



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA



# **PROPOSTA DE ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS EM OLEODUTOS UTILIZANDO ANÁLISE FREQUENCIAL DE SINAIS DE PRESSÃO**

**FABIANO MEDEIROS DE AZEVEDO**

Orientador: Prof. Dr. Andrés Ortiz Salazar

Co-orientador: Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto

**Dissertação de Mestrado** apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da UFRN (área de concentração: Automação e Sistemas) como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Número de ordem PPgEE: M250  
Natal, RN, Outubro de 2009

# **Livros Grátis**

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

Divisão de Serviços Técnicos

Catálogo da Publicação na Fonte. UFRN / Biblioteca Central Zila  
Mamede

Azevedo, Fabiano Medeiros de.

Proposta de algoritmo para detecção de vazamentos em oleodutos utilizando análise freqüencial de sinais de pressão / Fabiano Medeiros de Azevedo – Natal, RN, 2009.

105 f.

Orientador: Andrés Ortiz Salazar.

Co-orientador: Adrião Duarte Dória Neto

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Centro de Tecnologia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

1. Detecção de Vazamentos – Dissertação. 2. Oleodutos – Dissertação. 3. Análise Freqüencial – Dissertação. 4. Transformada de Fourier – Dissertação. I. Salazar, Andrés Ortiz. II. Dória Neto, Adrião Duarte. III. Universidade Federal do Rio Grande do Norte. IV. Título.

RN/UF/BCZM  
622.276.2

CDU

# **PROPOSTA DE ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE VAZAMENTOS EM OLEODUTOS UTILIZANDO ANÁLISE FREQUENCIAL DE SINAIS DE PRESSÃO**

**FABIANO MEDEIROS DE AZEVEDO**

Dissertação de Mestrado aprovada em 23 de Outubro de 2009 pela banca examinadora composta pelos seguintes membros:

---

Prof. D.Sc. Andrés Ortiz Salazar ..... DCA/UFRN

---

Prof. Dr. Adrião Duarte Dória Neto ..... DCA/UFRN

---

Prof. D.Sc. André Laurindo Maitelli ..... DCA/UFRN

---

Dr. Vicente Delgado Moreira ..... PETROBRAS S.A.



*Ao meu pai, por me ensinar o valor  
da educação e organização em todas  
as coisas.*



---

# Agradecimentos

---

*Aos meus orientadores, pelo auxílio no desenvolvimento deste estudo.*

*A toda a equipe do projeto SONIC, pela troca de idéias e auxílio na obtenção de dados.*

*À Petróleo Brasileiro S.A., pela oportunidade e apoio financeiro a este projeto de pesquisa.*

*À minha família, pelo apoio e motivação.*



---

# Resumo

---

A detecção de vazamentos em dutos é assunto de grande interesse para empresas que realizam o transporte de petróleo e seus derivados, tendo em vista o crescente rigor da legislação ambiental nos países industrializados e em processo de industrialização. No entanto, as tecnologias existentes hoje ainda não estão plenamente consolidadas e estudos vêm sendo realizados com vistas a atingir maiores níveis de sensibilidade e confiabilidade para a detecção de vazamentos em uma ampla variedade de regimes de escoamento.

Neste sentido, este estudo apresenta os resultados obtidos com a análise do espectro de frequência de sinais de pressão de oleodutos em diversas situações de escoamento, tais como escoamento normal, vazamentos, partida e parada de bombas, etc. Os resultados indicam que é possível diferenciar o espectro frequencial dessas diferentes condições de escoamento, o que permite reconhecer e indicar a ocorrência de vazamentos em dutos transportando fluidos líquidos a partir da monitoração de sua pressão.

Com base nestes resultados, são propostos um algoritmo para detecção de vazamentos em dutos utilizando a análise frequencial de sinais de pressão e uma metodologia para sintonia e calibração deste algoritmo. O algoritmo e a metodologia de sintonia propostos são avaliados com dados obtidos a partir de vazamentos reais provocados em dutos transferindo petróleo e água, a fim de avaliar sua sensibilidade, confiabilidade e aplicabilidade para diferentes condições de escoamento.

**Palavras-chave:** Detecção de Vazamentos, Oleodutos, Análise Frequencial, Transformada de Fourier.



---

# Abstract

---

Pipeline leak detection is a matter of great interest for companies who transport petroleum and its derivatives, in face of rising exigencies of environmental policies in industrialized and industrializing countries. However, existing technologies are not yet fully consolidated and many studies have been accomplished in order to achieve better levels of sensitivity and reliability for pipeline leak detection in a wide range of flowing conditions.

In this sense, this study presents the results obtained from frequency spectrum analysis of pressure signals from pipelines in several flowing conditions like normal flowing, leakages, pump switching, etc. The results show that is possible to distinguish between the frequency spectra of those different flowing conditions, allowing recognition and announce of liquid pipeline leakages from pressure monitoring.

Based upon these results, a pipeline leak detection algorithm employing frequency analysis of pressure signals is proposed, along with a methodology for its tuning and calibration. The proposed algorithm and its tuning methodology are evaluated with data obtained from real leakages accomplished in pipelines transferring crude oil and water, in order to evaluate its sensitivity, reliability and applicability to different flowing conditions.

**Keywords:** Leak Detection, Oil Pipelines, Frequency Analysis, Fourier Transform.



---

# Sumário

---

<b>Sumário</b>	<b>i</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>v</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>vii</b>
<b>Lista de Símbolos e Abreviaturas</b>	<b>ix</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação.....	1
1.2 Histórico de Pesquisa na UFRN.....	4
1.3 Objetivos .....	5
1.4 Organização do Trabalho .....	5
<b>2 Caracterização de um Vazamento</b>	<b>7</b>
2.1 O Fenômeno Vazamento.....	7
2.2 Modelagem Determinística .....	8
2.3 Comportamento Dinâmico de um Vazamento.....	9
2.3.1 Comportamento da Vazão no Duto .....	10
2.3.2 Comportamento da Pressão no Duto .....	11
2.3.3 Fases de um Vazamento .....	13
2.4 Modelagem por Balanço de Massa .....	14
2.5 Análise da Forma de Onda.....	14
2.6 Modelagem Estatística .....	17
2.7 Modelagem Freqüencial.....	18
2.8 Modelagem Wavelet .....	20
2.8.1 Experimentos com a Modelagem Wavelet .....	20
2.9 Conclusões .....	21
<b>3 Análise Freqüencial de Sinais de Vazamento</b>	<b>25</b>
3.1 Análise Freqüencial de Sinais .....	25
3.1.1 Propriedades de Simetria para Sinais Reais.....	27
3.1.2 Conservação da Energia.....	28

3.2 Aspectos a considerar na análise de sinais de vazamento .....	28
3.2.1 Frequência de Corte do Sensor.....	29
3.2.2 Ruído Eletromagnético.....	30
3.2.3 Taxa de Amostragem do Sinal .....	31
3.2.4 Tamanho da Janela de Dados .....	31
3.3 Conclusões.....	34
<b>4 Caracterização de Sinais de Vazamento</b> .....	<b>35</b>
4.1 Metodologia de Análise dos Sinais .....	35
4.1.1 Parâmetros de Amostragem do Sinal .....	35
4.1.2 Normalização da Energia dos Sinais.....	36
4.2 Caracterização dos Perfis de Pressão .....	37
4.3 Caracterização Estacionária das Fases de um Vazamento .....	43
4.4 Caracterização Dinâmica das Fases de um Vazamento.....	46
4.5 Conclusões.....	48
<b>5 Algoritmo de Detecção de Vazamentos</b> .....	<b>53</b>
5.1 Características Desejadas .....	53
5.1.1 Confiabilidade .....	53
5.1.2 Registro do Transitório do Vazamento .....	54
5.1.3 Velocidade de Processamento.....	55
5.1.4 Facilidade de Sintonia .....	55
5.2 Algoritmo Proposto .....	56
5.2.1 Inicialização do Algoritmo.....	56
5.2.2 Obtenção de Dados.....	57
5.2.3 Detecção de Mudança de Patamar .....	58
5.2.4 Transformação em Séries de Fourier de Tempo Discreto.....	58
5.2.5 Obtenção do Espectro de Densidade de Energia.....	58
5.2.6 Corte das Frequências de Baixa Energia.....	58
5.2.7 Análise do Espectro de Frequências.....	59
5.2.8 Cálculo da Saída do Algoritmo .....	60
5.2.9 Anúncio de Vazamento .....	60
5.3 Influência da Taxa de Obtenção de Dados no Algoritmo .....	60
5.4 Conclusões.....	61
<b>6 Metodologia de Sintonia</b> .....	<b>63</b>
6.1 Parâmetros e limiares a sintonizar .....	63
6.1.1 Número de Amostras da Janela .....	63

6.1.2	Número de amostras para detecção de mudança de patamar.....	64
6.1.3	Limiar de Mudança de Patamar.....	65
6.1.4	Variação da saída do algoritmo e limiar de anúncio de vazamento.....	65
6.1.5	Limiar de Energia Desprezível.....	66
6.1.6	Limiares da lógica de detecção de vazamentos.....	67
6.2	Metodologia para Sintonia do Algoritmo.....	67
6.2.1	Definição dos Exemplos.....	68
6.2.2	Obtenção do Espectro de Densidade de Energia.....	68
6.2.3	Identificação das Faixas de Frequências.....	68
6.2.4	Comparação entre Sinais.....	68
6.2.5	Definição da Lógica e Patamares do Algoritmo.....	69
6.3	Melhorando a Sintonia.....	70
6.3.1	Universo de Exemplos Considerados.....	70
6.3.2	Diminuindo a Resolução Frequencial.....	70
6.4	Conclusões.....	71
<b>7</b>	<b>Dados Experimentais e Resultados</b>	<b>73</b>
7.1	Dados Experimentais.....	73
7.1.1	Duto PETROBRAS (2006).....	73
7.1.2	Duto LAMP (2007).....	74
7.1.3	Duto LAMP (2009).....	75
7.2	Avaliação do Algoritmo de Detecção de Vazamentos.....	75
7.3	Conclusões.....	78
<b>8</b>	<b>Conclusões</b>	<b>81</b>
8.1	Recomendações e Extensões de Pesquisa.....	81
8.1.1	Análise de mais dados experimentais.....	82
8.1.2	Investigação de frequências maiores.....	82
8.1.3	Ponto de instalação dos sensores.....	82
8.1.4	Uso da modelagem Wavelet na detecção de vazamentos.....	83
8.1.5	Análise de Sinais de Vazão.....	83
8.1.6	Aplicação em dutos com escoamento multifásico.....	83
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>85</b>
<b>A</b>	<b>Algoritmo de Detecção de Vazamentos</b>	<b>87</b>



---

# Lista de Figuras

---

1.1	Causas de ocorrência de vazamentos em oleodutos .....	2
1.2	Volume médio vazado em função da causa do vazamento .....	3
2.1	Variação da vazão na saída de um oleoduto durante um vazamento.....	10
2.2	Variação da vazão na entrada de um oleoduto durante um vazamento .....	11
2.3	Variação da pressão na entrada de um oleoduto durante um vazamento .....	12
2.4	Variação da pressão na saída de um oleoduto durante um vazamento .....	12
2.5	Fases de um Vazamento .....	13
2.6	Comparação visual entre um vazamento e a resposta ao degrau negativo de um sistema de 2ª ordem .....	15
2.7	Vazamento captado pelo sensor SMAR LD-250.....	16
2.8	Vazamento captado pelo sensor Druck PTX 7800 .....	16
2.9	Sinal de vazamento com a caracterização estatística de cada fase .....	18
2.10	Representação teórica do espectro de densidade de energia de um sinal de pressão em um duto com escoamento normal .....	19
2.11	Sinal de pressão de um vazamento e o seu sétimo nível de detalhe utilizando a Wavelet de Haar.....	21
2.12	Sinal de pressão de um vazamento e o seu quinto nível de detalhe utilizando a Wavelet Daubechies 4.....	22
2.13	Coefficientes do 5º nível de detalhe utilizando a Wavelet Daubechies 4 .....	23
3.1	Energia de um sinal degrau unitário no domínio da frequência .....	27
3.2	Representação teórica de um vazamento no domínio do tempo e da frequência.....	29
3.3	Faixa de frequências captadas por um sensor ideal .....	29
3.4	Espectro de frequências na saída de um sensor ideal .....	29
3.5	Representação gráfica do fenômeno de <i>aliasing</i> no domínio da frequência ...	31
3.6	Representação gráfica do processo de janelamento no domínio do tempo .....	31
3.7	Exemplo de sinal puramente oscilatório .....	33
3.8	Exemplo de sinal de oscilação transitória.....	33
4.1	Exemplo de Vazamento Consolidado.....	38
4.2	Exemplo de Vazamento em Desenvolvimento .....	38
4.3	Exemplo de Ruído de Escoamento .....	39
4.4	Exemplo de Partida de Bomba.....	39

4.5	Exemplo de Parada de Bomba .....	40
4.6	Sinal de vazamento amostrado a 1 kHz .....	47
4.7	Espectro de energia do sinal amostrado a 1 kHz.....	47
4.8	Visualização tridimensional do espectro de energia do vazamento .....	48
4.9	Sinal de vazamento amostrado a 3 kHz .....	49
4.10	Espectro de energia do sinal de vazamento amostrado a 3 kHz.....	49
4.11	Representação tridimensional do espectro de energia do vazamento .....	50
5.1	Exemplo de aplicação de lógica temporal na detecção de vazamentos .....	54
5.2	Fluxograma do algoritmo de detecção de vazamentos proposto.....	57
6.1	Obtenção do limar de mudança de patamar .....	66
6.2	Fluxograma da Metodologia de Sintonia .....	67
7.1	Saída do algoritmo para um sinal com 5 vazamentos .....	76
7.2	Saída do algoritmo para um sinal com 6 vazamentos .....	77
7.3	Saída do algoritmo para um sinal com 3 vazamentos .....	77

---

# Lista de Tabelas

---

2.1 Lista de símbolos utilizados nas equações 2.1, 2.2 e 2.3 .....	9
2.2 Diagnóstico do duto a partir da modelagem por balanço de massa .....	14
3.1 Propriedades de simetria para sinais reais.....	27
3.2 Características freqüenciais dos sensores .....	30
4.1 Parâmetros utilizados na obtenção dos sinais de escoamento.....	35
4.2 Perfil médio de densidade de energia para cada grupo de sinais .....	41
4.3 Critérios para a classificação de sinais baseado na densidade espectral.....	42
4.4 Perfil médio de densidade de energia para cada fase de um vazamento.....	44
4.5 Perfil médio de densidade de energia agrupado por faixas de freqüências.....	45
5.1 Parâmetros e limiares de sintonia do algoritmo .....	56
6.1 Faixas de freqüência identificadas no processo de sintonia.....	69
7.1 Parâmetros e limiares de sintonia do algoritmo .....	75
7.2 Resultados do algoritmo de detecção de vazamentos .....	76



---

# Lista de Símbolos e Abreviaturas

---

$\alpha$	Velocidade da onda acústica no fluido
A	Área transversal da tubulação
$c_p$	Calor específico a pressão constante
$c_w$	Capacitância termal do material da tubulação por unidade de comprimento
D	Diâmetro da tubulação
$\varepsilon$	Entalpia
$f$	Fator de fricção de Darcy-Weisbach
g	Aceleração da gravidade
i	Quantidade de fluido no duto (inventário)
$K_H$	Coefficiente de transferência de calor por unidade de comprimento
l	Distância
P	Pressão
$Q_I$	Vazão mássica de entrada no duto
$Q_O$	Vazão mássica de saída no duto
t	Tempo
$T_F$	Temperatura do Fluido
$T_G$	Temperatura do Ambiente
U	Velocidade do fluido
$\rho$	Densidade

$\theta$	Ângulo do duto em relação ao eixo horizontal.
$x[n]$	Sinal discreto no domínio do tempo
$X[k]$	Sinal discreto no domínio da frequência
$E_T$	Energia de um sinal no domínio do tempo
$E_F$	Energia de um sinal no domínio da frequência
$H$	Período de amostragem de um sinal
$N$	Número de amostras de um sinal / Tamanho da Janela
$T$	Período de um sinal
$f_0$	Frequência fundamental do sinal
$\omega_0$	Frequência angular fundamental do sinal
$f_S$	Frequência de corte
$\omega_S$	Frequência angular de corte
$\eta$	Número de amostras utilizadas na detecção de limiar
$\varepsilon_P$	Limiar de mudança de patamar
$\varepsilon_0$	Limiar de energia desprezível
$\varepsilon_V$	Limiar de anúncio de vazamento
$\varepsilon_{1A}, \varepsilon_{1B}, \varepsilon_2$ e $\varepsilon_3$	Limiares da lógica de detecção de vazamentos
$k_{\min}$ e $k_{\max}$	Faixa de variação da saída do algoritmo
CONCAWE	Conservation of Clean Air and Water in Europe
Conversor AD	Conversor Analógico Digital
LAMP	Laboratório de Automação da Medição em Petróleo
UFRN	Universidade Federal do Rio Grande do Norte





---

# Capítulo 1

## Introdução

---

Este estudo apresenta os resultados de análises realizadas com sinais de pressão obtidos a partir de oleodutos transportando petróleo e água em diferentes condições de escoamento (escoamento normal, escoamento com vazamento, acionamento de bombas, etc.). Com base nesses resultados, é proposto um algoritmo para detecção de vazamentos em dutos a partir da análise frequencial de sinais de pressão e uma metodologia para sua sintonia e calibração.

### 1.1 Motivação

Dutos são usados para o transporte de fluidos desde a Antiguidade. Os chineses, egípcios, astecas e romanos usavam bambu, cerâmica e chumbo para o transporte de água nos primeiros aquedutos. Hoje em dia, dutos são o meio de transporte mais utilizado para hidrocarbonetos em estado líquido ou gasoso, tendo preferência sobre o uso de navios e caminhões-tanque (Barbosa, 2002). Algumas das razões para isso é que o transporte dutoviário é mais simples de operar e de manter, permite escoar grandes volumes de forma contínua e é mais seguro.

Apesar disso, a operação de dutos apresenta riscos significantes para o meio ambiente. Diversos acidentes ocorridos no Brasil e no Mundo, com a liberação de substâncias tóxicas ou inflamáveis, causaram sérios impactos ambientais à fauna e flora, bem como mortes e danos à saúde da população presente nas proximidades de dutos. Isso tem feito os países aumentarem as exigências ambientais relativas à operação e conservação de dutos destinados ao transporte de hidrocarbonetos.

A quase totalidade dos acidentes em oleodutos está relacionada à ocorrência de vazamentos ou rompimentos em sua estrutura. A CONCAWE, uma associação de empresas de petróleo européias voltada para a segurança, meio ambiente e saúde em processos de refino e distribuição, publicou em 2002 um relatório com estatísticas relativas aos vazamentos ocorridos nos oleodutos da Europa Ocidental em 30 anos (de 1970 a 2000). As causas dos vazamentos foram agrupadas em cinco categorias:

1. Falha Mecânica – Causas relacionadas à qualidade do material (bolhas, fissuras, etc.) e à montagem do duto (soldas e conexões mal feitas);
2. Falha Operacional – Causas relacionadas a falhas humanas e operacionais do sistema de transferência (acionamentos indevidos ou inesperados);
3. Corrosão – Causas relacionadas ao desgaste provocado por agentes internos e externos ao duto (umidade, presença de areia no fluido, diferença de potencial com a terra, etc.);
4. Acidentes Naturais – Causas relacionadas a eventos naturais, tais como movimentação de terrenos (abalos sísmicos, erosão, etc.) e inundações;
5. Terceiros – Danos causados por agentes estranhos ao ambiente do duto, geralmente atividades humanas executadas na área, tais como escavações, construção de estradas e aragem de terra.

A figura 1.1, elaborada a partir dos dados contidos neste relatório, agrupa os vazamentos documentados pela CONCAWE neste período de 30 anos em função de sua causa.

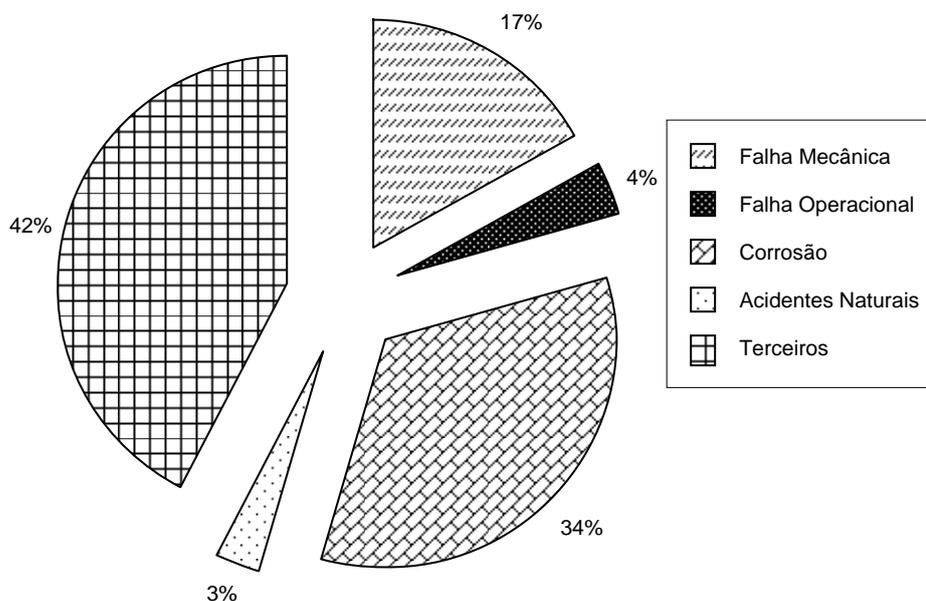


Figura 1.1: Causas de ocorrência de vazamentos em oleodutos

A figura 1.2, também proveniente da mesma fonte, ilustra a quantidade média de óleo derramado em função das causas de um vazamento. Os dados indicam que a maior parte dos acidentes com oleodutos (42%) é causada por ações de terceiros, e que o volume médio vazado nestas circunstâncias é significativo (quase 200 m<sup>3</sup>).

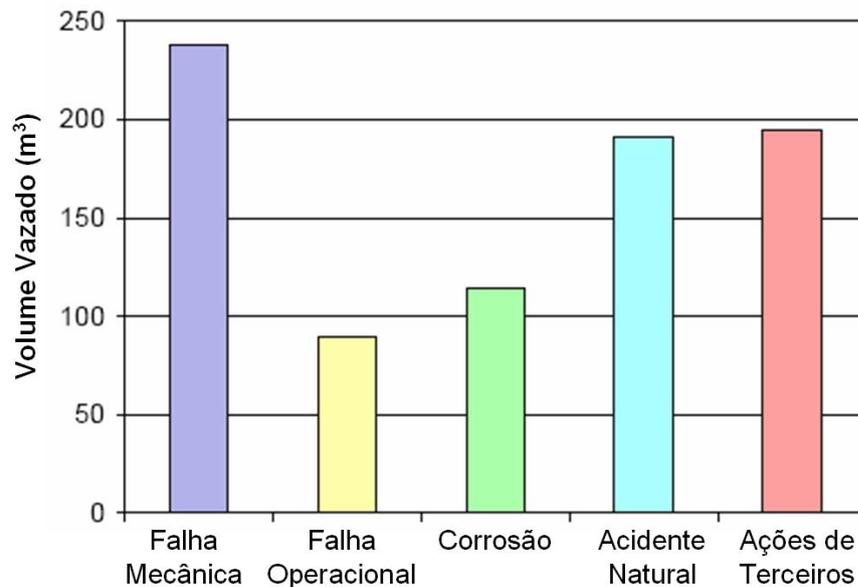


Figura 1.2: Volume médio vazado em função da causa do vazamento

Para mitigar os riscos de ocorrência de vazamentos em oleodutos, diversas medidas são adotadas:

- Adoção de critérios rígidos para projeto, instalação e teste de dutos;
- Sinalização e proteção física às pistas de dutos;
- Adoção de procedimentos para operação de dutos;
- Treinamento de pessoal;
- Programa de manutenção preventiva, abrangendo inspeção visual, passagem de *pigs* instrumentados e monitoração da corrosão interna;
- Sistemas de proteção catódica (corrosão externa); e
- Programa de recuperação de dutos.

Tais medidas possuem caráter preventivo, com o intuito de evitar a ocorrência de vazamentos e prover maior segurança operacional ao duto, porém não mitigam completamente os riscos de vazamentos oriundos de acidentes naturais ou de ações de terceiros. Portanto, é fundamental dispor de um sistema de proteção ativa para o duto que permita monitorá-lo continuamente e anunciar vazamentos de forma rápida, diminuindo possíveis impactos ambientais e sociais associados ao acidente. Neste contexto, um sistema automático de detecção de vazamentos é a opção geralmente adotada para prover esta proteção.

*“Os sistemas de detecção de vazamentos não evitam a ocorrência do vazamento, mas são uma forte ferramenta para diminuir em muito as suas proporções, permitindo atuar rapidamente, alarmando e indicando as situações de vazamento e estimando o local, vazões e volumes vazados. A prevenção de vazamentos depende de outras ações, além da automação (...).”*

Eng. Alfredo Fonseca, coordenador do grupo executivo de automação do Programa de Excelência em Gestão Ambiental e Segurança Ocupacional (PÉGASO) da PETROBRAS (Pereira, 2001).

Atualmente, diversos sistemas de detecção de vazamentos estão disponíveis no mercado para diferentes regimes e condições de escoamento. Normalmente tais sistemas necessitam de sinais de pressão e vazão obtidos diretamente do duto. No entanto, tais variáveis muitas vezes são difíceis de medir, seja devido às condições de escoamento (fluxo multifásico, por exemplo), seja em função das condições de instalação do duto (dutos marítimos ou enterrados, por exemplo).

Neste estudo, é proposto um sistema de detecção de vazamentos que utiliza apenas sinais de pressão, consideravelmente mais simples de medir que sinais de vazão e cujos transmissores apresentam instalação e manutenção mais simples. Os resultados aqui apresentados demonstram sua aplicabilidade para o escoamento monofásico de líquidos nas condições consideradas.

## 1.2 Histórico de Pesquisa na UFRN

A UFRN desenvolve desde 2003 um projeto de pesquisa em parceria com a PETROBRAS visando o desenvolvimento de tecnologias para detecção de vazamentos em dutos de transporte de petróleo e seus derivados. Esta parceria permitiu a criação de um grupo de estudo nesta área, coordenado pelos professores Adrião Duarte Dória Neto, André Laurindo Maitelli e Andrés Ortiz Salazar, que já gerou vários trabalhos acadêmicos:

Oliveira (2002) fez um estudo acerca de vários sistemas de detecção de vazamentos comerciais e descreveu todo o processo de implantação de um deles, abordando sensores, sistema de comunicação, princípio de funcionamento e ações para aumentar sua confiabilidade sem degradar a sensibilidade.

Martins (2006) propôs um algoritmo para detecção de vazamentos em dutos a partir de leituras de pressão obtidas de sensores convencionais instalados nas extremidades e ao longo do duto. O algoritmo faz uso da Transformada Wavelet para análise do sinal e de uma rede neural para o reconhecimento de vazamentos.

No momento, outros trabalhos estão em andamento, abordando aspectos como a implementação de sistemas de coleta e processamento de sinais de pressão de alta frequência (acústicos) e de sistemas de supervisão e sinalização de vazamentos em dutos.

Neste contexto, este trabalho vem propor uma nova metodologia para a detecção de vazamentos em dutos e contribuir com o mapeamento frequencial de sinais de pressão em dutos escoando petróleo e água.

### 1.3 Objetivos

O objetivo deste estudo é investigar as componentes frequenciais existentes em sinais de pressão oriundos do escoamento de fluidos líquidos sob diferentes condições, notadamente nos momentos em que ocorre um vazamento, a fim de avaliar a possibilidade de usar essas informações para indicar a ocorrência de tal fenômeno.

Além disto, este estudo propõe um algoritmo para reconhecer a ocorrência de vazamentos baseado na análise frequencial de sinais de pressão e uma metodologia para sintonia e adaptação deste algoritmo a diversos oleodutos.

### 1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

No Capítulo 1 são apresentados a motivação e os objetivos deste estudo, bem como sua estrutura de organização.

No Capítulo 2 são apresentados os aspectos teóricos que definem o fenômeno vazamento em dutos e algumas das metodologias de detecção de vazamentos existentes.

No Capítulo 3 é apresentada a fundamentação teórica na qual a modelagem frequencial de sinais se baseia. São também apresentados e discutidos aspectos práticos relativos à coleta e análise de sinais físicos.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos com a análise frequencial de sinais de pressão, os quais indicam a possibilidade de identificar a existência de um vazamento a partir da monitoração do escoamento do duto.

No Capítulo 5, é proposto um algoritmo para detecção de vazamentos baseado na monitoração da energia concentrada em faixas de frequências específicas, apresentadas no capítulo anterior.

No Capítulo 6, é proposta uma metodologia para a sintonia do algoritmo apresentado anteriormente, com o objetivo de estender os resultados obtidos neste estudo, a partir de um universo limitado de sinais de vazamento, para diferentes sistemas e condições de escoamento.

No Capítulo 7, são apresentados os dados físicos utilizados neste estudo e os experimentos realizados com o algoritmo proposto.

Por fim, no Capítulo 8 são apresentadas as conclusões finais deste estudo e apontadas algumas oportunidades de pesquisa abertas por este trabalho.



---

## Capítulo 2

# Caracterização de um Vazamento

---

O objetivo deste capítulo é definir o fenômeno vazamento no contexto deste estudo – detecção de vazamentos em oleodutos – e apresentar formas diferentes de caracterizá-lo. A caracterização consistente do fenômeno vazamento permite reconhecê-lo e identificá-lo em meio aos diversos transientes existentes no escoamento de fluidos.

### 2.1 O Fenômeno Vazamento

Um vazamento, para os fins deste estudo, é a perda de certa quantidade de fluido através de uma abertura inesperada na estrutura de um duto<sup>1</sup>. Essa abertura pode ocorrer de diferentes formas (furos pontuais, rasgos, colapso ou rompimento do duto, etc.) e ter como origem diversas causas (corrosão, choques mecânicos, esforço excessivo, etc.). No entanto, uma característica sempre presente, derivada desta definição, é que o balanço de massa se altera para acomodar a nova saída de fluido do duto.

A alteração no balanço de massa do duto causa mudanças permanentes nas condições estacionárias de escoamento – tais como pressão e vazão – e pode provocar alterações nas propriedades do fluido ou do sistema de escoamento (temperatura, densidade, vibração na parede do duto, etc.). Essas mudanças, se percebidas por sensores adequados, possibilitam a detecção do vazamento no instante em que ele ocorre ou após o escoamento no duto ter atingido uma nova condição estacionária. O volume de fluido que é perdido a cada instante de tempo é o fator preponderante para determinar o impacto dessas mudanças no escoamento e, principalmente, se elas serão perceptíveis ou não para a instrumentação utilizada no duto.

No entanto, a instalação de sensores para detectar alterações no regime de escoamento do duto, nas propriedades dos fluidos ou no sistema de escoamento não basta. Uma vez que o escoamento de fluidos envolve vários fenômenos transitórios causados por acionamentos de equipamentos e manobras operacionais (abertura de válvulas, alinhamento de tanques, etc.), é importante distinguir quando essas alterações têm como origem um vazamento ou alguma ação operacional.

---

<sup>1</sup> Este estudo considera apenas o caso mais simples de vazamento, no qual um fluido no interior da tubulação escapa para um ambiente externo (atmosfera, solo, lençol d'água, etc.). Ele não considera os casos onde as condições externas (pressão, fluido circundante, faíscas, etc.) proporcionam outros fenômenos físicos ou químicos, tais como fogo, migração advectiva (do fluido circundante para dentro do duto), etc.

Normalmente, a vazão e a pressão do fluido são as grandezas físicas monitoradas pelos sistemas de detecção de vazamentos, pois estão diretamente relacionadas e são mais sensíveis às alterações no balanço de massa do duto. Além disso, os sensores responsáveis por medir essas grandezas são bastante difundidos na indústria em geral e apresentam uma tecnologia consolidada e confiável (exceto pela medição de fluidos multifásicos, que ainda encontra-se em desenvolvimento).

Por outro lado, diferentes modelagens são utilizadas para, a partir das leituras de pressão e vazão, indicarem a presença de vazamentos e diferenciá-los dos demais fenômenos de escoamento. Algumas destas modelagens são apresentadas ao longo deste capítulo.

## 2.2 Modelagem Determinística

Um vazamento pode ser modelado de forma determinística, utilizando as equações diferenciais de conservação de massa, momento e energia obtidas por Liou (1983):

Lei da Conservação de Massa:

$$\frac{\partial P}{\partial t} + \rho \alpha^2 \frac{\partial U}{\partial l} = 0 \quad (2.1)$$

Lei da Conservação do Momento:

$$\rho \frac{\partial U}{\partial t} + \frac{\partial P}{\partial l} + \rho f \frac{U|U|}{2D} + \rho \cdot g \cdot \text{sen}(\theta) = 0 \quad (2.2)$$

Lei da Conservação de Energia:

$$\left( \frac{\partial \varepsilon}{\partial P} - \frac{1}{\rho} \right) \frac{\partial P}{\partial t} + \left( \frac{c_W}{\rho A} + c_P \right) \frac{\partial T_F}{\partial t} = 4K_H \frac{(T_G - T_F)}{\rho D} + f \frac{|U|^3}{2D} \quad (2.3)$$

onde o significado de cada símbolo é mostrada na tabela 2.1.

A resolução simultânea destas equações exige a utilização de métodos numéricos complexos e custosos computacionalmente, tais como o Método de Diferenças Finitas (Baptista, 2000). Também é necessário um trabalho minucioso de modelagem do duto e de caracterização dos fluidos a transferir, a fim de calcular corretamente os parâmetros utilizados nestas equações. Por fim, é necessário comparar a modelagem teórica com o comportamento real do duto, a fim de promover ajustes nos parâmetros da modelagem que garantam que o modelo teórico de escoamento representa adequadamente o escoamento verificado no duto (calibração do modelo teórico).

Símbolo	Significado
$\alpha$	velocidade da onda acústica no fluido
A	área transversal da tubulação
$c_p$	calor específico a pressão constante
$c_w$	capacitância termal do material da tubulação por unidade de comprimento
D	diâmetro da tubulação
$\varepsilon$	entalpia
$f$	fator de fricção de Darcy-Weisbach
g	aceleração da gravidade
$K_H$	coeficiente de transferência de calor por unidade de comprimento
$l$	distância
P	pressão
$t$	tempo
$T_F$	temperatura do Fluido
$T_G$	temperatura do Ambiente
U	velocidade do fluido
$\rho$	densidade
$\theta$	ângulo do duto em relação ao eixo horizontal

Tabela 2.1 – Lista de símbolos utilizados nas equações 2.1, 2.2 e 2.3.

Alguns sistemas de detecção de vazamentos disponíveis no mercado utilizam a modelagem determinística para, dadas as condições de escoamento (pressão, vazão, etc), do fluido (densidade, viscosidade, etc.), do duto (espessura, perfil altimétrico, etc.) e do ambiente externo (temperatura, pressão, etc.), simularem o comportamento dinâmico do escoamento e sua resposta aos fenômenos e procedimentos operacionais rotineiros do duto. O algoritmo de detecção de vazamentos compara as variáveis monitoradas (geralmente vazão e pressão) com os resultados da simulação e, caso passem a divergir de uma forma particular (por exemplo, a pressão real no duto cai abaixo do previsto enquanto a vazão de entrada de fluido cresce), é anunciado um vazamento.

Os sistemas de detecção de vazamentos que adotam essa modelagem são chamados RTTM (*Real Time Transient Model*). Sua principal desvantagem é o processo de obtenção e sintonia do modelo de escoamento, que exige tempo, informações detalhadas sobre o processo (fluidos, dutos, ambiente, etc.) e é muito sensível a alterações nestas, exigindo freqüentes processos de re-sintonia.

### 2.3 Comportamento Dinâmico de um Vazamento

Os efeitos da formulação matemática apresentada na seção anterior se concretizam em comportamentos fluidodinâmicos típicos para a pressão e a vazão no duto. Esses comportamentos podem ser generalizados e servir de referência na identificação da ocorrência de vazamentos.

### 2.3.1 Comportamento da Vazão no Duto

O comportamento da vazão no duto é uma consequência direta do balanço de massa:

$$Q_I = Q_O - \frac{\partial i}{\partial t} \quad (2.4)$$

A equação 2.4 afirma que a vazão mássica de entrada  $Q_I$  é igual à vazão mássica de saída  $Q_O$ , descontando a pressurização (ou despressurização) do duto, definida como a variação da quantidade de fluido armazenado no mesmo – inventário ( $\partial i/\partial t$ ). Considerando que a variação do inventário de um duto é um fenômeno transitório, pode-se concluir que, em condições estacionárias, a vazão de entrada é igual à vazão de saída.

Ao ocorrer um vazamento, o duto passa a dispor de mais uma saída de fluido (o ponto de vazamento). Então, a vazão de fluido a jusante deste ponto cai de forma proporcional ao aumento da vazão através do vazamento, de forma a conservar o balanço de massa no duto. Na nova condição estacionária, a vazão de entrada do duto passa a ser igual à vazão de saída do duto mais a vazão perdida no ponto de vazamento.

Por outro lado, a ocorrência de um vazamento – principalmente se for de tamanho significativo ou ocorrer próximo à extremidade de entrada – tende a diminuir o perfil de perda de carga do duto, alterando o ponto de operação da bomba e aumentando a quantidade de fluido bombeado. Dessa forma, em condições estacionárias, um vazamento provoca o aumento da vazão a montante do ponto de vazamento.

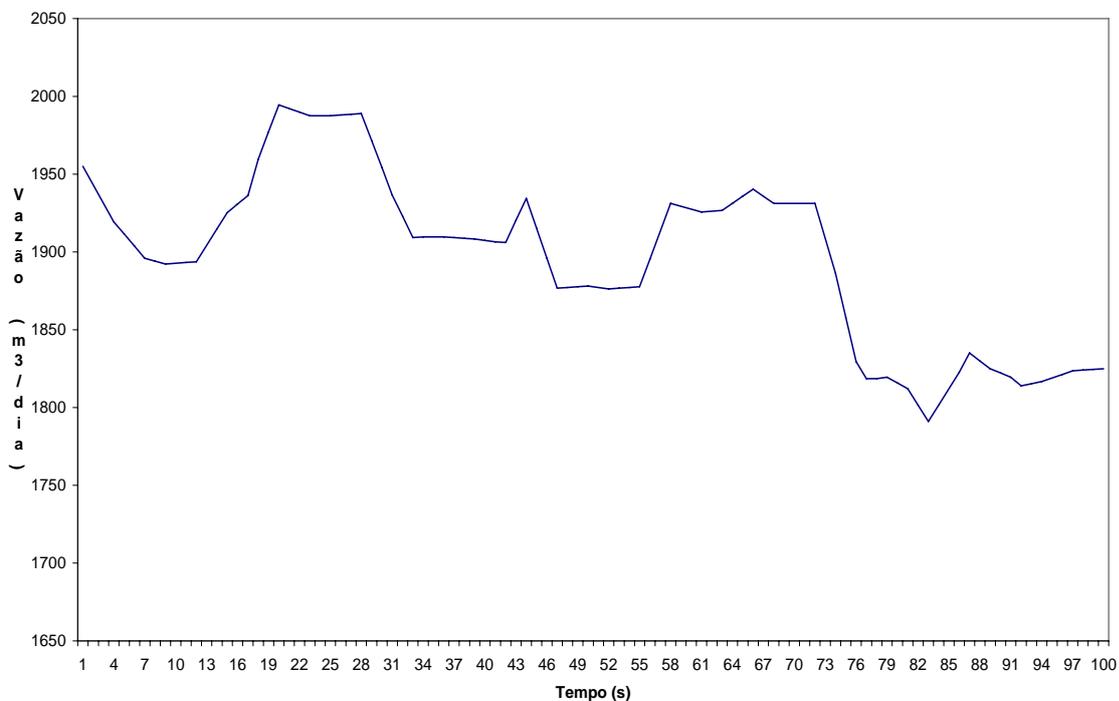


Figura 2.1: Variação da vazão na saída de um oleoduto durante um vazamento

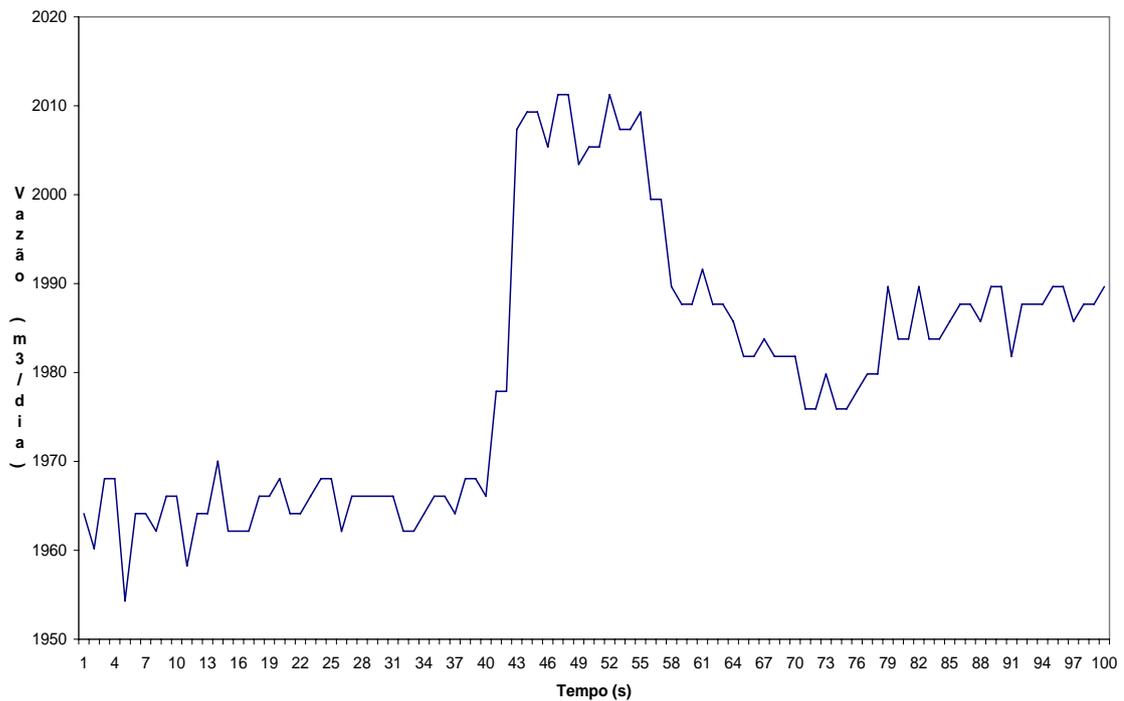


Figura 2.2: Variação da vazão na entrada de um oleoduto durante um vazamento

### 2.3.2 Comportamento da Pressão no Duto

De modo similar, a pressão ao longo do duto também varia de forma característica: ao ocorrer um vazamento, cai para um valor coerente com o novo perfil de perda de carga do duto, definido em função do local onde ocorreu o vazamento, de seu tamanho e da altimetria do duto. Se o vazamento for significativo, é possível que a pressão caia a zero, indicando a despressurização completa do duto.

Apesar de bem caracterizados, tais comportamentos são fortemente dependentes das características do vazamento e do escoamento. Por exemplo, se o furo é muito pequeno (como um ponto de corrosão), se o volume vazado é muito limitado (por exemplo, um gotejamento), ou se a pressão normal de operação do duto é muito baixa, esses comportamentos poderão ocorrer de forma tão fraca a ponto de não serem percebidos pela instrumentação do duto ou não serem distinguidos de outros ruídos presentes no escoamento.

É interessante lembrar que a dinâmica associada ao vazamento não é percebida de forma instantânea em todos os pontos do duto, mas se propaga a partir do ponto de vazamento a uma velocidade variável (dependente do sentido de escoamento do duto, do tipo de fluido, do diâmetro da tubulação, entre diversos fatores), sendo percebida em momentos diferentes pela instrumentação instalada no duto. O intervalo de tempo entre a percepção desta dinâmica por cada um dos sensores, associado às informações a respeito da distância de instalação entre eles, é utilizada por diversos sistemas de detecção de vazamentos para estimar a localização dos mesmos.



### 2.3.3 Fases de um Vazamento

Baseado na dinâmica apresentada, este estudo propõe a divisão da evolução temporal de um vazamento em 3 fases:

1. Pré-Vazamento: Corresponde ao comportamento do duto antes da ocorrência de um vazamento, refletindo suas condições de escoamento estacionário normal.
2. Transitório: Corresponde ao comportamento de acomodação do duto desde o momento de início do vazamento até o momento em que um novo regime estacionário é alcançado.
3. Pós-Vazamento: Corresponde ao comportamento do duto após a ocorrência de um vazamento e estabilização das condições de escoamento. Reflete as condições de escoamento estacionário do duto com a presença de um vazamento.

A maior parte dos algoritmos de detecção acusa o vazamento a partir da comparação da situação atual de escoamento do duto com uma situação típica sem vazamento (pré-vazamento), ou analisando a fase transitória do sinal em busca de características próprias que identifiquem um vazamento, diferenciando-o de outros fenômenos transientes no duto. Algoritmos dedicados a analisar apenas a fase transitória do vazamento têm a desvantagem de precisar testemunhar este transitório para anunciá-lo. Por outro lado, algoritmos que analisam as fases estacionárias do escoamento podem anunciar o vazamento a qualquer momento, mesmo que ele tenha ocorrido com o sistema de detecção de vazamentos desativado.

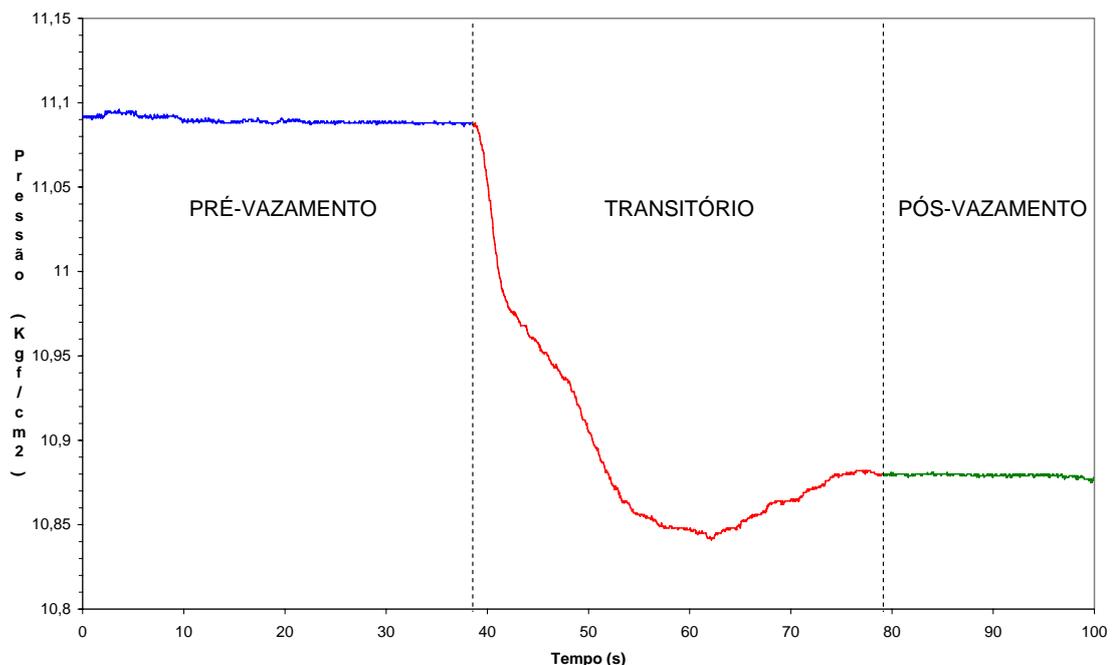


Figura 2.5: Fases de um Vazamento

## 2.4 Modelagem por Balanço de Massa

Os algoritmos de detecção de vazamentos baseados na modelagem por balanço de massa utilizam a equação 2.4 e a dinâmica associada a ela (apresentada na seção anterior) para inferir as condições de escoamento do duto a partir do comportamento das variáveis que compõem essa equação, conforme mostrado na tabela 2.1.

Vazão	Variação do Inventário	Condição de Escoamento
$Q_I = Q_O = 0$	$\partial i / \partial t = 0$	Normal – duto parado
$Q_I = Q_O \neq 0$	$\partial i / \partial t = 0$	Normal – duto transferindo
$Q_I > Q_O$	$\partial i / \partial t > 0$	Normal – início do bombeio
$Q_I < Q_O$	$\partial i / \partial t < 0$	Normal – parada do bombeio
$Q_I > Q_O$	$\partial i / \partial t < 0$	Vazamento
$Q_I < Q_O$	$\partial i / \partial t > 0$	Vazamento (com presença de migração advectiva)

Tabela 2.2: Diagnóstico do duto a partir da modelagem por balanço de massa

As vazões de entrada e de saída do duto ( $Q_I$  e  $Q_O$ ) são simples de medir em escoamentos monofásicos. O desafio é inferir a variação do inventário no duto ( $\partial i / \partial t$ ) a partir de medições indiretas, como a pressão e a temperatura. Esta relação não é simples ou direta porque diversos elementos contribuem para alterar a capacidade de inventário do duto o tempo todo, exigindo a utilização de vários fatores de correção, conforme descrito na norma API 1149 (API, 1993). Na prática, são definidos limiares máximos aceitáveis para a variação de inventário, os quais, se bem sintonizados, permitem o reconhecimento seguro da etapa pós-vazamento.

Os sistemas de detecção de vazamentos baseados em balanço de massa são confiáveis e simples de sintonizar, sendo muito utilizados para monitorar a transferência de fluidos líquidos monofásicos.

## 2.5 Análise da Forma de Onda

Outra forma de identificar vazamentos em dutos é tentar reconhecer padrões dinâmicos que identifiquem o transitório causado por um vazamento e o diferencie de outros transitórios no duto.

A princípio, a variação de pressão ou vazão durante a ocorrência de um vazamento, saindo de uma condição estacionária para outra, *poderia* ser encarada como uma resposta de um sistema a uma entrada degrau. Caracterizada essa situação, há uma teoria bem consolidada a respeito da modelagem de um sistema a partir de sua resposta ao degrau (ou, traçando o paralelo, a partir de diversos vazamentos realizados no duto).

No entanto, tal associação é falha: o comportamento da pressão corresponde a uma acomodação do sistema a uma nova condição de equilíbrio devido a mudanças em sua função de transferência (na estrutura do duto) e não a uma alteração do sinal de entrada.

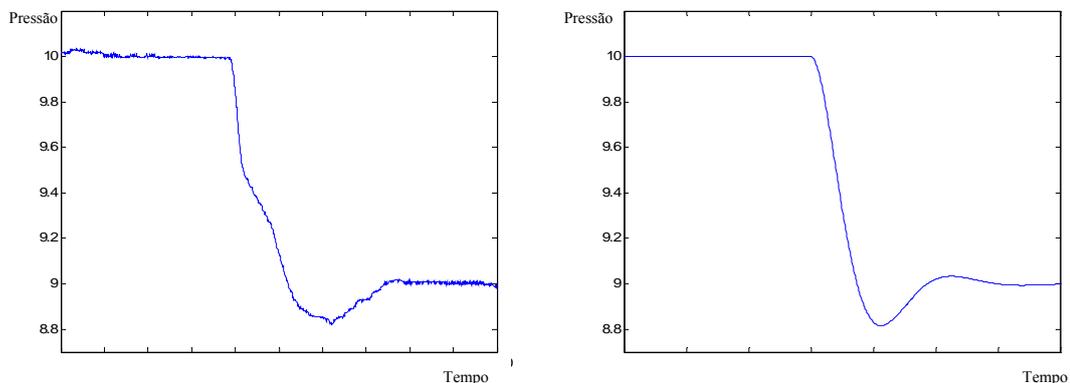


Figura 2.6: Comparação visual entre um vazamento e a resposta ao degrau negativo de um sistema de 2<sup>a</sup> ordem

Além disso, é difícil associar os efeitos de um vazamento com as mudanças na função de transferência do sistema de escoamento, pois a resposta da pressão ao vazamento pode assumir diferentes formas e durações em função do tipo do vazamento, do ponto onde ocorre, do volume vazado, da pressão no ambiente externo, dentre outros fatores. Isso inviabiliza a modelagem do duto a partir de um modelo aproximado de 2<sup>o</sup> grau.

Por fim, a instrumentação utilizada também pode mascarar a resposta do sistema de escoamento à ocorrência de um vazamento. Dependendo de seu princípio de medição e de sua forma construtiva, o sensor pode deixar de captar dinâmicas importantes e reagir de forma mais lenta ao vazamento, conforme verificado nos dados disponíveis neste estudo.

As figuras 2.7 e 2.8 apresentam o comportamento da pressão em dois vazamentos distintos captados por dois sensores diferentes. É interessante reparar no eixo temporal do gráfico: apesar de ambos os vazamentos terem sido abertos aproximadamente no mesmo intervalo de tempo (cerca de 0,6 segundos), as constantes de tempo da resposta de cada sensor são muito diferentes. As limitações dos sensores e seus efeitos sobre o sinal são abordados no capítulo seguinte.

Por esta razão, os algoritmos de detecção de vazamentos que se baseiam na análise das formas de onda geralmente trabalham com instrumentação específica, proprietária, a fim de garantir que os vazamentos registrados em um duto sejam compatíveis e similares com os vazamentos gravados em sua base de dados.

Tais algoritmos utilizam diversas técnicas de processamento de sinais, como a correlação cruzada, para comparar o comportamento do duto real com uma base de dados de vazamentos. Os sinais são processados de forma normalizada, de modo a eliminar influências (tais como o tamanho do furo ou a diferença de pressão entre os ambientes interno e externo ao duto) e compatibilizá-los para tornar possível a comparação entre eles.

O início do vazamento, ou de um transitório qualquer, é percebido utilizando técnicas de detecção de descontinuidades no sinal, como o cálculo da derivada de 1<sup>a</sup> ordem.

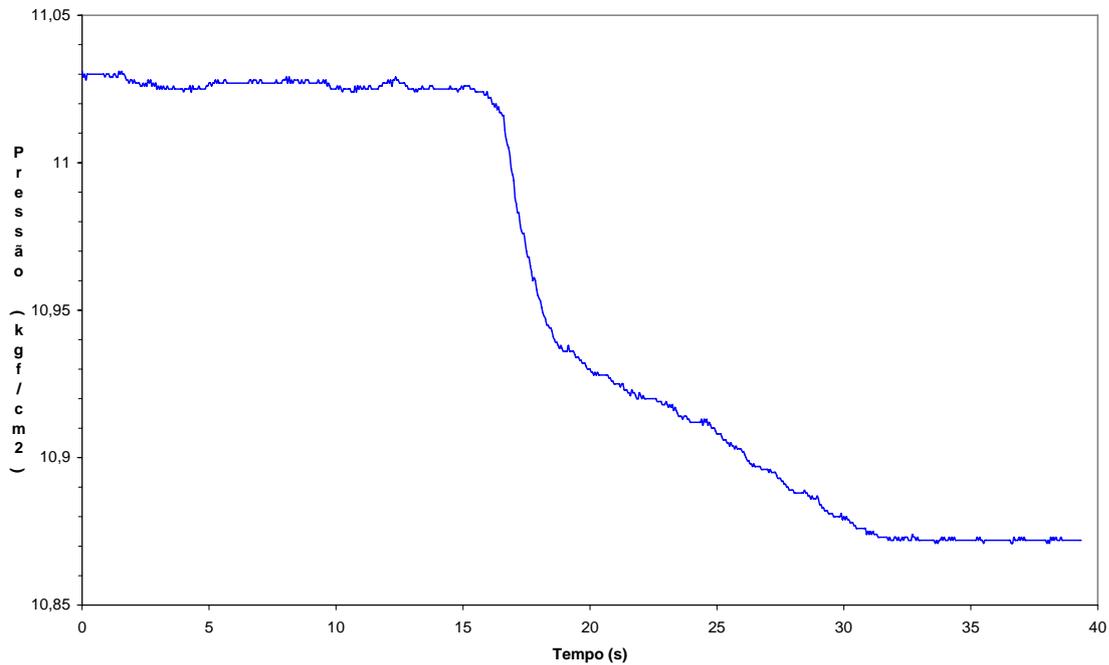


Figura 2.7: Vazamento captado pelo sensor SMAR LD-250

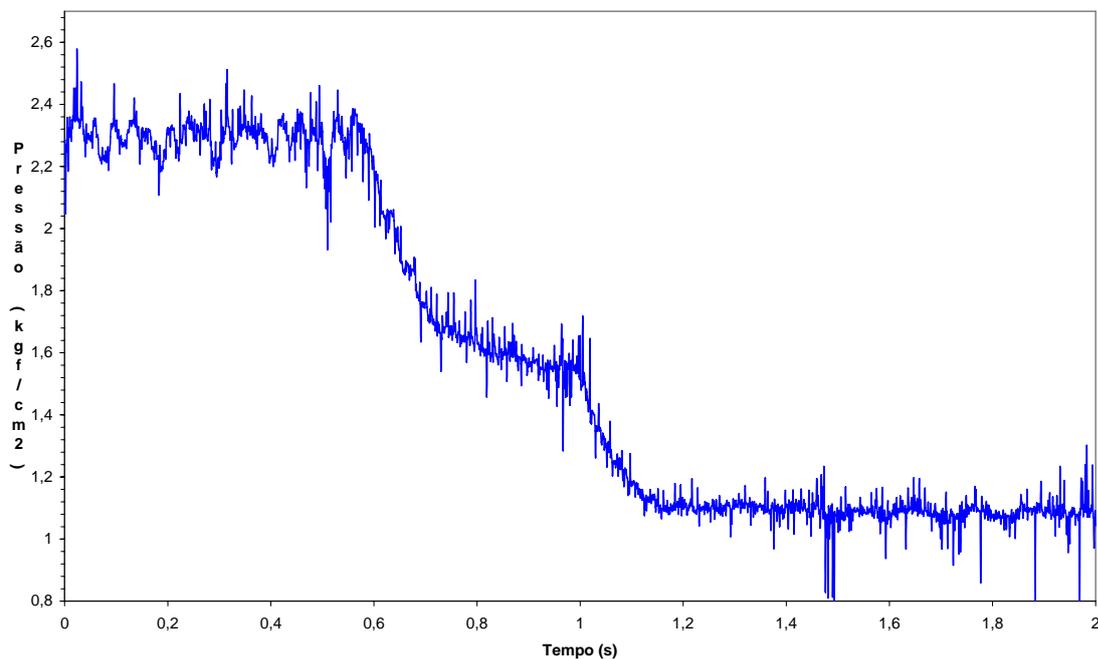


Figura 2.8: Vazamento captado pelo sensor Druck PTX 7800

Ao perceber uma transição no sinal, é obtido do sensor um conjunto de dados, cujo comprimento é definido em função da duração média esperada para o evento vazamento, compatível com o tamanho das amostras que compõem a base de dados do sistema de detecção.

Este conjunto de dados é normalizado e comparado com esses registros de vazamentos, a fim de obter uma medida de semelhança que permita anunciar ou não sua ocorrência.

O processo de sintonia de sistemas de detecção de vazamentos que utilizam esta abordagem exige a realização de simulações de vazamento no duto real, a fim de obter registros de vazamento compatíveis com as condições de escoamento no duto. Tamanhos e tipos diferentes de vazamentos devem ser testados para garantir que o banco de dados seja representativo dos eventos que podem ocorrer com o duto.

Muitas vezes esses sistemas são incapazes de detectar vazamentos de evolução lenta porque sua base de dados considera um tempo máximo para o desenvolvimento de um vazamento e deixa de analisar transitórios de duração maior.

Quando mal sintonizado, o algoritmo tende a gerar alarmes falsos quando ocorrem perturbações na linha, o que é um indício que o sistema detecta tais anomalias, porém não consegue diferenciá-las de um vazamento.

## 2.6 Modelagem Estatística

Outra abordagem utilizada por sistemas de detecção de vazamentos é a avaliação estatística de cada fase de um vazamento. As métricas mais utilizadas são a média móvel e o desvio padrão.

Em condições normais de escoamento, as médias móveis dos sinais monitorados (seja pressão ou vazão) tende a convergir para um valor, que corresponde à pressão ou vazão do duto em regime estacionário. Em função do ruído (hidráulico ou eletrônico) do sinal processado, o desvio padrão tende a ser baixo.

Durante o transitório de um vazamento, o valor médio do sinal se altera e o desvio padrão das amostras passa a ser significativo, indicando que houve uma alteração no regime de escoamento. Após a estabilização do vazamento, o sinal passa a apresentar um novo patamar de médias móveis e o desvio padrão volta a diminuir sua magnitude.

Essa dinâmica é explorada pelo algoritmo de detecção de vazamentos, que monitora os parâmetros estatísticos do sinal ao longo do tempo. A variação brusca da média móvel para baixo (no caso do sinal de pressão) e um aumento no desvio padrão são sinais indicativos da ocorrência de um vazamento.

Os sistemas disponíveis comercialmente geralmente utilizam diferentes filtros, com tamanhos variáveis de janela, a fim de identificar diferentes tipos de vazamentos (mais lentos, mais bruscos, etc) e, ao mesmo tempo, tolerar mudanças operacionais no escoamento sem alarmar.

No entanto, o ponto fraco desses sistemas decorre do fato dos parâmetros estatísticos de um sinal, por si só, não serem suficientes para diferenciar quando o evento se trata de um vazamento ou de uma mudança operacional qualquer (como a parada de uma bomba). Por esta razão, essa abordagem tende a gerar muitos alarmes falsos.

Para minimizar este problema, os algoritmos que utilizam esta abordagem permitem configurar lógicas entre vários sensores instalados no mesmo duto (votação), de forma a só anunciar um vazamento quando o transitório é reconhecido por mais de um sensor.

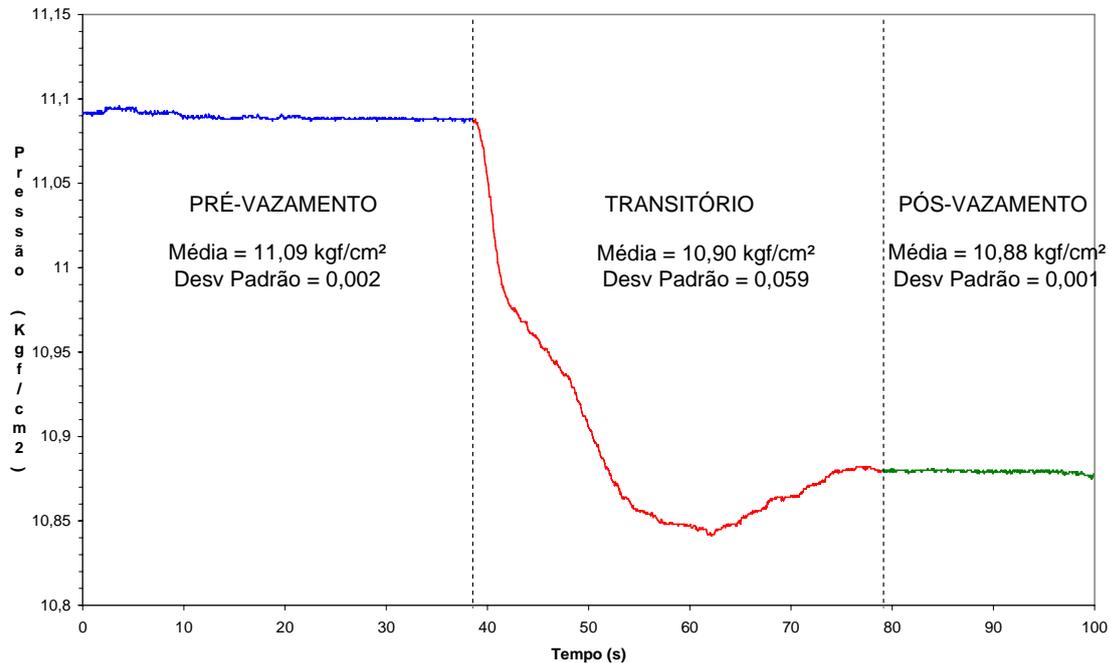


Figura 2.9: Sinal de vazamento com a caracterização estatística de cada fase

Quando os fenômenos normais de operação do duto apresentam uma constante de tempo diferente da constante de tempo típica dos vazamentos (por exemplo, as bombas são desligadas através da diminuição progressiva de sua rotação, fazendo a pressão cair lentamente), o algoritmo estatístico consegue diferenciar tais eventos (o desvio padrão durante o desligamento da bomba não é tão alto) e atingir bons níveis de confiabilidade. Por outro lado, vazamentos com constantes de tempo muito diferentes da sintonia realizada (como os causados por corrosão, por exemplo) também são desprezados (encarados como uma mudança gradual nas condições de escoamento).

## 2.7 Modelagem Freqüencial

A modelagem freqüencial parte do princípio de que cada fase do vazamento possui freqüências típicas que permitem sua diferenciação. O algoritmo de detecção consiste em obter o espectro de densidade de energia de uma amostra do sinal e procurar por freqüências que indiquem a ocorrência (fase transitória) ou a existência (fase pós-vazamento) de um vazamento no duto.

O sinal de pressão ou vazão no duto durante o escoamento normal de um fluido é formado a partir da contribuição dos seguintes fenômenos:

- Escoamento Estacionário – Corresponde à componente contínua (freqüência zero) do sinal. Representa as condições estacionárias de escoamento no duto.

- Ruído Hidráulico – Corresponde às oscilações geradas continuamente pelos elementos do sistema (velocidade de rotação da bomba, atuação de válvulas de controle,

atrito na parede do duto, etc.). O ruído hidráulico possui sua energia concentrada em frequências típicas, características do sistema de bombeio e escoamento, e reconhecíveis a partir de um breve período de observação do sistema.

– Ruído Eletromagnético – Corresponde às distorções causadas ao sinal devido às características dos sensores, à indução eletromagnética nos fios ou ao processo de amostragem e digitalização. O ruído eletromagnético apresenta um perfil similar ao do ruído branco, ou seja, tem sua energia distribuída de maneira quase uniforme por todas as frequências. Sua intensidade é muito dependente das condições de instalação e amostragem dos sensores. A influência do ruído eletromagnético no sinal é discutida na subseção 3.2.2.

Tais fenômenos apresentam faixas de frequência bem determinadas ou de energia limitada, o que torna possível identificá-los analisando o espectro de densidade de energia do sinal (conforme ilustrado na figura 2.10).

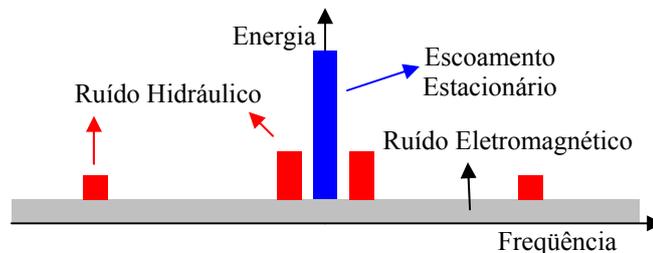


Figura 2.10: Representação teórica do espectro de densidade de energia de um sinal de pressão em um duto com escoamento normal

Quando um vazamento ocorre, a passagem de fluido através do furo causa um ruído hidráulico característico, que pode apresentar energia significativa e ser perceptível tanto no interior quando no exterior do duto (similar ao funcionamento de uma flauta).

Assim como uma flauta, a frequência característica gerada dependerá do tamanho e da localização do vazamento. No entanto, se bem caracterizados os ruídos normais de escoamento do duto, a concentração de energia em faixas distintas de frequência, independente de quais sejam, pode ser uma indicação da ocorrência de um vazamento. Se o aparecimento dessas frequências “inesperadas” é acompanhado de uma mudança significativa e coerente (para menos no caso dos sinais de pressão; para mais no caso da vazão de entrada) na condição estacionária de escoamento do duto, então o vazamento pode ser confirmado.

Esta modelagem, conforme descrita, é utilizada por sistemas de detecção de vazamentos instalados em dutos escoando fluidos gasosos, normalmente vapor, sob altas pressões, onde as frequências características do vazamento são muitas vezes audíveis e perceptíveis pela audição humana.

Neste estudo, será investigado se a modelagem frequencial pode ser utilizada para detectar vazamentos no escoamento de fluidos líquidos e quais seriam as frequências características capazes de identificá-los, seja em sua fase transitória, seja no pós-vazamento. O estudo sobre a modelagem frequencial será aprofundando nos próximos capítulos.

## 2.8 Modelagem Wavelet

A modelagem *Wavelet* busca identificar diferentes condições de escoamento a partir da decomposição do sinal de pressão ou vazão em funções especiais, denominadas *wavelets*.

O princípio é similar ao da modelagem freqüencial: cada condição de escoamento caracteriza-se por ruídos típicos, não necessariamente periódicos ou de duração infinita, que podem ser realçados através da aplicação de uma Transformada Wavelet (em comparação com Transformada de Fourier, empregada na modelagem freqüencial). É justamente o caráter transitório e aleatório que caracteriza muitos dos fenômenos normais de escoamento o que torna a Transformada Wavelet mais interessante para este estudo que a Transformada de Fourier.

Além do mais, a existência de várias famílias de *wavelets* e a possibilidade de desenvolvimento de *wavelets* específicas para uma dada aplicação proporcionam flexibilidade para encontrar formas distintas de caracterização das diferentes condições de escoamento.

Por ser uma teoria de desenvolvimento relativamente recente (fim do século XX), o uso da modelagem wavelet na detecção de vazamentos em dutos ainda vem sendo pesquisado. No levantamento bibliográfico realizado, não foi encontrado um sistema comercial de detecção de vazamentos puramente baseado em decomposição utilizando *wavelets*, porém alguns fabricantes já vêm incorporando essa tecnologia em seus algoritmos.

No meio acadêmico, Martins (2006) desenvolveu um sistema de detecção de vazamentos que utiliza a Transformada Wavelet Coiflets 5 para obter descritores que podem identificar a ocorrência do transitório de vazamentos.

### 2.8.1 Experimentos com a Modelagem Wavelet

Neste estudo, foi realizada uma investigação sucinta para verificar a eficiência do uso de *wavelets* na caracterização das diferentes fases de um vazamento.

A Wavelet de Haar, por exemplo, é muito útil na detecção de mudanças abruptas no sinal, pois realça descontinuidades no sinal (Burrus, 2006). Aplicando a Transformada Wavelet de Haar a um sinal de vazamento até seu sétimo nível de detalhe, é possível distinguir onde começa e termina a etapa transitória de um vazamento (figura 2.11).

A Wavelet Daubechies 4, por outro lado, tem a propriedade de ressaltar pequenas perturbações em sinais aparentemente coerentes. Aplicando a Transformada Wavelet de Daubechies 4 a um sinal de vazamento até seu sexto nível de detalhe, é possível distinguir diferenças entre o regime de escoamento normal e o regime de escoamento com vazamento, seja pela energia média do sinal decomposto (figura 2.12), seja pela média dos coeficientes obtidos com a decomposição do sinal (figura 2.13).

Esses resultados demonstram o potencial que a análise baseada em *wavelets* possui para perceber e identificar as fases de um vazamento. Ainda é necessário aprofundar os estudos para dar significado físico a tais resultados e relacioná-los a cada fase do vazamento, a fim de obter uma caracterização mais abrangente e generalista do

fenômeno e com isso aplicar essa metodologia no reconhecimento de diferentes tamanhos e tipos de vazamentos.

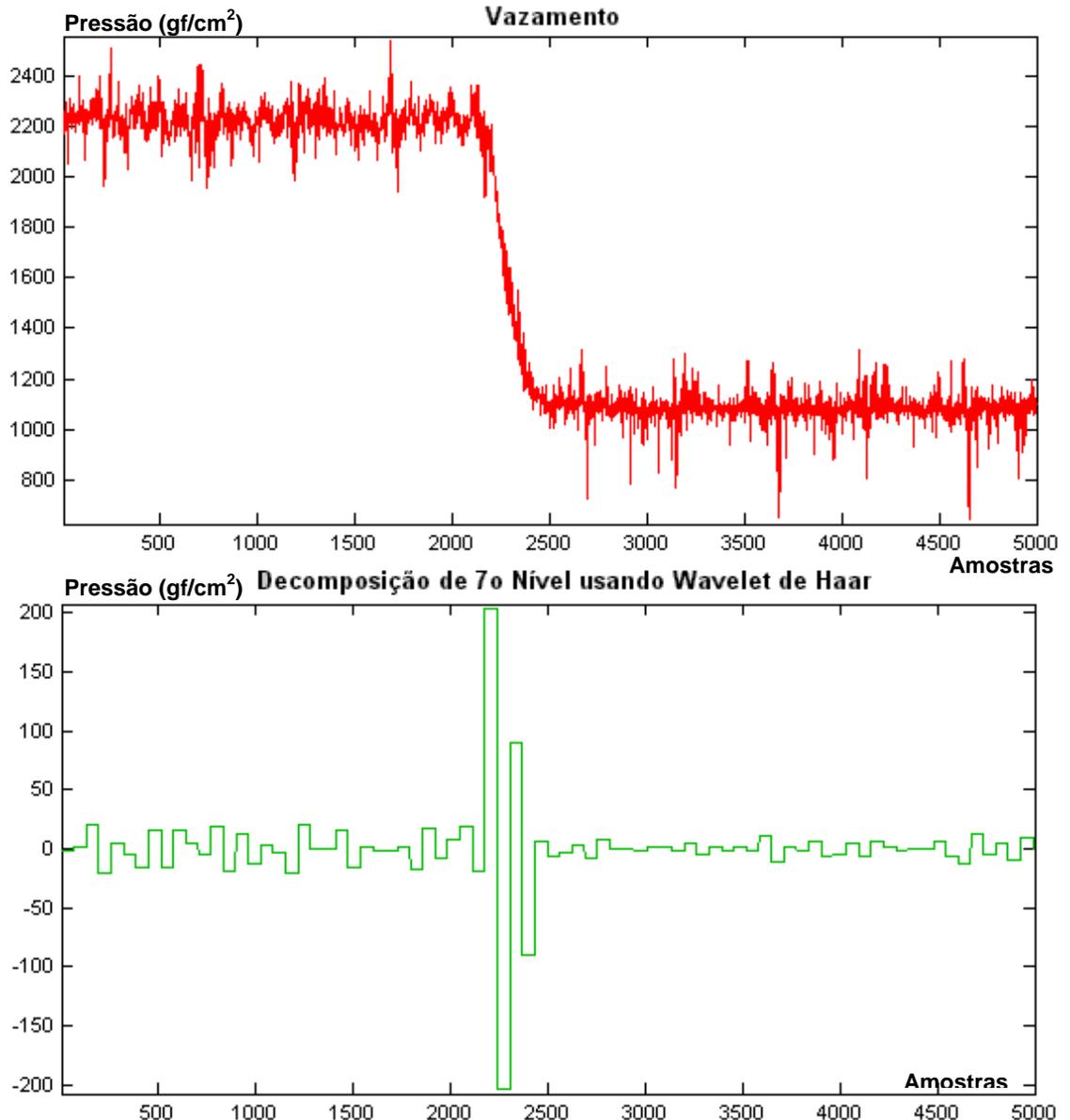


Figura 2.11: Sinal de pressão de um vazamento e o seu sétimo nível de detalhe utilizando a Wavelet de Haar

## 2.9 Conclusões

Este capítulo apresentou uma definição formal para o fenômeno vazamento e diferentes formas de reconhecê-lo, caracterizá-lo e diferenciá-lo de outros eventos hidráulicos que ocorrem normalmente em dutos.

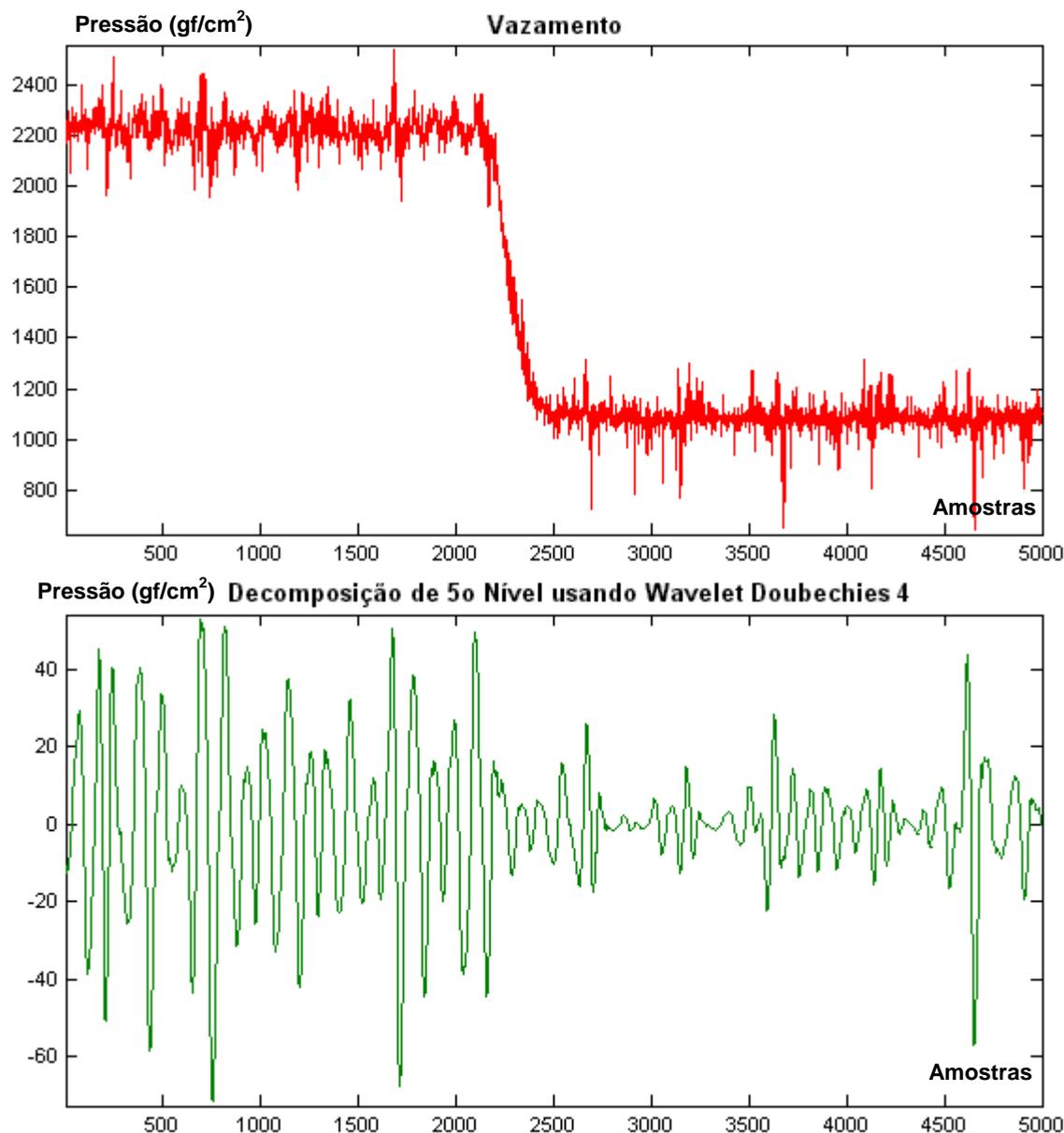


Figura 2.12: Sinal de pressão de um vazamento e o seu quinto nível de detalhe utilizando a Wavelet Daubechies 4

Foi apresentado o comportamento dinâmico de um vazamento e proposta sua divisão em três fases – pré-vazamento, transitório e pós-vazamento, a qual será adotada doravante, ao longo deste estudo.

As metodologias mais utilizadas para a detecção de vazamentos em dutos foram apresentadas e comentadas, abordando suas vantagens e limitações. Especificamente com relação à modelagem wavelet, foram apresentados resultados preliminares obtidos a partir da aplicação de diferentes funções wavelet a sinais de vazamento, com o intuito de realçar diferenças que permitissem a caracterização de cada fase de um vazamento.

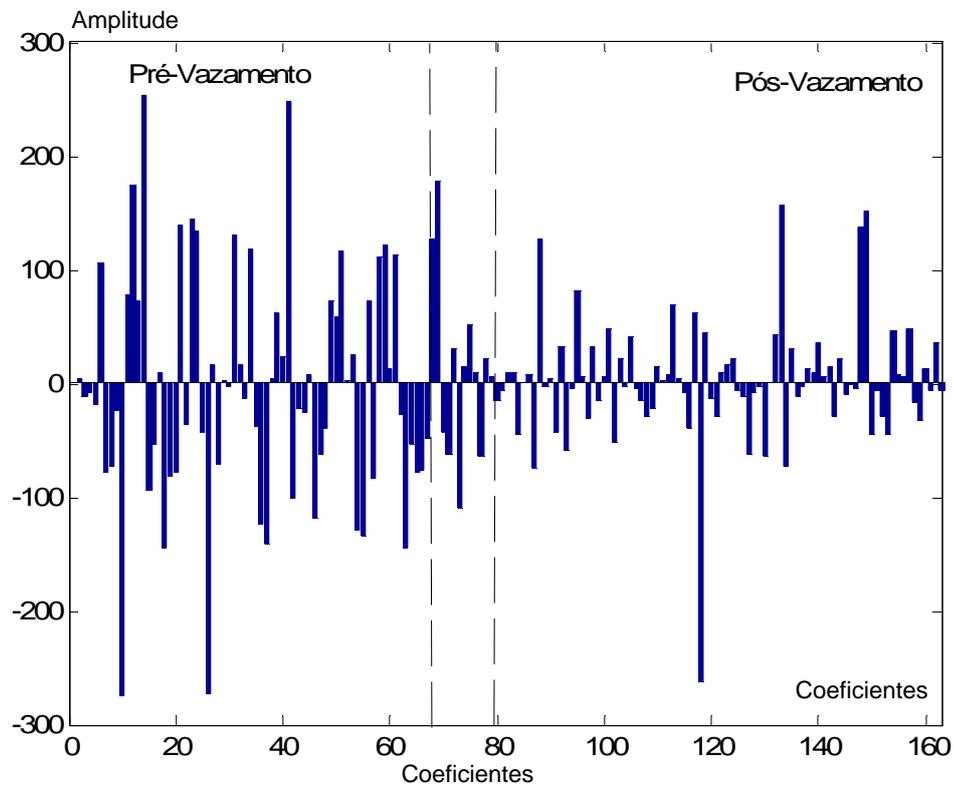


Figura 2.13: Coeficientes do 5º nível de detalhe utilizando a Wavelet Daubechies 4

No capítulo seguinte, a modelagem freqüencial de sinais de vazamento será analisada em maior detalhe, com o intuito de verificar a aplicabilidade desta metodologia na detecção de vazamentos em oleodutos.



---

# Capítulo 3

## Análise Freqüencial de Sinais de Vazamento

---

Neste capítulo, é apresentada a fundamentação teórica necessária para a análise freqüencial de sinais de vazamento, bem como são discutidos aspectos práticos e teóricos a serem considerados na análise de sinais obtidos a partir da leitura de grandezas físicas. A teoria apresentada aqui é utilizada no próximo capítulo para analisar os sinais de vazamento sob diferentes contextos e nos capítulos seguintes para fundamentar os algoritmos propostos.

### 3.1 Análise Freqüencial de Sinais

A análise freqüencial é uma técnica de caracterização de sinais que proporciona uma descrição alternativa destes, baseada em suas características periódicas. Ela consiste na decomposição e representação de um sinal como um conjunto de senóides complexas de amplitudes e freqüências distintas.

Matematicamente falando, um sinal periódico de tempo discreto  $x[n]$  pode ser representado como uma soma ponderada de infinitas senóides complexas  $e^{jk\omega_0 n}$ , da seguinte forma:

$$x[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} X[k] e^{jk\omega_0 n} \quad (3.1)$$

onde cada coeficiente  $X[k]$  corresponde à amplitude da senóide complexa  $e^{jk\omega_0 n}$  correspondente.

Se o sinal periódico  $x[n]$  possui um período  $T = N$  amostras, a soma ponderada de senóides deve possuir o mesmo período e, portanto, suas freqüências devem ser múltiplas inteiras da freqüência fundamental<sup>2</sup> do sinal  $\omega_0$ , onde:

---

<sup>2</sup> A freqüência fundamental ( $f_0$ ) de um sinal é definida como  $f_0 = 1/T$  e corresponde a quantas vezes o sinal se repete em uma unidade de tempo. É geralmente expressa em Hertz ou ciclos por segundo.

Por outro lado, a freqüência angular fundamental ( $\omega_0$ ) de um sinal, definida na equação 3.2, representa a velocidade angular com a qual uma senóide evolui, sendo geralmente expressa em radianos por segundo.

A relação entre ambas é linear e constante ( $\omega_0 = 2\pi f_0$ ), o que permite que, neste estudo, o termo freqüência seja utilizado para representar ambas as grandezas.

$$\omega_0 = 2\pi/N \quad (3.2)$$

No entanto, senóides de tempo discreto de frequências distintas muitas vezes são idênticas. Em especial, as senóides complexas  $e^{jk\omega_0 n}$  são  $N$  periódicas (se repetem com período  $N$ ) para o índice de frequência  $k$ , isto é:

$$e^{j(N+k)\omega_0 n} = e^{jN\omega_0 n} \cdot e^{jk\omega_0 n} = e^{j2\pi n} \cdot e^{jk\omega_0 n} = e^{jk\omega_0 n} \quad (3.3)$$

Dessa forma, é possível afirmar que um sinal periódico de tempo discreto  $x[n]$  com período  $T = N$  amostras pode ser representado como uma soma ponderada de  $N$  senóides complexas  $e^{jk\omega_0 n}$  da seguinte forma:

$$x[n] = \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{jk\omega_0 n} \quad (3.4)$$

onde os coeficientes  $X[k]$  são calculados de forma a anular o erro médio quadrático:

$$X[k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-jk\omega_0 n} \quad (3.5)$$

Os coeficientes  $X[k]$  correspondem à representação por Séries de Fourier do sinal  $x[n]$ , também conhecida como representação no domínio da frequência, pois cada coeficiente é associado a uma senóide complexa de frequência distinta. A equação 3.5 recebe o nome de Série de Fourier de Tempo Discreto e, a partir dela, é possível avaliar a contribuição de cada frequência na formação do sinal, montando um espectro de frequências (daí esta análise também ser chamada de análise espectral). A equação 3.4 recebe o nome de Série Inversa de Fourier de Tempo Discreto e, com ela, é possível reconstruir um sinal no tempo a partir de suas componentes frequenciais.

Utilizando essas duas transformações, é possível visualizar um sinal físico no domínio do tempo (já que a variável  $n$  está relacionada a uma grandeza temporal, definida em função do período de amostragem  $H$  do sinal) ou no domínio da frequência (já que a variável  $k$  está relacionada a uma componente frequencial, definida em função do período  $T$  do sinal). Ambos os domínios são completamente distintos, porém apresentam algumas propriedades de simetria entre eles.

As Séries de Fourier de Tempo Discreto são um caso particular da Transformada de Fourier, válido somente para sinais periódicos e discretos no tempo. No entanto, correspondem à única representação de Fourier que pode ser avaliada e manipulada numericamente em um computador, pois tanto a representação no domínio do tempo  $x[n]$  quanto a representação no domínio da frequência  $X[k]$  são caracterizadas de forma exata por um conjunto finito de  $N$  valores. Por tal razão, a representação por Séries de Fourier de Tempo Discreto comumente é usada para aproximar numericamente as demais representações de Fourier (Séries de Fourier, Transformada de Fourier e Transformada de Fourier de Tempo Discreto).

A seguir são apresentadas duas propriedades das Séries de Fourier de Tempo Discreto que são importantes para os resultados e procedimentos apresentados ao longo deste trabalho. A demonstração matemática e maiores informações sobre essas propriedades podem ser vistas em Haykin (2001).

### 3.1.1 Propriedades de Simetria para Sinais Reais

Sinais reais no domínio do tempo possuem uma representação complexa conjugada simétrica no domínio da frequência. Com isso, as seguintes relações são válidas:

Forma Complexa	Forma Retangular	Forma Polar
$x[n] = x^*[n]$	$Real\{X[k]\} = Real\{X[-k]\}$	$Módulo\{X[k]\} = Módulo\{X[-k]\}$
$X^*[k] = X[-k]$	$Imaginário\{X[k]\} = -Imaginário\{X[-k]\}$	$Fase\{X[k]\} = -Fase\{X[-k]\}$

Tabela 3.1: Propriedades de simetria para sinais reais

Essas propriedades permitem analisar a representação no domínio da frequência utilizando apenas  $N/2+1$  (se  $N$  for par) ou  $N/2+0,5$  (se  $N$  for ímpar) coeficientes  $X[k]$ , pois os coeficientes restantes serão idênticos.

A figura 3.1 mostra a representação da energia de um sinal degrau unitário no domínio da frequência. Percebe-se que o espectro de energia é simétrico, o que torna possível trabalhar apenas com os coeficientes positivos ou negativos do espectro.

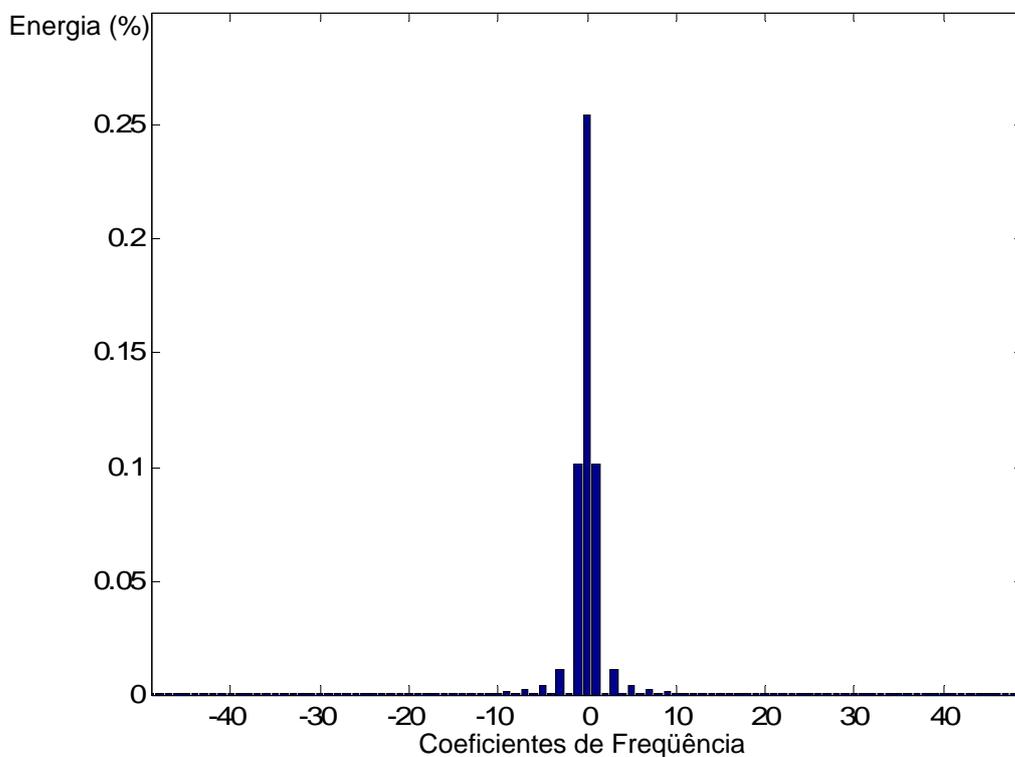


Figura 3.1: Energia de um sinal degrau unitário no domínio da frequência

### 3.1.2 Conservação da Energia

As Relações de Parseval afirmam que a energia (ou potência) de um sinal no domínio do tempo é mantida no domínio da frequência.

A energia de um sinal de duração finita  $x[n]$  no domínio do tempo é definida como:

$$E_T = \sum_{n=0}^{N-1} x[n].x^*[n] \quad (3.6)$$

Da mesma forma, a energia do espectro  $X[k]$  deste sinal no domínio da frequência é definida como:

$$E_F = \sum_{k=0}^{N-1} X[k].X^*[k] \quad (3.7)$$

As Relações de Parseval afirmam que:

$$\sum_{n=0}^{N-1} x[n].x^*[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k].X^*[k] \quad (3.8)$$

O sinal resultante do produto  $X[k].X^*[k]$  é denominado *espectro de energia* do sinal, pois define quanta energia se concentra em cada componente freqüencial do sinal. A figura 3.1 corresponde ao espectro de energia de um sinal degrau unitário.

## 3.2 Aspectos a considerar na análise de sinais de vazamento

Conforme comentado anteriormente, a representação por Séries de Fourier de Tempo Discreto corresponde à única representação de Fourier que pode ser avaliada e manipulada numericamente, de forma exata, por processadores aritméticos (computadores, controladores, etc.). Apesar de ser válida apenas para sinais periódicos de tempo discreto, ela pode ser usada para aproximar numericamente as representações no domínio da frequência de sinais que não atendam a essas exigências, desde que sejam feitas considerações sobre os efeitos dessas aproximações.

Um sinal de vazamento, por exemplo, é um sinal não periódico de tempo contínuo. Por tal razão, sua análise freqüencial deve ser realizada utilizando uma Transformada de Fourier, que não é possível de ser implementada computacionalmente. É, pois, necessário transformá-lo em um sinal de tempo discreto de duração finita e considerá-lo periódico, a fim de que seja corretamente representado por uma Série de Fourier de Tempo Discreto. Os processos e fatores envolvidos nestas transformações e seus efeitos sobre o sinal são discutidos nesta seção.

### 3.2.1 Frequência de Corte do Sensor

A princípio, a ocorrência de um vazamento se traduz em uma dinâmica de diversos eventos hidráulicos acontecendo ao mesmo tempo no duto, com possíveis componentes de todas as frequências.

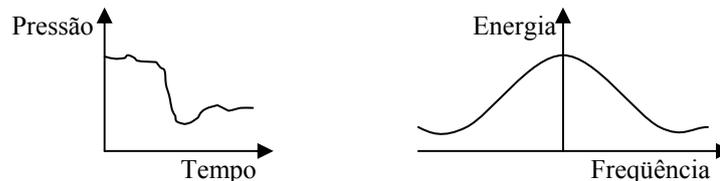


Figura 3.2: Representação teórica de um vazamento no domínio do tempo e da frequência

Quando é utilizado um sensor para observar os efeitos destes eventos no escoamento do duto, uma parte das informações pode ser perdida devido a suas características dinâmicas. Em função de limitações físicas e construtivas, o sensor não consegue perceber mudanças abruptas e de curta duração na variável medida. Deste modo, se comporta como um filtro passa-baixas, no qual  $\omega_s$ , denominada *frequência de corte* ou *limite de faixa* do sensor, representa a frequência máxima captada de forma significativa<sup>3</sup> pelo sensor. A frequência de corte define a *faixa de passagem* de um sensor, que representa a variedade de frequências que o mesmo consegue captar de um fenômeno físico.

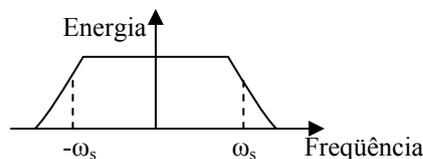


Figura 3.3: Faixa de frequências captadas por um sensor ideal (resposta em frequência de um sensor ideal)

A saída do sensor, analisada freqüencialmente, corresponderá ao espectro de frequências original do vazamento, atenuado nas frequências além da frequência de corte do sensor (figura 3.4). Matematicamente, isto equivale à representação freqüencial do vazamento (figura 3.2) multiplicada pela resposta em frequência do sensor (figura 3.3).

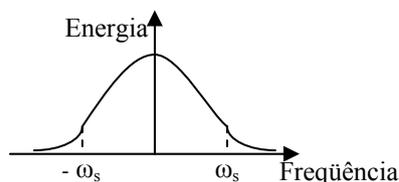


Figura 3.4: Espectro de frequências na saída de um sensor ideal

<sup>3</sup> A frequência de corte de um sensor corresponde à frequência limite a partir da qual o sensor percebe menos que 50% da energia contida em cada frequência do sinal. Esta frequência é inversamente proporcional ao tempo de resposta do sensor, ou seja, o tempo necessário para a saída de um sensor alcançar 63,2% da amplitude de um degrau aplicado na variável medida.

A tabela 3.2 apresenta as frequências de corte dos sensores utilizados para captar os sinais de vazamento analisados neste estudo.

Sensores	SMAR LD-250	Druck PTX 7800	GEMS 2600
frequência de corte ( $f_c$ )	2,5 Hz	500 Hz	1 kHz
frequência de amostragem mínima (segundo Nyquist)	5 Hz	1 kHz	2 kHz
frequência de amostragem utilizada nos experimentos	20 Hz	1 kHz	3 kHz

Tabela 3.2: Características frequenciais dos sensores

Isso explica a diferença observada na duração dos transitórios de vazamento das figuras 2.7 e 2.8. Apesar do tempo de abertura do vazamento em ambos os casos ter sido aproximadamente o mesmo, o sensor LD-250 (figura 2.7) reagiu de forma mais lenta que o sensor PTX 7800 (figura 2.8). Em outras palavras, o sensor LD-250 desprezou as frequências de ordem mais alta, em função de suas limitações físicas ou construtivas em reagir a elas.

Sensores com maior faixa de passagem são mais adequados para a detecção de vazamentos, pois reagem mais rapidamente a estes eventos, permitindo anunciá-los mais rapidamente, e registram uma quantidade maior de frequências, o que facilita a diferenciação do vazamento frente a outros transitórios normais do escoamento.

### 3.2.2 Ruído Eletromagnético

Após ser captado pelo sensor, o sinal está sujeito a diversas interferências eletromagnéticas provocadas pelos diferentes elementos que atravessa (cabos, conectores, amplificadores, protetores de surto, etc.) até chegar ao conversor AD.

A presença de ruído em um sinal é quantificada pela relação sinal-ruído, definida como a razão entre a energia de um sinal e a energia do ruído que o contamina. Quanto menor for esta razão, maior é a amplitude do ruído em relação à amplitude do sinal, o que pode prejudicar a sua análise.

O ruído eletromagnético geralmente tem caráter aleatório, podendo se apresentar no domínio do tempo de forma contínua ou transitória e, no domínio da frequência, com intensidades diferentes em função da frequência considerada. Estas características tornam muito difícil eliminá-lo sem causar perdas ao sinal original. Assim, é preferível evitar a geração de ruído, provendo uma instalação elétrica adequada com aterramento e isolamento eficientes e utilizando cabos adequados, blindados, isolados e com a menor quantidade possível de pontos de conexão, do que projetar filtros para eliminar o ruído após o mesmo já ter contaminado o sinal.

Outra opção é utilizar um filtro analógico passa-baixas que elimine todo o ruído eletromagnético de frequência superior à frequência de corte do sensor empregado. Como qualquer componente de frequência superior ao limite de faixa do sensor não corresponde ao sinal monitorado pelo mesmo, pode ser eliminada sem risco de provocar distorções no sinal. Este filtro deve ser instalado o mais próximo possível do conversor AD, a fim de evitar uma nova contaminação do sinal.

### 3.2.3 Taxa de Amostragem do Sinal

No conversor AD, o sinal de natureza contínua é transformado em uma seqüência discreta de valores. Para conservar todas as informações contidas no sinal (e permitir sua reconstrução posteriormente), o processo de amostragem deve ser realizado a uma taxa superior a duas vezes a maior freqüência presente no sinal, segundo o Teorema da Amostragem de Nyquist. Caso a taxa de amostragem mínima não seja respeitada, o espectro de freqüências do sinal, que é replicado a cada  $2\pi/H$  radianos (onde  $H$  é o período de amostragem adotado), irá se sobrepor e será distorcido, gerando um fenômeno chamado *aliasing*.

No fenômeno de *aliasing*, componentes de freqüências mais altas, quando amostradas a uma taxa mais lenta, se fazem passar por freqüências mais baixas, o que acaba distorcendo o espectro de freqüência do sinal original.

A tabela 3.2 apresenta as freqüências mínimas necessárias para a amostragem dos sinais considerados neste estudo segundo o Teorema da Amostragem de Nyquist. Também são apresentadas as freqüências com os quais os sinais de cada sensor foram amostrados. Pode ser verificado que todos os sinais foram obtidos com uma freqüência de amostragem pelo menos igual à mínima exigida para evitar o *aliasing*.

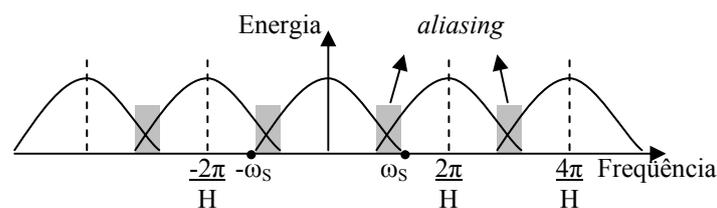


Figura 3.5: Representação gráfica do fenômeno de *aliasing* no domínio da freqüência

### 3.2.4 Tamanho da Janela de Dados

O sinal de tempo discreto resultante do processo de amostragem, a princípio, possui duração infinita, o que torna sua avaliação numérica impossível. Torna-se necessário, então, definir uma quantidade finita de dados a serem analisados por vez, processo chamado *janelamento* (Haykin, 2001).

Matematicamente, o processo de janelamento equivale a multiplicar o sinal de tempo discreto por uma função pulso retangular unitário de duração finita, tornando-o um sinal com somente  $N$  pontos não-nulos.

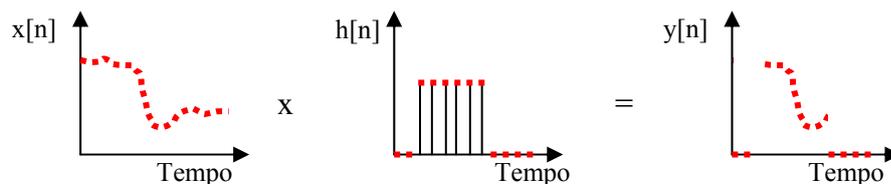


Figura 3.6: Representação gráfica do processo de janelamento no domínio do tempo

O número de amostras consideradas (tamanho da janela) se reflete de maneira direta na resolução do espectro de frequências obtido. Conforme apresentado na seção 3.1, as Séries de Fourier de Tempo Discreto permitem representar um sinal  $x[n]$  de  $N$  amostras no domínio do tempo através de  $N$  coeficientes no domínio da frequência, onde cada coeficiente corresponde à amplitude de uma senóide complexa de frequência múltipla da frequência fundamental do sinal  $\omega_0$ , definida na equação 3.2.

Se as  $N$  amostras foram obtidas com um período de amostragem  $H$ , então o intervalo de tempo utilizado na coleta de dados tem duração de  $N.H$  unidades de tempo e, dessa forma, a frequência fundamental do sinal é igual a:

$$\omega_0 = 2\pi / N.H \quad (3.9)$$

Neste estudo, onde se busca obter um espectro com a maior resolução (menor frequência fundamental) necessária para prover uma boa diferenciação entre as componentes frequenciais do sinal, o ideal é que tanto o período de amostragem quanto o número de amostras consideradas seja os maiores possíveis.

O período de amostragem  $H$  é limitado em função do Teorema da Amostragem de Nyquist, ou seja, da largura do espectro de frequências do sinal. Já o número de amostras consideradas  $N$  deve ser definido em função de diversos fatores, entre os quais a resolução necessária para uma diferenciação frequencial de sinais de escoamento, a capacidade computacional disponível para os cálculos e o fenômeno de dispersão da energia de fenômenos transitórios.

Neste estudo, a capacidade computacional disponível é significativamente maior (superior à dos controladores e processadores utilizados em aplicações industriais desta natureza), não há o compromisso com a análise em tempo real dos sinais e, por outro lado, há grande interesse em analisar os sinais utilizando a maior resolução frequencial possível. Deste modo, o fator determinante para a escolha do número de amostras da janela de dados  $N$  foi a dispersão de energia dos fenômenos transitórios, abordada a seguir.

No entanto, no algoritmo proposto para implementação prática, onde as limitações computacionais passam a ser maiores e o processamento de sinais em tempo real é uma exigência básica, sugere-se adotar um tamanho de janela menor, suficiente apenas para permitir a diferenciação entre sinais.

### **Dispersão da Energia de Fenômenos Transitórios**

Seja um sinal  $x[n]$ , puramente oscilatório, de período  $T = 2$  amostras e duração de  $N = 10$  amostras, conforme mostrado na figura 3.8. Esse sinal concentra toda a sua energia na frequência correspondente à cinco vezes a frequência fundamental  $\omega_0 = 2\pi/10$ , ou seja, na frequência  $f = 5$  Hz.

No entanto, se este mesmo sinal é analisado dentro de uma janela de duração maior (por exemplo,  $N = 20$ ), seu espectro torna-se mais disperso e apresenta menos energia. Isso ocorre porque o sinal não é mais oscilatório todo o tempo, e a frequência de oscilação do sinal tem sua energia diminuída em função do período em que a oscilação existe.

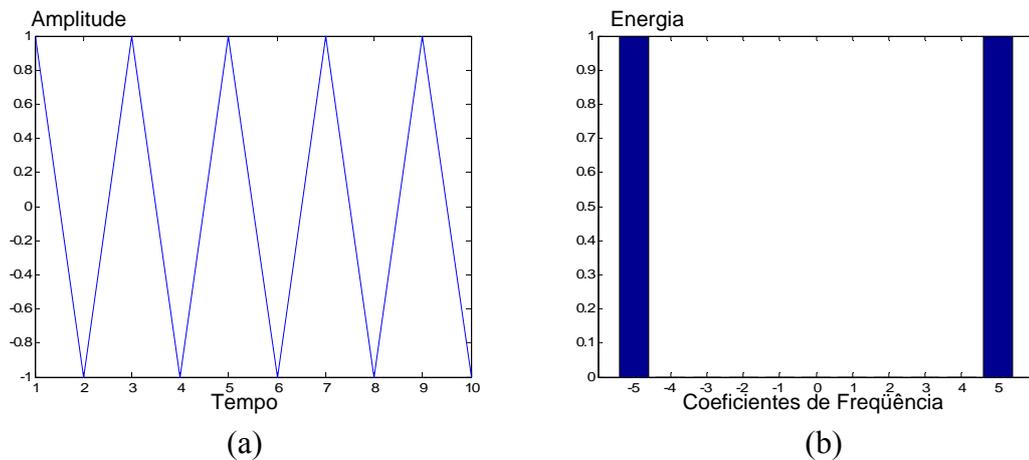


Figura 3.7: Exemplo de sinal puramente oscilatório no domínio do tempo (a) e da freqüência (b)

No figura 3.8, a oscilação possui a mesma duração (10 amostras) e freqüência de oscilação (5 Hz), mas a janela considerada passa a ser de  $N = 20$  amostras. Observando o espectro do sinal no domínio da freqüência, a energia concentrada na freqüência  $f = 5$  Hz (dez vezes a freqüência fundamental  $\omega_0 = 2\pi/20$ ) cai pela metade, pois a oscilação passa a existir apenas durante a metade da duração do sinal. Além disso, aparecem outras freqüências não diretamente relacionadas à freqüência de oscilação original, que são uma conseqüência da interação entre o período com oscilação e o período sem oscilação.

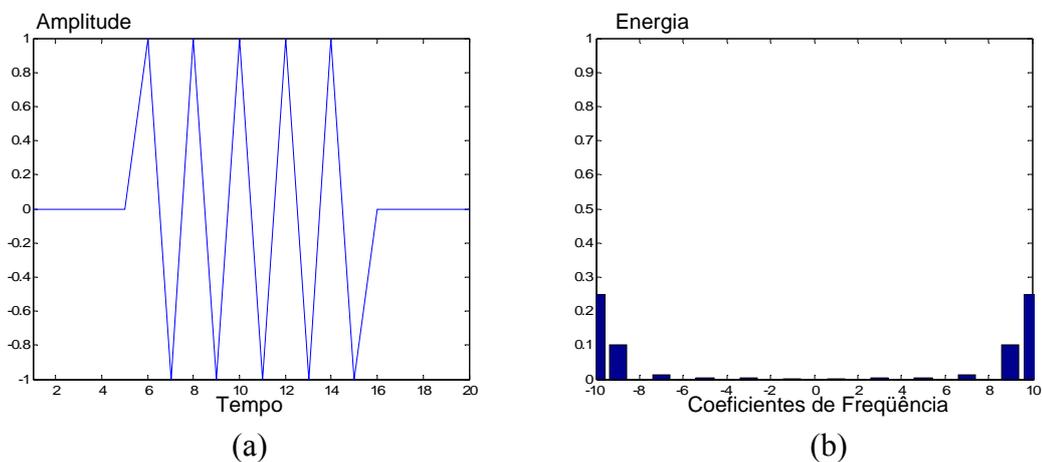


Figura 3.8: Exemplo de sinal de oscilação transitória no domínio do tempo (a) e da freqüência (b).

Este exemplo demonstra alguns efeitos que a utilização de uma janela provoca na análise de um sinal. Segundo Haykin (2001), é difícil quantificar com precisão os efeitos do janelamento, porém o espalhamento do espectro de freqüências, a redução da energia contida nas oscilações temporárias que o sinal apresenta e o aparecimento de novas freqüências sempre ocorrem quando é necessário limitar o número de amostras de um sinal.

Para um sinal de vazamento, conforme o mostrado na figura 2.5, os efeitos do janelamento tendem a ocorrer quando é definido um tamanho de janela que, além do transitório do vazamento (oscilação), engloba também as fases pré-vazamento e pós-vazamento (condições estacionárias). Para diminuir seus efeitos, as análises frequenciais dos sinais de vazamento neste estudo serão realizadas adotando um tamanho de janela um pouco superior ao número médio de amostras da fase transitória de um vazamento<sup>4</sup>, a fim de tentar caracterizar somente as frequências que ocorrem nesta fase.

O mesmo tamanho de janela será utilizado para analisar também os demais sinais de escoamento, a fim de compatibilizar os resultados e permitir comparações entre eles.

### 3.3 Conclusões

Este capítulo apresentou os conceitos teóricos relacionados à modelagem frequencial de sinais de vazamento e algumas propriedades importantes da representação em Séries de Fourier de Tempo Discreto. Em seguida, foram discutidos alguns aspectos práticos e teóricos que devem ser considerados na análise de sinais obtidos diretamente da observação de fenômenos físicos, como a largura de faixa dos sensores utilizados, o ruído eletromagnético existente e o processo de digitalização do sinal.

No próximo capítulo, serão descritos os resultados obtidos com a aplicação desta teoria a sinais de escoamento real.

---

<sup>4</sup> Conforme discutido na seção 2.5, a duração da fase transitória de um vazamento pode variar em função do sensor utilizado e do tipo de furo.

---

## Capítulo 4

# Caracterização de Sinais de Vazamento

---

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com a análise freqüencial de sinais de pressão<sup>5</sup> oriundos de diversas condições de escoamento e obtidos a partir de oleodutos transferindo fluidos com e sem a presença de vazamentos. Os resultados apresentados neste capítulo compõem a base para a proposição do algoritmo de detecção de vazamentos apresentado no capítulo seguinte.

### 4.1 Metodologia de Análise dos Sinais

Em função dos aspectos apresentados no capítulo anterior, e visando a uniformização da análise dos sinais, para permitir a comparação dos resultados obtidos, foram adotados os seguintes critérios para a análise freqüencial dos sinais de escoamento:

#### 4.1.1 Parâmetros de Amostragem do Sinal

Os sinais utilizados neste estudo são listados na tabela 4.1. Maiores informações são apresentadas no sétimo capítulo. Os sensores e parâmetros utilizados para a obtenção e análise desses sinais também constam nesta tabela.

Sinal	Sensor	Frequência de Amostragem	Janela	Duração da Janela	Resolução Freqüencial
Duto PETROBRAS (2006)	SMAR LD-250	20 Hz	2000 amostras	100 s	0,01 Hz
Duto LAMP (2007)	GEMS 2600	3 kHz	350 amostras	0,117 s	8,57 Hz
Duto LAMP (2009)	Druck PTX 7800	1 kHz	350 amostras	0,35 s	2,86 Hz

Tabela 4.1: Parâmetros utilizados na obtenção dos sinais de escoamento

---

<sup>5</sup> Este estudo foi baseado unicamente na análise de sinais de pressão. No entanto, em função do forte acoplamento existente entre pressão e vazão nos fenômenos de escoamento, é esperado que resultados similares (considerando o comportamento típico de cada variável descrito na seção 2.3) possam ser obtidos também para sinais de vazão.

### 4.1.2 Normalização da Energia dos Sinais

Este estudo se propõe a investigar a distribuição de energia nas componentes frequenciais de sinais de pressão em diferentes condições de escoamento. Para realizar este intento, é importante que os sinais sejam caracterizados e analisados a partir de uma mesma referência, de modo que seja possível compará-los independentemente das condições estacionárias de escoamento, do fluido ou do furo no duto.

A referência proposta neste estudo é a normalização da energia do espectro de frequência dos sinais, o que é feito em duas etapas:

1. Eliminando a energia contínua do sinal, presente em sua componente de frequência zero. Esta energia está ligada ao patamar de pressão do escoamento no duto, e deve ser desconsiderada para que este fator não interfira na caracterização de um vazamento.

$$X[0] = 0 \quad (4.1)$$

2. Calculando a energia normalizada de cada componente frequencial  $X[k]$ , de modo a obter o espectro de densidade de energia do sinal.

$$X[k] = \frac{X[k].X^*[k]}{\sum_{k=0}^{N-1} X[k].X^*[k]} \quad (4.2)$$

O resultado deste processo são coeficientes  $X[k]$  que informam o percentual de energia concentrado em cada senóide complexa  $e^{jk\omega_0 n}$ , sendo que:

$$E = \sum_{k=0}^{N-1} x[k] = 1 \quad (4.3)$$

Este processo permite identificar de maneira simples as frequências mais significativas de um sinal e avaliar como a energia do sinal se redistribui ao longo do tempo (dinâmica do vazamento), pois a diferença entre a amplitude das componentes frequenciais passa a ser relativa (e percentual com relação à energia total do sinal).

A princípio, a energia do sinal original pode ser dividida em uma parcela contínua, correspondente à condição estacionária do escoamento, e uma parcela oscilante, a qual corresponde aos diversos transitórios do escoamento. A energia desta última está dividida entre as frequências que compõem o sinal (todas múltiplas da frequência fundamental  $\omega_0$ ):

$$E = E_{Contínua} + E_{Oscilante}(\%E\{\omega_0\} + \%E\{2\omega_0\} + \%E\{3\omega_0\} + \dots) \quad (4.4)$$

Eliminando a Energia Contínua (1ª etapa) e normalizando a Energia Oscilante (2ª etapa), obtém-se:

$$E = \%E\{\omega_o\} + \%E\{2\omega_o\} + \%E\{3\omega_o\} + \%E\{4\omega_o\} + \dots \quad (4.5)$$

onde cada termo  $\%E\{k\omega_o\}$  corresponde ao percentual de energia concentrada na frequência  $k\omega_o$  ( $k$ -múltipla da frequência fundamental  $\omega_o$ ).

Ao normalizarmos o espectro do sinal, conforme descrito nos passos 1 e 2, cada coeficiente  $X[k]$  passa a representar diretamente o percentual de energia do sinal concentrado na frequência  $k$ :

$$X[k] = \%E\{k\omega_o\} \quad (4.6)$$

## 4.2 Caracterização dos Perfis de Pressão

A primeira análise realizada considerou o comportamento da pressão em função dos transitórios operacionais mais comumente verificados em dutos. A intenção era, analisando a forma como a pressão varia entre duas condições estacionárias, identificar as frequências que melhor caracterizassem o comportamento dinâmico desta mudança de patamar, fosse esta provocada por um vazamento ou por outros fenômenos, tais quais o desligamento de uma bomba ou o fechamento de uma válvula. Por este motivo, esta análise considerou sinais de pressão obtidos sobre diferentes condições de escoamento, como a ocorrência de um vazamento, do acionamento de bombas ou outros transitórios operacionais.

Para esta análise inicial, foram utilizados somente os dados de pressão obtidos de um duto da Petrobras submetido a vazamentos controlados em 2006 (maiores informações são apresentadas na seção 7.1 deste trabalho). A duração temporal da janela (100 segundos) foi escolhida de modo a abranger por inteiro a transição da pressão entre os dois patamares estacionários (antes e depois da perturbação).

Os sinais foram divididos em 5 grupos:

1. Vazamento Consolidado → São sinais que apresentam as três fases típicas de um vazamento (pré-vazamento, transitório e pós-vazamento).
2. Vazamento em Desenvolvimento → São sinais em que o vazamento não chega a atingir um novo valor estacionário. O interesse em analisar este sinal é tentar identificar frequências que apontem o vazamento o mais rápido possível, antes que ele chegue a estabilizar.
3. Ruído de Escoamento → Corresponde a variações verificadas na pressão durante o escoamento normal do duto.
4. Partida de Bomba → Corresponde ao comportamento da pressão no duto durante a partida de uma bomba.
5. Parada de Bomba → Corresponde ao comportamento da pressão no duto durante a parada de uma bomba.

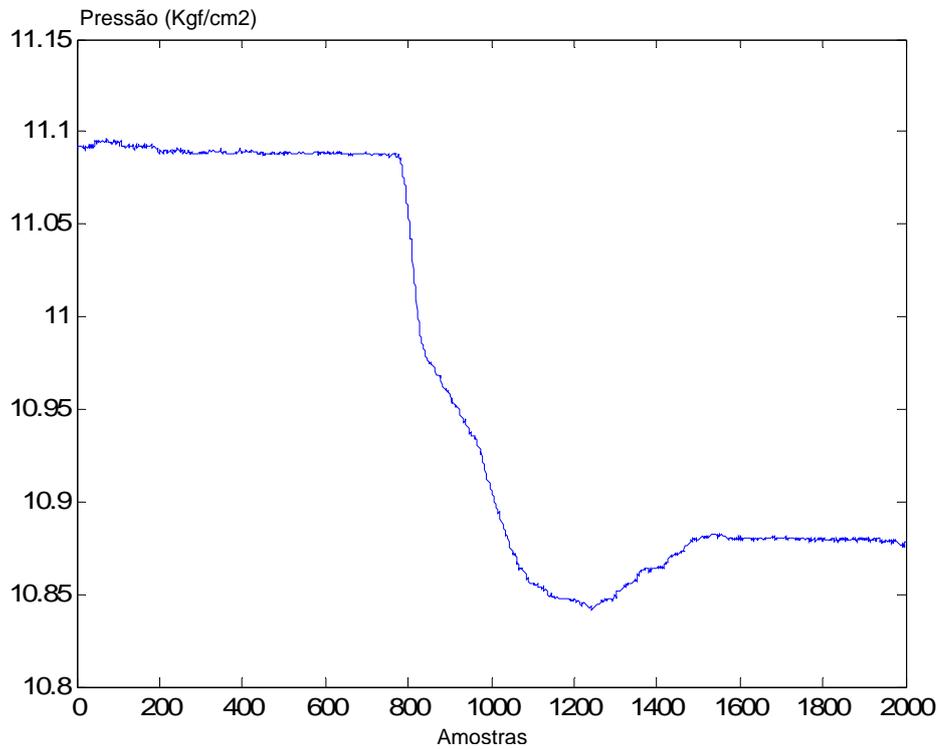


Figura 4.1: Exemplo de Vazamento Consolidado

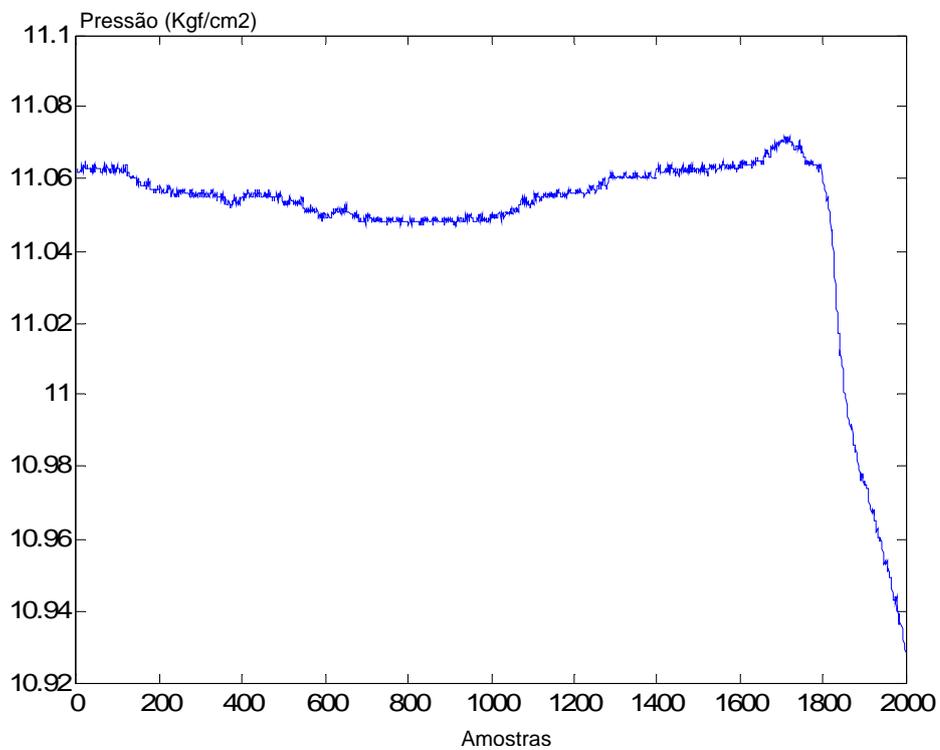


Figura 4.2: Exemplo de Vazamento em Desenvolvimento

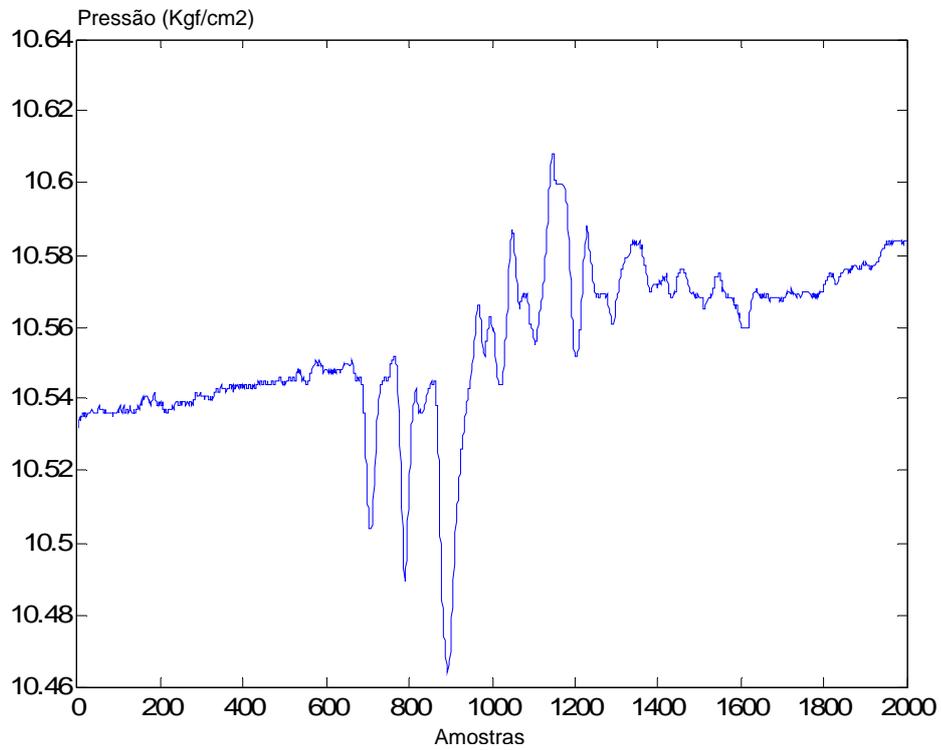


Figura 4.3: Exemplo de Ruído de Escoamento

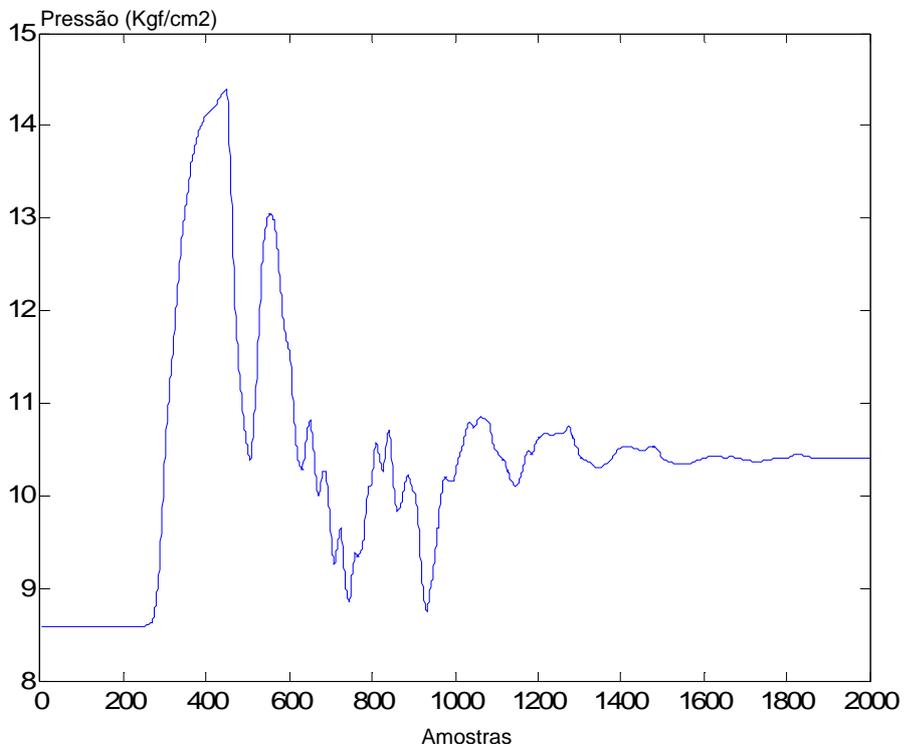


Figura 4.4: Exemplo de Partida de Bomba

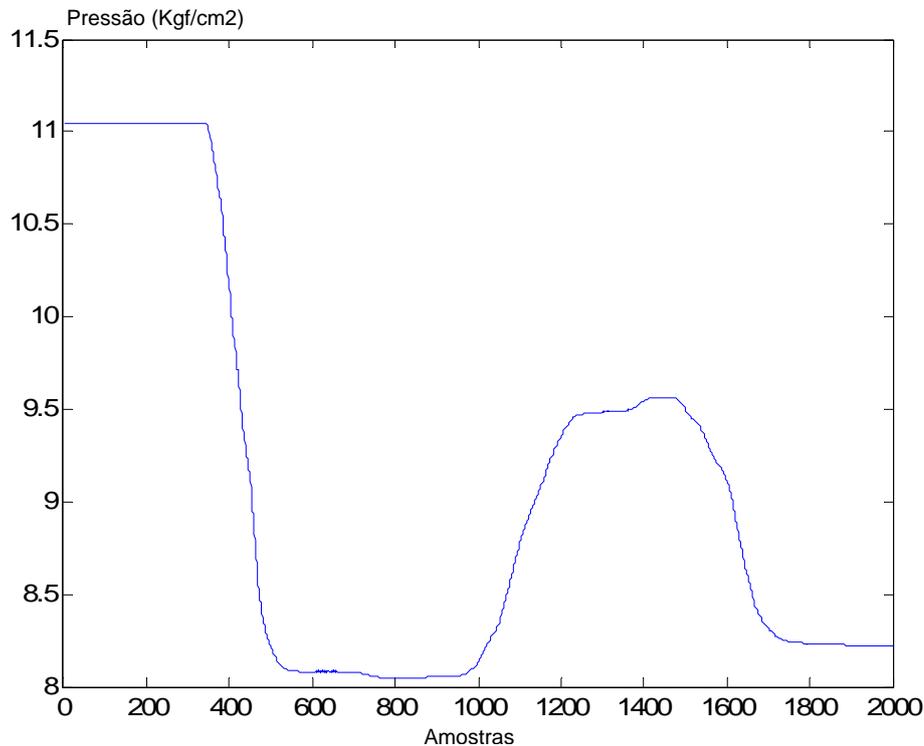


Figura 4.5: Exemplo de Parada de Bomba

Os sinais analisados são compostos por 2000 amostras, correspondentes a uma duração no tempo de 100 segundos, amostrados com uma taxa de 20 amostras por segundo. Dessa forma, os espectros de densidade de energia obtidos são compostos por 2000 componentes de frequências diferentes, variando de -10 a 10 Hz, com resolução de 0,01 Hz.

Conforme discutido na seção 3.1.1, apenas as frequências de 0 a 10 Hz foram analisadas, pois o espectro de energia de sinais reais no domínio do tempo é simétrico. Dentre estas, foram desprezadas aquelas que concentravam menos que 0,20% da energia total do sinal, pois se mostraram irrelevantes para a caracterização do sinal.

Os espectros de densidade de energia obtidos para os sinais de cada grupo foram comparados entre si para obter um perfil médio de distribuição de energia que permitisse diferenciar cada grupo de sinais. O resultado desta caracterização é mostrado na tabela 4.2.

Analisando a última linha da tabela, é possível perceber que mais de 94,5% da energia dos sinais está concentrada nas 33 primeiras frequências (de 0,01 a 0,33 Hz). As frequências eliminadas devido à baixa energia (as 967 frequências restantes), quando somadas, correspondem a menos de 5,5% da energia total do sinal, não interferindo, portanto, nesta análise.

Os sinais de vazamento consolidado apresentam a maior parte de sua energia (82,26%) concentrada na frequência fundamental. Isto ocorre porque, neste tipo de sinal, a maior parte da energia é dada pela mudança no patamar estacionário da pressão, que só ocorre uma única vez no sinal.

Freq(Hz)	Vazamento Consolidado	Vazamento em Desenvolvimento	Partida de Bomba	Parada de Bomba	Ruído de Escoamento
0,01	82,26%	27,18%	7,44%	15,85%	38,59%
0,02	4,43%	26,16%	22,70%	71,50%	13,74%
0,03	5,80%	13,94%	32,17%	6,27%	12,38%
0,04	2,18%	8,97%	16,04%	0,92%	5,62%
0,05	0,80%	5,44%	5,15%	1,28%	2,52%
0,06	1,00%	4,02%	1,72%	0,98%	2,07%
0,07	0,22%	2,63%	0,43%	0,78%	1,98%
0,08	0,62%	1,71%	1,86%	0,29%	0,90%
0,09	0,17%	1,09%	3,98%	-	1,24%
0,10	0,31%	0,85%	1,16%	-	2,32%
0,11	0,27%	0,68%	0,32%	-	3,16%
0,12	-	0,48%	0,38%	-	1,75%
0,13	-	0,26%	0,67%	-	1,56%
0,14	-	0,27%	0,49%	-	0,68%
0,15	-	0,38%	-	-	-
0,16	-	0,48%	0,64%	-	0,59%
0,17	-	0,35%	0,92%	-	0,56%
0,18	-	0,28%	0,65%	-	0,64%
0,19	-	0,22%	-	-	1,00%
0,20	-	-	-	-	1,31%
0,21	-	-	-	-	0,79%
0,22	-	-	0,32%	-	-
0,23	-	-	0,29%	-	-
0,24	-	-	-	-	0,24%
0,25	-	-	-	-	-
0,26	-	-	-	-	0,52%
0,27	-	-	-	-	0,31%
0,28	-	-	-	-	-
0,29	-	-	-	-	-
0,30	-	-	-	-	-
0,31	-	-	-	-	-
0,32	-	-	-	-	-
0,33	-	-	-	-	0,23%
<b>Total</b>	<b>98,06%</b>	<b>95,37%</b>	<b>97,33%</b>	<b>97,87%</b>	<b>94,69%</b>

Tabela 4.2: Perfil médio de densidade de energia para cada grupo de sinais

Já os sinais de vazamento em desenvolvimento possuem um espectro de frequências um pouco mais distribuído, porém ainda concentrado nas primeiras frequências. Isso ocorre porque a maior parte da energia se concentra na mudança de patamar da pressão, porém este patamar ainda não estabilizou nem possui uma duração significativa com relação à duração total do sinal considerado.

Os sinais de ruído de escoamento possuem um espectro de frequências muito mais amplo e irregular, onde a energia tende a se concentrar nas primeiras frequências, porém de forma mais suave que os outros tipos de sinal. Dentre os grupos considerados, este foi o que apresentou a maior variedade de perfis de densidade de energia, que é bastante influenciado pelo tipo e frequência do ruído analisado.

Por tal razão, a caracterização de um perfil típico para a distribuição de energia de ruídos de escoamento não se mostrou de grande valia, sendo preferível, ao invés de tentar associar um sinal diretamente a este perfil, classificar como ruído todos os sinais que não se encaixam nos demais perfis.

É interessante perceber que a distribuição de energia dos sinais de vazamento em desenvolvimento corresponde a um meio termo entre os sinais de vazamento consolidado e os sinais de ruído. Isso porque, nestes sinais, a variação de maior energia ainda não estabilizou, seja no mesmo patamar (indicando que se trata de um ruído) seja em um outro inferior (indicando que se trata de um vazamento). Isso demonstra a necessidade de um tempo mínimo para a detecção confiável de vazamentos, no qual a pressão se estabiliza em um novo patamar e confirma sua ocorrência, diferenciando-o de perturbações transitórias na pressão.

Os sinais de partida de bomba apresentam um espectro um pouco mais espalhado, com a maior parte de sua energia distribuída na faixa de frequência de 0,02 a 0,04 Hz. Isto é devido ao fato da bomba utilizada, de cavidades progressivas, gerar oscilações na pressão com esta frequência.

Os sinais de parada de bomba apresentam um espectro de energia concentrado no dobro da frequência fundamental do sinal (0,02 Hz). Esta característica é resultado do comportamento da bomba de cavidades progressivas quando deixa de ser alimentada eletricamente. Neste caso, a inércia do motor, associada às características do escoamento, faz com que a pressão oscile com tal frequência.

É importante notar que os espectros de energia obtidos para os sinais de partida e parada da bomba são muito específicos para os exemplos utilizados neste estudo. A caracterização de um perfil típico para esses transitórios deve ser feita caso a caso, e é possível que variem muito em função dos equipamentos utilizados.

Os resultados apresentados na tabela 4.2 mostram ser possível diferenciar cada grupo de sinais observando as frequências que acumulam a maior parte da energia do sinal. Com base neste princípio, a tabela 4.3 apresenta critérios que podem ser adotados para identificar cada grupo de sinais:

<b>Tipo de Sinal</b>	<b>Crítérios</b>
<b>Vazamento</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– A frequência de maior energia equivale à frequência fundamental e acumula mais que 80% da energia total do sinal;</li> <li>– A fase da frequência de maior energia é negativa (indicando uma queda no patamar de pressão)</li> </ul>
<b>Partida de Bomba</b>	– A frequência de maior energia equivale a 3 vezes a frequência fundamental e acumula mais que 30% da energia total do sinal;
<b>Parada de Bomba</b>	– A frequência de maior energia equivale a 2 vezes a frequência fundamental e acumula mais que 50% da energia total do sinal;
<b>Ruído de Escoamento</b>	– Não atender nenhuma das exigências acima

Tabela 4.3: Critérios para a classificação de sinais baseado na densidade espectral

Os critérios propostos, no entanto, não puderam ser estendidos para outros sinais pesquisados, pois são muito dependentes das condições em que foram obtidos e, portanto, não possuem robustez suficiente para serem generalizados para todos os casos.

A princípio, os níveis mínimos (limiares) de energia propostos na tabela 4.3 são fortemente dependentes da relação entre a amplitude da mudança de patamar de pressão da onda e a variação de pressão ocasionada pelo ruído. Além disso, as curvas de partida e parada de bomba são muito específicas para os equipamentos utilizados no duto, não havendo nenhuma garantia que esse nível de diferenciação seja atingido com outras bombas ou mesmo em outros dutos.

Por essas e outras razões, a caracterização e diferenciação de sinais completos (considerando janelas de maior duração) se mostrou pouco eficaz e muito dependente das condições particulares de cada sistema. Isso pode vir a ser um problema mesmo para sistemas de escoamento mais simples, onde mudanças nas condições de operação (como o patamar de operação ou o tipo de fluido, por exemplo) é capaz de inutilizar a sintonia do algoritmo de detecção de vazamentos.

Por outro lado, essa análise levantou algumas informações importantes a respeito de ruídos típicos, com faixas de frequência bem definidas, inseridos por alguns equipamentos (bombas e válvulas) no sistema, o que sugeriu a análise dos sinais de pressão sobre uma outra perspectiva.

### 4.3 Caracterização Estacionária das Fases de um Vazamento

Os resultados da análise anterior deram indícios de que, assim como bombas e válvulas inserem componentes frequenciais típicas no espectro de densidade de energia dos sinais de pressão, a ocorrência de um vazamento também seria capaz de acrescentar frequências atípicas ao escoamento. Esta idéia, apesar de intuitiva para o escoamento de gases, precisava ser confirmada para o escoamento de líquidos.

Em função disto, foi realizada uma nova análise dos sinais, desta vez com foco na identificação de faixas de frequência que só ocorram na presença de um vazamento. Foram avaliados os espectros de densidade de energia das três fases de diversos vazamentos, com o intuito de identificar as frequências que ocorriam em cada um deles.

Foram utilizados dados de vazamentos controlados realizados em uma tubulação do Laboratório de Automação da Medição em Petróleo (LAMP), na UFRN, em 2007 e 2009. A janela considerada foi de apenas 0,35 segundos, o que, para a taxa de amostragem utilizada (1 kHz), resultou em um espectro de frequência composto por 350 frequências múltiplas da frequência fundamental do sinal (2,86 Hz).

Foi adotada a estratégia de eliminar as frequências que concentravam pouca energia. O limiar escolhido foi de 0,57% da energia do sinal<sup>6</sup>, ou seja, foram mantidas apenas as frequências com energia superior a 0,57% e anuladas as demais. Em seguida, foi realizada uma média dos diferentes espectros de energia.

Os resultados deste processo são mostrados na tabela 4.4. A quantidade total de energia apresentada para cada fase do vazamento (última linha) tende a ser baixa, pois são listadas apenas as frequências que apresentavam energia significativa na maior parte dos sinais (em pelo menos 9 dos 131 sinais considerados nesta análise).

Os resultados obtidos foram agrupados por faixas de frequências (conforme indicado pelas tonalidades na tabela 4.4) e resumidos na tabela 4.5.

---

<sup>6</sup> A escolha deste limiar é explicada na seção 6.1.2.

<b>Freq (Hz)</b>	<b>Pré- Vazamento</b>	<b>Transitório</b>	<b>Pós- Vazamento</b>
2,86	1,23%	35,88%	1,76%
5,71	1,30%	6,80%	1,14%
8,57	19,65%	10,51%	9,04%
11,43	3,13%	2,56%	1,69%
14,29	1,33%	1,38%	0,74%
17,14	3,08%	1,47%	1,17%
20,00	2,86%	0,67%	1,04%
22,86	0,94%	0,32%	0,25%
25,71	1,62%	0,71%	0,57%
28,57	11,40%	4,62%	3,70%
31,43	0,51%	0,31%	0,12%
37,14	0,46%	0,38%	-
51,43	-	-	0,13%
60,00	0,14%	-	0,30%
82,86	0,55%	0,18%	0,64%
85,71	0,11%	-	0,11%
88,57	-	0,11%	0,21%
91,43	0,53%	0,31%	0,46%
94,29	0,13%	-	-
100,00	-	0,11%	-
102,86	-	0,11%	-
108,57	0,21%	0,14%	0,40%
114,29	0,11%	-	-
128,57	-	-	0,25%
131,43	-	-	0,11%
171,43	0,11%	-	-
180,00	-	-	0,12%
182,86	-	-	0,12%
262,86	-	-	0,11%
265,71	-	-	0,12%
271,43	-	-	0,12%
274,29	-	-	0,23%
277,14	-	-	0,11%
280,00	0,12%	-	-
302,86	-	-	0,11%
308,57	-	-	0,11%
334,29	-	0,12%	-
337,14	-	-	0,12%
354,29	-	0,12%	-
362,86	-	-	0,26%
368,57	0,11%	-	0,11%
371,43	-	-	0,27%
374,29	-	-	0,11%
377,14	-	-	0,28%
380,00	-	-	0,11%
391,43	-	-	0,13%
414,29	-	-	0,23%
451,43	-	0,12%	-
457,14	-	-	0,11%
462,86	-	-	0,24%
488,57	-	-	0,24%
<b>Total</b>	<b>49,62%</b>	<b>66,93%</b>	<b>27,17%</b>

Tabela 4.4: Perfil médio de densidade de energia para cada fase de um vazamento

Freq (Hz)	Pré-Vazamento	Transitório	Pós-Vazamento
<b>0,01 a 37,14</b>	47,50%	65,62%	21,21%
<b>48,57 a 60,00</b>	0,14%	-	0,43%
<b>80,00 a 114,29</b>	1,64%	0,96%	1,82%
<b>125,71 a 131,43</b>	-	-	0,36%
<b>168,57 a 182,86</b>	0,11%	-	0,24%
<b>260,00 a 280,00</b>	0,12%	-	0,68%
<b>300,00 a 308,57</b>	-	-	0,22%
<b>331,43 a 337,14</b>	-	0,12%	0,12%
<b>351,43 a 391,43</b>	0,11%	0,12%	1,26%
<b>411,43 a 414,29</b>	-	-	0,23%
<b>448,57 a 462,86</b>	-	0,12%	0,35%
<b>485,71 a 488,57</b>	-	-	0,24%

Tabela 4.5: Perfil médio de densidade de energia agrupado por faixas de frequências

Da tabela 4.5, é possível obter algumas conclusões interessantes:

Primeiramente, é possível perceber que as frequências menores (de 0,01 a 37 Hz) concentram a maior parte da energia do sinal. Isso também foi verificado na análise anterior e é confirmado novamente aqui. A razão para isso é que a maior parte das oscilações no escoamento (inclusive o próprio vazamento) é causada por dinâmicas de duração superiores a 27 ms.

No entanto, são verificados diferentes patamares em função da fase considerada: no escoamento sem vazamento (pré-vazamento), a energia acumulada nesta fase é de cerca de 47,5%. Durante a ocorrência de um vazamento, ela aumenta devido à mudança de patamar do sinal (o aumento é proporcional à mudança no patamar de pressão) e após a acomodação do vazamento (pós-vazamento), volta a se estabilizar em um patamar menor (cerca de 21%).

Em segundo lugar, é possível perceber que nas demais faixas de frequência (exceto a faixa entre 80 e 114 Hz) a energia da fase pós-vazamento é significativamente (pelo menos duas vezes) maior que na fase pré-vazamento, ou seja, tais frequências só apresentam energia significativa na presença de um vazamento. Em algumas destas faixas (entre 350 e 390 Hz, por exemplo), as frequências se destacam ainda durante o transitório, antes do vazamento chegar a estabilizar.

Esses resultados se mostram muito consistentes que os obtidos na análise anterior, pois os níveis de energia obtidos para cada faixa de frequências não dependem tanto do tamanho do vazamento e da intensidade da mudança de patamar. Além disso, frequências contaminantes (ruído) são mais facilmente detectáveis, pois tendem a aparecer de forma significativa nas 3 fases do sinal (como foi o caso da faixa de 80 a 114,3 Hz nesta análise).

Desta forma, é possível deduzir que a ocorrência de um vazamento em um duto pode ser inferida a partir da detecção de um conjunto de faixas de frequência que passa a apresentar energia significativa em virtude dos ruídos e fenômenos hidráulicos ocasionados pelo escoamento de fluido através do furo na tubulação.

## 4.4 Caracterização Dinâmica das Fases de um Vazamento

Para respaldar os resultados obtidos na análise anterior e aprofundar o entendimento das frequências envolvidas na ocorrência de um vazamento, foi realizada uma terceira análise frequencial dos sinais, desta vez focada na evolução do sinal de pressão de um regime de escoamento sem vazamento para um regime de escoamento com vazamento.

Para este estudo, foram utilizados dois sinais de vazamento com frequências de amostragem iguais a 1 kHz e 3 kHz. Foi adotada uma janela de tamanho 350 deslizando com uma velocidade de 10 amostras novas por vez. Os resultados obtidos são mostrados nas figuras 4.6 a 4.11.

Na figura 4.6, é apresentada a dinâmica temporal de um sinal de vazamento amostrado a 1 kHz, com a representação gráfica da janela de análise. O espectro de densidade de energia resultante desta análise é apresentado em duas e três dimensões nas figuras 4.7 e 4.8, respectivamente.

É possível perceber a diferença na distribuição de energia nas três fases: na fase pré-vazamento, a energia se concentra nas frequências menores e em 5 outras faixas (indicadas na figura 4.7). Durante a ocorrência do vazamento, a energia se concentra nas frequências iniciais e todo o restante do espectro passa a concentrar uma parte desprezível da energia do sinal. Por fim, quando a condição de vazamento se estabiliza no duto, uma grande quantidade de frequências passa a se destacar no espectro. Essas frequências são geradas pela passagem do fluido através do furo.

O mesmo comportamento é observado com o sinal amostrado a 3 kHz. Sua dinâmica temporal é apresentada na figura 4.9 e seu espectro de densidade de energia é apresentado em duas e três dimensões nas figuras 4.10 e 4.11, respectivamente.

De forma análoga, é possível perceber que o espectro de energia evolui de um espectro com a energia concentrada em poucas frequências, passa por uma condição de extrema concentração de energia (durante a ocorrência do vazamento) e alcança um espectro com a energia espalhada em várias faixas de frequência.

Neste sinal em específico, o vazamento foi realizado propositalmente de forma mais lenta e gradual (sua duração é um pouco superior a 2 segundos). Dessa forma, é possível perceber alguns “degraus” no comportamento da pressão, como se o vazamento fosse composto por pequenos vazamentos de amplitude gradual. Observando o espectro de frequências obtido durante esses degraus (em especial, durante o maior deles), nos quais o patamar de pressão fica temporariamente constante, é possível observar algumas das frequências típicas de vazamento (indicadas por setas na figura 4.10), o que indica que as mesmas já estão presentes mesmo antes do vazamento se estabilizar. Tais frequências não se destacam durante o transitório (exceto quando o mesmo se estabiliza temporariamente, como é o caso indicado), pois sua energia é muito menor que a energia contida na mudança do patamar de pressão.

Essa concentração excessiva de energia nas primeiras frequências da fase transitória de um vazamento também ocorre sempre que há uma mudança significativa no patamar de pressão do escoamento, seja esta mudança causada por um vazamento, acionamento de bomba ou válvula. Como essa mudança torna desprezível a energia das demais frequências, não é possível, utilizando somente o espectro de frequências da fase transitória, identificar as causas desta mudança.

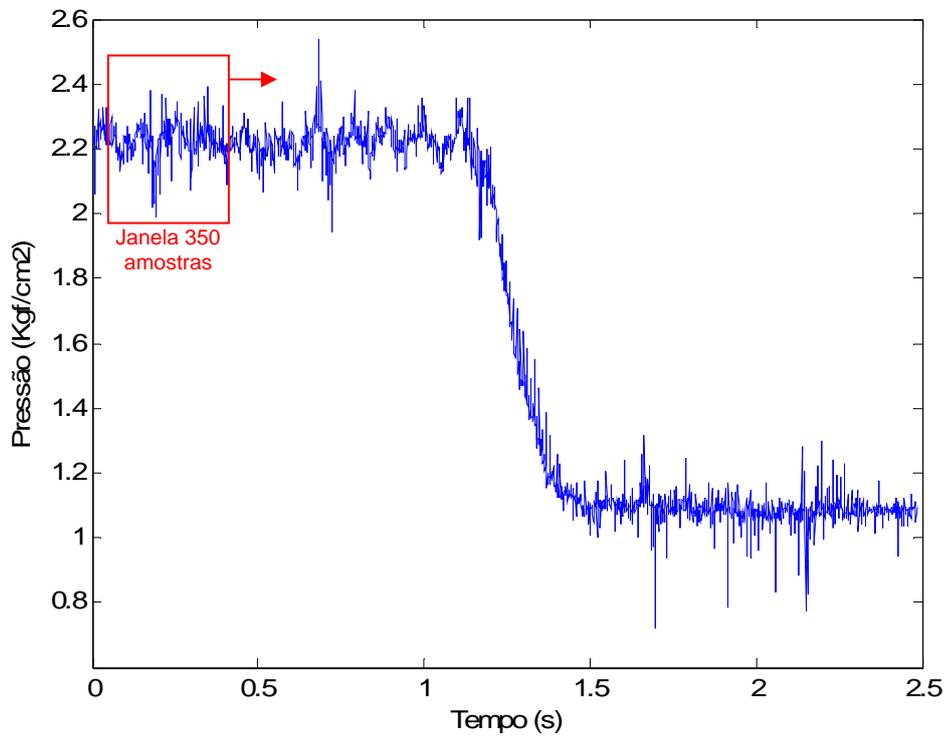


Figura 4.6: Sinal de vazamento amostrado a 1 kHz

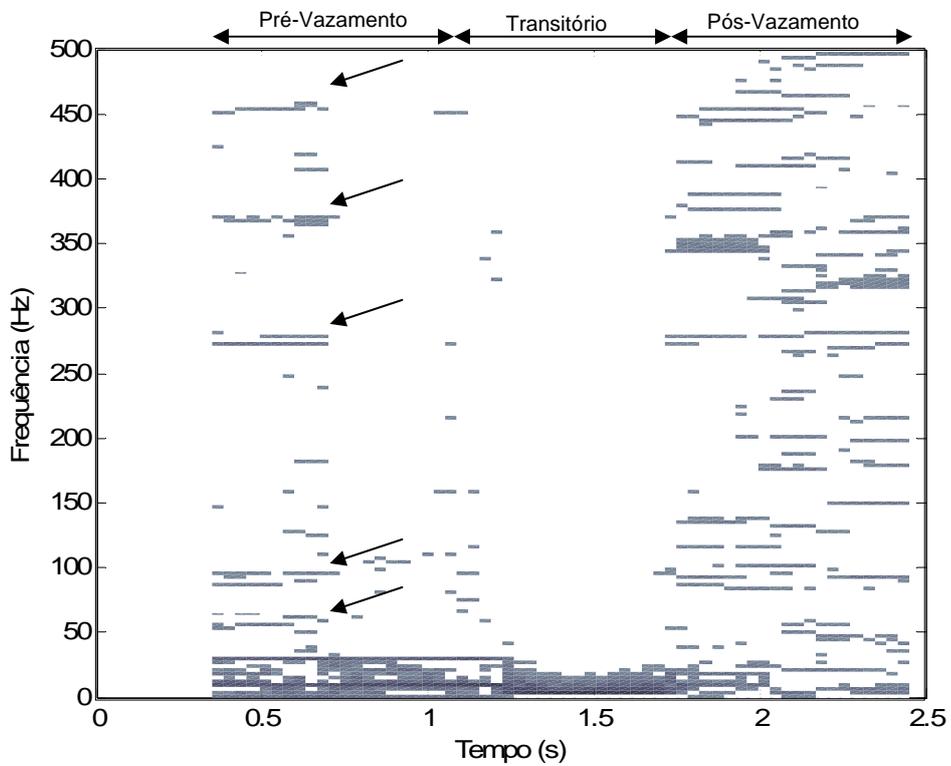


Figura 4.7: Espectro de energia do sinal amostrado a 1 kHz

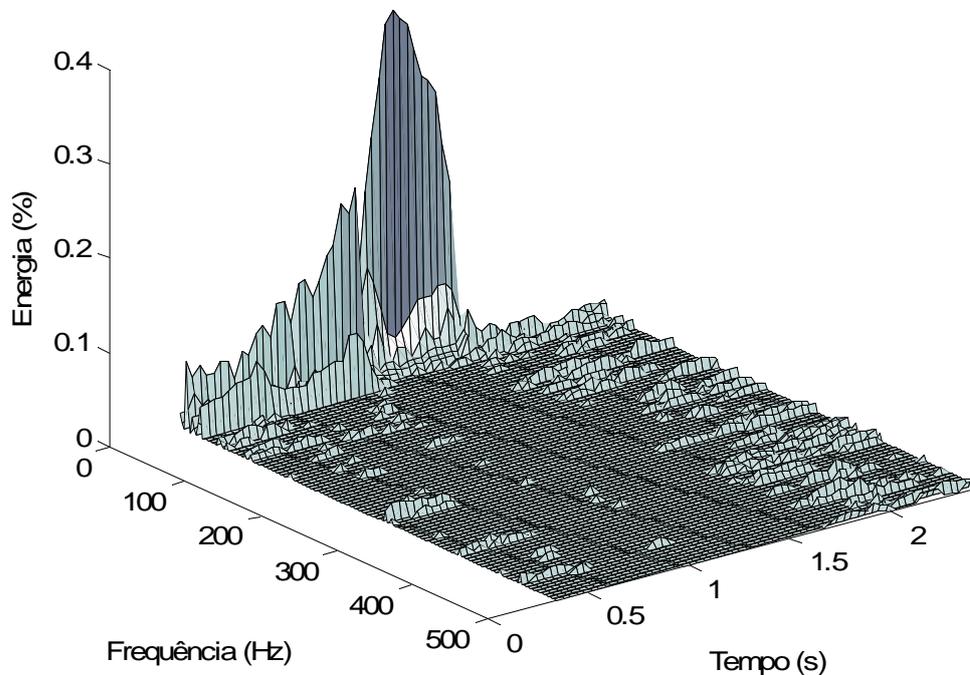


Figura 4.8: Visualização tridimensional do espectro de energia do vazamento

No entanto, a concentração excessiva de energia nas frequências mais baixas pode ser um indicador de mudança de patamar. Dessa forma, a análise do espectro de densidade de energia espectral pode ser usada tanto para detectar uma mudança no patamar do sinal (analisando seu transitório) quanto para verificar se a causa desta mudança foi um vazamento (comparando os espectros de frequências antes e após o transitório).

## 4.5 Conclusões

Neste capítulo foram apresentadas as análises realizadas com diferentes sinais de pressão relativos a escoamentos e ensaios de vazamento realizados em diferentes dutos e circunstâncias, com o intuito de obter características frequenciais que permitissem classificar e identificar os diversos fenômenos que ocorrem no escoamento do duto.

A princípio, buscou-se caracterizar frequencialmente cada um desses fenômenos. Os resultados desta análise permitiram definir uma lógica para detecção e anúncio de vazamento, descrita na tabela 4.3. No entanto, esses resultados, apesar de positivos, se mostraram muito dependentes das características do sistema de escoamento, o que tornou essa caracterização pouco robusta para estender a outros dutos.

Os resultados desta primeira análise indicaram também a presença de frequências típicas provocadas por elementos do sistema de escoamento, como bombas e válvulas.

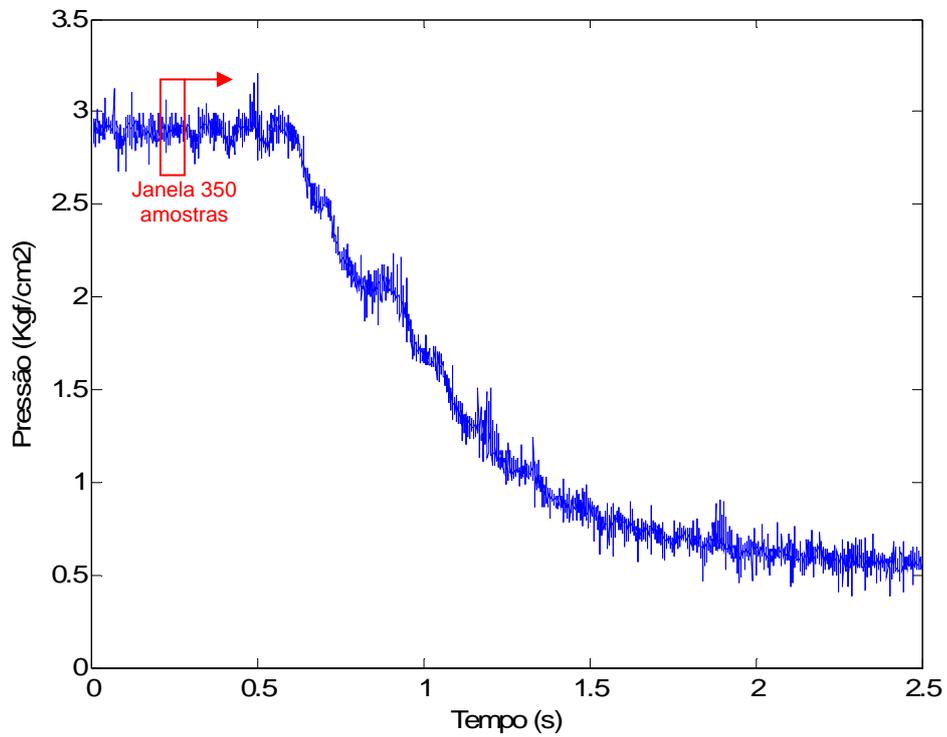


Figura 4.9: Sinal de vazamento amostrado a 3 kHz

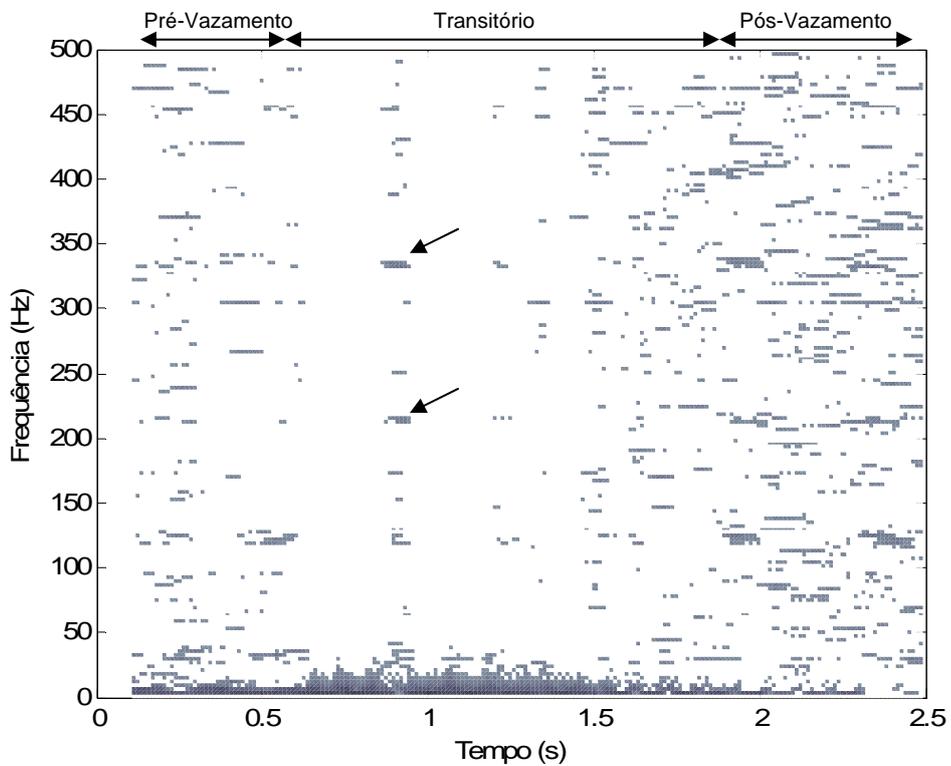


Figura 4.10: Espectro de energia do sinal de vazamento amostrado a 3 kHz

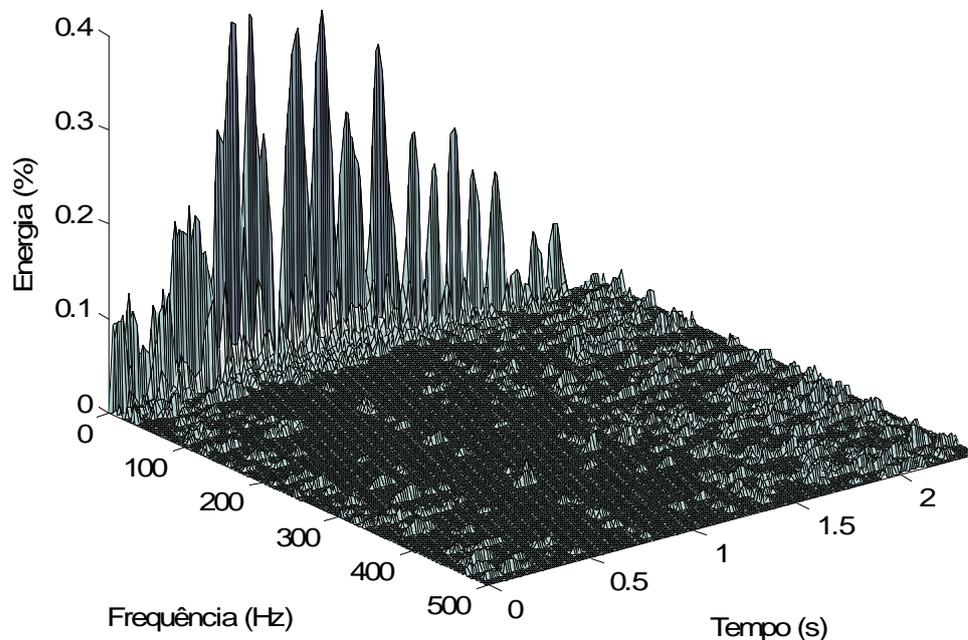


Figura 4.11: Representação tridimensional do espectro de energia do vazamento

Isso levou a uma segunda análise, com outros sinais, que objetivou comparar as frequências existentes em uma condição de escoamento normal com as frequências existentes em uma condição de escoamento com vazamento. Essa caracterização se mostrou muito mais robusta que a anterior, pois a fase transitória do sinal deixou de ser importante para a diferenciação (apesar de ser importante para indicar a mudança de patamar) e apenas as fases estacionárias são consideradas.

Esta nova análise permitiu concluir que a análise frequencial do transitório do vazamento não traz muitas informações sobre a causa deste transitório, pois a energia fica concentrada demais em poucas componentes das frequências mais baixas, não sendo possível distinguir um vazamento de uma parada de bomba, por exemplo. Dessa forma, ela torna-se irrelevante para reconhecer um vazamento, porém é importante para identificar que ocorreu algum fenômeno hidráulico no duto.

Também foi possível perceber que as etapas pré e pós-vazamento possuem espectros frequenciais distintos que podem ser diferenciados. Apesar do espectro de frequências na condição pós-vazamento ser bastante difícil de prever, ele é mais espalhado que na condição de escoamento sem vazamento.

Por fim, em um terceiro momento, dois sinais foram analisados de forma dinâmica, considerando uma janela de tamanho fixo (igual à adotada na análise anterior) deslizando ao longo do sinal, a fim de observar como o espectro de frequências variava de uma condição a outra. Os resultados desta terceira análise mostraram como a energia

se redistribui ao longo do espectro frequencial do sinal em função da evolução temporal de um vazamento, e confirmaram os resultados obtidos na segunda análise.

Os resultados apresentados neste capítulo tornaram possível propor um algoritmo para detecção de vazamentos baseado na distinção entre os espectros de frequência de sinais com e sem vazamento, descrito no próximo capítulo. Posteriormente, é apresentada uma metodologia para sintonizar o algoritmo de detecção de vazamentos proposto, a fim de adaptá-lo a mudanças nas condições de escoamento e a novos dutos.



---

# Capítulo 5

## Algoritmo de Detecção de Vazamentos

---

Neste capítulo, é proposto um algoritmo para detecção de vazamentos fundamentado nas conclusões e resultados apresentados no capítulo anterior. Ele se baseia na constatação de que os sinais de pressão em um duto com vazamento apresentam frequências específicas que não ocorrem em situações de escoamento normal. O objetivo deste algoritmo é detectar essas frequências e anunciar o vazamento, de modo que outras ações possam ser tomadas para sanar o problema.

Antes, são apresentados alguns critérios que orientaram a elaboração do algoritmo proposto.

### 5.1 Características Desejadas

Um mesmo algoritmo pode ser implementado de várias formas, em função do objetivo a atingir e de outras características de desempenho desejadas. Nesta seção são discutidos os principais requisitos que levaram à implementação deste algoritmo da forma como é apresentado neste estudo.

#### 5.1.1 Confiabilidade

Talvez o parâmetro mais importante, mede a habilidade do sistema em evitar alarmes falsos, indicando apenas vazamentos realmente existentes sem, no entanto, deixar de anunciá-los quando ocorrem. Essa característica depende da sintonia realizada e dos limiares escolhidos para o anúncio de alarmes. No entanto, pode ser melhorada utilizando lógicas ou informações adicionais a respeito do sistema.

Por exemplo, um sistema de detecção de vazamentos pode monitorar o acionamento ou a rotação de bombas de transferências, ou a abertura de válvulas e o alinhamento de tanques, a fim de descartar sinais similares a vazamentos que tenham sido causados por um desses eventos. Também pode ser programado para só executar uma análise detalhada após ser constatada uma mudança de patamar similar a um vazamento.

Outro recurso é aplicar uma lógica adicional envolvendo vários sensores em pontos diferentes do duto (votação). Apesar do processamento ser realizado separadamente em cada instrumento, o sistema considera a resposta de mais de um sensor antes de

anunciar um alarme (por exemplo, um vazamento só é anunciado quando percebido por dois sensores em um total de três).

Em alguns casos, pode ser adotada uma lógica temporal entre os sensores. Por exemplo, no caso de um duto onde existam dois sensores instalados em cada extremidade, pode ser adotada uma lógica para desprezar ruídos similares a vazamentos originados dentro da instalação a partir da observação de qual dos dois sensores registrou primeiro o vazamento.

A figura 5.1 ilustra este raciocínio: os ruídos oriundos do interior da instalação de transferência (originado por bombas ou válvulas) são primeiramente registrados pelo sensor 1 e em seguida pelo sensor 2. Já eventos hidráulicos que ocorram no duto são registrados primeiramente pelo sensor 2. O algoritmo de detecção de vazamentos pode desprezar transitórios cuja detecção foi feita primeiramente pelo sensor 1 e analisar somente aqueles detectados primeiramente pelo sensor 2.

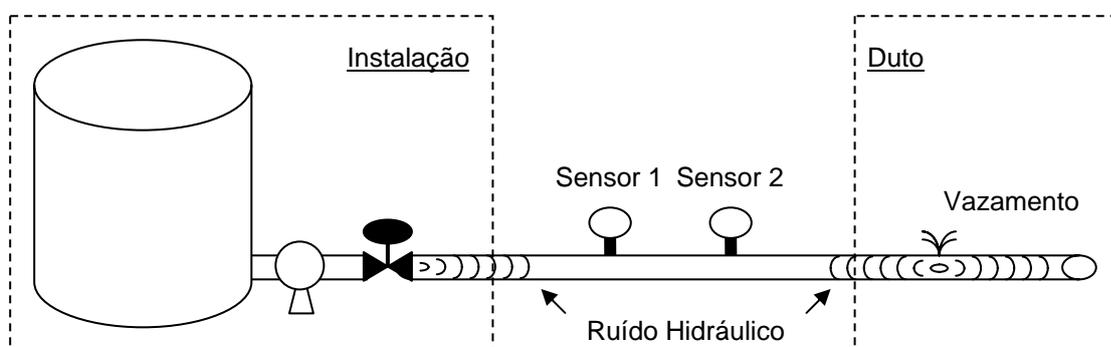


Figura 5.1: Exemplo de aplicação de lógica temporal na detecção de vazamentos

Na maior parte dos dutos, a quantidade de ruídos hidráulicos originados ao longo de sua extensão é muito inferior à originada dentro da instalação de transferência, devido à existência de poucos elementos ativos (que modificam o escoamento) ao longo do duto. Desta forma, a aplicação de um filtro temporal pode aumentar muito a confiabilidade de um sistema de detecção de vazamentos.

No caso específico considerado neste estudo, em que foi utilizado um único sensor para monitorar todo o duto, a confiabilidade do algoritmo foi ampliada incluindo a monitoração do patamar estacionário da pressão, representado pela componente de frequência zero da janela de dados considerada. Dessa forma, o algoritmo de detecção de vazamentos só atua quando detecta a ocorrência de uma mudança para baixo no patamar estacionário de pressão, o que permitiu aumentar a confiabilidade do sistema sem afetar sua sensibilidade.

### 5.1.2 Registro do Transitório do Vazamento

Por comparar condições estacionárias, o algoritmo proposto neste estudo prescinde de registrar o transitório do vazamento para alarmar. Isso o torna apto, quando em funcionamento, a detectar vazamentos que ocorreram quando o sistema estava inoperante.

No entanto, o fato de ter sido incluída a monitoração do patamar de pressão como medida para aumentar a confiabilidade do algoritmo faz com que essa detecção “tardia” do vazamento só seja possível quando ocorrer uma transição negativa no patamar do sinal que ative a detecção de vazamentos.

Por exemplo, se um duto começou a vazar enquanto o algoritmo de detecção de vazamentos estava desativado, este vazamento poderá ser anunciado quando o algoritmo de detecção de vazamentos voltar a funcionar, porém apenas depois que houver uma queda no patamar de pressão, não necessariamente ligado à ocorrência de um outro vazamento, que habilite o algoritmo de detecção.

O tempo necessário para isso ocorrer dependerá do limiar adotado para detectar mudanças no patamar de pressão, que dependerá das condições de ruído hidráulico do duto e da sensibilidade desejada para o sistema de detecção de vazamentos, o que é discutido na seção 6.1.3.

### **5.1.3 Velocidade de Processamento**

Os resultados apresentados no capítulo anterior indicam a necessidade de detectar frequências nas faixas de 0 a 500 Hz, logo é necessário que o hardware responsável pela coleta e processamento do sinal (sensores e processador) seja capaz de trabalhar com velocidade compatível e – aspecto mais importante – que o algoritmo seja executado de forma eficiente do ponto de vista computacional.

Tendo isso em vista, o algoritmo proposto visa ao mínimo esforço computacional e, na medida do possível, a utilizar recursos já disponíveis em placas de processamento de sinais disponíveis no mercado. No entanto, para que este objetivo seja atingido, é importante que a implementação do algoritmo na linguagem de programação do processador seja feita de forma eficiente, o que foge ao escopo deste trabalho.

### **5.1.4 Facilidade de Sintonia**

O ideal é que um algoritmo de detecção de vazamentos seja robusto o suficiente para necessitar de pouca sintonia e possua uma quantidade de parâmetros que alie a simplicidade na realização de ajustes à flexibilidade para adequar o sistema a vários dutos ou a condições de escoamento diferentes.

Para o algoritmo proposto neste estudo, não foi desenvolvida uma ferramenta de sintonia automática, porém foi proposta uma metodologia de sintonia que é apresentada no capítulo seguinte.

## 5.2 Algoritmo Proposto

O algoritmo proposto neste estudo recebe um conjunto de valores relativos à pressão de escoamento em um duto e informa uma saída que varia entre  $k_{min} = -100$  e  $k_{max} = 100$ <sup>7</sup>. Em condições de escoamento normal, sua saída é igual a  $k_{min} = -100$ . À medida que as frequências associadas a um vazamento vão sendo detectadas nas amostras processadas, este valor vai sendo incrementado. Quando esta saída passa a ser positiva (maior que  $\varepsilon_o = 0$ ), é anunciado um vazamento. Quando isto ocorre, o estado de alarme fica ativado até que haja um reconhecimento por parte do operador.

O fato do vazamento ser anunciando quando a saída do algoritmo alcança um valor positivo indica que as frequências características de vazamento estão presentes de forma contínua em pelo menos 100 das amostras anteriormente analisadas, o que provê maior confiabilidade ao algoritmo. Se o algoritmo satura sua saída em 100, é porque as frequências estão presentes de forma contínua em pelo menos 200 das amostras consideradas. Quando ocorre uma alteração significativa no patamar de pressão para cima, a saída do algoritmo volta ao seu valor inicial ( $k_{min} = -100$ ).

O fluxograma do algoritmo proposto é mostrado na figura 5.2 e suas etapas são detalhadas a seguir. Sua implementação em linguagem MATLAB<sup>®</sup>, desenvolvida para os experimentos apresentados no Capítulo 7, é listada no Anexo A deste documento.

### 5.2.1 Inicialização do Algoritmo

O algoritmo ajusta os parâmetros e limiares que irá utilizar, apresentados na tabela 5.1, com os valores definidos no processo de sintonia. O algoritmo inicia com a indicação de mudança de patamar desativada e com sua saída ajustada em  $k_{min} = -100$ .

Símbolo	Parâmetro
N	Tamanho da janela
$\eta$	Número de amostras utilizadas na detecção de limiar
$k_{min}, k_{max}$	Faixa de variação da saída do algoritmo
$\varepsilon_p$	Limiar de mudança de patamar
$\varepsilon_o$	Limiar de energia desprezível
$\varepsilon_{1A}, \varepsilon_{1B}, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \dots$	Limiares da lógica de detecção de vazamentos
$\varepsilon_v$	Limiar de anúncio de vazamento

Tabela 5.1: Parâmetros e limiares de sintonia do algoritmo

Os parâmetros e limiares utilizados neste algoritmo são discutidos mais detalhadamente no capítulo seguinte. Seus valores podem variar em função das características do sistema de escoamento, do fluido transferido, e também das amostras de sinais consideradas na sintonia.

<sup>7</sup> A faixa de saída do algoritmo, apesar de variar de -100 a 100, não traz consigo nenhuma idéia implícita de porcentagem ou de probabilidade da ocorrência de um vazamento, sendo apenas um contador utilizado para aumentar a sensibilidade e dar uma boa representação gráfica do comportamento dinâmico do algoritmo ao longo do tempo.

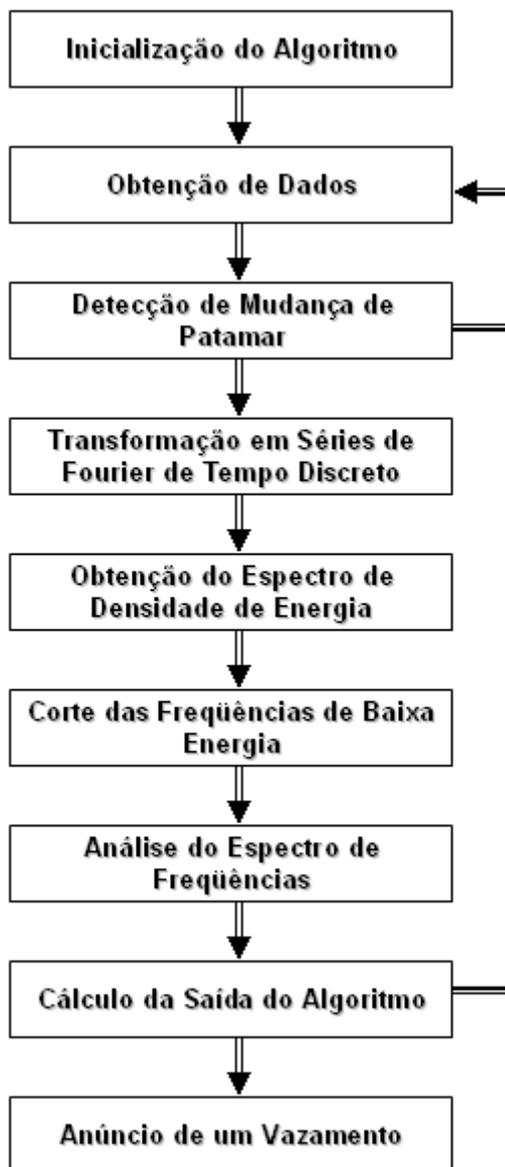


Figura 5.2: Fluxograma do algoritmo de detecção de vazamentos proposto

### 5.2.2 Obtenção de Dados

O algoritmo recebe os dados que serão processados

Esta etapa deve ser adequada ao tipo de equipamento que irá prover os dados: se serão obtidos diretamente de um conversor AD, é implementada através de uma função de captura de dados enviada às entradas analógicas do processador; se serão obtidos a partir de um servidor de dados, são usadas funções de consulta ao mesmo.

No algoritmo transcrito no anexo A deste estudo, essa etapa é implementada através de uma consulta a um arquivo localizado no disco rígido do computador, contendo dados de escoamento. Todos os dados são carregados de uma única vez na memória, mas são processados em grupos de 350 amostras.

### 5.2.3 Detecção de Mudança de Patamar

O algoritmo calcula a média aritmética da parte inicial ( $\eta$  primeiras amostras) e da parte final ( $\eta$  últimas amostras) da janela de dados e compara ambas. Se verificar que a média temporal caiu de patamar entre o início e o fim da janela, o modo de detecção de vazamentos é acionado e passa a executar o restante do algoritmo até que uma nova mudança de patamar, desta vez positiva (o valor médio inicial é menor que o valor médio final), se verifique.

A média aritmética é equivalente à componente de frequência zero do conjunto de amostras e define seu valor estacionário, desprezando todas as oscilações. Quanto maior a quantidade de amostras consideradas mais este valor se aproxima do patamar real da pressão no duto e menos susceptível fica a fenômenos transitórios.

Este mecanismo é proposto para evitar alarmes falsos, porém pode mascarar vazamentos que ocorram em momentos de aumento de pressão (como uma partida de bomba, por exemplo). No entanto, como o princípio de detecção do algoritmo prescinde da percepção da fase transitória do vazamento, o anúncio de um vazamento que ocorra nestas circunstâncias acontecerá mais tarde, quando uma mudança negativa de patamar acionar novamente o algoritmo de detecção de vazamentos.

### 5.2.4 Transformação em Séries de Fourier de Tempo Discreto

O algoritmo calcula os coeficientes freqüenciais do sinal analisado utilizando a Transformação por Séries de Fourier de Tempo Discreto, implementada através de uma Transformada Rápida de Fourier. Este método numérico explora algumas propriedades de simetria desta transformada para simplificar e agilizar os cálculos e já se encontra implementado em algumas placas de processamento de sinais disponíveis no mercado, o que simplifica e aumenta o desempenho de sua implementação prática.

### 5.2.5 Obtenção do Espectro de Densidade de Energia

O algoritmo calcula o espectro de densidade de energia do sinal de acordo com o procedimento apresentado na seção 4.1.2 deste trabalho. A componente de frequência zero é anulada, o que elimina o nível médio do sinal no tempo, e a energia calculada para cada coeficiente freqüencial é normalizada em função da energia total do sinal.

Este procedimento despreza as condições estacionárias de operação do duto e faz com que a soma das energias dos coeficientes freqüenciais do sinal seja igual a 1, ou seja, torna possível tratá-los percentualmente e comparar diferentes sinais a partir de um mesmo referencial.

### 5.2.6 Corte das Freqüências de Baixa Energia

O algoritmo anula as componentes freqüenciais que possuem energia abaixo de certo limiar  $\epsilon_0$ , zerando a energia de seus coeficientes.

O objetivo desta etapa é diminuir o número de coeficientes a analisar e eliminar a parte da energia relacionada a fenômenos não desejados que contaminam e distorcem o sinal, tais como o ruído eletromagnético, de amostragem ou de quantização.

Esses fenômenos, normalmente, apresentam um perfil de distribuição de energia bastante similar ao de um ruído branco (baixa densidade de energia espalhada de maneira quase uniforme ao longo de todo o espectro). Por isso, para eliminá-lo é adotado um limiar mínimo abaixo do qual todas as energias são consideradas iguais a zero.

Ruídos de energia significativa que conseguem passar por este filtro são considerados como parte do ruído de escoamento, estando presentes o tempo todo no sinal e, portanto, não interferindo na detecção de vazamentos.

### 5.2.7 Análise do Espectro de Frequências

O algoritmo analisa a presença das frequências características de vazamento no espectro de densidade de energia do sinal, de acordo com uma lógica definida durante a sintonia do sistema.

A lógica proposta neste estudo possui 3 camadas de confirmação do perfil de frequência, obtidas em função das análises realizadas com os sinais de vazamento:

A primeira camada avalia a quantidade de energia concentrada na faixa de 0 a 31,5 Hz. Se essa faixa concentrar menos que 30% ( $\epsilon_{1A}$ ) da energia do sinal, há a possibilidade de estar ocorrendo um vazamento e a lógica passa para a próxima camada de confirmação. Caso a energia seja superior, a possibilidade de vazamento é descartada. Ainda nesta camada lógica, se esta faixa concentrar mais que 40% ( $\epsilon_{1B}$ ) da energia do sinal, considera-se que o sinal está em transição.

A segunda camada avalia a quantidade de energia concentrada na faixa de 363 a 391,5 Hz, onde os resultados deste estudo indicaram que boa parte de frequências características de um vazamento se concentram. Se esta faixa concentrar mais que 1% ( $\epsilon_2$ ) da energia do sinal, o algoritmo passa para a 3ª camada lógica; caso contrário, a possibilidade de vazamento é descartada.

A terceira e última camada lógica procura energia em frequências secundárias típicas de vazamento. No caso desse estudo, foram eleitas as faixas de 126 a 134 Hz, de 303 a 311,5 Hz, de 434 a 457 Hz e de 488,5 a 491,5 Hz como frequências prováveis de ocorrer em vazamentos. Neste caso, a detecção de uma energia superior a 0,63% ( $\epsilon_3$ ) da energia do sinal em pelo menos uma dessas faixas de frequência indica o vazamento; caso contrário, o algoritmo não acusa o vazamento.

A estrutura desta análise (baseado em 3 camadas de confirmação), as faixas de frequência investigadas e os limiares adotados são o resultado do processo de sintonia, apresentado no capítulo seguinte, aplicado aos sinais de pressão utilizados neste estudo.

### 5.2.8 Cálculo da Saída do Algoritmo

O algoritmo usa o resultado da lógica anterior para modificar a saída do algoritmo: se o sinal é identificado como um vazamento, a saída do algoritmo é incrementada; se o sinal não é identificado como um vazamento, a saída do algoritmo é decrementada; se o sinal é identificado como uma transição (na 1ª camada de lógica), a saída do algoritmo não é alterada.

### 5.2.9 Anúncio de Vazamento

A saída do algoritmo funciona como um indicador de presença de vazamento. Quando um patamar  $\varepsilon_V = 0$  é atingido, o algoritmo anuncia um vazamento no duto e continua monitorando o duto.

## 5.3 Influência da Taxa de Obtenção de Dados no Algoritmo

Em função da velocidade de obtenção e processamento dos sinais de pressão, algumas considerações devem ser feitas. O ideal é que o tamanho definido para a janela de dados analisada a cada iteração seja compatível com a velocidade de chegada de novos dados, para permitir que trechos de dados não sejam perdidos. Por outro lado, uma taxa de amostragem muito maior que a velocidade de processamento do algoritmo pode levar a uma taxa maior de sobreposição das janelas.

Neste estudo em específico, onde os sinais de pressão foram obtidos a partir de registros digitais (arquivos) e não houve qualquer preocupação com o processamento em tempo real dos mesmos, foi utilizada uma condição de sobreposição da janela de  $N-1$  amostras, ou seja, são processadas janelas de  $N$  amostras onde uma amostra é nova e as demais  $N-1$  amostras são antigas. Em termos de processamento em tempo real, é como se o algoritmo fosse processado em menos que 1 ms, ou seja, após sua conclusão só há uma nova amostra disponível para processamento.

Essa decisão foi tomada para permitir ao algoritmo extrair a maior quantidade possível de informações sobre as amostras e, principalmente, sobre a dinâmica da evolução de um vazamento. No entanto, trouxe algumas conseqüências para o restante do algoritmo.

Por exemplo, a detecção de patamar não pôde ser implementada entre janelas distintas, pois a contribuição de apenas uma amostra não é suficiente para alterar de forma significativa a energia média da janela completa. Por isso a detecção de patamar é realizada usando  $\eta$  amostras dentro de cada janela. Algoritmos que adotem uma taxa de renovação de janela maior que 50% (pelo menos 50% das amostras da janela são renovadas a cada iteração) podem realizar a detecção de patamar utilizando janelas diferentes.

Outra conseqüência é a gradação no sinal de saída do algoritmo de detecção de vazamentos em 200 níveis (de -100 a 100). A alta taxa de repetição de amostras faz com que os perfis de energia espectral obtidos também se repitam, o que permite trabalhar com uma faixa maior para confirmação dos sinais.

O processo de confirmações sucessivas da suspeita de vazamento aumenta a confiabilidade do algoritmo, pois evita alarmes falsos em função da presença eventual de frequências típicas de vazamento. No entanto, ela também tende a aumentar o tempo necessário para anunciar o vazamento. Dessa forma, se a taxa de atualização da janela é maior, é possível reduzir a faixa de variação da saída do algoritmo (parâmetros  $K_{min}$  e  $K_{máx}$ ).

## 5.4 Conclusões

Neste capítulo foi proposto um algoritmo para detecção de vazamentos a partir de sinais de pressão. Ele é fundamentado nos resultados apresentados no capítulo anterior, que apontam a existência de frequências típicas que só apresentam energia significativa durante a ocorrência de vazamentos em dutos.

Cada etapa do algoritmo é detalhada com relação a seu funcionamento. Os critérios utilizados para sua implementação prática em MATLAB também são apresentados e discutidos aqui.

No capítulo seguinte será apresentada uma metodologia para sintonizar este algoritmo para um duto qualquer. Cada um de seus parâmetros é discutido com relação a seu significado e forma de sintonia.



---

# Capítulo 6

## Metodologia de Sintonia

---

Este capítulo apresenta uma metodologia para sintonia e ajuste do algoritmo de detecção de vazamentos proposto no capítulo anterior. Os parâmetros e limiares utilizados pelo algoritmo são apresentados e discutidos, e é descrito como definir seus valores de modo que o algoritmo possa ser aplicado a um sistema de escoamento em particular.

Ao longo das seções, são apresentados os parâmetros obtidos com a aplicação desta metodologia aos sinais dos testes de vazamento realizados no duto do Laboratório de Automação da Medição em Petróleo (LAMP) em 2009, com uma taxa de amostragem de 1 kHz.

### 6.1 Parâmetros e limiares a sintonizar

Os parâmetros utilizados no processo de sintonia do algoritmo de detecção de vazamentos estão resumidos na tabela 5.1 e serão discutidos com maiores detalhes nesta seção.

#### 6.1.1 Número de Amostras da Janela (N)

O número de amostras a considerar na janela é um dos aspectos mais importantes para a análise das componentes freqüenciais de um sinal. Este número define, em conjunto com a taxa de amostragem do conversor AD, a resolução do espectro de freqüências, característica que permite distinguir ou agrupar faixas de freqüências distintas, facilitando (ou dificultando) a distinção entre sinais.

A resolução do espectro de freqüências  $\Delta\omega$  (em Hz) é definida em função do número de amostras  $N$  da janela e do período de amostragem  $H$  (amostras por segundo), da seguinte forma:

$$\Delta\omega = \frac{1}{N.H} \quad (6.1)$$

que coincide com o valor da freqüência fundamental da onda, conforme apresentado na equação 3.9.

O ideal para distinguir o espectro de frequência de sinais diferentes é que o período de amostragem  $H$  seja o maior possível, limitado, pelo Teorema da Amostragem de Nyquist, à largura do espectro de frequências do sinal (ou, na prática, à largura de faixa do sensor utilizado para coletar os dados). Para os dados obtidos a partir do sensor PTX 7800, considerados nesta sintonia, a frequência de amostragem (inverso do período de amostragem) utilizada foi de 1 kHz, exatamente igual à largura de faixa do sensor.

Definida a taxa de amostragem, a escolha do número de amostras deve ser definida a partir de um compromisso entre a resolução mínima necessária para o espectro de frequências, a capacidade de processamento disponível para executar essa análise em tempo real e o fenômeno de dispersão de energia provocado pelo janelamento do sinal. Esses fatores são discutidos na seção 3.2.4.

Neste estudo é adotado um número de amostras  $N=350$ , que permitiu obter bons resultados na caracterização dos sinais de vazamento, conforme apresentado no capítulo 4. A utilização de valores diferentes para este parâmetro não compromete o resultado do algoritmo, porém pode alterar as faixas de frequência utilizadas para identificar os vazamentos, tornando-as maiores ou menores.

### 6.1.2 Número de amostras para detecção de mudança de patamar ( $\eta$ )

O número de amostras para detecção de mudança de patamar é definido em função do tamanho  $N$  da janela. Seu objetivo é obter uma média representativa das amostras iniciais e finais da janela para verificar se houve uma mudança permanente<sup>8</sup> no patamar de pressão do escoamento.

O valor deste parâmetro deve ser grande o suficiente para evitar que variações transitórias no sinal indiquem uma falsa mudança em seu patamar, e pequeno o suficiente para permitir que mudanças graduais também sejam percebidas (embora uma eventual deficiência nesta escolha possa ser compensada definindo-se um limiar de mudança de patamar  $\varepsilon_P$  apropriado).

Sugere-se que o número de amostras utilizadas seja igual a 40% do total  $N$ , o que faz com que esta análise leve em consideração 80% da janela de dados (40% das amostras iniciais e 40% das amostras finais). O valor adotado neste estudo foi de 150 amostras, equivalente a 43% do tamanho do sinal e com duração correspondente a 0,15 segundos, ou seja, capaz de ignorar transientes de duração inferior a essa.

É importante lembrar que este parâmetro é utilizado em função da baixa taxa de renovação da janela de análise adotada neste estudo. A adoção de taxas maiores permite que a detecção de patamar possa ser realizada entre janelas e dispensa o uso deste parâmetro.

---

<sup>8</sup> O termo permanente é utilizado em contraposição ao termo transiente, para indicar uma condição de pressão que permanece estável até ocorrer alguma mudança nas características do sistema de escoamento (acionamento de bombas, alinhamento de tanques, etc). A noção de permanente está intrinsecamente ligada ao número de amostras  $\eta$  consideradas nesta média e, em última análise, no número de amostras totais  $N$  da janela.

### 6.1.3 Limiar de Mudança de Patamar ( $\epsilon_P$ )

O limiar de mudança de patamar ( $\epsilon_P$ ) é o valor a partir do qual o algoritmo considera que houve uma mudança permanente no patamar de pressão do sinal. A lógica adotada é que se há uma diferença de módulo superior a este limiar entre o valor médio das  $\eta$  amostras iniciais e das  $\eta$  amostras finais da janela, é porque esta mudança é permanente<sup>8</sup>.

O limiar de mudança de patamar é o responsável por ativar (ou desativar) o algoritmo de detecção de vazamentos: quando é detectada uma queda no patamar de pressão, o algoritmo é acionado e passa a analisar o sinal em busca de traços que indiquem a presença de um vazamento; quando é detectado um aumento no patamar de pressão, o algoritmo é desativado.

Seguindo este raciocínio, o limiar de mudança de patamar está diretamente relacionado à sensibilidade do algoritmo de detecção de vazamentos, pois, a princípio, se a queda de pressão causada por um vazamento não for capaz de ser reconhecida como uma mudança de patamar pelo algoritmo, as frequências geradas pelo vazamento não serão detectadas. Por esta razão, este limiar de mudança de patamar deve ser o mais baixo possível, mesmo que fique ativando ou desativando o algoritmo de detecção de vazamentos o tempo todo. Se o sinal for bastante comportado, este trecho do algoritmo pode até mesmo ser desabilitado.

O valor deste parâmetro deve ser definido a partir da amplitude e duração do ruído presente no sinal. A metodologia sugerida é obter uma amostra estacionária do sinal (sem mudanças de patamares) e aplicar uma média móvel aritmética considerando  $\eta$  amostras. A variação pico a pico obtida neste sinal deve ser adotada, como pior caso, para anunciar uma mudança de patamar.

Por exemplo, o sinal mostrado na figura 6.1, composto por 1500 amostras, é dividido em 10 grupos de 150 amostras cada (considerando  $\eta = 150$ , conforme descrito na seção anterior) e é aplicada uma média a cada um dos grupos, obtendo dez patamares diferentes de pressão (representado pelos segmentos de reta na figura 6.1). A diferença entre o maior e o menor desses patamares (neste caso 50) é adotada como limiar de mudança de patamar ( $\epsilon_P$ ).

### 6.1.4 Variação da saída do algoritmo ( $k_{min}$ e $k_{max}$ ) e limiar de anúncio de vazamento ( $\epsilon_V$ )

A idéia de criar uma faixa de variação na saída do algoritmo de detecção de vazamentos é adotar um mecanismo de confirmação que acumule um histórico de resultados positivos e negativos na detecção das frequências características de vazamentos, de modo que o anúncio de vazamento não seja realizado com base em uma única amostra de dados processada.

O mecanismo sugerido é que a saída do algoritmo varie de  $k_{min}=-100$  a  $k_{max}=100$  em função de sucessivas detecções ou não-detecções de vazamento. O alarme é anunciado quando a saída do algoritmo ultrapassa o limiar de  $\epsilon_V = 0$ , ou seja, após um histórico de 100 janelas com confirmação de vazamento.

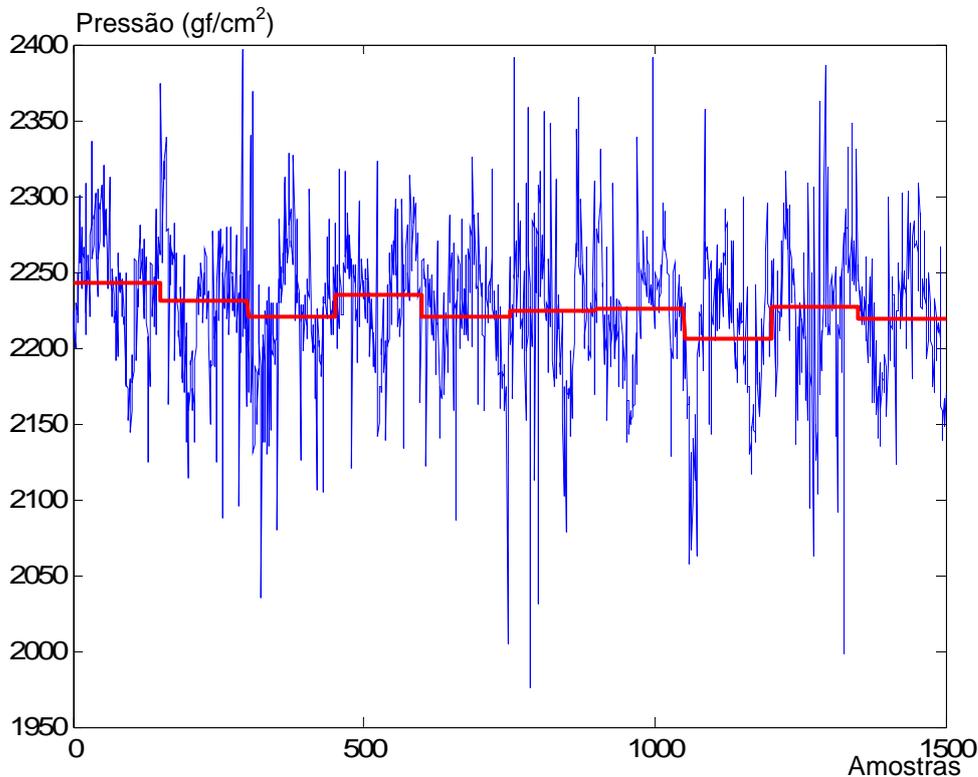


Figura 6.1: Obtenção do limiar de mudança de patamar

A escolha de  $k_{min} = -100$  e  $\varepsilon_V = 0$  (diferença de 100 amostras) busca garantir que um vazamento leve pelo menos 0,1 segundos, ou 100 janelas, para ser confirmado.

Este mecanismo é uma consequência do fato da janela de análise ter uma velocidade de deslizamento lenta, conforme discutido na seção 5.3. Para uma taxa de renovação maior, essa faixa da saída do algoritmo de detecção de vazamentos pode ser diminuída, de modo que a confirmação de um vazamento se dê em menos tempo.

O valor adotado para estes parâmetros é subjetivo, e pode ser ajustado em função da confiabilidade desejada para o algoritmo de detecção de vazamentos, sem influir em sua sensibilidade.

### 6.1.5 Limiar de Energia Desprezível ( $\varepsilon_0$ )

Este parâmetro é utilizado para eliminar os coeficientes do espectro freqüencial que apresentam energia desprezível, de pouca importância para a análise do sinal. Esta filtragem do sinal se presta a eliminar os efeitos de ruídos eletromagnéticos e dos processos de amostragem, quantização e janelamento sobre o sinal, simplificando o espectro de densidade de energia e realçando as freqüências restantes.

A adoção deste filtro parte do princípio de que os fenômenos citados acima, considerados em conjunto, contaminam o sinal de forma aproximadamente uniforme em todas as suas freqüências (de maneira similar ao ruído branco).

Se considerarmos um sinal de  $N$  amostras contendo somente ruído branco e aplicarmos a metodologia de análise adotada no algoritmo de detecção de vazamentos (aplicar a transformação de Séries de Fourier de Tempo Discreto e normalizar o espectro de energia obtido), cada coeficiente obtido terá uma energia normalizada igual a  $1/N$ . Logo, o valor sugerido para o limiar de energia desprezível  $\varepsilon_0$  é  $2/N$ , que corresponde ao dobro do valor esperado para este tipo de ruído.

Para o número de amostras adotado neste estudo ( $N=350$ ), o valor adotado para o limiar  $\varepsilon_0$  corresponde a 0,63% da energia total do sinal.

### 6.1.6 Limiares da lógica de detecção de vazamentos ( $\varepsilon_{1A}$ , $\varepsilon_{1B}$ , $\varepsilon_2$ , $\varepsilon_3$ , ...)

Os limiares de detecção de vazamentos, bem como a lógica adotada pelo algoritmo de detecção, é resultado direto das análises realizadas com os sinais de escoamento durante a sintonia do algoritmo, e corresponde ao objetivo maior desta metodologia de sintonia. Para chegar aos valores atribuídos a cada parâmetro, é apresentada a metodologia de sintonia a seguir.

## 6.2 Metodologia para Sintonia do Algoritmo

A metodologia proposta para sintonia do algoritmo de detecção de vazamentos é resumida no fluxograma mostrado na figura 6.2. Cada etapa é detalhada nas seções a seguir.



Figura 6.2: Fluxograma da Metodologia de Sintonia

### 6.2.1 Definição dos Exemplos

Nesta etapa devem ser definidos os exemplos de escoamento estacionário que serão considerados no processo de sintonia, representando situações com e sem vazamento. Os sinais devem ter a mesma quantidade  $N$  de amostras que será utilizada no algoritmo.

Nesta etapa, não é necessário considerar sinais de transição, pois, de acordo com os resultados mostrados no capítulo 4, sua energia é se concentra nas frequências mais baixas e não é possível distinguir de forma clara a que fenômeno está associada a transição.

### 6.2.2 Obtenção do Espectro de Densidade de Energia

A obtenção do espectro de densidade de energia para os exemplos de escoamento considerados nesta sintonia deverá ser feita conforme descrito no capítulo anterior para o algoritmo de detecção de vazamentos.

Cada sinal deverá ser submetido a uma Transformada Rápida de Fourier, ter sua energia de frequência zero anulada e o restante do espectro normalizado, a fim de obter seu espectro de densidade de energia. Por fim, este espectro deverá ser filtrado utilizando o limiar de energia desprezível descrito na seção 6.1.5 deste capítulo.

### 6.2.3 Identificação das Faixas de Frequências

A partir do espectro de densidade de energia filtrado e normalizado, devem ser identificadas as faixas de frequências que concentram a maior parte da energia dos sinais de escoamento.

### 6.2.4 Comparação entre Sinais

As faixas de frequências obtidas para as diferentes condições de escoamento devem ser comparadas para a identificação de semelhanças e diferenças entre elas. O perfil de distribuição de energia típico de cada condição de escoamento irá definir o tipo de lógica a utilizar no algoritmo de detecção de vazamentos.

Em um primeiro momento, os espectros de densidade de energia obtidos para os sinais de escoamento na presença de vazamento devem ser comparados entre si para identificar as faixas de frequências comuns. Em seguida, essas faixas de frequências devem ser avaliadas também em sinais representativos de outras condições de escoamento, a fim de identificar o ruído hidráulico normal associado ao duto e seus equipamentos. As faixas de frequência que só são significativas durante a ocorrência de vazamentos serão as consideradas na lógica de detecção de vazamentos.

Por exemplo, na análise realizada com 131 sinais estacionários de vazamento e 131 sinais de escoamento estacionário sem vazamento, foram identificadas as seguintes faixas de frequência com energia significativa:

Faixa de Frequência	Sinais com vazamento	Sinais sem Vazamento
0 a 31,5 Hz	20,41%	42,76%
83 a 91,5 Hz	1,76%	1,51%
126 a 134 Hz	0,49%	0,04%
180 a 183 Hz	0,57%	0,23%
263 a 277 Hz	1,53%	0,51%
303 a 311,5 Hz	0,60%	0,06%
363 a 391,5 Hz	2,87%	0,88%
434 a 457 Hz	1,31%	0,58%
488,5 a 491,5 Hz	0,31%	0,03%

Tabela 6.1: Faixas de frequência identificadas no processo de sintonia

### 6.2.5 Definição da Lógica e Patamares do Algoritmo

Os resultados mostrados na tabela 6.1 levaram à adoção das 3 camadas lógicas apresentadas na seção 5.2.7:

Na primeira faixa de frequências considerada (0 a 31,5 Hz), a energia existente nos sinais de escoamento com vazamento é significativa, porém a energia existente nos sinais sem vazamento é duas vezes maior. Isso permite concluir que sinais de vazamento apresentam um limite máximo  $\varepsilon_1$  para a concentração de energia nesta faixa de frequências.

Na segunda faixa de frequências considerada (363 a 391,5 Hz), essa situação se inverte. A energia existente nos sinais de vazamento é superior ao triplo da energia existente nos sinais sem vazamento, indicando que os primeiros apresentam um limite mínimo  $\varepsilon_2$  para a concentração de energia nesta faixa de frequências.

Com essas duas faixas de frequências, destacadas na tabela 6.1, são obtidas duas condições que traçam um perfil desejado para a distribuição de energia típica de um vazamento: um valor máximo de concentração de energia em certa faixa de frequências associado a um valor mínimo de concentração de energia em outra faixa de frequências distinta.

Complementando essa classificação, é proposta uma 3ª camada de lógica para identificar frequências características do tipo de vazamento (tamanho, posição, etc.). Neste caso, são consideradas faixas de frequências normalmente não significativas nos sinais de escoamento normal, mas que passam a concentrar energia em sinais de escoamento com vazamento. Por este motivo, são implementadas de forma aditiva (utilizando uma lógica OU). Nesta sintonia, as faixas de frequências adotadas foram de 126 a 134 Hz, de 303 a 311,5 Hz, de 434 a 457 Hz e de 488,5 a 491,5 Hz.

Desta forma, neste processo de sintonia, o perfil buscado para o espectro de densidade de energia de um vazamento é descrito através de 3 camadas de lógica, que definem um valor máximo para a energia concentrada em uma faixa de frequências, um limite mínimo para a energia concentrada em outra faixa de frequências, e a presença de pelo menos uma frequência característica típica dos vazamentos considerados.

Os limiares são definidos em função das energias médias obtidas para as amostras consideradas. Baseados nos resultados desta sintonia aplicada aos sinais de 1 kHz, são adotados como limite máximo para a energia concentrada na faixa de frequências de 0 a

31,5 Hz o valor de  $\varepsilon_{1A} = 30\%$ ; como limite mínimo para a energia concentrada na faixa de frequências de 363 a 391,5Hz o valor de  $\varepsilon_2 = 1\%$ ; e como valor mínimo para identificar faixas de frequência típicas de vazamento o valor de  $\varepsilon_3 = 0,63\%$ . Além disso, é adotado um limiar mínimo de  $\varepsilon_{1B} = 40\%$  para reconhecer um sinal como um transitório.

Outras lógicas podem ser adotadas em função dos resultados obtidos em um processo de sintonia similar. Lembrando que quanto maior a relação sinal-ruído, mais fácil será estabelecer a lógica e os limiares de detecção de vazamento. Relações sinal-ruído muito baixas poderão exigir a utilização de camadas adicionais de lógica, porém é sugerido utilizar este recurso com cautela, sob pena de dificultar a sintonia do sistema.

## 6.3 Melhorando a Sintonia

Partindo da metodologia de sintonia proposta na seção anterior, algumas considerações podem contribuir para melhorar a eficácia do algoritmo de detecção de vazamentos. São elas:

### 6.3.1 Universo de Exemplos Considerados

Quanto maior a quantidade de sinais de vazamento disponíveis para realizar a sintonia do sistema, mais confiáveis e robustas serão as faixas de frequência identificadas como típicas para escoamentos com vazamento. Isso pode refinar ainda mais a faixa de frequências utilizada na 2ª camada lógica do algoritmo proposto ou criar novas condições para a 3ª camada lógica.

É importante dispor de sinais de escoamento que sejam representativos de todas as condições de escoamento possíveis do duto (excetuando as mudanças de patamar, causadas por bombas, válvulas, etc). Isso permite identificar todos os ruídos hidráulicos normais que possam ocorrer no duto, como bombas alternativas ou vibrações mecânicas que induzam frequências bem definidas no escoamento. O objetivo é impedir que ruídos da operação normal do duto sejam confundidos com as frequências típicas de um vazamento.

### 6.3.2 Diminuindo a Resolução Frequencial

A definição das faixas de frequência a serem analisadas pelo algoritmo pode tornar possível diminuir a resolução requerida para o espectro de frequências, o que implica em diminuir o número de amostras consideradas por janela e melhorar o desempenho computacional do algoritmo.

Por exemplo, dentre as faixas de frequência consideradas na tabela 6.1, a mais estreita delas corresponde a 3 Hz, o que permitiria adotar um número menor de amostras por janela.

Aplicando a equação 6.1 para uma resolução de frequências  $\Delta\omega = 3 \text{ Hz}$  e um período de amostragem  $T = 1 \text{ kHz}$ , poderíamos considerar  $N=333$  amostras (ao invés de 350) para obter os mesmos resultados apresentados acima.

Este resultado demonstra que a quantidade de amostras  $N$  considerada neste estudo está bem próxima do ideal para a correta diferenciação dos espectros de densidade de energia dos sinais. No entanto, esse valor pode variar em função das características dos dispositivos físicos que compõem o sistema (sensores, conversor AD, etc.).

## 6.4 Conclusões

Neste capítulo, é proposta uma metodologia de sintonia para o algoritmo de detecção de vazamentos apresentado no capítulo 5 e são discutidos vários aspectos a serem considerados na escolha dos parâmetros ajustáveis do algoritmo. Foram apresentados os valores adotados neste estudo para o algoritmo de detecção de vazamento e como a definição de faixas de frequências mais largas pode diminuir a resolução frequencial exigida para o espectro e aumentar o desempenho do algoritmo. Por fim, foram discutidos alguns aspectos para melhorar a sintonia obtida com essa metodologia.

No capítulo seguinte serão apresentados os dados utilizados neste estudo e os resultados da aplicação do algoritmo de detecção de vazamento aos mesmos, visando obter uma avaliação quantitativa dos métodos propostos neste estudo.



---

# Capítulo 7

## Dados Experimentais e Resultados

---

Neste capítulo são apresentados os sinais de escoamento utilizados neste estudo e as conclusões obtidas para cada um. Também são mostrados os resultados obtidos com o algoritmo de detecção de vazamentos aplicado a sinais distintos dos utilizados em seu processo de sintonia.

### 7.1 Dados Experimentais

Os sinais de vazamentos utilizados neste estudo estão resumidos na tabela 4.1 e são detalhados nas seções a seguir:

#### 7.1.1 Duto PETROBRAS (2006)

O primeiro conjunto de dados utilizado neste estudo corresponde a sinais de pressão de um duto de transferência de óleo cru, de propriedade da PETROBRAS S.A.. Trata-se de um duto terrestre, enterrado, de 12 polegadas de diâmetro e cerca de 43 km de extensão.

Os dados foram obtidos a partir de um sensor SMAR<sup>®</sup> LD-250 instalado no mesmo ponto do vazamento. Sua localização foi escolhida com o objetivo de capturar todas as frequências geradas pelo vazamento, principalmente as que sofrem fortes atenuações ao longo da extensão do duto. O sensor apresenta tempo de resposta de 0,2 ms, ou seja, só é capaz de perceber frequências até 2,5 Hz. Para a coleta de dados foi utilizado um controlador lógico programável Siemens<sup>®</sup> S-7 com uma taxa de aquisição de dados igual a 20 Hz. Não foi utilizado nenhum filtro na entrada do controlador, mas a relação sinal ruído obtida foi superior a 450, ou seja, a contaminação do sinal por ruído foi desprezível.

Apesar da limitação imposta à faixa de frequências desses sinais pela largura de faixa do sensor utilizado, a análise deste conjunto de dados permitiu avaliar a quantidade de informações disponíveis a partir dos sensores e equipamentos normalmente utilizados na indústria para acompanhamento operacional de dutos. Portanto, no lugar de simplesmente apontar o uso de instrumentação específica para obter frequências características de um vazamento, procurou-se verificar se tais frequências poderiam existir nos sinais gerados pela instrumentação convencional.

Os sinais oriundos do duto PETROBRAS foram utilizados para mapear frequências características que indicassem as causas das variações de pressão no duto. Para isso, foram considerados sinais obtidos sob diversas circunstâncias, tais como a ocorrência de vazamento, a partida e parada de bombas, e ruídos normais do escoamento do duto. Nesta abordagem, procurou-se focar a etapa transitória do sinal e como ela ocorria (sua dinâmica).

Os resultados obtidos, já discutidos no capítulo 4, apontaram ser possível diferenciar os diferentes transitórios a partir da análise frequencial dos sinais, mesmo com um espectro de frequências limitado a 2,5Hz (na verdade, a mais alta frequência de energia significativa encontrada foi de 0,33 Hz, correspondente a uma dinâmica de 3 segundos de duração). No entanto, essa diferenciação não se mostrou muito satisfatória nem robusta, pois era bastante dependente dos equipamentos que compunham o sistema de escoamento considerado.

No entanto, tais resultados mostraram ser possível implementar um sistema de detecção de vazamentos em oleodutos utilizando a modelagem frequencial aliada a instrumentação convencional da indústria. No entanto, o desempenho de um sistema deste tipo não chegou a ser avaliado na prática.

Por fim, os resultados obtidos com estes sinais indicaram a presença de ruídos característicos presentes nas condições de escoamento estacionário (pressão e vazão constantes) de um duto, o que levou às demais análises realizadas neste estudo.

### **7.1.2 Duto LAMP (2007)**

O segundo conjunto de dados utilizado neste estudo corresponde a sinais de pressão obtidos em um duto aéreo de 3 polegadas de diâmetro e 20 m de extensão, transferindo água e localizado no Laboratório de Automação da Medição em Petróleo (LAMP) da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN).

Os sinais foram obtidos utilizando um sensor Gems<sup>®</sup> 2600, o qual possui uma frequência de corte de 1 kHz. Para digitalizar este sinal, foi utilizada uma placa de processamento de sinais com uma taxa de amostragem de 3000 amostras por segundo. O sinal apresentou uma relação sinal ruído média de 2,5, considerada baixa. Não foi utilizado nenhum filtro entre o sensor e o conversor AD, o que poderia ter melhorado sua qualidade, e não foi possível coletar novos dados para a realização deste estudo.

Apesar disso, estes sinais foram considerados nas análises realizadas no capítulo 4 para identificar faixas de frequências representativas da presença de vazamento no escoamento de dutos. Também foram considerados na sintonia do algoritmo de detecção de vazamentos realizada no capítulo 6. Em ambos os casos, os sinais foram subamostrados digitalmente para tornarem-se compatíveis com os sinais de 1 kHz também utilizados nestas análises.

### 7.1.3 Duto LAMP (2009)

O terceiro e último conjunto de dados utilizado neste estudo corresponde a sinais de pressão obtidos em um duto aéreo de 3 polegadas de diâmetro e 20 m de extensão, transferindo água e localizado no Laboratório de Automação da Medição em Petróleo (LAMP) da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN).

Os sinais foram obtidos utilizando um sensor Druck<sup>®</sup> PTX-7800, o qual possui uma frequência de corte de 500 Hz. Para digitalizar este sinal, foi utilizada uma placa de processamento de sinais com uma taxa de amostragem de 1000 amostras por segundo. O sinal apresentou uma relação sinal-ruído média de 3, também considerada baixa. Não foi utilizado nenhum filtro entre o sensor e o conversor AD, o que poderia ter melhorado sua qualidade, e não foi possível coletar novos dados para a realização deste estudo.

No entanto, esse conjunto de dados foi utilizado para investigar a distribuição de energia no espectro de frequência de sinais de escoamento estacionário com e sem vazamento. Isso tornou possível identificar faixas de frequências que passam a apresentar energia significativa durante a ocorrência de vazamentos (ruídos de vazamento) bem como faixas de frequências que estão presentes o tempo todo durante o escoamento normal do duto (ruídos de escoamento).

A identificação de tais frequências, apresentadas no capítulo 4, mostrou-se uma formulação bem mais robusta que a diferenciação dos transitórios realizada nas primeiras análises de dados e permitiu a proposição de um algoritmo de detecção de vazamentos, apresentado no capítulo 5.

## 7.2 Avaliação do Algoritmo de Detecção de Vazamentos

O algoritmo de detecção de vazamentos proposto no capítulo 5 foi avaliado com 25 sinais diferentes, sendo que 11 deles foram utilizados no processo de sintonia do algoritmo. Os valores adotados para cada parâmetro foram apresentados no capítulo 6 e estão resumidos na tabela 7.1. A implementação do algoritmo, desenvolvido em linguagem MATLAB<sup>®</sup>, é apresentada no Anexo A.

Símbolo	Parâmetro	Valor
N	Tamanho da janela	350
$\eta$	Número de amostras utilizadas na detecção de limiar	150
$k_{\min}, k_{\max}$	Faixa de variação da saída do algoritmo	$k_{\min}=-100$ $k_{\max}=100$
$\varepsilon_p$	Limiar de mudança de patamar	50
$\varepsilon_o$	Limiar de energia desprezível	0,57%
$\varepsilon_{1A}, \varepsilon_{1B}, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \dots$	Limiars da lógica de detecção de vazamentos	$\varepsilon_{1A}=30\%$ $\varepsilon_{1B}=40\%$ $\varepsilon_2=1\%$ $\varepsilon_3=0,63\%$
$\varepsilon_v$	Limiar de anúncio de vazamento	0

Tabela 7.1: Parâmetros e limiars de sintonia do algoritmo

Os parâmetros avaliados foram a taxa de acerto (relação entre o número de vazamentos submetidos e o número de vazamentos anunciados), o tempo médio para anúncio de vazamento e o número de alarmes falsos. Os resultados são mostrados na tabela 7.2.

Parâmetros	Sinais usados na sintonia	Novos sinais
Número de Vazamentos	23	29
Grau de Acerto	91,3%	100%
Tempo médio para anúncio de vazamento	1,67 s	1,49 s
Número de alarmes falsos	0	0

Tabela 7.2: Resultados do algoritmo de detecção de vazamentos

Esses resultados respaldam a efetividade do algoritmo proposto, em função do alto grau de acerto e da quantidade nula de alarmes falsos. O tempo médio para anunciar vazamentos também se mostrou satisfatório.

As figuras 7.1, 7.2 e 7.3 apresentam o comportamento da saída do algoritmo ao longo do sinal considerado. O sinal na parte superior do gráfico corresponde ao sinal de pressão no duto. A linha grossa oscilando de -100 a 100 representa a atuação do algoritmo de detecção de vazamentos: quando ela é negativa, o algoritmo não está operando; quando é positiva, o algoritmo analisa o sinal em busca de indícios de vazamentos.

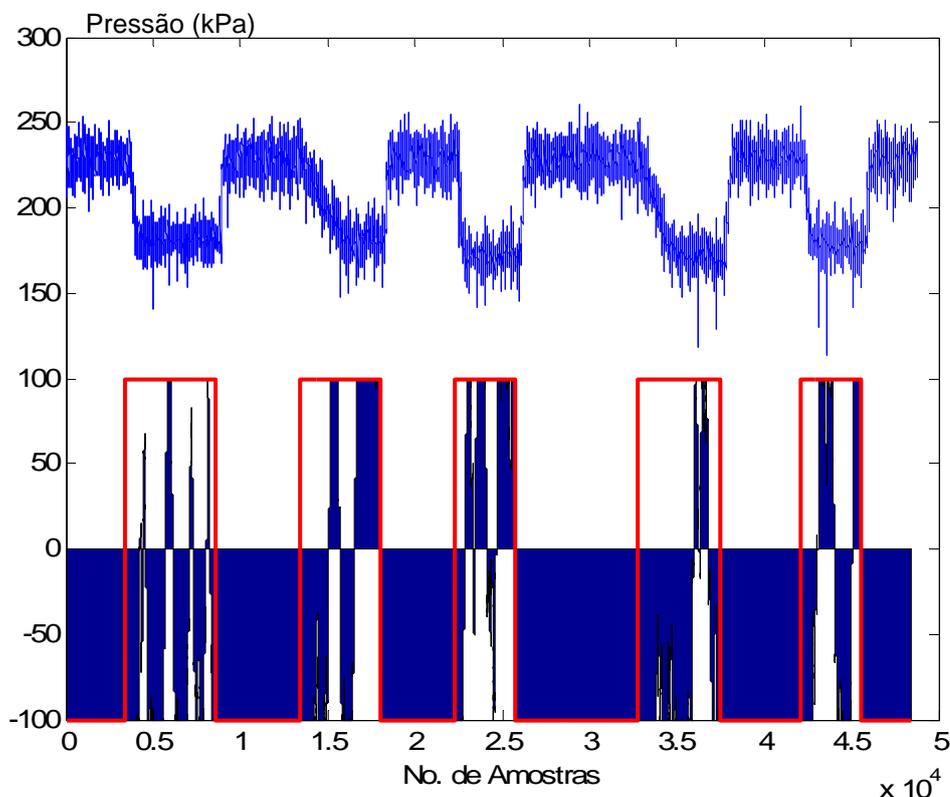


Figura 7.1: Saída do algoritmo para um sinal com 5 vazamentos

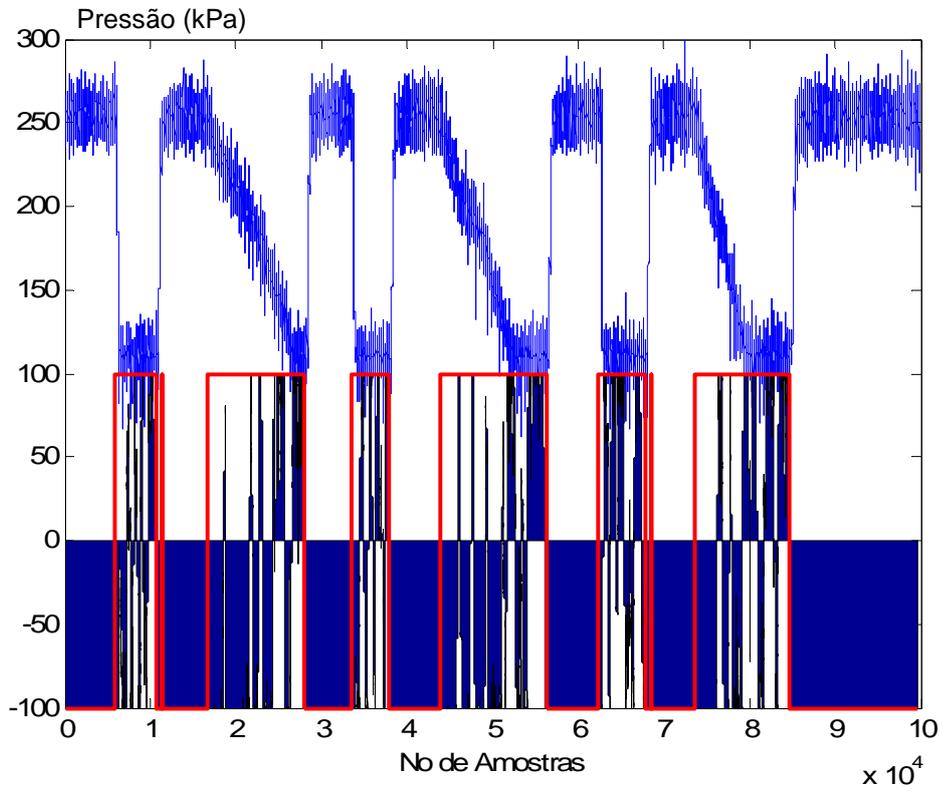


Figura 7.2: Saída do algoritmo para um sinal com 6 vazamentos

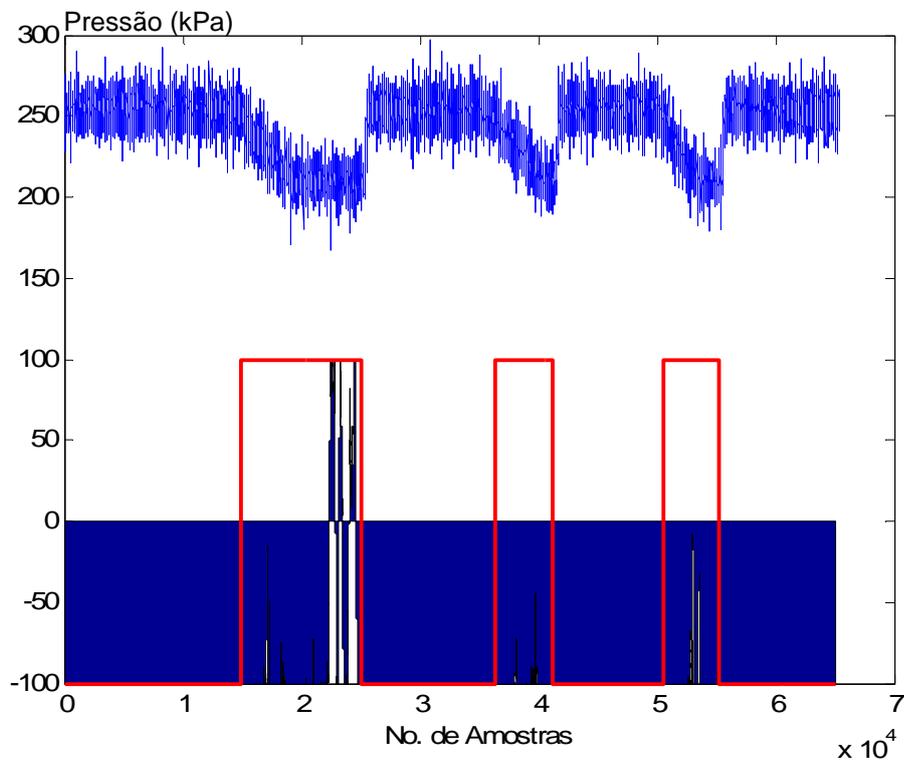


Figura 7.3: Saída do algoritmo para um sinal com 3 vazamentos

O algoritmo de detecção de vazamentos é ativado quando o detector de mudança de patamar verifica uma queda significativa no valor médio de pressão das amostras de uma mesma janela. Neste momento a linha grossa muda de -100 para 100 e o algoritmo passa a varrer o espectro de frequências em busca de indícios de vazamento. Quando ocorre um aumento significativo no valor médio de pressão das amostras de uma mesma janela, o algoritmo é desligado.

Por fim, o sinal inferior variando de -100 a 100 representa a saída do algoritmo de detecção de vazamentos. Enquanto o algoritmo permanece desativado, ele é mantido em seu nível mínimo. Quando o algoritmo é ativado e passa a encontrar frequências representativas da ocorrência de um vazamento, sua saída passa a oscilar entre -100 e 100. Quando passa a assumir valores positivos (pois  $\varepsilon_V=0$ ), é anunciado um vazamento.

Em alguns momentos do sinal, é observada uma variação excessiva da saída do algoritmo. Isto é causado por transitórios presentes no sinal que apresentam características bastante similares as de um vazamento, mas que não duram tempo suficiente para levar o algoritmo a anunciar o vazamento. A adoção de uma faixa de variação para a saída para o algoritmo é o recurso adotado para lidar com esse tipo de problema, e os limites  $k_{min} = -100$  e  $k_{max} = 100$  se mostram adequados para isso.

O exemplo da figura 7.2 mostra que o vazamento consegue ser percebido mesmo durante seu transitório, pois as frequências indicativas de sua presença existem desde o momento em que o vazamento é aberto. Neste caso, o tempo de evolução do vazamento é grande o suficiente para impedir que a energia do sinal se concentre demais nas menores frequências.

Por outro lado, a figura 7.3 mostra dois vazamentos que não foram detectados pelo algoritmo. Apesar da saída do algoritmo ter evoluído no sentido de anunciar um vazamento, as frequências típicas de vazamento não puderam ser confirmadas a quantidade de vezes necessária para a saída do algoritmo atingir valores positivos antes que o vazamento fosse fechado, e o retorno do patamar de pressão a sua situação anterior (na prática, o fechamento do vazamento simulado) desligou e zerou a saída do algoritmo de detecção de vazamentos. No entanto, é possível que, caso o vazamento perdurasse, ele chegasse a ser anunciado.

### 7.3 Conclusões

Neste capítulo foram apresentados os dados experimentais utilizados neste estudo, e as conclusões obtidas a partir da análise de cada um deles. O primeiro conjunto de dados apresentou uma faixa de frequências limitada, de apenas 20 Hz, para permitir avaliar a quantidade de informação frequencial disponibilizada por sensores industriais convencionais. Os conjuntos de dados restantes apresentaram um nível significativo de ruído, porém permitiram uma investigação mais detalhada acerca do conteúdo frequencial de sinais de pressão na faixa de frequências de 0 a 500 Hz.

Neste capítulo também foi avaliada a sensibilidade e confiabilidade do algoritmo de detecção de vazamentos baseado em 3 critérios: a taxa de acerto, o tempo médio para anúncio de vazamento e o número de alarmes falsos. Foram utilizados 25 sinais com diversos vazamentos cada um, sendo que 14 deles não foram utilizados no processo de

sintonia do algoritmo. Os resultados dessa avaliação são mostrados na tabela 7.2 e demonstram a efetividade do algoritmo proposto.

No capítulo seguinte são mostradas as conclusões deste estudo.



---

# Capítulo 8

## Conclusões

---

Este estudo concluiu que é a modelagem freqüencial de sinais de vazamento pode ser utilizada para perceber vazamentos em dutos transportando fluidos líquidos a partir do comportamento da pressão nestes. A detecção ocorre mesmo quando o algoritmo não registra o momento da ocorrência do vazamento e o respectivo transitório de pressão.

Baseado nestas conclusões, é proposto um algoritmo para detecção de vazamentos em dutos transportando fluidos líquidos baseado na caracterização freqüencial de sinais de vazamento. Além disso, é proposta e avaliada uma metodologia para sintonia do algoritmo de detecção de vazamentos apresentado, a fim de ajustá-lo para diferentes sistemas de escoamento.

Ambas as propostas (do algoritmo e da metodologia) são aplicadas a sinais reais de escoamento para avaliar sua aplicabilidade e desempenho frente a situações de vazamento simulado.

Os resultados mostrados neste estudo foram obtidos a partir dos sinais de escoamento apresentados no capítulo 7. Casos diversos, com outras condições de escoamento, fluidos ou mesmo ruído, podem apresentar resultados diversos dos apresentados aqui. Da mesma forma, sensores incapazes de perceber os vazamentos e oscilações tratados pelo algoritmo proposto, bem como sistemas de automação incapazes de processar as informações requeridas em tempo hábil ou de maneira adequada, podem levar a resultados e comportamentos diferentes e atípicos.

Para circunstâncias distintas de fluido, duto, sensores, etc, é recomendada a sintonia e adequação do sistema utilizando a metodologia proposta no capítulo 6. No entanto, certas condições, tais como níveis excessivos de ruído ou sensores inadequados, podem comprometer o desempenho esperado para o sistema e prejudicar a metodologia proposta para a sintonia.

### 8.1 Recomendações e Extensões de Pesquisa

O desenvolvimento deste estudo apontou uma série de oportunidades e extensões de pesquisa as quais, por questão de tempo ou de escopo, não puderam ser exploradas. Tais pontos são discutidos brevemente aqui, como sugestões de aprofundamento nos estudos.

### 8.1.1 Análise de mais dados experimentais

Apesar dos resultados deste estudo serem consistentes para os dados considerados, é necessário estendê-los para as diversas condições de vazamento existentes. Conforme afirmado no capítulo 3, as frequências características de um vazamento podem variar em função do ponto de vazamento, do tipo de vazamento (gotejamento, rasgo, ruptura, etc) e do tipo de fluido. Como os dados apresentados neste estudo são limitados com relação a essas propriedades, é interessante confirmar seus resultados com diferentes tipos de vazamento para avaliar a aplicabilidade das conclusões aqui obtidas para um caso geral.

Mesmo para o caso específico tratado aqui, o número de ensaios realizados e dados analisados foi considerado pequeno.

### 8.1.2 Investigação de frequências maiores

Em função dos dados disponíveis, a análise espectral realizada neste estudo ficou restrita a frequências de até 500 Hz. No entanto, os sistemas de detecção de vazamentos baseados em análise frequencial aplicados a fluidos gasosos indicam frequências entre 500Hz e 7000kHz (Marziale, 1992). Ou seja, é possível que essa caracterização possa ser realizada de forma mais eficaz utilizando instrumentação e equipamentos com capacidade de processar uma banda de frequência maior. Não houve indicação, ao longo da realização deste estudo, de que todas as frequências características de vazamento, mesmo que aplicáveis a vazamentos de fluidos líquidos, estejam restritas à faixa analisada aqui.

No entanto, a análise de faixas mais amplas de frequências exige a utilização de sensores especiais capazes de captá-las e de sistemas de processamento mais potentes para processar em tempo real essas informações.

### 8.1.3 Ponto de instalação dos sensores

Neste trabalho, em função da quantidade limitada de sinais de vazamento disponíveis para análise, não pôde ser avaliada a influência da distância do furo em relação aos sensores na detecção de vazamentos.

Os efeitos de atenuação no duto são maiores para as componentes de frequência mais altas, logo é possível que algumas faixas de frequências não sejam captáveis a partir de certa distância. Trata-se de um aspecto importante, pois pode inviabilizar a detecção de vazamentos em dutos com longos trechos de seu comprimento inacessíveis para a instalação de sensores (como um duto submarino, por exemplo).

O principal ponto a investigar é qual o espaçamento mínimo necessário entre sensores para o funcionamento satisfatório de um algoritmo de detecção de vazamentos ao longo de toda a extensão de um duto. Além disso, também pode ser investigado como a determinação da direção de propagação dos transitórios no duto pode aumentar a confiabilidade do sistema de detecção de vazamentos.

### 8.1.4 Uso da modelagem Wavelet na detecção de vazamentos

Conforme apresentado na seção 2.8, o uso da modelagem wavelet para caracterizar e identificar sinais de vazamento, apesar de pouco estudada, se mostra promissora. Os resultados iniciais obtidos neste estudo, apesar de superficiais, vêm corroborar outros estudos já realizados (Martins, 2006) e indicam boas perspectivas de resultados.

Os resultados obtidos indicam que a aplicação da transformada wavelet permite diferenciar um escoamento com vazamento de um escoamento sem vazamento, conforme as idéias propostas neste trabalho. Podem ser usadas famílias de wavelets com características distintas (por exemplo, a de Haar e a de Daubechies) para obter descritores diferentes a respeito de um mesmo sinal, e confirmar de maneiras diferentes a existência do vazamento.

Por fim, da mesma maneira realizada neste estudo para a Transformada de Fourier, é importante avaliar de que forma a largura de faixa do sensor utilizado e a taxa de amostragem utilizada interferem na caracterização dos sinais utilizando a transformada wavelet.

### 8.1.5 Análise de Sinais de Vazão

O mesmo raciocínio desenvolvido neste trabalho para sinais de pressão pode ser aplicado também para sinais de vazão, desde que seja considerado o seu comportamento diferenciado em relação a um vazamento (a vazão de entrada, por exemplo, aumenta seu patamar em função do vazamento, enquanto a vazão de saída diminui). Isso se justifica pela forte correlação existente entre as duas variáveis no escoamento do duto, no domínio do tempo e da frequência, o que faz com que qualquer transiente no duto se reflita tanto na pressão quanto na vazão.

No entanto, essa abordagem apresenta algumas dificuldades:

Em primeiro lugar, é difícil encontrar um medidor de vazão capaz de fornecer dados com a taxa de amostragem utilizada neste estudo (1 kHz). Pelo fato da medição de vazão ser, em sua essência, uma medição diferencial (volume por unidade de tempo) e não absoluta (como a pressão), torna a medição de vazão em alta frequência muito difícil, pouco exata e ruidosa, prejudicando os resultados da análise.

Em segundo lugar, os medidores de vazão tendem a ser mais caros e a exigir maior manutenção que os medidores de pressão. Além disso, necessitam de correções de pressão e temperatura para alcançar bons resultados de exatidão.

Por tais motivos, a análise de sinais de vazão, ainda que possa acrescentar mais dados à caracterização frequencial e ao reconhecimento de vazamentos em dutos, apresenta significativas complexidades de execução prática.

### 8.1.6 Aplicação em dutos com escoamento multifásico

Este estudo foi desenvolvido com foco em dutos transportando fluidos líquidos em coluna cheia. Para este caso específico, existem diversas tecnologias já consolidadas e sistemas de detecção de vazamentos disponíveis comercialmente com bom

desempenho. Apesar disso, esse estudo foi realizado com o intuito de verificar se os princípios de caracterização de ruídos de vazamento utilizando análise frequencial, já adotados para o escoamento de gases, se aplicam também para o escoamento de líquidos.

Uma vez verificado isso, o interesse maior é que essa tecnologia possa vir a ser aplicada em um sistema de detecção de vazamentos para dutos de escoamento polifásico (líquido e gás), caso para o qual não existem alternativas disponíveis em mercado testadas com bons resultados. Afinal, se vazamentos podem ser detectados a partir da presença de faixas específicas de frequência em sinais de pressão do escoamento do duto, seja transportando fluidos líquidos ou gasosos, talvez possa ser viável a detecção de vazamentos, utilizando o mesmo princípio, em escoamento que combine ambas as fases do fluido.

Obviamente esta suspeita necessita ser confirmada e respaldada por estudos focando exclusivamente sinais de vazamento em dutos multifásicos, no entanto representa uma área de estudo de muito interesse para a indústria de escoamento de fluidos e para os sistemas de detecção de vazamentos.

---

# Referências Bibliográficas

---

- API (1993), *Pipeline variable uncertainties and their effects on leak detectability*, API Publication 1149, American Petroleum Institute, Washington, Columbia.
- Baptista, Renan Martins (2000), Leak detection systems for short pipelines, *em* 'Proceedings of International Pipeline Conference 2000', American Society of Mechanical Engineers, Calgary, Canadá.
- Barbosa, Tânia da Silva (2002), Gerenciamento de riscos de acidentes do trabalho: estudo de caso em uma obra de construção de dutos terrestres, Dissertação de Mestrado, Escola Nacional de Saúde Pública, Fundação Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro, RJ.
- Burrus, C. Sidney, Ramesh A. Gopinath & Haitao Guo (1997), *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer*, Prentice Hall, EUA.
- CONCAWE (2002), *Western European Cross-Country Oil Pipelines 30-year Performance Statistics: Report No. 1/02*, CONCAWE – Conservation of Clean Air and Water in Europe, Bruxelas, Bélgica.  
<http://www.concawe.be>
- Haykin, Simon & Barry Van Veen (2001), *Sinais e Sistemas*, Bookman, Porto Alegre, RS.
- Liou, Jim C.P. (1983), A numerical model for transients in petroleum products pipelines, *em* 'Numerical Methods for Fluid Transient Analysis', FED-Vol. 4, Applied Mechanics Bioengineering and Fluids Engineering Conference, American Society of Mechanical Engineers, Houston, EUA, pp. 61-66.
- MathWorks (2009), *Wavelet Toolbox™ User's Guide*, The MathWorks Inc, Natick, EUA.
- Martins, Rodrigo Siqueira (2006), Sistema inteligente para detecção de vazamentos em dutos de petróleo usando transformada wavelet e redes neurais, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN.

Marziale, Michael L. & Stephen J. Paradis, (1992), Acoustic Leak Detection System: Patent Number 5101774, United States Patent and Trademark Office, EUA.

Oliveira, Abenildo Alves (2002), Implantação de um sistema de detecção de vazamentos em oleodutos com tratamento de alarmes falsos, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, RN.

Pereira, Sílvia Bruin (2001), '*Investimentos em automação no Projeto PEGASO da PETROBRAS chegam a US\$ 225 milhões*', Revista InTech n° 32.

Perillo, Sérgio Ricardo Pereira (1994), Determinação do tempo de resposta de transdutores de pressão utilizando o método de medida direta, Dissertação de Mestrado, Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares, São Paulo, SP.

---

# Anexo A

## Algoritmo de Detecção de Vazamentos

---

Neste anexo, é listado o algoritmo de detecção de vazamentos apresentado no capítulo 5, conforme implementado em linguagem MATLAB<sup>®</sup> para a obtenção dos resultados mostrados no capítulo 7.

```
clear all;

%Inicialização do Algoritmo
N=350;      %Tamanho da janela
eta=150;    %Número de amostras utilizadas na detecção de limiar
kmin=-100;  %Faixa de variação da saída do algoritmo
kmax=100;   %Faixa de variação da saída do algoritmo
epsp=40;    %Limiar de mudança de patamar
eps0=.0057; %Limiar de energia desprezível
eps1A=.3;   %Limiar da lógica de detecção de vazamentos
eps1B=.4;   %Limiar da lógica de detecção de vazamentos
eps2=.01;   %Limiar da lógica de detecção de vazamentos
eps3=.0063; %Limiar da lógica de detecção de vazamentos
epsv=0;     %Limiar de anúncio de vazamento

flag(1)=1;   %Estado da detecção de vazamentos = desativado
saida(1)=kmin; %Saída do Algoritmo

%Obtenção de Dados
sinal=dlmread('Vaz brusco_1.dat');
duracao=max(size(sinal));

for m=2:duracao-N

    %Detecção de Mudança de Patamar
    medial=mean(sinal(m:m+eta));
    media2=mean(sinal(m+N-eta:m+N));
    if abs(medial-media2) > epsp
        if medial > media2
            flag(m) = -1;
        else
            flag(m) = 1;
            saida(m-1)=kmin;
        end
    else flag(m)=flag(m-1);
end
```

```

if flag(m) < 0

    %Transformada em Séries de Fourier de Tempo Discreto
    y=fft(sinal(m:m+N-1))/N;

    %Obtenção do Espectro de Densidade de Energia
    y(1)=0;
    y = y.*conj(y);
    y = y./sum(y);

    %Corte das Frequências de Baixa Energia
    freqs=find(y<eps0);
    y(freqs)=zeros(size(freqs));

    %Análise do Espectro de frequências
    if sum(y(2:12))<=eps1A
        if sum(y(128:138))>=eps2
            if sum(y(45:48))>=eps3 | sum(y(107:110))>=eps3 | ...
sum(y(172:173))>=eps3 | sum(y(153:161))>=eps3
                status=1;
            else status=-1;
            end
        else status=-1;
        end
    else if sum(y(2:12))>eps1B
        status=0;
        else status=-1;
        end
    end

    %Cálculo da Saída do Algoritmo
    saida(m)=saida(m-1)+status;
    if saida(m)>kmax
        saida(m)=kmax;
    end
    if saida(m)<kmin
        saida(m)=kmin;
    end
else
    saida(m)=saida(m-1);
end

%Anúncio de um Vazamento
if saida(m)>epsv
    'Vazamento Detectado na amostra No:'
    m
    break;
end
end

```



# Livros Grátis

( <http://www.livrosgratis.com.br> )

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)  
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)  
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)  
[Baixar livros de Matemática](#)  
[Baixar livros de Medicina](#)  
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)  
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)  
[Baixar livros de Meteorologia](#)  
[Baixar Monografias e TCC](#)  
[Baixar livros Multidisciplinar](#)  
[Baixar livros de Música](#)  
[Baixar livros de Psicologia](#)  
[Baixar livros de Química](#)  
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)  
[Baixar livros de Serviço Social](#)  
[Baixar livros de Sociologia](#)  
[Baixar livros de Teologia](#)  
[Baixar livros de Trabalho](#)  
[Baixar livros de Turismo](#)