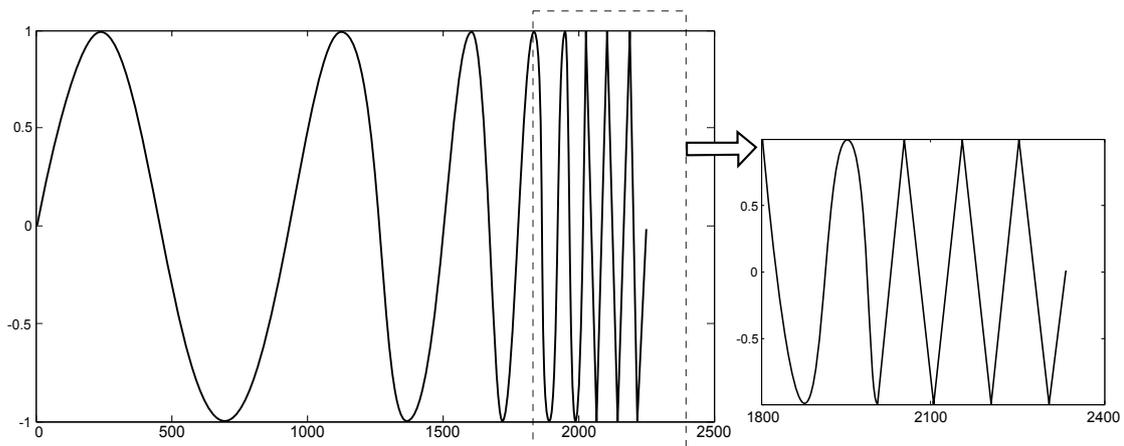


Figura 2.4: Problema da análise de resolução única

Por isso, se diz que a análise de sinais de alta frequência exige alta resolução no domínio do tempo. Enquanto que, os sinais de baixa frequência exigem resolução baixa. Mas, e quando o sinal apresenta trechos de baixas e altas frequências? Como tratar estes sinais? Na década de 80, o geofísico Jean Morlet se deparou com este problema no estudo de sísmica aplicado à exploração de petróleo.

Os sinais sísmicos são de natureza não-estacionária. A componente fundamental é de baixa frequência, mas é comum a ocorrência de variações de alta frequência ao decorrer do tempo. A Transformada de Gabor é ineficiente para o tratamento de tais sinais, pois promove uma análise com uma única resolução. Definir um tamanho para janela gaussiana que se adeque à análise de todas as frequências é impossível.

Para resolver o problema, Morlet desenvolveu uma nova técnica que permitia a análise sobre múltiplas resoluções. A técnica ficou conhecida como Transformada Wavelet. A expressão *Wavelet* significa “ondinha”. O que é uma menção às funções de base. Assim como Gabor, Morlet utilizou ondas oscilatórias com energia concentrada, como ilustra a figura 2.5. Mas diferentemente das funções de base de Gabor, as *Wavelets* não têm espalhamento fixo. A equação 2.4, que define a Transformada Wavelet, apresenta um

parâmetro de escala a que permite expandir a região de energia durante a análise das baixas frequências e comprimir durante a análise de altas frequências, o que é ilustrado na figura 2.3(b).

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi_{a,b}(t)dt \quad (2.3)$$

A Transformada Wavelet descreve os sinais como a soma de *Wavelets* de uma mesma família. Onde a função $\psi(t) = \psi_{1,0}(t)$ é denominada *Wavelet-mãe*. E as demais, obtidas por meio de translações e escalas da *Wavelet-mãe*, são chamadas de *Wavelets-filhas*. A equação 2.4 define como são geradas as *Wavelet-filhas*.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.4)$$

O parâmetro b promove o deslocamento da *Wavelet* e equivale ao τ da Transformada de Gabor. O termo $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ evita que as mudanças de escala alterem a energia da função. Desta forma, à medida que se comprime a função a amplitude aumenta.

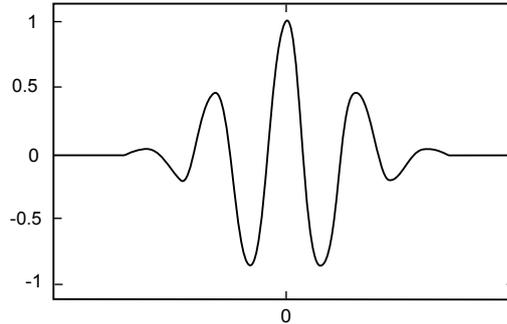


Figura 2.5: Wavelet de Morlet

Até o momento, as *Wavelets* foram definidas como funções oscilatórias de energia concentrada. As equações 2.5 e 2.6 impõem uma definição mais formal. Para ser considerada uma *Wavelet*, a função deve respeitar a ambas as expressões. A equação 2.5, estabelece que a função $\psi(t)$ pertence ao espaço de sinais de energia finita.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t)dt = 0 \quad (2.5)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|}{|\omega|}d\omega < \infty \quad (2.6)$$

Já equação 2.6, chamada de critério de admissibilidade, garante que a Transformada é reversível. A função $\Psi(\omega)$ representa a transformada de Fourier da função $\psi(t)$.

2.1 Transformada Wavelet Discreta

Assim como a variável temporal t , os parâmetros de translação e escala da Transformada Wavelet Contínua, descrita pela equação 2.3, variam de forma infinitesimal. Fato que torna a Transformada não implementável computacionalmente. Afinal, mesmo dispondo de recursos ilimitados de processamento, o cálculo consumiria um tempo infinito.

Uma alteração infinitesimal na função de base reflete de forma praticamente inexpressiva sobre o resultado do produto interno. Assim, os deslocamentos e escalas contínuos acrescentam uma grande carga de informações redundantes. Desta forma, definir variações espaçadas dos parâmetros a e b não limita a análise. A discretização, expressa pelas equações 2.7 e 2.8, serve a este propósito, sendo o primeiro passo para a concepção de uma equação computacionalmente implementável.

$$a = a_0^{-m} \quad (2.7)$$

$$b = nb_0 a_0^{-m} \quad (2.8)$$

Se por um lado, a variação contínua dos parâmetros de escala e translação ocasiona a geração de informações redundantes. Por outro, a variação muito espaçada pode acarretar na perda de informação. Os termos a_0 e b_0 , denominados, respectivamente, de passos de escala e translação, estabelecem unidades bases para a variação de a e b . Os passos são valores cuidadosamente pré-estabelecidos. A situação mais comum considera $a_0 = 2$ e $b_0 = 1$, sendo denominada de análise diádica. As variáveis m e n pertencem ao conjunto dos inteiros positivos e são parâmetros discretos. A Transformada Wavelet é, então, redefinida para considerar parâmetros discretos de translação e escala, como mostra a equação 2.9.

$$W(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^{-m}}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi \left(\frac{t - nb_0 a_0^{-m}}{a_0^{-m}} \right) dt \quad (2.9)$$

A discretização dos parâmetros a e b não é o suficiente para tornar a equação implementável. Observe que a variável independente t não é discreta, ou seja, tanto $f(t)$ como as *Wavelets* são funções contínuas. Somente com a discretização da variável independente obtém-se a equação 2.10, que é implementável e expressa a Transformada Wavelet Discreta (DWT).

$$W(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^{-m}}} \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k) \psi \left(\frac{k - nb_0 a_0^{-m}}{a_0^{-m}} \right) dt \quad (2.10)$$

A Transformada Wavelet Contínua provê uma análise de multirresolução de difícil representação gráfica, uma vez que os parâmetros de escala e translação se alteram de forma gradual. A representação mostrada na figura 2.3(b) corresponde ao caso diádico da Transformada Discreta.

Na análise diádica, expressa pela equação 2.11, as alterações no espalhamento da função *Wavelet* respeitam a um fator de escala igual a 2, ou seja, à medida que a banda de frequência analisada aumenta, o espalhamento da função *Wavelet* reduz à metade.

$$W(m, n) = 2^{m/2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k) \psi(2^m k - n) \quad (2.11)$$

2.2 Análise de Multirresolução

Em 1989, o engenheiro francês Stephane Mallat concebeu um algoritmo eficiente para tratar o caso diádico da Transformada Wavelet Discreta. O algoritmo [MALLAT 1989], que utilizava bancos de filtros para decompor de forma recursiva os sinais, exigia menos recursos computacionais que as versões anteriormente propostas, e, por isso, tornou-se a maneira mais elegante de implementar a Transformada Wavelet.

A idéia do algoritmo é que a cada iteração sejam criadas duas séries de coeficientes: $c[k]$ e $d[k]$. Os coeficientes da série $c[k]$ armazenam apenas informações de baixa frequência, e são denominados de coeficientes de aproximação. Já a série $d[k]$, armazena as informações de alta frequência, os chamados coeficientes de detalhe [BOUTON 2006].

Na teoria, a decomposição é realizada por meio de duas funções: a função de escala $\varphi(t)$ ou *Wavelet-pai*, e a função de detalhe $\psi(t)$, também chamada de *Wavelet-mãe* [WARD 2003]. A função de escala está associada a geração dos coeficientes $c[k]$, ao passo que, a *Wavelet-mãe* está relacionada à série $d[k]$, como mostra a equação 2.12.

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c[k] \varphi(t - k) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} d[k] \psi(t - k) \quad (2.12)$$

Observe, entretanto, que a equação 2.12 expressa uma única decomposição, a decomposição realizada sobre o sinal original durante a primeira iteração do algoritmo. As demais decomposições utilizam como base os coeficientes de baixa frequência gerados na decomposição anterior, pois como mencionado anteriormente, a análise das baixas frequências exige baixa resolução no domínio do tempo, o que implica numa alta resolução no domínio da frequência. Assim, à medida que se aproxima das baixas frequências, deve-se aumentar a resolução, o que é conseguido através das decomposições, como pode ser visto na figura 2.7.

A equação de decomposição recursiva (equação 2.13) considera uma única série de coeficientes de baixa frequência $c_{j_0}[k]$ que representa a última série de coeficientes não decomposta, e J séries de alta frequência. Onde J é o número de iterações do algoritmo.

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j_0}[k] \phi_{j_0}(t-k) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{j=j_0}^{J-1} d_j[k] \psi_j(t-k) \quad (2.13)$$

Na prática, a Análise de Multirresolução (AMR) de Mallat não utiliza as funções de escala e detalhe. A implementação é feita por meio de dois filtros: $g[n]$ e $h[n]$. O filtro $g[n]$ é passa-baixa, sendo responsável pela geração dos coeficientes $c[k]$. Enquanto que, o filtro passa-alta $h[n]$ responde pelos coeficientes $d[k]$. As equações 2.14 e 2.15 mostram como são geradas as séries de coeficientes a partir dos filtros.

$$c_j[k] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} c_{j+1}[m] g[m-2k] \quad (2.14)$$

$$d_j[k] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} c_{j+1}[m] h[m-2k] \quad (2.15)$$

É importante salientar que, diferentemente da equação 2.13, nas equações 2.14 e 2.15, os índices j das séries $c_j[k]$ e $d_j[k]$ são puramente ilustrativos, servem apenas para definir que séries c_j e d_j quaisquer são calculadas a partir dos coeficientes de baixa frequência c_{j+1} obtidos na decomposição anterior.

Em última instância, a AMR pode ser interpretada como um conjunto de convoluções entre os coeficientes e os filtros. Para chegar a esta conclusão, inicialmente, substitui-se $2k$ por n na equação 2.14. O resultado é descrito na equação 2.16.

$$c_j[n/2] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} c_{j+1}[m] h[m-n] \quad (2.16)$$

A operação da convolução, descrita pela equação 2.17, não tem o mesmo formato que a equação 2.16. Então, é necessário reformular a segunda equação. Para isso, define-se uma função $\bar{h}[n] = h[-n]$.

$$y[n] = u[n] * h[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} u[k] h[n-k] \quad (2.17)$$

$$c_j[n/2] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} c_{j+1}[m] \bar{h}[n-m] \quad (2.18)$$

$$c_j[n/2] = c_{j+1}[n] * \bar{h}[n] = c_{j+1}[n] * h[-n] \quad (2.19)$$

A dedução descrita, também, é válida para a equação 2.15. Deste modo, tanto os coeficientes de aproximação como os de detalhe são obtidos por meio da convolução. É importante observar, porém, que a convolução descrita pela equação 2.19 só admite valores pares para a variável n . Como consequência direta, temos que a cada decomposição são geradas séries c_j e d_j com a metade dos coeficientes das séries da iteração anterior, c_{j+1} e d_{j+1} .

A maneira mais fácil de entender a AMR é através do diagrama de blocos da figura 2.6. O diagrama mostra três decomposições. Os coeficientes da série c_{j+3} correspondem ao sinal original. O símbolo $\downarrow 2$, conhecido como operador de decimação por dois, indica que a cada dois valores obtidos na convolução, um é descartado. Na realidade, o operador é apenas simbólico, os valores “desnecessários” não são calculados, uma vez que calcular coeficientes para descartar em seguida é um desperdício computacional.

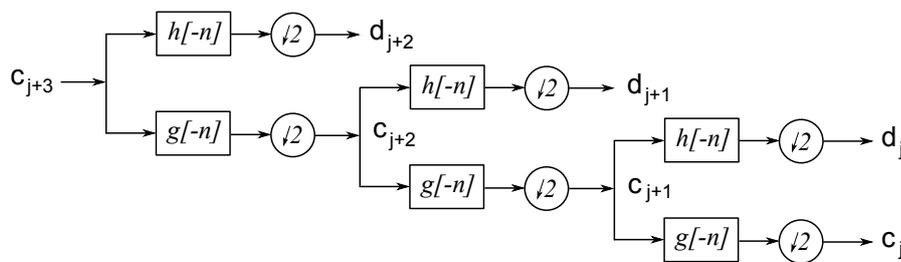


Figura 2.6: Bancos de filtros.

A decimação é um procedimento de descarte espaçado de amostras de um sinal discreto, que equivale a reamostrar o sinal contínuo com uma frequência de amostragem menor. No caso da AMR, a decimação minimiza a perda de informação por efeito *aliasing* [MARTINS 2006] [SARKAR et al. 2002], como pode ser visto na figura 2.7.

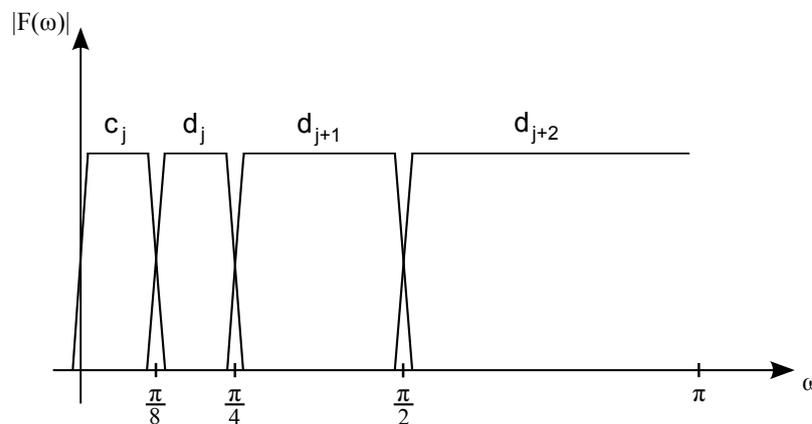


Figura 2.7: Análise de multiresolução de Mallat.

O principal objetivo da figura 2.7 não é mostrar o efeito *aliasing*, mas sim, a localização espectral de cada uma das séries geradas pelo diagrama de blocos. O princípio de Nyquist estabelece que os sinais devem ser amostrados com uma frequência superior ao dobro da máxima frequência presente. Como consequência, se um sinal é amostrado a uma frequência f_s , a análise espectral só deve considerar as frequências inferiores a metade de f_s . Com a análise de multirresolução não é diferente, observe que o gráfico só considera valores de ω inferiores a π .

A Transformada Wavelet permite extrair, do sinal, informações que não são obtidas por meio das Transformadas de Fourier e Gabor. Estas informações tornam as mudanças de frequência mais visíveis, ou seja, dão maior clareza a análise espectral. E por isso, vêm sendo utilizadas em aplicações de tratamento de áudio e vídeo, compressão de imagens, reconhecimento de voz, entre outras. O objetivo deste trabalho é mostrar que estas informações podem ser utilizadas, também, para detecção de vazamentos em oleodutos.

Capítulo 3

Simulações de Vazamentos

Cada oleoduto apresenta características estruturais próprias que alteram de diferentes maneiras os sinais de pressão. Fazendo uma analogia com a escrita, pode-se dizer que os dutos têm assinaturas próprias. A assinatura determina como se comporta o sinal de pressão durante as mais diversas situações: escoamento constante, vazamento, acionamento e desligamento de bomba. Os gráficos da figura 3.1, mostram o quanto o comportamento do sinal pode variar de um duto para outro. Ambos os sinais referem-se ao mesmo evento, o desligamento de uma bomba. A figura 3.1(a) mostra o comportamento para o duto de Upanema-ETB, utilizado por [MARTINS 2006]. Já o sinal da figura 3.1(b) foi obtido utilizando o sistema de tanques e dutos do Laboratório de Avaliação de Medição em Petróleo (LAMP), instalado na Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN).

A discrepância entre os sinais é reflexo das inúmeras variáveis que envolvem o transporte do fluido. Além das questões estruturais como, o diâmetro e a espessura do duto, a quantidade e o tipo das bombas conectadas à tubulação. Existem outras variantes que são inerentes ao transporte e ao fluido, como a vazão e a pressão de trabalho, a viscosidade e o BSW (Basic Sediment and Water). A assinatura do duto é a consequência direta de todas estas variáveis.

A concepção de um sistema de detecção exige o conhecimento prévio e profundo do comportamento da pressão durante as diversas situações de escoamento. Determinar o comportamento durante os vazamentos (assinatura de vazamento) não é o suficiente, uma vez que situações normais podem apresentar perfis de pressão muito semelhantes aos dos vazamentos.

Os perfis de escoamento normal são facilmente obtidos. Já os sinais de vazamento são simulados por meio de válvulas. As simulações exigem uma infraestrutura que permita o remanejamento e acúmulo do óleo. As instalações do LAMP, mostradas na figura 3.2, dispõem de tal infraestrutura e, por isso, foram utilizadas como referência para este tra-

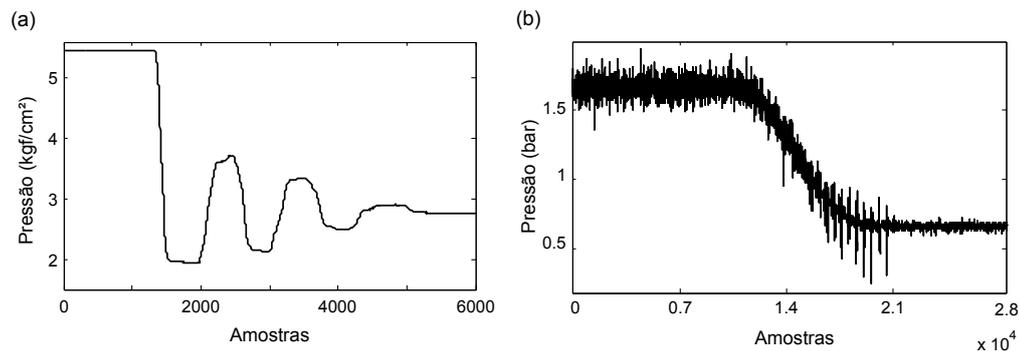


Figura 3.1: Perfis de desligamento de bomba dos dutos de (a) Upanema-ETB e (b) LAMP.

balho. A planta do LAMP é voltada para fins acadêmicos, e por isso, dispõem de outras características atrativas: as dimensões reduzidas, a presença de pontos para instalação de sensores, o controle sobre o acionamento e desligamento das bombas.

A realização de simulações de vazamento em plantas industriais de grande porte é cercada de dificuldades. Os testes têm que competir com atividades prioritárias voltadas à produção. O ambiente de testes é, essencialmente, não controlável. A pressão no duto é afetada por ações dos operadores das estações vizinhas, tornando-se bastante variável. Diante de um perfil tão variável, fica difícil determinar o que é consequência de um vazamento e o que comportamento de escoamento normal.

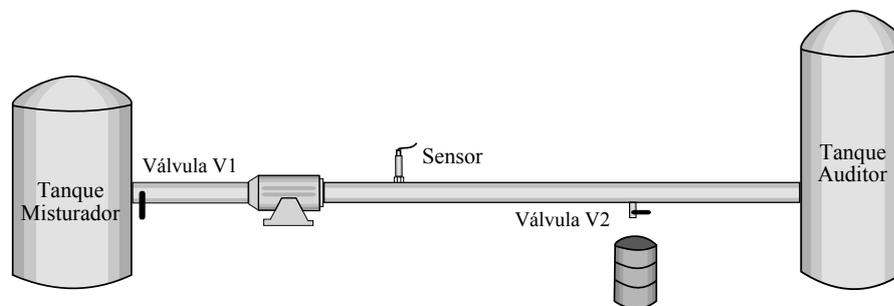


Figura 3.2: Sistema de dutos e tanques utilizado nas simulações de vazamento.

A figura 3.2 mostra, a estrutura utilizada nas simulações. O duto tem 3” de diâmetro e 22m de extensão. A válvula bomba regula a injeção do fluido na tubulação, permitindo variar a pressão de 0 a 3,0 kgf/cm^2 . Os vazamentos são simulados por meio da abertura da válvula esfera V2. O sensor, posicionado a uma distância de 5m do ponto de vazamento, captura as variações de pressão do duto. O fluido liberado é acumulado num tonel de 200l e, após os teste é rebombeado aos tanques.

3.1 Sensor Utilizado

A qualidade de um sensor está relacionada com um conjunto de características: histerese, repetibilidade, robustez e outras. Aprimorar uma ou mais destas características implica na elevação dos custos de fabricação do equipamento. A escolha de um sensor deve considerar as necessidades da aplicação, evitando o gasto com recursos que não serão utilizados.

Na indústria do petróleo, são exigidos equipamentos com características especiais voltadas à segurança, como proteção intrínseca e anti-explosão. Outras características, entretanto, são menos requisitadas. Os sensores e transmissores de pressão são, normalmente, utilizados para o monitoramento através de supervisórios. Os gráficos de pressão são apresentados na tela do supervisório com uma taxa de amostragem muito baixa, já que os operadores não necessitam de uma massa elevada de dados para entender a dinâmica da curva de pressão. Assim, pode-se dizer que tais equipamentos não são exigidos em termos de tempo de resposta.

O tempo de resposta define a sensibilidade do sensor às variações rápidas da grandeza medida. Por exemplo, se o tempo de resposta de um sensor é de 1s, nenhuma variação com duração inferior a este tempo consegue ser observada. Desta forma, o tempo de resposta pode ser encarado como um filtro passa-baixa, que está, inevitavelmente, associado a todo sensor. Em aplicações digitais, este critério de desempenho é um parâmetro ainda mais importante, pois reflete sobre a taxa de amostragem adotada.

O tempo de resposta define uma frequência de corte que limita a análise espectral. A técnica em estudo é baseada na análise espectral por meio da Transformada Wavelet, daí a importância do tempo de resposta na escolha do sensor.

O sensor escolhido, o PTX7800 da Druck (figura 3.3), utiliza um elemento sensor piezoresistivo. O elemento piezoresistivo é uma fina placa semicondutora que se deforma facilmente quando submetida à alguma carga mecânica. A deformação provoca a alteração na resistência do elemento. O PTX7800, responde com uma corrente (de 4 a 20mA) de acordo com a pressão (0 a 7bar) exercida sobre o elemento sensor, indicando a presença de um transdutor interno que converte a resistência em corrente.

É importante salientar que variações de pressão de curta duração (inferior a 1ms) não conseguem romper o estado de inércia da estrutura, ou seja, deformar o elemento sensor. Por isso, se diz que o tempo de resposta do sensor é de 1ms. Supondo um sistema discreto, se forem capturadas N amostras dentro do mesmo milissegundo, todas serão iguais. Assim, a taxa de amostragem fica limitada à frequência de 1kHz.

O sinal da figura 3.1(b) foi capturado com uma taxa de 1kHz. A presença de ruído é

notoriamente maior que no sinal da figura 3.1(a), amostrado à 20Hz. Mas, neste caso, o ruído não é um mau sinal, é uma indicação de que uma faixa maior de frequências está presente. O sensor utilizado para captura do sinal da 3.1(b) é capacitivo não-sônico, o que inviabiliza a aquisição com taxas elevadas.



Figura 3.3: Sensor de pressão PTX7800.

3.2 Procedimentos de Aquisição dos Dados

A confiabilidade de um sistema de detecção de vazamentos está intimamente relacionada com a corretude dos dados capturados ao longo do duto. Inconsistências nos dados podem gerar situações de falso positivo ou, no pior dos casos, a não detecção de um vazamento. O falso positivo, à primeira vista, não parece um problema grave. Entretanto, toda vez que um alarme é gerado, o duto deve ser vistoriado, exigindo a atenção dos operadores e o possível recrutamento de pessoal. A repetição de alarmes falsos acaba por desacreditar o sistema de detecção de vazamentos.

A exatidão dos sensores, em si, não garante a coerência dos dados. É necessário que todo o sistema de aquisição esteja sintonizado, evitando o encadeamento de erros, e o conseqüente corrompimento dos dados. Neste aspecto, os sistemas baseados no processamento digital de sinais são os mais problemáticos, uma vez que necessitam de uma etapa adicional para a conversão analógico/digital.

O esquema completo de aquisição de dados é mostrado na figura 3.4. Além da etapa de conversão A/D, são necessárias etapas para conversão da corrente (saída do sensor) em tensão, filtragem analógica do sinal de tensão e envio dos dados para o arquivamento num microcomputador. A conversão A/D é realizada um DSP (Processador Digital de Sinais), o TMS320F28335 da Texas Instruments.

A maioria dos circuitos de conversão A/D utiliza tensão como entrada, justificando a realização da etapa de conversão corrente/tensão. A etapa de filtragem se apóia na teoria

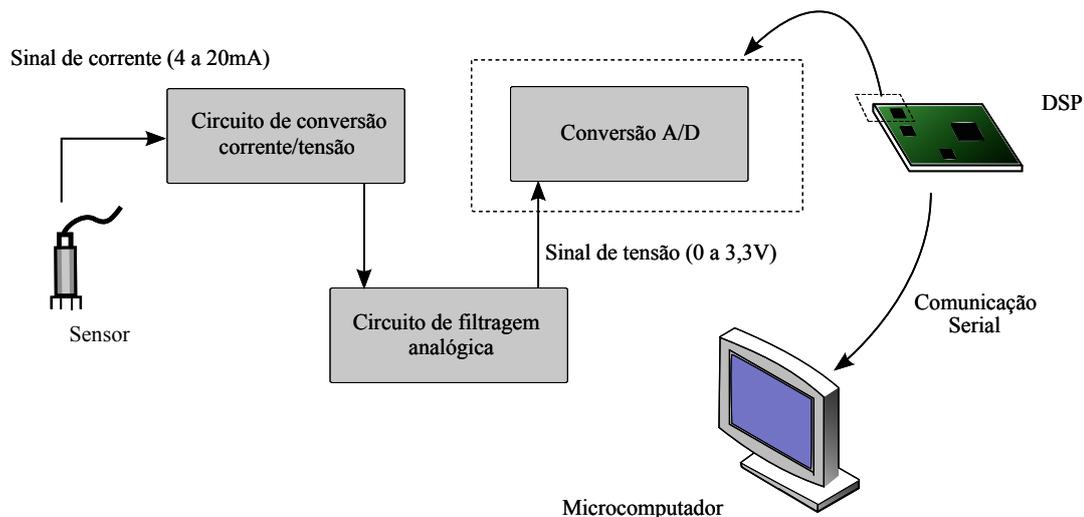


Figura 3.4: Metodologia utilizada na aquisição de dados.

de amostragem dos sinais, que pode ser explicada da seguinte forma: o sinal analógico capturado pelo sensor é limitado em termo de frequência, devido ao tempo de resposta do elemento sensor, apresentando um espectro semelhante ao da figura 3.5(a). O sinal, entretanto, não está livre do ruído de natureza elétrica e atmosférica que afeta todas as frequências de forma praticamente uniforme, modificando o espectro para o da figura 3.5(b). Quando o sinal é amostrado com uma frequência f_s , o espectro é replicado no domínio da frequência, como mostra a figura 3.6. Se o sinal apresenta frequência maiores que $f_s/2$ ocorre um efeito de sobreposição de espectros, conhecido na literatura como *aliasing*.

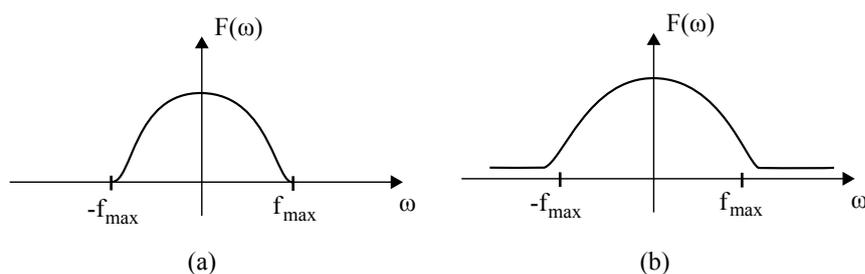


Figura 3.5: Espectro teórico do sinal de pressão (a) e espectro real (b).

A princípio, o efeito *aliasing* impossibilita o procedimento de recuperação do sinal a partir do espectro e, por isso, deve ser evitado. A aplicação desenvolvida neste trabalho não requer a recuperação do sinal. Então, por que se preocupar com o *aliasing*? O problema é que o efeito *aliasing* “mistura” as frequências, distorcendo os resultados da Análise Wavelet.

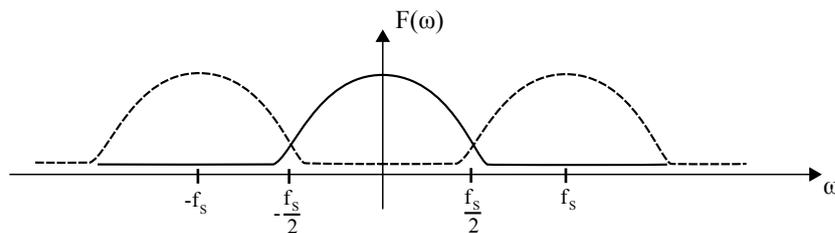


Figura 3.6: Efeito aliasing devido a amostragem.

Uma vez que o sinal amostrado, as conseqüências do efeito *aliasing* tornam-se definitivas. Não existe uma maneira de extrair as freqüências sobrepostas. A única forma de evitar o *aliasing* é amostrando o sinal com uma freqüência, no mínimo, duas vezes maior que a máxima freqüência presente no sinal. Quando a freqüência de amostragem já esta fixa, a solução é diminuir a máxima freqüência do sinal por meio de um filtro passa-baixa analógico. O efeito da filtragem analógica no domínio espectral pode ser visto na figura 3.7.

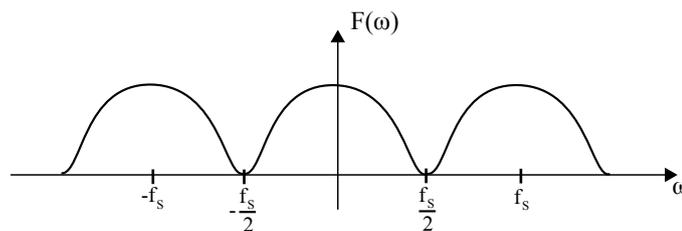


Figura 3.7: Resultado da filtragem analógica.

Como foi mencionado, a etapa de conversão A/D é realizada pelo DSP. Este dispositivo também foi importante para o arquivamento dos dados, uma vez que possui três interfaces de comunicação serial, uma com conector DB9.

O DSP permite iniciar as conversões A/D por meio de interrupção externa, PWM (Pulse-Width Modulator) ou interrupção de software. Interrupções de software periódicas podem ser geradas utilizando o clock interno do dispositivo. O conversor A/D apresenta resolução de 12 bits, ou seja, o sinal de entrada (tensão de 0 a 3,3V) é convertido num valor inteiro entre 0 e 4095. A conversão é regida pela equação 3.1.

$$valor_digital = 4096 \cdot \frac{valor_de_tensao}{3,3} \quad (3.1)$$

Em paralelo com a conversão A/D ocorre o envio dos dados para um microcomputador. O microcomputador possui mais recursos para desenvolvimento dos algoritmos de processamento.

Capítulo 4

Resultados da Análise Wavelet

A eficácia da Transformada Wavelet para caracterização de padrões de vazamento foi demonstrada por [MARTINS 2006] e [AVELINO et al. 2009]. Contudo, em ambos os trabalhos, foram utilizadas metodologias baseadas na análise conjunta das variações freqüenciais e da tendência da curva de pressão. O objetivo deste trabalho é mostrar que a análise de multirresolução, provida pela Transformada Wavelet, é suficiente para a determinação da assinatura de um duto. Com isso, a detecção dos vazamentos passa a independe da análise das quedas de pressão.

A idéia é que durante situações anômalas, como um vazamento, ondas com freqüências características se propagam pela tubulação. A presença mais forte de tais componentes de freqüências, no sinal de pressão, denuncia as situações críticas. É importante salientar que cada duto apresenta uma assinatura própria. As freqüências que caracterizam os vazamentos não são, necessariamente, iguais para todos os dutos. A possibilidade de que, em alguns dutos, as freqüências afetadas sejam mais altas que o ponto de corte do sensor, não é descartada. Fato que impossibilitaria a detecção dos vazamentos. Mas, segundo [AZEVEDO 2009] o sinal de pressão é constituído, basicamente, de ruído eletromagnético e hidráulico. O ruído eletromagnético se deve às induções e interferências sofridas pelo sensor, cabos e outros dispositivos, podendo atingir freqüência elevadas. Já o ruído hidráulico que, realmente, expressa o comportamento do fluido no duto, não consegue atingir freqüências tão elevadas.

Os vazamentos ocorrem, normalmente, devido a ação de agentes físico-químicos que provocam a corrosão da parede do duto. Nestes casos, os vazamentos têm natureza extremamente lenta, iniciando com uma pequena ruptura que, com o passar dos dias, aumenta e acaba provocando o derramamento de grande quantidade de óleo. Outros vazamentos, entretanto, ocorrem de forma abrupta. O motivo é, geralmente, o excesso de carga em algum ponto da tubulação, que provoca o aparecimento de uma grande fissura.

O primeiro reflexo de um vazamento é a queda de pressão. A transição para um

nível de pressão inferior pode demorar dias, no caso dos vazamentos lentos, ou apenas alguns segundos, no caso dos vazamentos bruscos. Isto representa um problema para os algoritmos de detecção baseados na tendência da curva de pressão, uma vez que o processamento deve considerar intervalos com diferentes tamanhos, ou seja, uma espécie de análise de tendência de curva com múltiplas resoluções, o que demanda uma carga elevada de recursos computacionais.

As variações frequenciais provocadas pelos vazamentos não ficam limitadas ao intervalo em que ocorre a queda de pressão. Mesmo após a estabilização do sinal num patamar inferior, os componentes de frequência que caracterizam os vazamentos continuam existindo. Assim, se a assinatura do duto é conhecida, é possível detectar um vazamento mesmo que já esteja ocorrendo há bastante tempo. Em outras palavras, a detecção não está condicionada ao momento em que começa o vazamento.

Em outras situações, entretanto, o instante em que o evento ocorre é de extrema importância. É o caso do desligamento de uma bomba. Quando uma bomba é desligada, alguns componentes de frequência “somem” do sinal de pressão capturado no duto. A ausência destes componentes caracteriza o estado da bomba. Contudo, no momento do desligamento, o duto é afetado por outro conjunto de frequências bem mais representativas. Assim, é mais interessante se concentrar no perfil do evento do que no conjunto de componentes de frequência após o evento.

Os acionamentos e desligamentos de bombas são as principais fontes de alarmes falsos, uma vez que afetam tanto a dinâmica do sinal, quanto a frequências presentes no duto. Como a metodologia proposta neste trabalho não engloba a análise da tendência de curva, considerar um conjunto de frequências mais representativas é suficiente para diminuir o número de falsos positivos. Esta consideração também elimina a uma limitação do duto utilizado nos testes. Como o duto só apresenta uma bomba, o desligamento significa o interrompimento do fluxo. Desta forma, os componentes de frequência presentes no duto após o desligamento correspondem a um perfil de duto sem escoamento, o que não serve aos nossos interesses.

A detecção de vazamentos exige respostas em tempo real. A rapidez de resposta possibilita a tomada mais rápida de decisões e, por consequência, a minimização dos danos causados. Algumas técnicas matemáticas não implementáveis em tempo real, como a extração do nível DC do sinal, melhoram os resultados da análise espectral. Contudo, dado o compromisso com a geração de uma metodologia de detecção implementável, tais técnicas não serão considerados neste trabalho.

4.1 Processamento dos dados com Wavelet

A Transformada Wavelet foi apresentada no capítulo 2 como uma técnica que provê análise simultânea nos domínios do tempo e frequência. A implementação mais aceita para a técnica foi desenvolvida por Mallat e baseia-se na decomposição do sinal por meio de bancos de filtros. O algoritmo de Mallat é reconhecido pela eficiência em termos de tempo de resposta e economia de recursos computacionais, além da facilidade de implementação. Em contrapartida, a interpretação dos coeficientes gerados nas decomposições não apresenta a mesma facilidade. Esta seção mostra como interpretar as séries de coeficientes de alta e baixa frequências, e como utilizar estas informações, antes “escondidas”, para detectar situações de vazamento em oleodutos.

Como mencionado anteriormente, o objetivo deste trabalho é caracterizar as diversas situações de operação de um duto através das frequências presentes no sinal de pressão. A Transformada Wavelet é uma ferramenta que permite visualizar, de forma isolada, a presença de certas bandas de frequência. A decomposição por bancos de filtros tem este caráter de isolamento de frequências. As séries de coeficientes gerados correspondem ao resultado do processo.

O sinal de pressão da figura 4.1 é interessante para o entendimento da assinatura do duto, pois apresenta todas as situações de operação desejadas: escoamento constante, vazamentos, acionamentos e desligamentos de bomba.

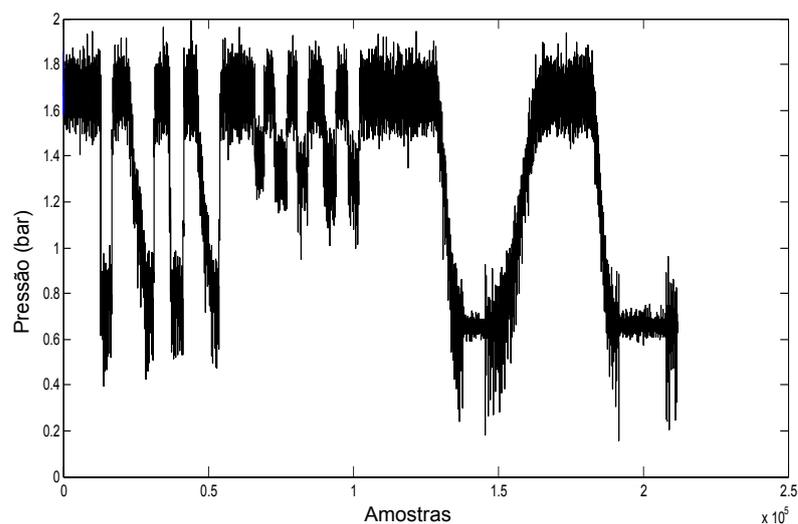


Figura 4.1: Sinais de pressão utilizado no processamento.

As nove primeiras quedas de pressão referem-se a vazamentos. As duas seguintes são desligamentos de bomba. O sinal foi capturado com taxa de amostragem de 1kHz .

(padrão usado nas simulações). Assim, pelo princípio de Nyquist, a análise espectral só pode considerar frequências inferiores a 500Hz .

Existem inúmeras famílias *Wavelets* que podem ser utilizadas como filtros na decomposição. As mais conhecidas são Haar, Coiflets e Daubechies. Inicialmente, será utilizada a *Wavelet* de Haar. Depois, para comparação, serão utilizadas as outras duas.

O sinal da figura 4.1 foi decomposto em seis níveis de coeficientes. Os coeficientes de baixa frequência são mostrados na figura 4.2. Enquanto que, os de alta frequência são mostrados na figura 4.3. Na primeira decomposição são gerados os coeficientes das figuras 4.2(a) e 4.3(a). Os coeficientes de baixa frequência mostrados na figura 4.2(a) correspondem à banda de frequência entre 0 e 250Hz . Já os coeficientes de alta frequência mostrados na figura 4.3(a) referem-se à banda de 250 a 500Hz .

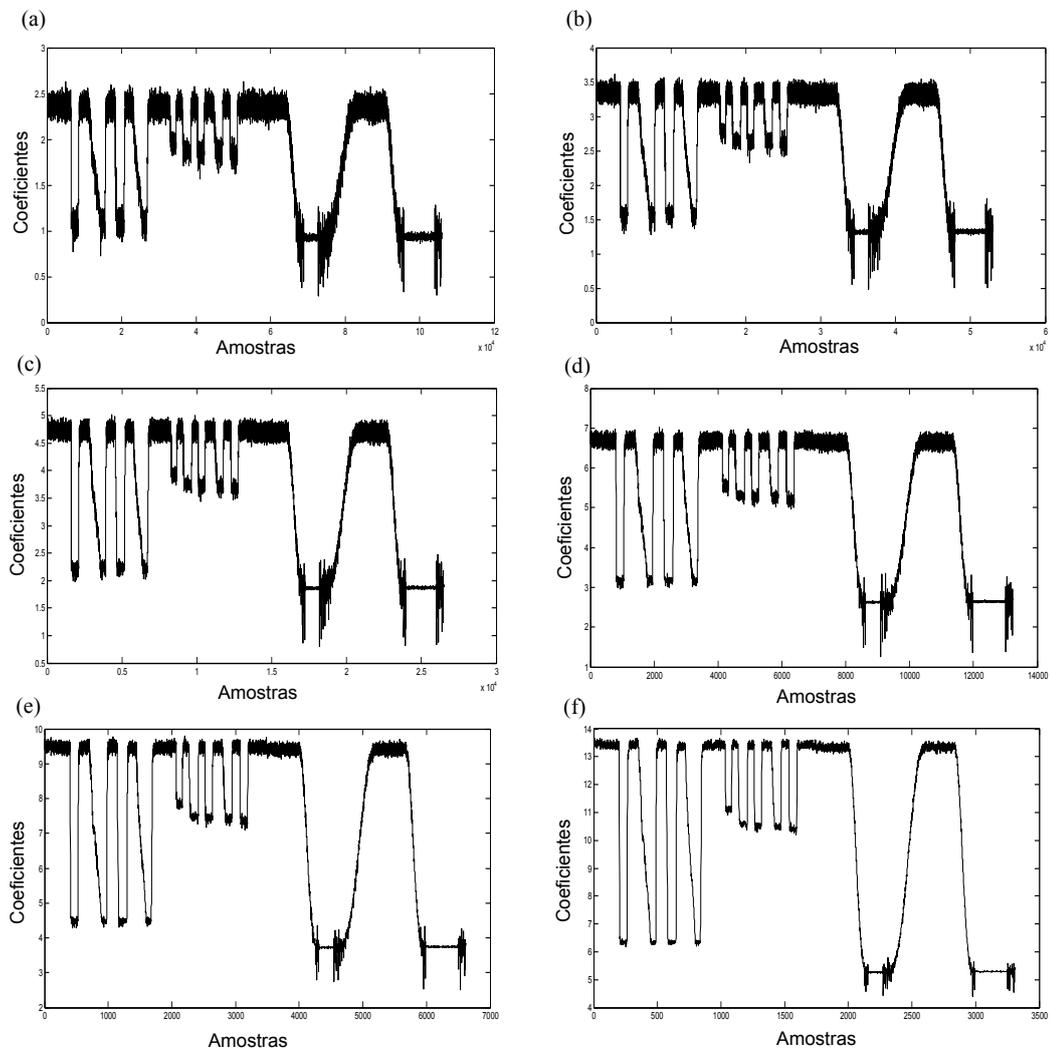


Figura 4.2: Coeficientes de baixa frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família haar.

Os coeficientes de baixa frequência, obtidos, são decompostos novamente, gerando a séries da figura 4.2(b) e 4.3(b). Séries que ocupam, respectivamente, as bandas de 0 à 125Hz e 125 a 250Hz. A decomposição continua até o sexto nível, onde são obtidos os coeficientes das figuras 4.2(f) e 4.3(f).

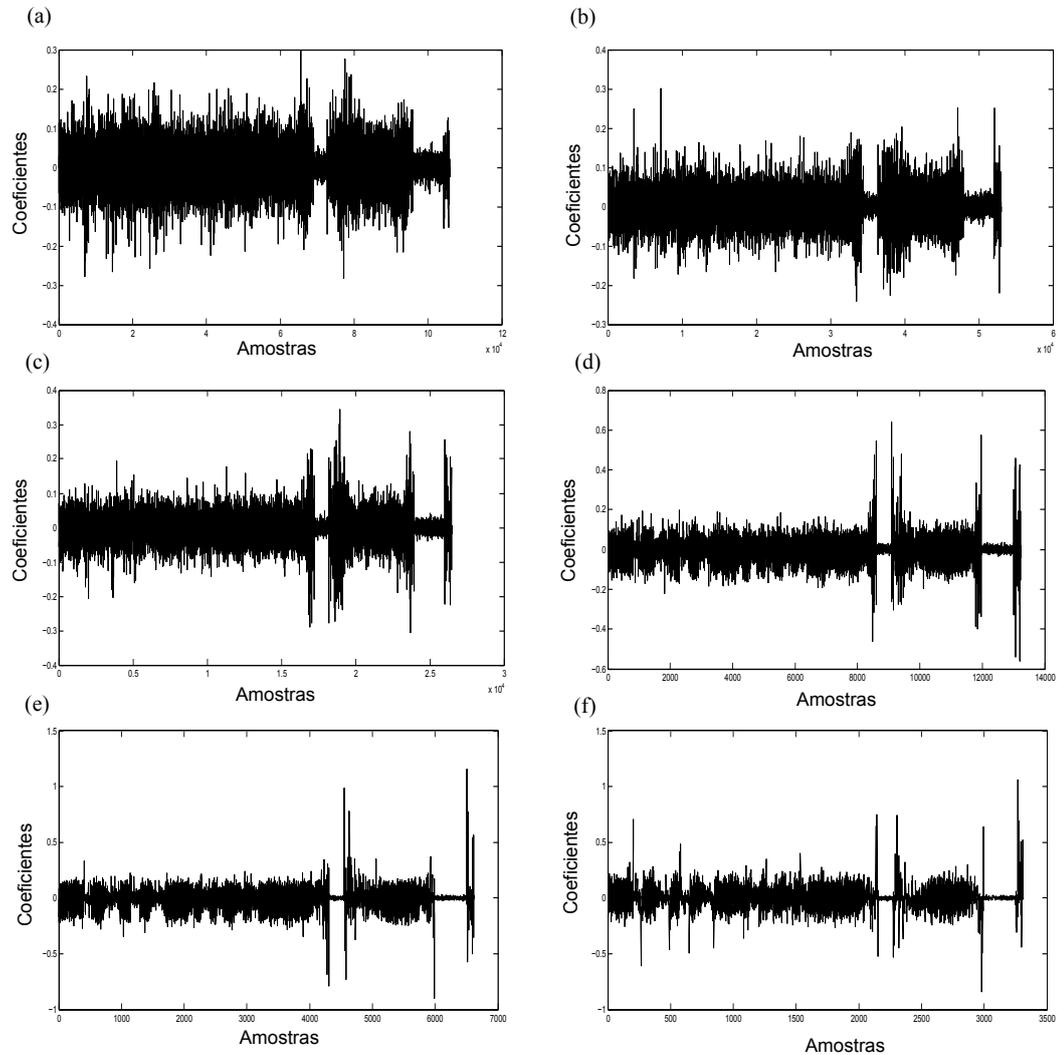


Figura 4.3: Coeficientes de alta frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família haar.

Os fenômenos hidráulicos têm dinâmica muito diferente dos fenômenos elétricos. As variações de tensão ou corrente ocorrem de forma praticamente instantânea. Já as variações de pressão estão associadas ao deslocamento de alguma matéria (líquido ou gás). A presença de forças de resistência ao movimento, como o atrito, inviabilizam variações rápidas de pressão. Por isso que os sinais de pressão apresentam a maior parte da energia concentrada nas baixas frequências. É por isso, também, que os coeficientes de baixa frequência são tão semelhantes ao sinal original.

Os coeficientes de alta frequência, pelo contrário, apresentam perfis bem mais representativos. Perfis estes que ficavam imersos numa grande massa de componentes de baixa frequência, e que só puderam ser extraídos por meio da Transformada Wavelet.

Perfis muito semelhantes foram obtidos utilizando as famílias Coiflets e Daubechies, como mostram as figura 4.4 e 4.5. provando que a família utilizada não interfere de forma decisiva na análise Wavelet. Assim, os coeficientes obtidos com a família Haar continuarão sendo utilizados nas análises posteriores.

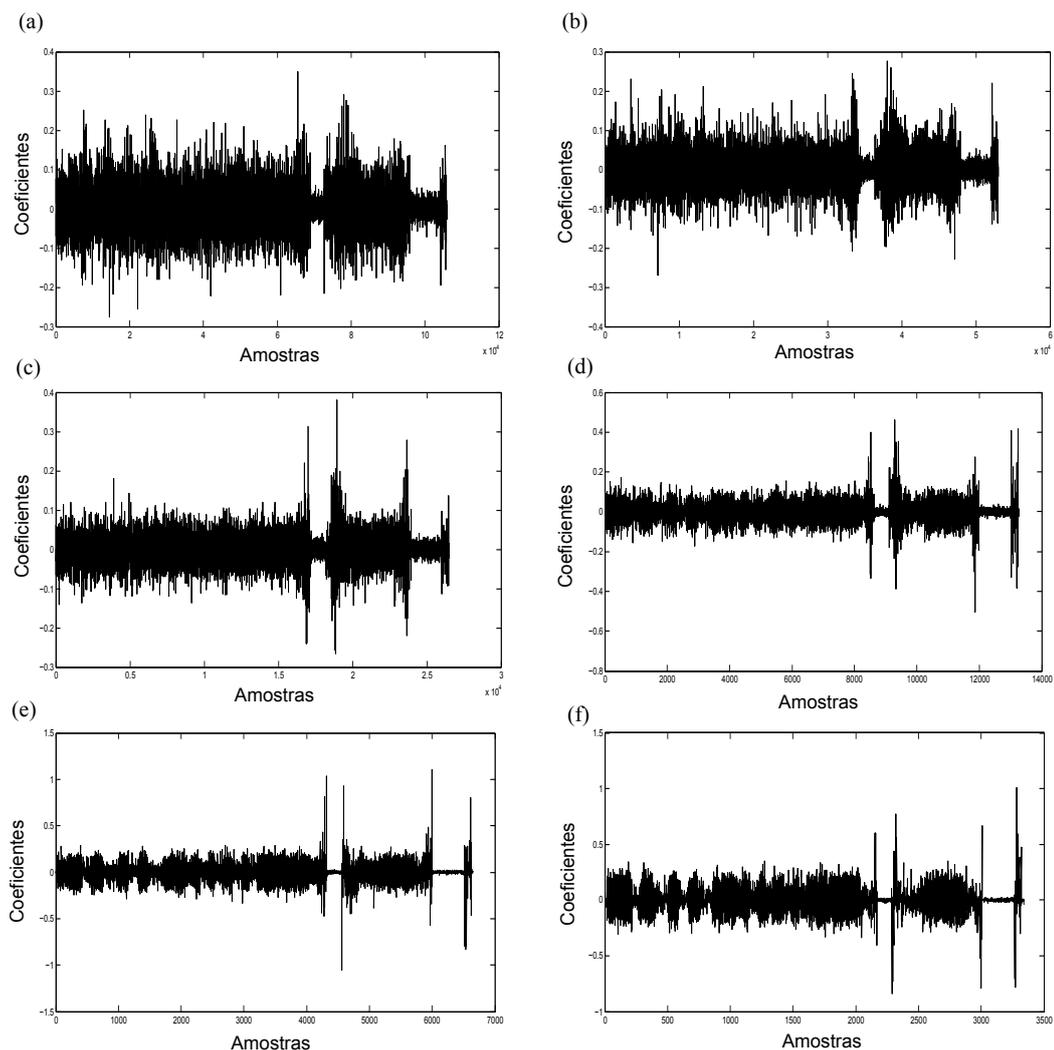


Figura 4.4: Coeficientes de alta frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família coiflets.

A questão, agora, é encontrar padrões, nos coeficientes da figura 4.3, que caracterizem as situações de vazamento. As séries de coeficientes dos três primeiros níveis apresentam picos durante os acionamentos e desligamentos de bomba. Mas, não respondem aos vazamentos.

As séries dos níveis seguintes, que juntas correspondem as bandas de 7,8125 à 62,5Hz, apresentam pequenas quedas de amplitude durante os vazamentos, indicando que as ondas com frequência localizada nesta banda tornam-se menos presentes no duto durante os vazamentos. Estas séries, também, conseguem caracterizar os acionamentos e desligamentos de bomba. A caracterização é ainda melhor que o das três primeiras séries.

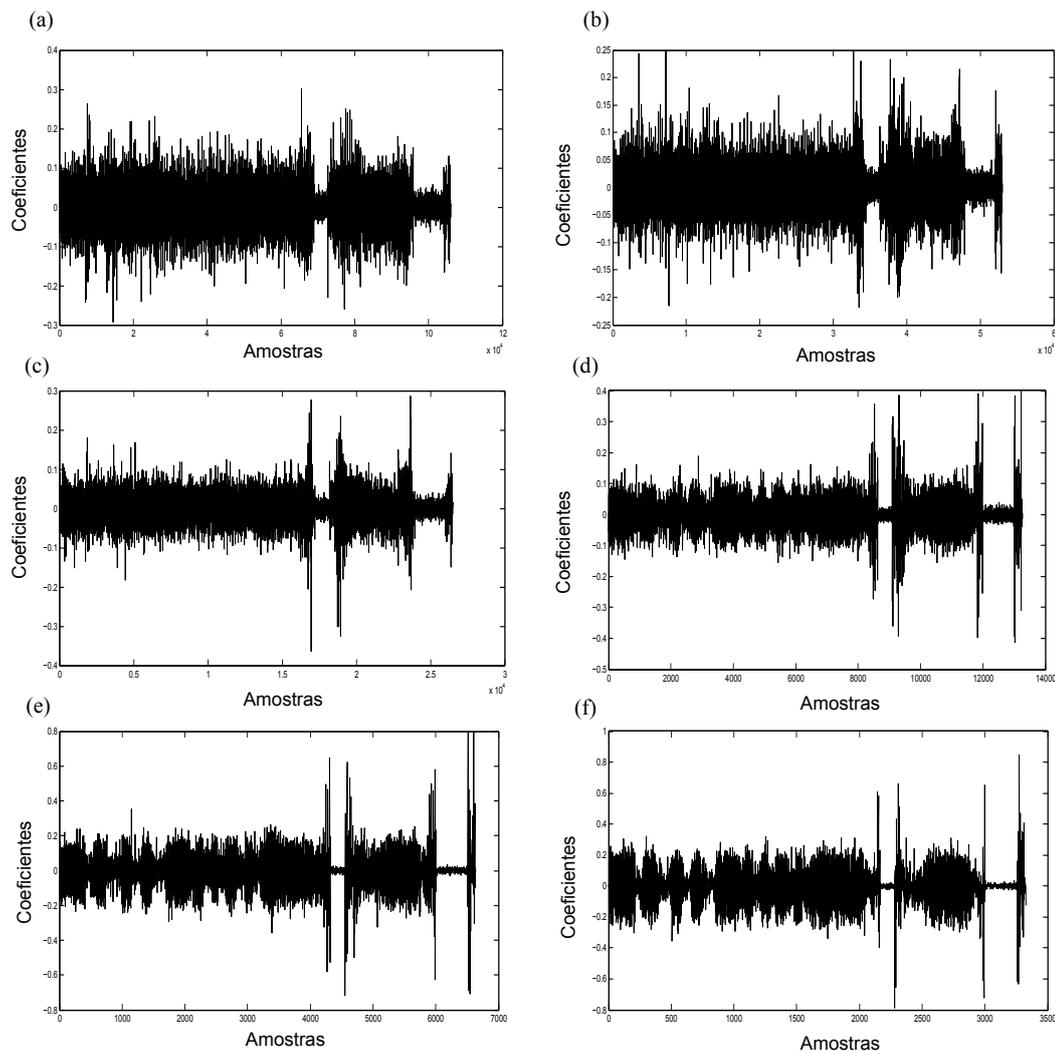


Figura 4.5: Coeficientes de alta frequência dos seis primeiros níveis, obtidos com Wavelets da família daubechies.

Os padrões de vazamentos, acionamentos e desligamentos de bomba são mais claros nos coeficientes do quinto nível, como mostra a figura 4.6.

A pergunta, agora, é como transformar estes perfis numa metodologia de detecção de vazamentos? Ou seja, que métodos utilizar para analisar os perfis e responder precisamente qual a situação do duto?

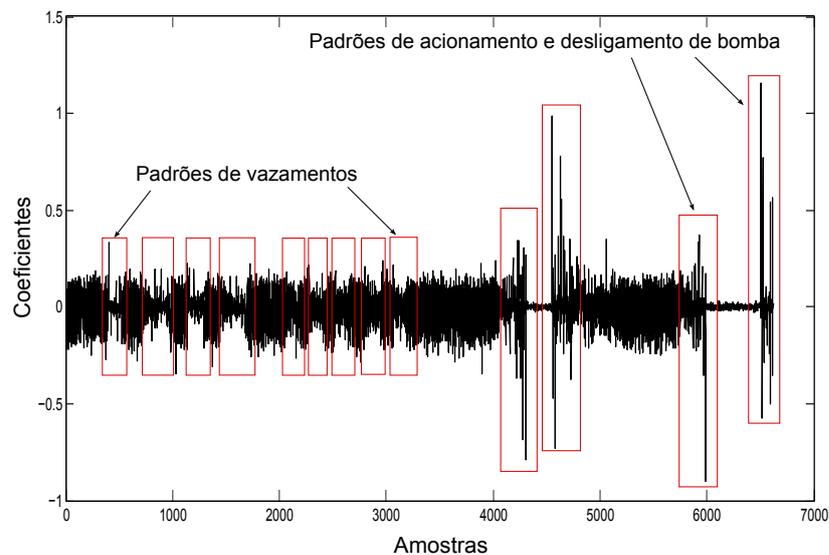


Figura 4.6: Padrões encontrados nos coeficientes de alta frequência do quinto nível.

4.2 Metodologia de detecção

Os conceitos de frequência e onda têm uma correlação muito forte. O próprio Fourier, quando definiu matematicamente a frequência, se referiu a ondas senoidais de duração infinita. Em 1946, Gabor [GABOR 1946] apresentou alguns questionamentos sobre esta definição: “Como falar sobre variação de frequência, se a frequência é definida como algo infinito?”. Os questionamentos resultaram na postulação do teorema da incerteza de Gabor-Heisenberg. Uma das conclusões foi que ondas de todas as frequências estão presentes a todo instante. O que torna uma frequência ω mais visível é a quantidade de energia que a onda de frequência ω apresenta.

A energia de um sinal é definida pela equação 4.1. A equação considera o sinal como um todo. Desta forma, não é possível saber qual a energia num determinado instante ou intervalo. Fazendo uma analogia com a Análise espectral, a equação 4.1 equivale a uma Transformada de Fourier.

$$E(t) = \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt \quad (4.1)$$

Como foi mostrado no capítulo 2, o cálculo da Transformada de Fourier sobre intervalos do sinal provê um caráter de localidade a análise. Estendendo esta idéia para o caso da energia, consegue-se uma relação entre a energia e o tempo, uma forma de calcular a concentração da energia.

Os coeficientes de detalhe obtidos no quinto nível da Transformada Wavelet, que são mostrados na figura 4.6, carregam informações da faixa de frequência entre $15,625\text{Hz}$ e

32,25Hz. Calculando a concentração de energia em intervalos de 32 amostras obtemos um gráfico “mais comportado”, que pode ser visto na figura 4.7.

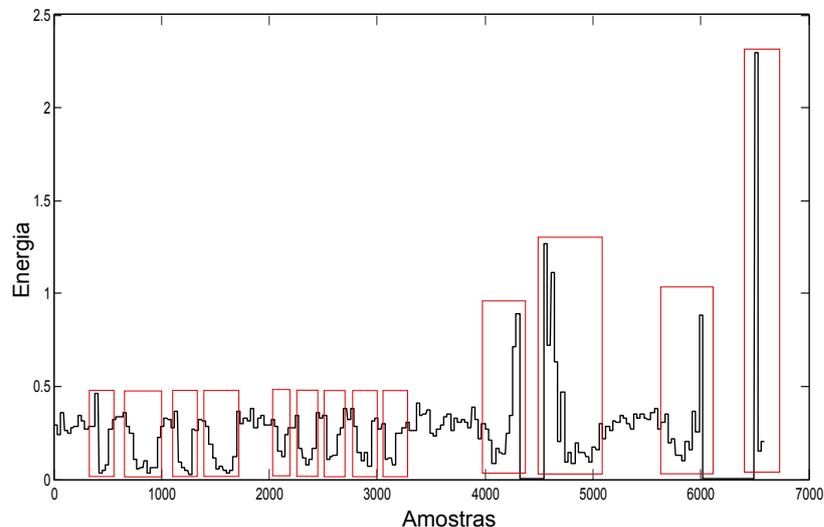


Figura 4.7: Concentração de energia nos coeficientes do quinto nível.

A figura 4.7 mostra que, durante os vazamentos, ocorre uma queda no nível de energia. Os desligamentos de bomba provocam quedas semelhantes. Entretanto, no momento que a bomba pára totalmente ocorre um pico de energia característico. O acionamento de bomba responde de forma parecida, a diferença é que o pico ocorre no momento da partida e a queda imediatamente em seguida.

Em situação de escoamento constante, a energia permanece dentro de uma faixa de operação normal. Quando o duto está preenchido com o óleo, mas não há escoamento, a energia se aproxima de zero.

Considerando estes perfis, a detecção dos vazamentos pode ser feita através da delimitação de regiões, como mostra a figura 4.8. Um vazamento é detectado quando a nível de energia permanece por algumas janelas seguidas na região de vazamento. Os acionamentos e desligamentos de bomba são detectados através dos picos que invadem a região mais alta do gráfico.

A delimitação das regiões é a principal dificuldade, pois requer o conhecimento profundo do comportamento da energia nas diversas situações de escoamento. O limite mais importante é o que separa as regiões de escoamento constante e vazamento. Definir um valor baixo para este limite implica em aumentar a região de escoamento constante, reduzindo, assim, a sensibilidade do sistema. Por outro lado, se o limite é fixado num valor elevado, o sistema fica mais vulnerável aos alarmes falsos.

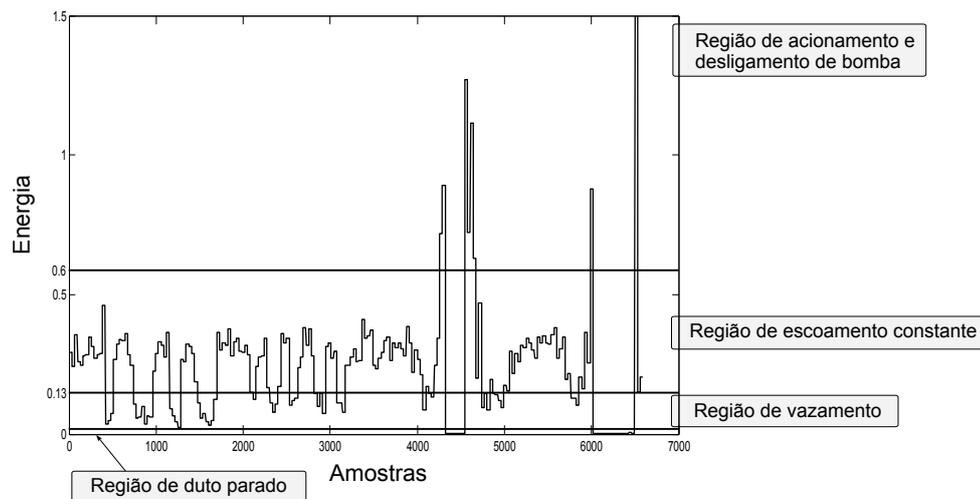


Figura 4.8: Regiões que caracterizam a situação do duto.

4.2.1 Influência do Nível DC

Em princípio, o nível DC aparece no sinal apenas como um componente de frequência zero. Contudo, ao diminuir a pressão do duto (reduzir o nível DC), as características de escoamento mudam, alterando todo o espectro. Nas simulações de vazamentos foram considerados vários patamares de nível DC. No geral, à medida que diminui o nível DC, diminui, também, as energias dos coeficientes de detalhe do quinto nível.

A delimitação entre as regiões de escoamento normal e vazamento considerou a mínima energia obtida durante o escoamento normal e a máxima obtida durante os vazamentos. Os dois valores ficaram muito próximos. Entretanto, isso não implica, necessariamente, que o sistema é sensível à geração de alarmes falsos, já que para configurar um vazamento é necessário que a energia permaneça na região de vazamento por um determinado número de janelas seguidas.

A extração do nível DC reduz este problema. Entretanto, a extração exige o conhecimento de todo o sinal, o que não é possível num sistema de tempo real. Uma abordagem de extração sobre blocos do sinal funciona razoavelmente, mas adiciona outra variável ao problema, o tamanho da janela utilizado na extração. Além disso, a extração gera descon continuidades entre os blocos. O que interfere diretamente sobre a Transformada Wavelet.

Uma solução alternativa foi proposta em [AZEVEDO 2009]: normalizar o sinal de entrada de acordo com o *range* da pressão do duto. Contudo, esta alternativa só é vantajosa se a pressão de operação é elevada.

Capítulo 5

Conclusões

As informações extraídas por meio da Transformada Wavelet revelaram que os vazamentos não são caracterizados pela presença de ondas com frequências características, mas sim, pela ausência de ondas de uma faixa específica (7,8125 à 62,5Hz). As ondas da faixa citada tornam-se menos visíveis durante todo o vazamento, não apenas no instante do rompimento. Assim, a detecção não fica restrita ao evento do rompimento. O vazamento passa a ser caracterizado pela ausência das ondas características por um determinado tempo, o que reduz a incidência de alarmes falsos.

Os desligamentos e acionamentos de bomba, diferentemente dos vazamentos, são caracterizados por alterações bruscas de frequência que ocorrem durante o evento. A entrada ou saída de uma bomba interfere sobre todas as faixas de frequência.

De uma forma geral, a Transformada Wavelet demonstrou-se eficiente na caracterização das diversas situações de operação do duto utilizado nas simulações. Contudo, é importante salientar que as variações frequenciais apresentadas remetem as características do duto, ou seja, a sua assinatura. Outros dutos podem apresentar variações frequenciais totalmente diferentes.

5.1 Estudos Futuros

Futuras pesquisas poderiam verificar a eficiência da Transformada Wavelet para caracterização de perfis de vazamento em oleodutos de maiores dimensões e com maior número de bombas. Outra sugestão é o uso de técnicas inteligentes, como Redes Neurais Artificiais (RNAs) e *Support Vector Machines* (SVMs), para uma melhor interpretação dos coeficientes obtidos.

Referências Bibliográficas

- ARANHA, FÁBIO (2003), 'Tecnologia de ultra-som ajudará a reduzir vazamentos em oleodutos', *Fonte Nuclear* .
- AVELINO, Á. M., R. E. F. DA SILVA, G. J. M. DE ARAUJO, J. Á. DE PAIVA, F. DE O. QUINTAES, A. L. MAITELLI, A. D. D. NETO & A. O. SALAZAR (2009), Real time leak detection system applied to oil pipelines using sonic technology and neural networks, *em* 'The 35th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society' .
- AZEVEDO, F. M. DE (2009), Proposta de algoritmo para detecção de vazamentos em oleodutos utilizando análise frequencial de sinais de pressão em tubulações de petróleo, Dissertação de mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UFRN, Natal, RN.
- BOUTON, ERIC ALBERT (2006), Multiplexação por divisão em multirresolução: um novo sistema baseado em wavelets, Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Pernambuco.
- DIAS, TIAGO (2007), 'À espera do biodiesel', *Meio Filtrante* .
- GABOR, DENNIS (1946), 'Theory of communication', *Journal of the Institute of Electrical Engineers* .
- MALLAT, STEPHANE G. (1989), 'A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* .
- MARTINS, RODRIGO SIQUEIRA (2006), Sistema inteligente para detecção de vazamentos em dutos de petróleo usando transformada wavelet e redes neurais, Dissertação de mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UFRN, Natal, RN.

OLIVEIRA, HÉLIO MAGALHÃES DE (2003), *Wavelets Entrando na Onda*, Editora Manole.

SARKAR, TAPAN K., MAGDALENA SALAZAR-PALMA & MICHAEL C. WICKS (2002), *Wavelet Applications in Engineering Electromagnetics*, Artech House Publishers.

SILVA, PRISCILA REIS DA (2004), Transporte Marítimo de Petróleo e Derivados na Costa Brasileira: Estrutura e Implicações Ambientais, Tese de doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ.

WARD, DANIEL L. (2003), Redundant Discrete Wavelet Transform Based Super-Resolution Using Sub-Pixel Image Registration, Tese de doutorado, Air Force Institute of Technology, Wright-Patterson Air Force Base, Ohio.