



## SISTEMA DE DETECÇÃO DE VAZAMENTOS EM DUTOS UTILIZANDO FILTRAGEM ADAPTATIVA

Frederico Augusto Wegelin

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientadores: Paulo Sergio Ramirez Diniz  
Wallace Alves Martins

Rio de Janeiro  
Março de 2014

SISTEMA DE DETECÇÃO DE VAZAMENTOS EM DUTOS UTILIZANDO  
FILTRAGEM ADAPTATIVA

Frederico Augusto Wegelin

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO  
ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE  
ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE  
JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A  
OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA  
ELÉTRICA.

Examinada por:

---

Prof. Wallace Alves Martins, D.Sc.

---

Prof. Luiz Wagner Pereira Biscainho, D.Sc.

---

Prof. Carla Liberal Pagliari, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

MARÇO DE 2014

Wegelin, Frederico Augusto

Sistema de Detecção de Vazamentos em Dutos Utilizando Filtragem Adaptativa/Frederico Augusto Wegelin. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2014.

XII, 68 p.: il.; 29, 7cm.

Orientadores: Paulo Sergio Ramirez Diniz

Wallace Alves Martins

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2014.

Referências Bibliográficas: p. 65 – 68.

1. detecção de vazamento. 2. filtragem adaptativa.
3. dutovias. I. Diniz, Paulo Sergio Ramirez *et al.*
- II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*A todos os meus mestres.*

# Agradecimentos

*O primeiro passo no caminho da sabedoria é reconhecer a própria ignorância.*

Adaptação de pensamento atribuído a Sócrates

A Deus por tudo.

Aos meus pais, Jean e Kátia, por todo apoio e amor dedicados desde o meu primeiro dia de vida.

À minha esposa, Maria Júlia, por seu amor e companheirismo. Por ter sido peça fundamental para realização deste trabalho através do incentivo, do apoio nos momentos mais difíceis e das discussões sobre o tema durante as madrugadas e finais de semana.

À Transpetro por me proporcionar a oportunidade de realizar este mestrado e, em especial, ao coordenador de automação Marcus Garcia Silva e aos consultores Paulo Marcos Tujal de Oliveira e Sílvio Augusto Melo Filho pelo apoio e incentivo na realização deste trabalho.

Aos meus orientadores, Paulo Sergio Ramirez Diniz e Wallace Alves Martins, por terem aceitado de imediato o desafio de trabalhar em um tema novo para ambos e pela orientação brilhante. Pelos ensinamentos transmitidos durante o período do mestrado e por sempre estarem dispostos a ajudar.

Aos colegas e amigos do SMT/LPS pelo apoio e pelas discussões durante o período de realização do mestrado, em especial a Eduardo Simas Filho pelo apoio e incentivo.

Aos professores Luiz Wagner Pereira Biscainho e Carla Liberal Pagliari por terem aceitado o convite para participar da banca examinadora desta dissertação.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

## SISTEMA DE DETECÇÃO DE VAZAMENTOS EM DUTOS UTILIZANDO FILTRAGEM ADAPTATIVA

Frederico Augusto Wegelin

Março/2014

Orientadores: Paulo Sergio Ramirez Diniz

Wallace Alves Martins

Programa: Engenharia Elétrica

O uso de dutos para transporte de petróleo e seus derivados é crescente na conjuntura atual. Concomitante a este fato, a preocupação com o meio ambiente e com a segurança das pessoas torna-se tema de grande relevância. Diante deste cenário, a detecção de vazamentos em dutos é fundamental para uma operação segura e confiável.

Neste trabalho é proposto um detector de vazamentos baseado no algoritmo adaptativo MIMO RLS, que realiza a modelagem inversa do duto através de medições de pressão e vazão nas suas duas extremidades. A partir do erro de predição deste modelo é possível determinar a ocorrência de eventos no duto e discriminar aqueles que correspondem a vazamentos dos demais eventos que ocorrem na operação normal de um duto. As vantagens do detector proposto são o uso da instrumentação já existente no duto para acompanhamento operacional, sem a necessidade de instrumentos adicionais, uma quantidade pequena de parâmetros a serem ajustados durante a sintonia do detector e, por este ser adaptativo, a inexistência da influência de erros sistemáticos de medição por perda de calibração dos instrumentos.

Para avaliação do detector de vazamentos proposto foram utilizadas uma base de dados simulada e uma base de dados real de um duto que opera na região sul do Brasil. O desempenho apresentado para os dois conjuntos de dados indica que a proposta deste trabalho é promissora e com grande possibilidade de ser viável em situações reais.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

## LEAK DETECTION SYSTEM FOR PIPELINES USING ADAPTIVE FILTERING

Frederico Augusto Wegelin

March/2014

Advisors: Paulo Sergio Ramirez Diniz

Wallace Alves Martins

Department: Electrical Engineering

Nowadays, the use of pipelines for transporting oil and its products is increasing. In addition, concerns regarding the environment and people's safety become a rather relevant topic. Therefore, pipeline leak detection is critical for a safe and reliable operation.

In this work we propose a leak detector based on the adaptive MIMO RLS algorithm, which performs the inverse modeling of the pipeline using pressure and flow measurements acquired from the pipeline ends. Through the model prediction error, it is possible to determine the occurrence of events in the pipeline as well as classify these events as either a leak occurrence or a common operational event in the pipeline. The advantages of the proposed detector are: use of existing instrumentation in the pipeline, with no need for additional instruments; a small number of parameters to be adjusted during the detector tuning; and robustness to systematic measurement errors caused by instrument loss of calibration, due to the use of adaptive algorithms.

The performance of the proposed leak detector is evaluated using a simulated database and a real database from a pipeline located in the south of Brazil. Its performance for both databases indicates that the proposed technique is promising and has great possibility of being employed in real situations.

# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>x</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xii</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação . . . . .	1
1.2 Organização da Dissertação . . . . .	3
<b>2 Métodos de Detecção de Vazamento</b>	<b>4</b>
2.1 Métodos Biológicos . . . . .	4
2.2 Métodos Baseados em <i>Hardware</i> . . . . .	4
2.2.1 Acústicos . . . . .	5
2.2.2 Ópticos . . . . .	5
2.2.3 Ultrassônicos . . . . .	6
2.3 Métodos Baseados em <i>Software</i> . . . . .	6
2.3.1 Onda de Pressão Negativa . . . . .	6
2.3.2 Balanço de Massa . . . . .	7
2.3.3 Princípio da Conservação de Massa com Compensação da Variação da Massa Interna do Duto . . . . .	7
2.3.4 <i>Real-Time Transient Model</i> (RTTM) . . . . .	8
2.3.5 Métodos Estatísticos . . . . .	9
<b>3 Modelos AR, ARX, ARMA e ARMAX</b>	<b>12</b>
3.1 Modelos ARMA . . . . .	13
3.2 Modelos AR e MA . . . . .	14
3.3 Modelos ARMAX e ARX . . . . .	16
3.4 Modelagem de Processos ARX . . . . .	18
3.5 Modelos MIMO ARX . . . . .	19
<b>4 Filtragem Adaptativa</b>	<b>21</b>
4.1 Algoritmo LMS . . . . .	24
4.2 Algoritmo RLS . . . . .	25



4.3	Algoritmo MIMO RLS . . . . .	30
<b>5</b>	<b>Estudo de Caso</b>	<b>32</b>
5.1	Base de Dados Reais . . . . .	32
5.1.1	Arquitetura de Rede do Sistema de Automação . . . . .	33
5.1.2	Teste de Campo . . . . .	35
5.2	Dados Simulados . . . . .	36
<b>6</b>	<b>Detecção de Vazamentos Utilizando Algoritmos Adaptativos</b>	<b>38</b>
6.1	O Detector de Vazamentos Proposto . . . . .	38
6.2	Separação da Base de Dados . . . . .	45
6.3	Resultados Utilizando Dados Simulados . . . . .	45
6.3.1	Sem Adição de Ruído . . . . .	46
6.3.2	Com Adição de Ruído . . . . .	50
6.4	Resultados Utilizando Dados Reais . . . . .	60
<b>7</b>	<b>Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>62</b>
7.1	Conclusão . . . . .	62
7.2	Trabalhos Futuros . . . . .	63
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>65</b>

# Lista de Figuras

3.1	Modelo ARMA. . . . .	14
3.2	Modelo AR. . . . .	15
3.3	Modelo MA. . . . .	16
3.4	Diagrama de blocos do modelo ARMAX. . . . .	16
3.5	Diagrama de blocos do modelo ARX. . . . .	17
3.6	Modelo MIMO ARX com duas entradas e duas saídas. . . . .	20
4.1	Configuração geral de um filtro adaptativo. . . . .	22
4.2	Identificação de sistema. . . . .	23
4.3	Modelagem inversa. . . . .	24
4.4	Estrutura genérica de filtro adaptativo não-recursivo. . . . .	26
4.5	Modelagem inversa para sistemas MIMO ARX. . . . .	29
4.6	Estrutura da $i$ -ésima saída do filtro adaptativo MIMO. . . . .	30
5.1	Fluxograma de engenharia simplificado do OLAPA. . . . .	33
5.2	Arquitetura de automação do OLAPA. . . . .	34
5.3	Desenho esquemático da linha de sangria. . . . .	35
6.1	Erro <i>a posteriori</i> da vazão compensada. . . . .	40
6.2	Erro <i>a posteriori</i> da pressão compensada. . . . .	41
6.3	Erro <i>a posteriori</i> da vazão compensada sem valores negativos. . . . .	42
6.4	Constante de decaimento exponencial para base de dados de treinamento com $N = 10$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,4117$ . . . . .	47
6.5	Saída do detector de vazamento para base de dados de treinamento com $N = 10$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,4117$ . . . . .	48
6.6	Constante de decaimento exponencial para base de dados de teste com $N = 10$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,4117$ . . . . .	49
6.7	Saída do detector de vazamento para base de dados de teste com $N = 10$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,4117$ . . . . .	49
6.8	Ruído de medição da pressão na REPAR. . . . .	50
6.9	Ruído de medição da vazão na REPAR. . . . .	51
6.10	Ruído de medição da pressão no terminal de Paranaguá. . . . .	51

6.11	Ruído de medição da vazão no terminal de Paranaguá. . . . .	52
6.12	Histograma do ruído de medição da pressão na REPAR. . . . .	52
6.13	Histograma do ruído de medição da vazão na REPAR. . . . .	53
6.14	Histograma do ruído de medição da pressão no terminal de Paranaguá. . . . .	53
6.15	Histograma do ruído de medição da vazão no terminal de Paranaguá. . . . .	54
6.16	Coeficiente de correlação do ruído de medição de pressão na REPAR. . . . .	54
6.17	Coeficiente de correlação do ruído de medição de vazão na REPAR. . . . .	55
6.18	Coeficiente de correlação do ruído de medição de pressão no terminal de Paranaguá. . . . .	55
6.19	Coeficiente de correlação do ruído de medição de vazão no terminal de Paranaguá. . . . .	56
6.20	Constante de decaimento exponencial para base de dados de treinamento com ruído aditivo e $N = 10$ , $\lambda = 0,997$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,3500$ . . . . .	57
6.21	Saída do detector de vazamento para base de dados de treinamento com ruído aditivo e $N = 10$ , $\lambda = 0,997$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,3500$ . . . . .	58
6.22	Constante de decaimento exponencial para base de dados de teste com ruído aditivo, $N = 10$ , $\lambda = 0,997$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,3500$ . . . . .	58
6.23	Saída do detector de vazamento para base de dados de teste com ruído aditivo, $N = 10$ , $\lambda = 0,997$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,3500$ . . . . .	59
6.24	Constante de decaimento exponencial para base de dados real com $N = 45$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 270$ e $\sigma = 0,0430$ . . . . .	61
6.25	Saída do detector de vazamento para base de dados real com $N = 45$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 270$ e $\sigma = 0,0430$ . . . . .	61

# Lista de Tabelas

6.1	Tempos de detecção de vazamento para dados de treinamento. . . . .	47
6.2	Tempos de detecção de vazamento para $N = 10$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,4117$ . . . . .	48
6.3	Desvio padrão para os ruído de medição da pressão e vazão na REPAR e no terminal de Paranaguá. . . . .	56
6.4	Tempos de detecção de vazamento para dados de treinamento com ruído aditivo. . . . .	57
6.5	Tempos de detecção de vazamento para $N = 10$ , $\lambda = 0,997$ , $Z = 70$ e $\sigma = 0,3500$ na base de teste com ruído aditivo. . . . .	59
6.6	Tempos de detecção de vazamento para $N = 45$ , $\lambda = 0,995$ , $Z = 270$ e $\sigma = 0,0430$ na base de dados real. . . . .	60

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Motivação

O desenvolvimento da indústria petroquímica, o aumento da demanda por produtos advindos dessa indústria e o crescente consumo de energia por parte da população são fatores que impactam diretamente a necessidade de produtos que devem ser transportados entre regiões geográficas às mais diversas distâncias [1],[2], de poucos até milhares de quilômetros.

Dentre as alternativas para o transporte de petróleo e seus derivados, aquela que apresenta maior confiabilidade, segurança e eficiência e menor custo é o transporte dutoviário. Transporte ferroviário, naval ou rodoviário apresentam inúmeras desvantagens quando comparados com os dutos [1],[2],[3]. Diante desse cenário, a quantidade de dutos que passam por áreas sensíveis, como leitos de rios e áreas com grande concentração populacional, tende a aumentar, acarretando um aumento no potencial de perigo desse tipo de instalação [1],[2].

Os acidentes mais notáveis foram os ocorridos em Seveso na Itália em 1976, onde um vazamento de tetracloro-dibenzo-dioxina deixou mais de 200 mil feridos; em Bhopal na Índia, considerado como um dos acidentes mais trágicos da indústria petroquímica com 3.800 mortos após vazamento de metil isocianato; na Cidade do México, com 490 mortos e 7.000 feridos após explosão de GLP (Gás Liquefeito de Petróleo); e em Cubatão no Brasil, onde ocorreu um incêndio após vazamento de gasolina de um duto que passava por dentro da cidade — todos estes ocorridos no ano de 1984.

Estes acidentes despertaram uma maior preocupação das autoridades com relação aos riscos inerentes às atividades da indústria química [3]. Reflexos dessa preocupação podem ser percebidos na legislação ambiental de diversas partes do mundo, inclusive do Brasil. A Constituição Federal Brasileira em seu artigo 225, parágrafo 3º, prevê que “As condutas e atividades consideradas lesivas ao meio

ambiente sujeitarão os infratores, pessoas físicas ou jurídicas, a sanções penais e administrativas, independentemente da obrigação de reparar os danos causados” [4]. A Lei 9.605 de 1998 dispõe sobre as sanções penais e administrativas derivadas de condutas e atividades lesivas ao meio ambiente [5]. O artigo 927 da Lei 10.406 de 2002 estabelece a obrigação de “reparar o dano, independente da culpa, nos casos especificados em lei, ou quando a atividade normalmente desenvolvida pelo autor do dano implicar, por sua natureza, risco para os direitos de outrem” [6].

Além da preocupação em relação ao meio ambiente, à segurança e saúde das pessoas e às sanções jurídicas associadas, existe também a preocupação com o lucro cessante e com a imagem da companhia que opera o sistema de transporte dutoviário. Todos estes aspectos demonstram a importância de se ter um controle da integridade física dos dutos, bem como ações rápidas para contenção de eventuais vazamentos.

Embora os dutos sejam confiáveis e existam técnicas para controle de integridade física dos mesmos, sempre existe a possibilidade de acidentes por fadiga, interferências externas, corrosão, defeitos de construção, falha de material e movimentação do solo [7]. Tais acidentes podem causar vazamentos e, a depender da toxicidade do produto, do local do vazamento e do volume vazado, podem tomar proporções catastróficas, acarretando prejuízos irreversíveis. Para minimizar a extensão de eventuais vazamentos, a indústria vem se preocupando com esses eventos e investindo, cada vez mais, em sistemas de detecção de vazamentos.

Nesse contexto, um detector de vazamentos deve ser capaz de operar em um duto minimizando ambos: a ocorrência de falsos alarmes e o tempo de detecção do vazamento. Nesta dissertação é apresentada uma nova técnica de detecção de vazamentos baseada no algoritmo adaptativo MIMO RLS. Este algoritmo realiza a modelagem inversa do duto a partir de medições de pressão e vazão nas suas duas extremidades. Características do sinal do erro entre a vazão de entrada do duto e sua predição na saída do filtro adaptativo são utilizadas para diferenciar um vazamento dos demais eventos que possam ocorrer em um duto. Dentre as vantagens da técnica proposta podem ser citadas:

1. Utilizar a instrumentação existente no duto para acompanhamento operacional, sem a necessidade de instrumentos adicionais;
2. Uma quantidade pequena de parâmetros a serem ajustados durante a sintonia do detector, quando comparado aos detectores de vazamento que utilizam equações fenomenológicas;
3. Robustez a erros sistemáticos causados por perda de calibração da instrumentação, por fazer uso de algoritmos adaptativos.

Testes realizados com dados reais, coletados em campo, indicam o potencial do

método proposto, o qual foi capaz de detectar todos os vazamentos com tempo menor do que 5 minutos para grandes vazamentos e menor do que 20 minutos para pequenos vazamentos.

## 1.2 Organização da Dissertação

Após este capítulo introdutório, que contextualiza a necessidade dos sistemas de detecção de vazamentos, o Capítulo 2 apresenta um resumo dos métodos de detecção de vazamentos utilizados. São descritos métodos baseados em *hardware*, métodos baseados em *software* e os métodos biológicos. Maior destaque é dado à descrição dos métodos baseados em *software*, objeto desta dissertação.

O Capítulo 3 revisa os modelos AR, MA, ARMA, ARMAX, ARX e MIMO ARX. São apresentadas algumas aplicações destes modelos, o desenvolvimento dos mesmos e a modelagem dos processos ARX e MIMO ARX através da solução de mínimos quadrados.

No Capítulo 4 é revisado o conceito de filtragem adaptativa. Nele são introduzidos alguns conceitos e aplicações dos algoritmos adaptativos, além de serem descritos os algoritmos LMS, RLS e MIMO RLS. Este último é o cerne do detector de vazamentos proposto nesta dissertação.

O Capítulo 5 descreve o estudo de caso no qual o detector de vazamentos proposto neste trabalho é aplicado. Neste capítulo são descritos o duto selecionado para o estudo e como foram obtidas as bases de dados real e simulada de vazamentos para avaliação da técnica proposta.

No Capítulo 6 é apresentado o detector de vazamentos proposto a partir do algoritmo MIMO RLS, descrito no Capítulo 4, e os resultados obtidos com este detector para os dados simulados e reais descritos no Capítulo 5.

Finalmente, as conclusões e propostas de trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 7.

# Capítulo 2

## Métodos de Detecção de Vazamento

Os métodos de detecção de vazamento podem ser classificados de diversas formas. Tradicionalmente, podemos dividir as principais categorias como: métodos baseados em *hardware* e métodos baseados em *software* [8]. Na literatura é possível encontrar essas duas categorias divididas como sistemas de detecção de vazamento externos e internos [9],[10]. Existe ainda uma terceira classe denominada métodos biológicos [11]. Em [12] são descritas as virtudes e limitações de cada abordagem.

### 2.1 Métodos Biológicos

Os métodos biológicos são não-automáticos, utilizando patrulha pessoal. São as metodologias mais simples e baratas, podendo ser usadas independentemente da instrumentação disponível. O vazamento é detectado a partir de inspeção visual, pelo cheiro ou ouvindo sons específicos. Podem ainda ser usados cachorros treinados para identificar o cheiro do vazamento. Contudo, os cães não são efetivos para períodos maiores do que duas horas. Além disso, o desempenho deste último método pode ser prejudicado pela fadiga e pela interpretação do condutor do cão. Pode-se dizer ainda que os métodos biológicos podem ser baseados na experiência pessoal de operadores [1],[3].

### 2.2 Métodos Baseados em *Hardware*

Métodos baseados em *hardware* são aqueles que utilizam sensores exclusivos para detecção de vazamento. Os sistemas que utilizam métodos baseados em *hardware* também fazem uso de *softwares*. A principal diferença entre os métodos baseados em *hardware* e os métodos baseados em *software* é que o primeiro faz uso de sensores



exclusivos para a detecção do vazamento, enquanto o segundo utiliza os sensores existentes no duto para acompanhamento operacional.

Dentre os métodos baseados em *hardware*, podemos destacar os acústicos, ópticos e ultrassônicos.

### 2.2.1 Acústicos

Sensores acústicos são utilizados para adquirir o ruído interno do duto. Um vazamento gera um sinal acústico que pode ser detectado por tais sensores e, a partir do processamento dos sinais adquiridos, indicar o vazamento. Estes sensores podem ser integrados a dispositivos manuais, utilizados no procedimento de inspeção da área, ou a PIGs (*Pipeline Inspection Gauge*) inteligentes que farão a inspeção interna do duto. Para o monitoramento em tempo real, os sensores devem ser instalados ao longo da parede externa do duto.

Com base nas medições realizadas com os sensores, faz-se uso de análise tempo-frequência para detectar um vazamento. Alguns estudos foram recentemente realizados para que se possa distinguir um sinal emitido a partir de um vazamento de um ruído de fundo. Dentre as vantagens deste método podemos citar o fato de o sistema ser automático e de tempo real. Ele pode determinar a localização do vazamento e a dimensão deste, podendo ser utilizado em dutos novos e existentes. Como desvantagens temos o fato de este método ser extremamente sensível a ruídos de fundo, que podem mascarar os sinais de vazamento ou até mesmo gerar falsos alarmes. Além disso, a instalação de sensores para dutos longos é onerosa [1].

### 2.2.2 Ópticos

Os sistemas de detecção de vazamentos ópticos podem ser classificados como ativos ou passivos. Os ativos são aqueles que iluminam a área sobre um duto com um laser ou uma fonte de amplo espectro. São monitorados o espalhamento e a absorção da radiação emitida causados pelas moléculas de gás natural. Caso uma variação significativa da absorção ou do espalhamento seja detectado, então pode-se ter um vazamento. Um outro exemplo de sistema óptico ativo é a fibra óptica, que pode detectar um vazamento a partir da variação da temperatura no ponto de vazamento. Entre as vantagens do uso da fibra óptica destacam-se o monitoramento em tempo real e a localização do vazamento. Como desvantagens destacam-se o alto custo de implementação e a inviabilidade de se instalar a fibra ótica para dutos existentes [1].

Os sistemas ópticos passivos são aqueles que não demandam uma fonte de radiação. Dentre eles, destacam-se a detecção por imagem térmica e a imagem multi-espectral [1].

### 2.2.3 Ultrassônicos

A Siemens possui um sistema que faz a medição de vazão, temperatura do produto, temperatura ambiente, velocidade de propagação do fluido e diagnóstico das estações em que o aparato é montado. Todos os dados coletados são repassados para uma estação concentradora que irá verificar a diferença do volume que entra e que sai em cada trecho contido entre dois medidores. Dentre as vantagens deste produto estão operar em tempo real e conseguir detectar a localização do vazamento. As desvantagens existentes são o problema de instalar o equipamento em instalações existentes, o seu custo e a não compensação do volume pela pressão e densidade, o que acarreta em uma menor precisão da diferença de volume [1].

## 2.3 Métodos Baseados em *Software*

Métodos baseados em *software* são aqueles que utilizam algoritmos que monitoram continuamente pressão, temperatura, vazão, densidade ou outros parâmetros do duto para, a partir destes, inferir se existe um vazamento [13].

Utilizam diferentes abordagens como: onda de pressão negativa, balanço de massa, conservação de massa com compensação da variação da massa interna do duto, *Real-Time Transient Modeling* (RTTM) ou métodos baseados em ferramentas estatísticas.

Podem empregar dados já disponibilizados pelo sistema SCADA (do inglês, *Supervisory, Control And Data Acquisition*). O sistema SCADA é uma tecnologia desenvolvida para permitir o gerenciamento e controle em grandes unidades industriais cujos elementos encontram-se espalhados através de grandes distâncias. Tipicamente é aplicado em oleodutos, unidades de distribuição e tratamento de água, linhas de distribuição de energia elétrica, entre outros [14].

### 2.3.1 Onda de Pressão Negativa

Na ocorrência de um vazamento, a pressão no local do vazamento sofre uma queda. Esta queda de pressão é propagada tanto a montante quanto a jusante do ponto onde ocorreu o vazamento. Transmissores de pressão instalados nas duas pontas do duto fornecem a informação da onda de pressão para um sistema que deverá decidir se houve um vazamento ou não.

A partir do tempo de propagação das ondas de pressão é possível inferir o local do vazamento. Contudo, este método, em testes realizados em campo, não apresentou desempenho satisfatório, além de não servir para ser aplicado a dutos de grande extensão [1].

### 2.3.2 Balanço de Massa

A técnica balanço de massa consiste em verificar se a quantidade de massa que entra no duto é a mesma quantidade de massa que sai. Para isto são utilizados os dados coletados de medidores de vazão, pressão, temperatura e densidade localizados nas duas pontas do duto. Na ocorrência de um vazamento, a quantidade de massa que entra será diferente da quantidade de massa que sai.

Este método é amplamente utilizado, pois é de fácil instalação em unidades novas e existentes. Seu custo também não é elevado, pois necessita somente da instalação dos instrumentos e da implementação de algoritmo para cálculo da vazão mássica em computadores já utilizados para monitoração remota das variáveis.

Assim como apresenta diversas vantagens, este método também possui desvantagens consideráveis [1]. A partir dele não é possível detectar a localização do vazamento; além disso, ele não é capaz de identificar se a variação de massa é por consequência de um vazamento ou por transitórios no sistema, já que não leva em consideração as variações de massa interna do duto, sendo necessário escolher um limiar de alarme alto, o que acarretará detecção tardia de um vazamento. Além disso, para pequenos vazamentos o seu desempenho fica muito aquém do desejado.

### 2.3.3 Princípio da Conservação de Massa com Compensação da Variação da Massa Interna do Duto

O princípio de funcionamento deste método é muito parecido com o descrito no método de balanço de massa. Contudo, a diferença entre o volume que entra e o volume que sai ainda é comparada com a variação de volume interno do duto (empacotamento do duto) naquele mesmo instante.

Um produto comercializado no mercado que utiliza este princípio é o LeakWarn [15]. Este *software* faz a leitura dos dados obtidos a partir do sistema SCADA. Os dados, coletados em tempo real, necessários para os cálculos do LeakWarn são vazão, pressão, temperatura e densidade. O empacotamento do duto não é um valor medido, mas sim calculado. O cálculo do empacotamento do duto é de grande importância principalmente para dutos de grande extensão e dutos que transportam hidrocarbonetos leves (gás natural, GLP).

Para dutos onde a distância entre as medições de pressão é muito grande ou quando o produto é muito compressível, podem aparecer erros no cálculo do empacotamento do duto. Para minimizar estes erros, o LeakWarn introduz uma técnica de filtragem exponencial no cálculo do empacotamento, pois o transitório do duto tem este tipo de comportamento. O decaimento desta exponencial é determinado a partir do espaço entre as medições de pressão, diâmetro do duto e espessura da parede do duto. Todos esses dados devem ser inseridos manualmente pelo profissional

que irá realizar a sintonia do sistema [15].

Dentre as desvantagens deste produto podemos destacar justamente o processo de sintonia, que exige a inserção de alguns parâmetros que são extremamente difíceis de se conseguir na prática, e o preço de sua licença que é da ordem de R\$ 500.000,00<sup>1</sup>.

### 2.3.4 *Real-Time Transient Model (RTTM)*

O RTTM utiliza simulação computacional para modelar o duto utilizando mecânica dos fluidos avançada e modelagem hidráulica. Esta técnica de detecção de vazamento utiliza modelos de escoamento de dutos baseados nas equações de continuidade, conservação do momento, conservação de energia e equação de estados para o fluido. A diferença entre o valor calculado e o valor medido é utilizado para determinar se existe um vazamento. Para desempenhar estas funções é necessário um computador de alto desempenho. As variáveis que precisam ser adquiridas em tempo real para funcionamento desta técnica são vazão, pressão, temperatura e densidade.

As vantagens do RTTM sobre as demais técnicas são a habilidade de modelar toda a característica dinâmica do escoamento (vazão, pressão e temperatura), levar em consideração a configuração física do duto (comprimento, diâmetro, espessura do duto, etc.), bem como as características do produto transportado (densidade, viscosidade, etc.). Além disso, o sistema pode ser sintonizado para distinguir entre erros de instrumentos, transitórios normais e vazamentos. As principais desvantagens desse sistema são os custos associados à sua implementação e a complexidade do sistema, que requer numerosos instrumentos e treinamentos específicos para a sua operação e manutenção [1],[9].

Um produto comercial que faz uso desta técnica é o STONER [16]. Este sistema é composto de três *softwares* que executam as seguintes funções: leitura dos dados do sistema SCADA, simulação do escoamento do duto e disponibilização dos alarmes para a interface do operador.

O *software* de simulação não utiliza os valores provenientes do SCADA exatamente como recebidos. Uma fase de tratamento e interpretação dos dados precede a sua utilização, pois raramente estes apresentarão uma perfeita consistência hidráulica.

Por consistência hidráulica denomina-se a correspondência entre as pressões, vazões e temperaturas lidas no SCADA com os resultados da solução das equações de escoamento baseadas no modelo matemático do duto.

A simulação do escoamento, por ser um processo de cálculo matemático, somente é equacionada para condições hidráulicamente consistentes.

O tratamento dos dados provenientes do SCADA parte do princípio que nenhuma

---

<sup>1</sup>Estimativa de preço obtida através de consulta a especialistas da área em dezembro de 2012

medição executada por qualquer instrumento é absolutamente exata, e que para cada ponto na base de dados podemos associar um conjunto de fatores que implicam desvios entre o valor real e o valor no SCADA. Assim sendo, a cada ponto da base de dados do SCADA é associada no modelo de simulação uma incerteza global em torno do valor da variável.

As variáveis de processo utilizadas pelo modelo são, portanto, ajustadas em torno do valor medido até o limite da faixa de incerteza associada a cada ponto da base de dados de modo a conciliá-las dentro de um conjunto, tanto quanto possível, hidraulicamente consistente.

Se para um determinado trecho do duto tivermos uma leitura de vazão de entrada de 200 m<sup>3</sup>/h e a este ponto estiver associada uma incerteza global de 5 m<sup>3</sup>/h, a conciliação dos dados pode resultar em qualquer valor hidraulicamente consistente, desde que entre 195 m<sup>3</sup>/h e 205 m<sup>3</sup>/h.

No caso em que a divergência entre os valores medidos e os valores calculados ultrapasse o valor da incerteza global associada à medição da vazão, é atribuída uma vazão virtual de sangria ou injeção de produto para ajustar os valores medidos pelo sistema SCADA com os valores calculados pela simulação. Estas vazões virtuais é que são utilizadas para determinar se existe algum vazamento [16].

### 2.3.5 Métodos Estatísticos

Até o momento as técnicas baseadas em *software* apresentadas valem-se de modelos fenomenológicos. Os métodos com base em análise estatística, ao contrário dos modelos fenomenológicos, não necessitam de um sistema de equações que descreva as características físicas e químicas do processo. As abordagens estatísticas são capazes de manipular uma grande quantidade de dados de processo altamente correlacionados, tornando-se assim uma poderosa ferramenta na detecção de anormalidades. Muitos métodos que utilizam análise estatística empregam modelos desenvolvidos a partir de séries temporais na sua estrutura, como por exemplo modelos AR (do inglês, *AutoRegressive*), ARMA (do inglês, *AutoRegressive Moving Average*), ARX (do inglês, *AutoRegressive eXogenous*) e ARMAX (do inglês, *AutoRegressive Moving Average eXogenous*) [3].

Em diversas situações opta-se por abordagens baseadas em análise de dados, no lugar daquelas baseadas em equações fenomenológicas. Isso ocorre porque modelos fenomenológicos, quando existentes, tendem a apresentar elevada complexidade e demandam maior esforço computacional para sua simulação [17],[3]. Em algumas situações o modelo fenomenológico detalhado do processo não é nem mesmo conhecido, frente à complexidade operacional do sistema analisado. Por outro lado, modelos estatísticos precisam apenas de uma base de dados histórica. Outra vanta-

gem da análise estatística é sua maior facilidade de adaptação de um processo para outro. Enquanto metodologias construídas a partir de modelos fenomenológicos dependem fortemente das características do processo estudado, os modelos estatísticos podem ser facilmente adaptados para diferentes aplicações industriais [3].

Em [18] são utilizados modelos autorregressivos para detecção de vazamentos em dutos. Nesse artigo uma série temporal é montada a partir da relação entre quatro pontos de medição de pressão no duto. Primeiramente são calculados a série temporal e o modelo autorregressivo para o sistema em funcionamento normal. Em seguida, são monitorados em tempo real os dados de pressão, dos quais então são calculados a série temporal e o modelo autorregressivo. A detecção de vazamento é realizada através da divergência de Kullbach-Leibler [19] entre o sistema em funcionamento normal e o sistema que está funcionando em tempo real. O método é testado em um duto de 120 m de comprimento e 10 mm de diâmetro.

Como limitação desta abordagem podemos citar o fato de que o modelo do duto é considerado como linear e invariante no tempo, pois não utiliza algoritmos adaptativos para levantar o modelo sem vazamento. Uma outra limitação diz respeito ao fato de que a utilização deste método demanda o uso de quatro pontos de medição de pressão, o que para dutos extensos e que passem por áreas urbanas inviabiliza a sua utilização por conta de vandalismos e pelo alto custo para integração destes sinais com o sistema SCADA.

Em [3] são desenvolvidas metodologias baseadas em análise estatística, como análise de componentes principais (PCA, do inglês *Principal Components Analysis*), classificação hierárquica e teoria dos protótipos com a finalidade de detectar, identificar e quantificar a ocorrência de anomalias operacionais em rede de dutos. Também são desenvolvidos recursos de detecção de vazamentos baseados na utilização de preditores autorregressivos em contexto de múltiplas entradas e múltiplas saídas (MIMO, do inglês *Multiple Input, Multiple Output*). Nesta abordagem o modelo é levantado a partir de um conjunto de dados denominado janela de treino. Após determinação dos parâmetros do modelo, este é utilizado para realizar as previsões de suas variáveis para o instante seguinte e as compara com os valores medidos pela instrumentação. Este período é denominado janela de uso. A janela de treino e a janela de uso possuem intervalos já definidos que são repetidos ciclicamente.

Em [3] as séries temporais foram obtidas a partir de uma ferramenta de simulação da rede dutoviária. O caso simulado é o de dutovias da rede de fornecimento de nafta<sup>2</sup> à planta de insumos básicos da Braskem<sup>3</sup>. Esta rede de dutos possui um conjunto de válvulas de alinhamento do fluxo, motobombas para bombeio do produto

---

<sup>2</sup>Nafta é um derivado de petróleo utilizado principalmente como matéria-prima da indústria petroquímica na produção de eteno, propeno, benzeno e tolueno.

<sup>3</sup>Empresa do ramo petroquímico.

através dos dutos em uma extensão de 30 km.

Vaz Junior [3] conclui que o uso dos modelos ARX mostrou-se bastante sensível e preciso em aplicações de detecção de vazamento.

A proposta deste trabalho é realizar uma adaptação da técnica utilizada em [3] para detecção de vazamentos através de modelos ARX. No presente trabalho é apresentado um detector de vazamento que utiliza técnicas de filtragem adaptativa para modelar o duto a partir da medição da pressão e vazão em suas extremidades de entrada e saída. A detecção de vazamento é realizada através da discrepância entre os valores preditos e os valores medidos de vazão e pressão. É apresentado um sistema de classificação para identificar quando essas discrepâncias seriam consequência de um vazamento ou de um transiente normal no duto, como por exemplo a entrada em operação de uma outra bomba.

Além de apresentar uma nova técnica para detecção de vazamentos, são utilizados dados reais, coletados através do sistema SCADA do centro de controle da Transpetro, de um duto cuja extensão é de 97,6 km. Estes dados são compostos de estágios de operação normal e simulações de grandes e pequenos vazamentos em uma estação de válvula que se encontra no caminho entre a refinaria e o terminal.

## Capítulo 3

# Modelos AR, ARX, ARMA e ARMAX

Os sistemas de detecção de falhas via séries temporais baseiam-se na comparação dos valores preditos pelo modelo com os valores efetivamente medidos pelos sensores remotos. O desenvolvimento de um bom sistema de previsão que, baseado nas informações disponíveis na base de dados, possa prever valores futuros é essencial para o sistema de detecção de falhas. A capacidade preditora destes modelos os torna adequados para esta finalidade [3].

Modelos autorregressivos de média móvel (ARMA, do inglês *AutoRegressive Moving Average*) e modelos autorregressivos (AR, do inglês *AutoRegressive*) são tradicionalmente utilizados na elaboração de previsões em diversos ramos do conhecimento. Previsões econométricas baseadas em séries temporais podem ser abordadas usando modelos AR [3]. Em [20] o modelo ARMA é utilizado para fazer a previsão da inflação no Sudão. Em [21] modelos AR são utilizados para estudar o comportamento do preço dos derivados de petróleo.

Modelos AR e ARMA são muito utilizados também em problemas de engenharia. Como discutido no Capítulo 2, em [3] é apresentado um sistema de detecção de vazamentos utilizando modelos ARX (do inglês *Autoregressive eXogenous*). Godsill e Rayner [22] utilizam modelos de interpolação AR e ARMA para remoção de “clicks” e ruídos de fundo de gravações de discos e fitas. Em [23] é utilizada a decomposição polifásica de sistemas e densidade espectral de potência de sinais aleatórios para obter um modelo simples que descreve os sinais de sub-bandas resultantes da análise de um processo ARMA por um banco de filtros decimado. Em [24] são apresentados os resultados desta técnica. Em [25] é realizada uma comparação de diversas técnicas para estimação dos parâmetros do filtro do trato vocal através de modelos ARMA. Em [26] modelos AR são utilizados para estimar o espectro de frequência dos sinais de vibração emitidos durante a mudança de *tap* de comutadores de derivação sobre carga. A partir deste espectro é possível avaliar, de forma não-invasiva, o estado dos



*taps* do OLTC (do inglês *On-Load Tap Changer*).

Modelos ARMAX (do inglês *AutoRegressive Moving Average eXogenous*) e ARX também são utilizados para identificação de sistemas e sintonia de controladores. Como será mostrado no Capítulo 4 esses controladores podem ser adaptativos.

### 3.1 Modelos ARMA

Na maioria das aplicações, sistemas de tempo discreto podem ser descritos por equações de diferenças, as quais desempenham papel equivalente às equações diferenciais no domínio de tempo contínuo. A relação entre as entradas e saídas de um sistema, descrita por equações de diferenças lineares com coeficientes invariantes no tempo, é representada por [27]

$$\sum_{p=0}^P a_p y(n-p) - \sum_{q=0}^Q b_q e(n-q) = 0, \quad (3.1)$$

onde  $y(n)$  e  $e(n)$  representam os sinais de saída e entrada de um sistema SISO (do inglês *Single Input Single Output*) no instante  $n$ , respectivamente.

Sem perda de generalidade, pode-se considerar que o coeficiente  $a_0$  é igual a 1. Desta forma a equação (3.1) pode ser reescrita da seguinte forma

$$y(n) = \sum_{q=0}^Q b_q e(n-q) - \sum_{p=1}^P a_p y(n-p). \quad (3.2)$$

A saída deste sistema, para quando a entrada é um ruído branco, é denominado processo ARMA. Os coeficientes  $a_p$  e  $b_q$  são os parâmetros do processo ARMA [28].

A equação (3.2) é a representação do modelo ARMA no domínio do tempo. Considerando que os sinais tratados neste trabalho são iguais a zero para  $n < 0$ , a representação no domínio da frequência do modelo ARMA pode ser obtida aplicando-se a transformada  $z$  unilateral direita<sup>1</sup> à equação (3.2). Desta forma, pode-se representar o modelo ARMA da seguinte forma

$$Y(z) = \frac{B(z)}{A(z)} E(z), \quad (3.3)$$

onde  $Y(z)$ ,  $B(z)$ ,  $A(z)$  e  $E(z)$  são as transformadas  $z$  unilaterais à direita dos sinais  $y(n)$ ,  $b(n)$ ,  $a(n)$  e  $e(n)$ , respectivamente.

Verifica-se a partir da equação (3.2) que a saída do sistema no instante  $n$  é uma combinação linear da saída nos  $P$  instantes anteriores e da entrada no instante  $n$  e

<sup>1</sup>Define-se a transformada  $z$  unilateral à direita de um sinal  $x(n)$  como sendo  $X(z) = \sum_{n=0}^{+\infty} x(n)z^{-n}$

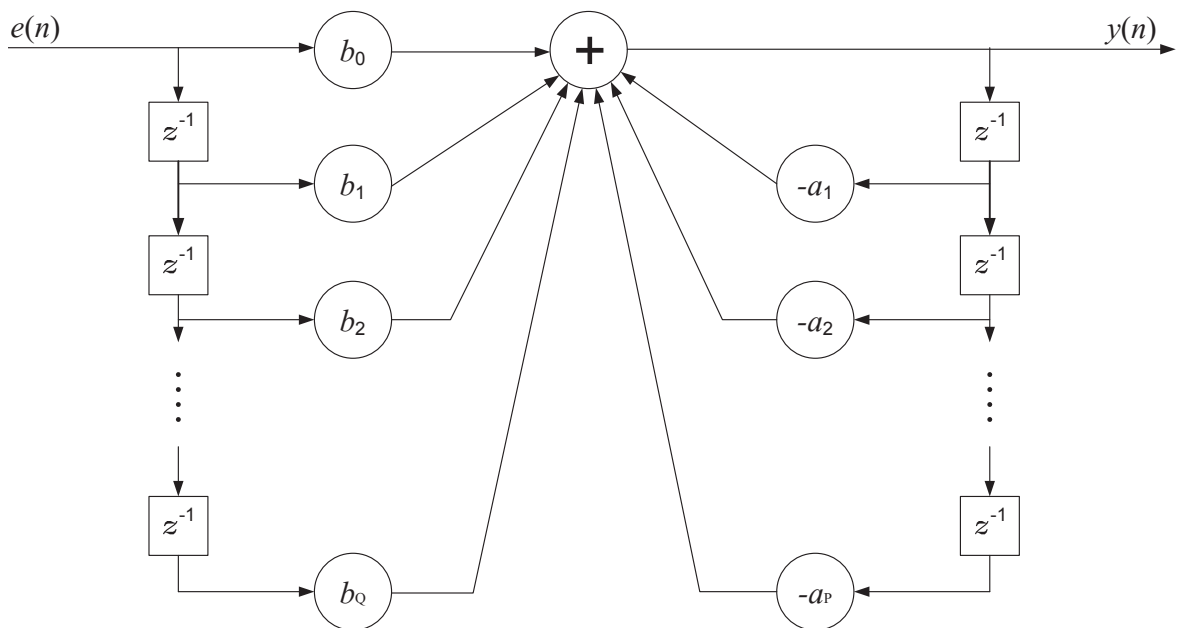


Figura 3.1: Modelo ARMA.

seus  $Q$  instantes anteriores. A Figura 3.1 ilustra esta interpretação.

## 3.2 Modelos AR e MA

Para o caso especial em que os coeficientes  $b_q$ , para  $q \in \{1, 2, \dots, Q\}$ , do modelo ARMA são iguais a zero, a saída do sistema é denominada processo AR. Esta terminologia deriva do fato de a saída do sistema depender somente do valor presente da entrada, que é um ruído branco de média zero, e de uma combinação linear das saídas anteriores. Isto indica a presença de um *feedback* do sinal de saída [28]. A Figura 3.2 ilustra essa interpretação.

As equações a seguir representam o modelo AR no domínio do tempo e no domínio da frequência, respectivamente:

$$y(n) = e(n) - \sum_{p=1}^P a_p y(n-p), \quad (3.4)$$

$$Y(z) = \frac{1}{A(z)} E(z). \quad (3.5)$$

Analogamente, para o caso em que os coeficientes  $a_p$ , para  $p \in \{1, 2, \dots, P\}$ , do modelo ARMA são iguais a zero, a saída do sistema é denominada processo MA

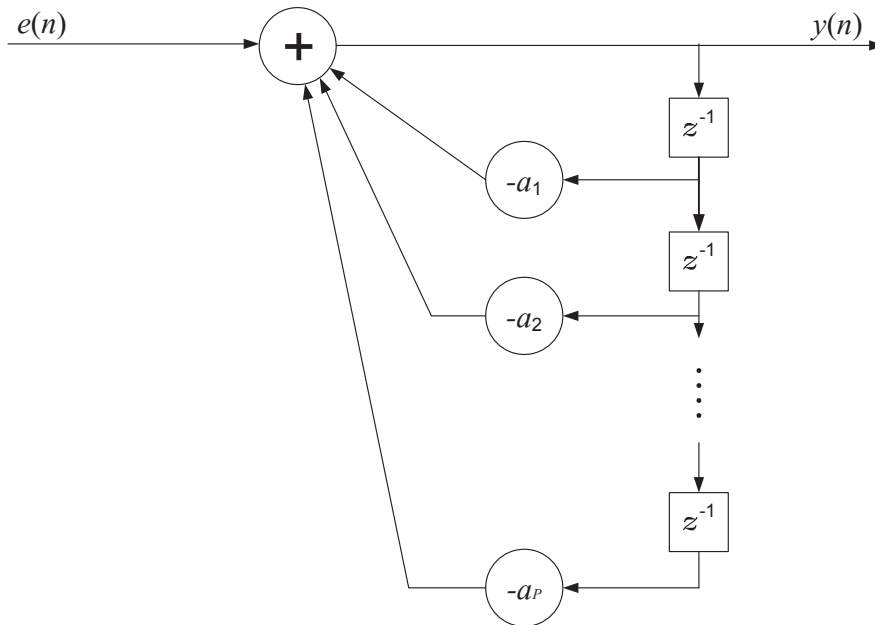


Figura 3.2: Modelo AR.

(do inglês *Moving Average*). Neste caso, a terminologia deriva do fato de a saída do sistema ser uma média ponderada do valor presente e de valores passados do sinal de entrada. A Figura 3.3 ilustra o sistema MA, enquanto as equações abaixo representam o modelo MA no domínio do tempo e da frequência, respectivamente:

$$y(n) = \sum_{q=0}^Q b_q e(n - q), \quad (3.6)$$

$$Y(z) = B(z)E(z). \quad (3.7)$$

Resumindo, um processo ARMA pode ser gerado aplicando um ruído branco na entrada de um filtro digital com pólos e zeros que, para os casos AR e MA, são denominados só-pólos e só-zeros, respectivamente [28].

Os modelos ARMA são comumente usados como modelos de séries temporais, ou seja, a série temporal passa a ser representada pelos parâmetros dos polinômios  $B(z)$  e  $A(z)$  [29].

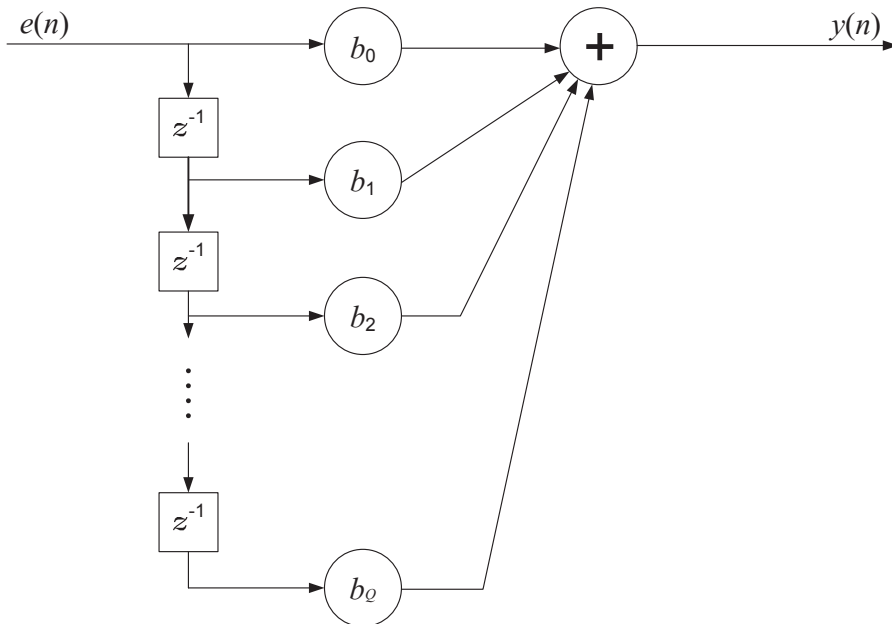


Figura 3.3: Modelo MA.

### 3.3 Modelos ARMAX e ARX

Como visto anteriormente, o modelo ARMA considera que a única entrada do sistema é um ruído branco. Sendo assim, o modelo ARMA é considerado um caso particular do modelo autorregressivo com média móvel e entrada exógena (ARMAX, do inglês *AutoRegressive Moving Average eXogenous*), pois o modelo ARMAX considera que, além do ruído branco, existe uma entrada exógena [29]. A Figura 3.4 apresenta uma estrutura em bloco do modelo ARMAX e as equações a seguir sua representação matemática no domínio do tempo e da frequência, respectivamente:

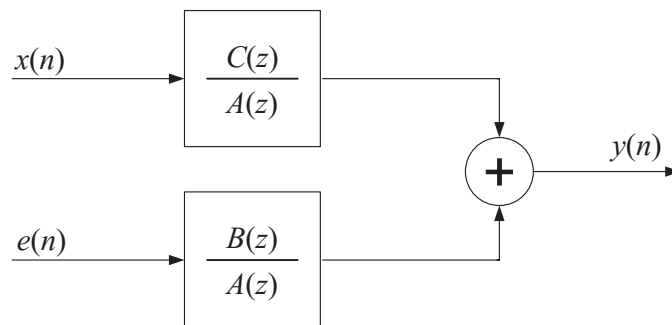


Figura 3.4: Diagrama de blocos do modelo ARMAX.

$$y(n) = \sum_{q=0}^Q b_q e(n-q) + \sum_{r=0}^R c_r x(n-r) - \sum_{p=1}^P a_p y(n-p), \quad (3.8)$$

$$Y(z) = \frac{C(z)}{A(z)}X(z) + \frac{B(z)}{A(z)}E(z), \quad (3.9)$$

onde  $C(z)$  e  $X(z)$  são as transformadas  $z$  unilaterais à direita dos sinais  $c(n)$  e  $x(n)$ , respectivamente.

O modelo autorregressivo com entrada exógena (ARX, do inglês *AutoRegressive eXogenous*) é o modelo ARMAX em que os coeficientes  $b_q$ , para  $q \in \{1, 2, \dots, Q\}$  são iguais a zero e o coeficiente  $b_0$  é igual a um. A saída de um sistema ARX, conforme representado na Figura 3.5, pode ser entendido como uma entrada exógena filtrada por um sistema cuja função de transferência é uma razão de polinômios, mais um ruído branco filtrado pelo filtro autorregressivo.

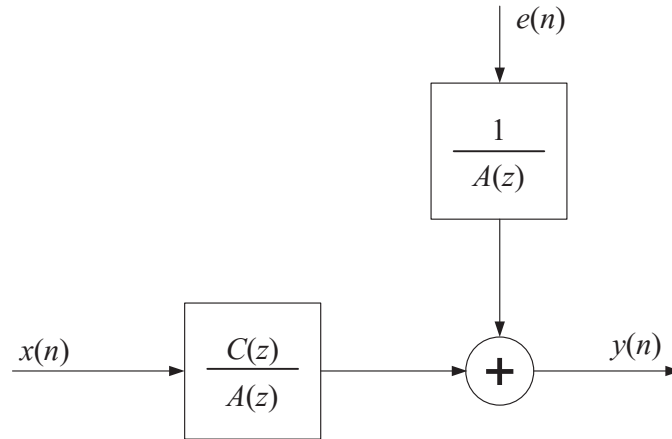


Figura 3.5: Diagrama de blocos do modelo ARX.

As equações abaixo representam o modelo ARX no domínio da frequência e no domínio do tempo, respectivamente:

$$y(n) = e(n) + \sum_{r=0}^R c_r x(n-r) - \sum_{p=1}^P a_p y(n-p), \quad (3.10)$$

$$Y(z) = \frac{C(z)}{A(z)}X(z) + \frac{1}{A(z)}E(z). \quad (3.11)$$

Os modelos ARMAX e ARX são utilizados quando se deseja caracterizar a influência de uma determinada variável sobre outra a partir de dados históricos. A partir do modelo calculado, é possível realizar previsões da variável de saída do

modelo a partir do comportamento de sua variável de entrada.

Na próxima seção será apresentada a técnica de modelagem de processos ARX através da solução de mínimos quadrados.

### 3.4 Modelagem de Processos ARX

Após a descrição dos modelos ARMA, AR, MA, ARMAX e ARX, será apresentada a técnica de modelagem de processos ARX através da solução de mínimos quadrados.

Observando a equação (3.10), percebe-se que a saída de um modelo ARX é uma combinação linear das saídas passadas e dos valores atual e passados da entrada exógena mais um erro,  $e(n)$ . Considerando que os dados medidos, ou observáveis, de um sistema são as suas entradas e saídas, pode-se dizer que uma boa estimativa da saída do sistema seja a descrita na equação

$$\hat{y}(n) = \sum_{r=0}^R c_r x(n-r) - \sum_{p=1}^P a_p y(n-p), \quad (3.12)$$

cujos erro é dado por

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n). \quad (3.13)$$

A partir dos valores de entrada e saída medidos pode-se estabelecer quais são os valores dos coeficientes do sistema. Estes valores podem ser encontrados minimizando-se o somatório do quadrado do erro descrito na equação (3.13)

$$\varepsilon = \sum_{n=1}^N e^2(n). \quad (3.14)$$

Representando-se a equação (3.14) na forma matricial, tem-se que:

$$\varepsilon = \mathbf{e}^T \mathbf{e} = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}), \quad (3.15)$$

onde  $\mathbf{e} = [e(1), e(2), \dots, e(N)]^T$ ,  $\hat{\mathbf{y}} = [\hat{y}(1), \hat{y}(2), \dots, \hat{y}(N)]^T$ ,  $\mathbf{y} = [y(1), y(2), \dots, y(N)]^T$ ,  $\mathbf{a} = [c_0, c_1, \dots, c_R, -a_1, \dots, -a_P]^T$ ,

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x(1) & x(0) & \cdots & 0 & y(0) & 0 & \cdots & 0 \\ x(2) & x(1) & \cdots & 0 & y(1) & y(0) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(N) & x(N-1) & \cdots & x(N-R) & y(N-1) & y(N-2) & \cdots & y(N-P) \end{pmatrix} \quad (3.16)$$

e  $N > \max\{R, P\}$ .

Os coeficientes do vetor  $\mathbf{a}$  que minimizam a equação (3.15) podem ser determinados calculando o gradiente da equação (3.15) e igualando este ao vetor nulo [30].

$$\begin{aligned}
\nabla_{\mathbf{a}}\varepsilon &= \nabla_{\mathbf{a}}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a})^T(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}) \\
\nabla_{\mathbf{a}}\varepsilon &= \nabla_{\mathbf{a}}(\mathbf{y}^T\mathbf{y} - \mathbf{y}^T\mathbf{X}\mathbf{a} - \mathbf{a}^T\mathbf{X}^T\mathbf{y} + \mathbf{a}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{a}) \\
\nabla_{\mathbf{a}}\varepsilon &= -\mathbf{X}^T\mathbf{y} - \mathbf{X}^T\mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{a} = \mathbf{0} \\
\nabla_{\mathbf{a}}\varepsilon &= -2\mathbf{X}^T\mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{a} = \mathbf{0} \\
\mathbf{X}^T\mathbf{X}\mathbf{a} &= \mathbf{X}^T\mathbf{y} \Rightarrow \mathbf{a} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y}.
\end{aligned} \tag{3.17}$$

A matriz  $(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T$  é denominada matriz pseudoinversa e é utilizada para o cálculo dos coeficientes do modelo sob o ponto de vista da minimização do erro quadrático da predição linear.

### 3.5 Modelos MIMO ARX

Até o momento foram apresentados modelos com uma entrada e uma saída (SISO, do inglês *Single Input, Single Output*) e a solução de mínimos quadrados para modelos SISO ARX. Modelos MIMO (do inglês *Multiple Input, Multiple Output*) são aqueles em que o sistema possui mais do que uma entrada e mais do que uma saída. A modelagem do duto para detecção de vazamento considera que o sistema possui duas entradas e duas saídas (pressão e vazão de entrada e saída do duto), conforme representado na Figura 3.6.

Cada bloco  $H_{ij}(z)$  representa a função de transferência da entrada  $j$  para a saída  $i$ , na forma de uma razão de polinômios. A representação no domínio da frequência fica então da seguinte forma.

$$\begin{pmatrix} \hat{Y}_1(z) \\ \hat{Y}_2(z) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} H_{11}(z) & H_{12}(z) \\ H_{21}(z) & H_{22}(z) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_1(z) \\ X_2(z) \end{pmatrix}. \tag{3.18}$$

No domínio do tempo, o sistema pode ser representado através do seguinte par de equações

$$\hat{y}_1(n) = \sum_{r=0}^{R_1} c_r x_1(n-r) + \sum_{s=0}^{S_1} c_s x_2(n-s) - \sum_{p=1}^{P_1} a_p y_1(n-p), \tag{3.19}$$

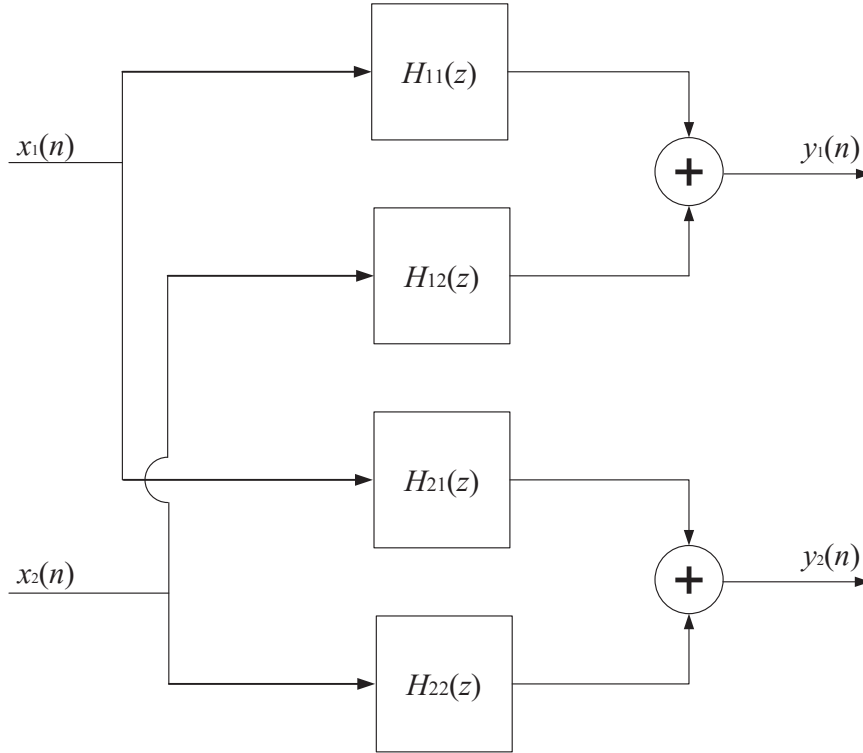


Figura 3.6: Modelo MIMO ARX com duas entradas e duas saídas.

$$\hat{y}_2(n) = \sum_{r=0}^{R_2} c_r x_1(n-r) + \sum_{s=0}^{S_2} c_s x_2(n-s) - \sum_{p=1}^{P_2} a_p y_2(n-p). \quad (3.20)$$

De forma semelhante ao que foi realizado para o caso SISO, pode-se encontrar o valor dos coeficientes do sistema através da minimização do erro quadrático dado por

$$\varepsilon_m = \mathbf{e}_m^T \mathbf{e}_m = (\mathbf{y}_m - \hat{\mathbf{y}}_m)^T (\mathbf{y}_m - \hat{\mathbf{y}}_m) = (\mathbf{y}_m - \mathbf{X}_m \mathbf{a}_m)^T (\mathbf{y}_m - \mathbf{X}_m \mathbf{a}_m), \quad (3.21)$$

em que  $m$  representa a  $m$ -ésima saída calculada.

Da mesma forma, os valores que minimizam o erro quadrático da predição podem ser encontrados através da matriz pseudoinversa de  $\mathbf{X}_m$ , ou seja,

$$\mathbf{a}_m = (\mathbf{X}_m^T \mathbf{X}_m)^{-1} \mathbf{X}_m^T \mathbf{y}_m. \quad (3.22)$$



# Capítulo 4

## Filtragem Adaptativa

Os modelos apresentados no Capítulo 3 são lineares e invariantes no tempo, e seus parâmetros são estimados a partir de uma batelada de dados históricos de suas entradas e saídas. Contudo, os dutos são tidos como sistemas não-lineares [31] e, devido à variação na condição operacional, variantes no tempo. Esta incompatibilidade entre modelo e sistema demanda que o modelo seja atualizado frequentemente para que passe a representar o que de fato ocorre com o sistema. Dentre as desvantagens da modelagem MIMO ARX apresentada em [3] pode-se citar a necessidade de atualizar o modelo periodicamente e a necessidade de garantir que os dados utilizados para esta atualização não sejam dados de vazamento.

Um filtro adaptativo pode ser utilizado quando as especificações do sistema não podem ser atendidas por um modelo linear. Estritamente falando, mesmo no caso de se utilizar uma estrutura linear, um filtro adaptativo é não-linear, pois suas características são dependentes do sinal de entrada e conseqüentemente as propriedades de homogeneidade e adição não são satisfeitas [28].

Os filtros adaptativos são variantes no tempo pois seus parâmetros são constantemente modificados no intuito de se alcançar um desempenho pré-estabelecido. Nesse sentido, pode-se interpretar um filtro adaptativo como sendo um filtro que executa a estimativa do modelo de forma *online*.

Pelas razões supracitadas entende-se que o uso de filtros adaptativos para modelagem de dutos é adequado. No presente trabalho serão utilizadas estruturas FIR lineares.

O uso das técnicas de filtragem adaptativa, em diferentes aplicações, vem crescendo consideravelmente nas últimas duas décadas. Alguns exemplos são cancelamento de eco, equalização de canais dispersivos, identificação de sistemas, reforço de sinal, *beamforming* adaptativo, redução de ruído e controle [28].

Em [32], algoritmos baseados em preditores adaptativos são utilizados para o rastreamento de trilhas senoidais, uma etapa essencial para análise senoidal. Em [33] algoritmos adaptativos são utilizados para redução de ruído e detecção de arritmia

a partir de sinais coletados de eletrocardiogramas. Em [34] filtros adaptativos são utilizados para identificar com uma maior clareza sinais de defeitos provenientes de mancais de rolamento.

Filtros adaptativos se baseiam em algoritmos iterativos para ajuste de seus parâmetros. O ajuste dos parâmetros é realizado com o intuito de minimizar uma função objetivo, que é uma função da diferença entre o sinal desejado e o sinal de saída do filtro, i.e., é uma função do sinal de erro. A Figura 4.1 apresenta a estrutura básica de um filtro adaptativo.

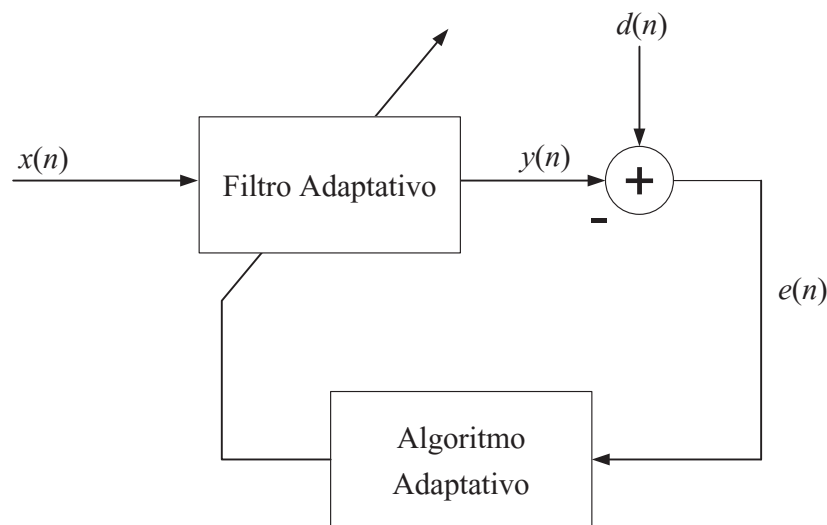


Figura 4.1: Configuração geral de um filtro adaptativo.

O tipo de aplicação é definido a partir da escolha do sinal que será a entrada do filtro e daquele que será o sinal desejado. Para ilustrar esta explicação serão apresentadas duas aplicações que serão objeto de estudo deste trabalho: a identificação de sistemas e a modelagem inversa.

Nas aplicações de identificação de sistemas o filtro adaptativo busca modelar um sistema desconhecido. O sinal desejado é a saída de um sistema desconhecido quando excitado por um sinal de entrada conhecido. Este mesmo sinal de entrada do sistema desconhecido é a entrada do filtro adaptativo. A Figura 4.2 ilustra esta aplicação.

Na modelagem inversa o objetivo do filtro adaptativo é modelar o inverso da função de transferência de um sistema desconhecido. O sinal de saída do sistema desconhecido, adicionado de um ruído, constitui a entrada do filtro adaptativo, enquanto o sinal desejado é uma versão atrasada do sinal de entrada do sistema desconhecido. A modelagem inversa é aplicada em equalização de canais e deconvolução. A Figura 4.3 ilustra a aplicação da modelagem inversa [35].

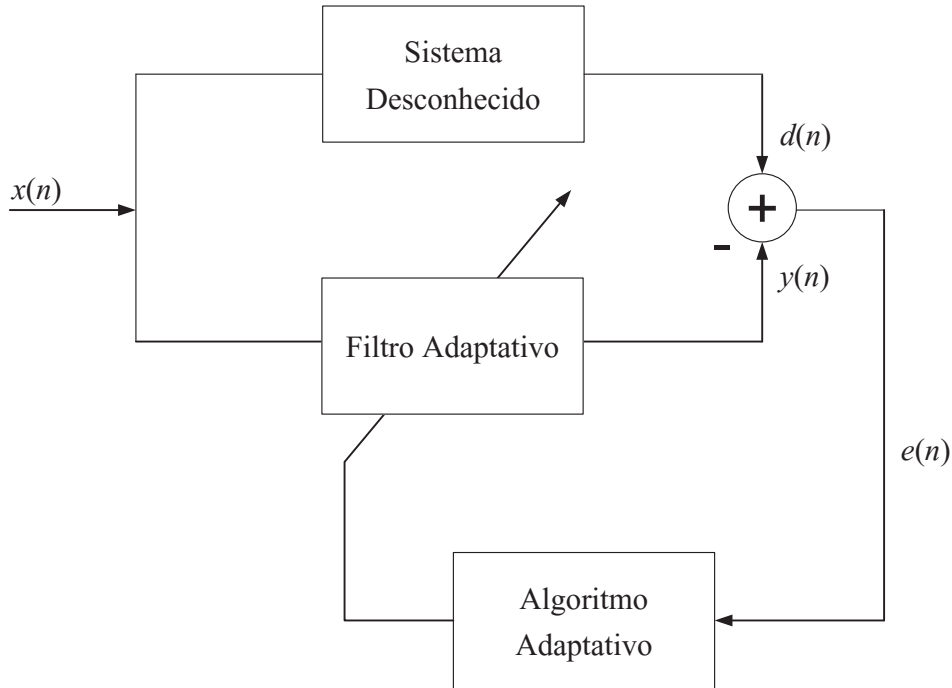


Figura 4.2: Identificação de sistema.

Conforme apresentado no Capítulo 2, a proposta deste trabalho é realizar uma adaptação da técnica utilizada por [3] para detecção de vazamentos através de modelos MIMO ARX, utilizando filtros adaptativos. O modelo do duto é representado pela Figura 3.6, onde as entradas do sistema são a pressão e a vazão a montante do duto e as saídas do sistema são a pressão e vazão a jusante do duto.

Tomando-se como referência a proposta apresentada por [3], que modela o duto a partir de um modelo MIMO ARX, o filtro adaptativo deveria ser utilizado para realizar a identificação do sistema e, a partir da saída deste, calcular o erro de predição. De forma geral, pode-se dizer que as funções de transferência  $H_{ij}(z)$  apresentadas na Figura 3.6 são razões de polinômios, ou seja

$$H_{ij}(z) = \frac{N_{ij}(z)}{D_{ij}(z)}. \quad (4.1)$$

Desta forma, para realizar a identificação do sistema MIMO descrito, deveria ser utilizado um filtro adaptativo IIR (do inglês, *Infinite Impulse Response*).

Os filtros adaptativos IIR são aqueles em que os pólos e zeros do filtro podem ser adaptados. Dentre as vantagens dos filtros adaptativos IIR, quando comparados aos filtros adaptativos FIR (do inglês, *Finite Impulse Response*), pode-se citar

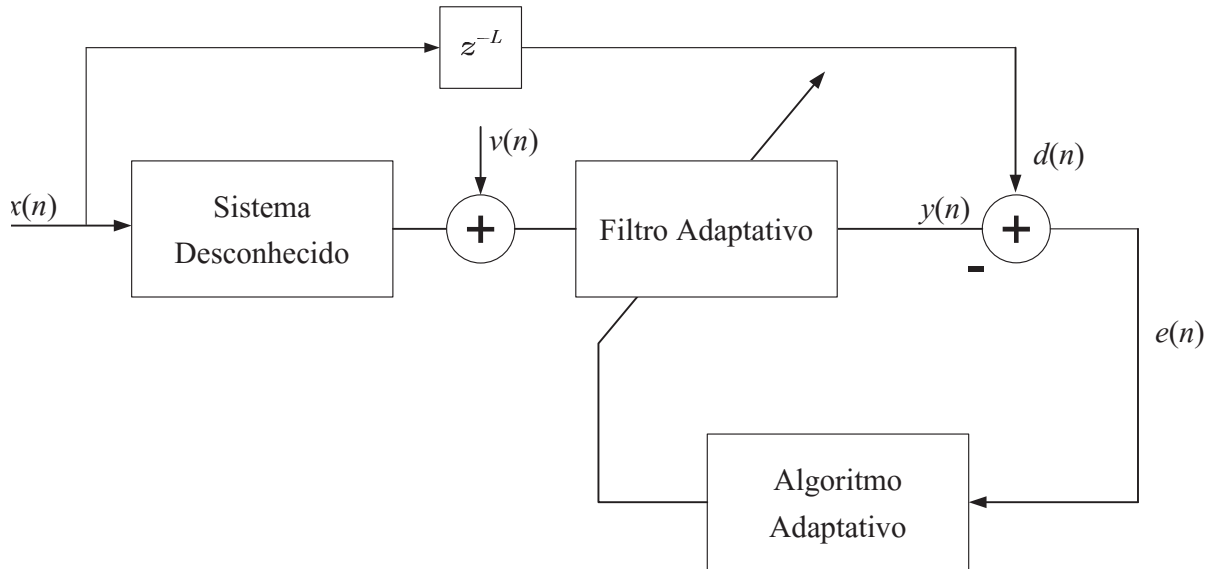


Figura 4.3: Modelagem inversa.

o menor número de coeficientes necessários para se aproximar de uma certa característica/especificação. Entretanto, esse tipo de algoritmo apresenta diversas dificuldades quando comparado aos algoritmos do tipo FIR. Dentre elas, podem ser citadas a possível instabilidade do filtro adaptativo, convergência lenta e superfície de erro com mínimo local ou mínimo global polarizado, a depender da função objetivo [28].

Pelas razões apresentadas acima, o uso de algoritmos adaptativos FIR é desejável. Porém, a sua utilização para identificação de sistema pode, eventualmente, exigir um filtro de ordem muito grande para modelar o sistema. Para transpor as dificuldades dos filtros IIR, neste trabalho foi utilizado o filtro adaptativo FIR para realizar a modelagem inversa do duto. Desta forma, pode-se utilizar algoritmos de fácil implementação para encontrar um modelo para o duto.

## 4.1 Algoritmo LMS

O algoritmo LMS (do inglês, *Least Mean Square*) é o algoritmo mais utilizado em filtragem adaptativa por diversas razões. Dentre as principais pode-se citar o baixo custo computacional, prova da convergência em ambientes estacionários e

convergência na média não-polarizada para solução ótima de Wiener<sup>1</sup> [28], [35]. Uma das desvantagens do algoritmo LMS é dependência que a velocidade de convergência possui com relação ao espalhamento dos autovalores da matriz de correlação do sinal de entrada.

Enquanto a solução ótima de Wiener é calculada minimizando-se o erro quadrático médio entre o sinal desejado e a saída do filtro, a função objetivo que é minimizada no algoritmo LMS é o erro quadrático instantâneo, calculado sobre o sinal de erro apresentado na Figura 4.1. Desta forma, a função objetivo a ser minimizada no algoritmo LMS é dada pela seguinte equação

$$J(k) = e^2(k) = (d(k) - y(k))^2 = (d(k) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(k))^2, \quad (4.2)$$

onde  $\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_N]^T$  e  $\mathbf{x}(k) = [x_0(k), x_1(k), \dots, x_N(k)]^T$ .

Os coeficientes do vetor  $\mathbf{w}$  que minimizam a equação (4.2) podem ser calculados utilizando o método do gradiente descendente [35]. Desta forma a atualização do vetor  $\mathbf{w}$  a cada iteração é dada pela seguinte equação [28], [35]:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \mu \nabla_{\mathbf{w}} J(k), \quad (4.3)$$

onde

$$\nabla_{\mathbf{w}} J(k) = \frac{\partial e^2(k)}{\partial \mathbf{w}} = 2e(k) \left[ \frac{\partial e(k)}{\partial w_0(k)} \quad \frac{\partial e(k)}{\partial w_1(k)} \quad \cdots \quad \frac{\partial e(k)}{\partial w_Q(k)} \right]^T \quad (4.4)$$

$$= -2e(k) \mathbf{x}(k) \quad (4.5)$$

Desta forma a equação de atualização do algoritmo LMS é

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\mu e(k) \mathbf{x}(k), \quad (4.6)$$

onde o passo de adaptação  $\mu$  deve ser escolhido de forma a garantir a convergência.

## 4.2 Algoritmo RLS

Os algoritmos RLS (do inglês, *Recursive Least Square*) são conhecidos por possuírem rápida convergência, mesmo quando a matriz de correlação do sinal de entrada apresenta um grande espalhamento de autovalores. Estes algoritmos possuem excelente

---

<sup>1</sup>A solução ótima do filtro de Wiener é calculada minimizando o erro quadrático médio entre o sinal desejado e a saída do filtro de Wiener.

desempenho quando operando em ambientes que variam no tempo. Entre as desvantagens destes algoritmos podem ser citados o custo computacional elevado e alguns problemas de estabilidade [28].

A estrutura genérica de um filtro adaptativo não-recursivo<sup>2</sup> é apresentada na Figura 4.4. Nesta figura,  $\mathbf{x}(k) = [x_0(k), x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k)]$  é o vetor de entrada do filtro,  $\mathbf{w}(k) = [w_0(k), w_1(k), \dots, w_N(k)]^T$  é o vetor de coeficientes do filtro adaptativo e  $e'(k)$  é o erro *a posteriori* no instante  $k$ .

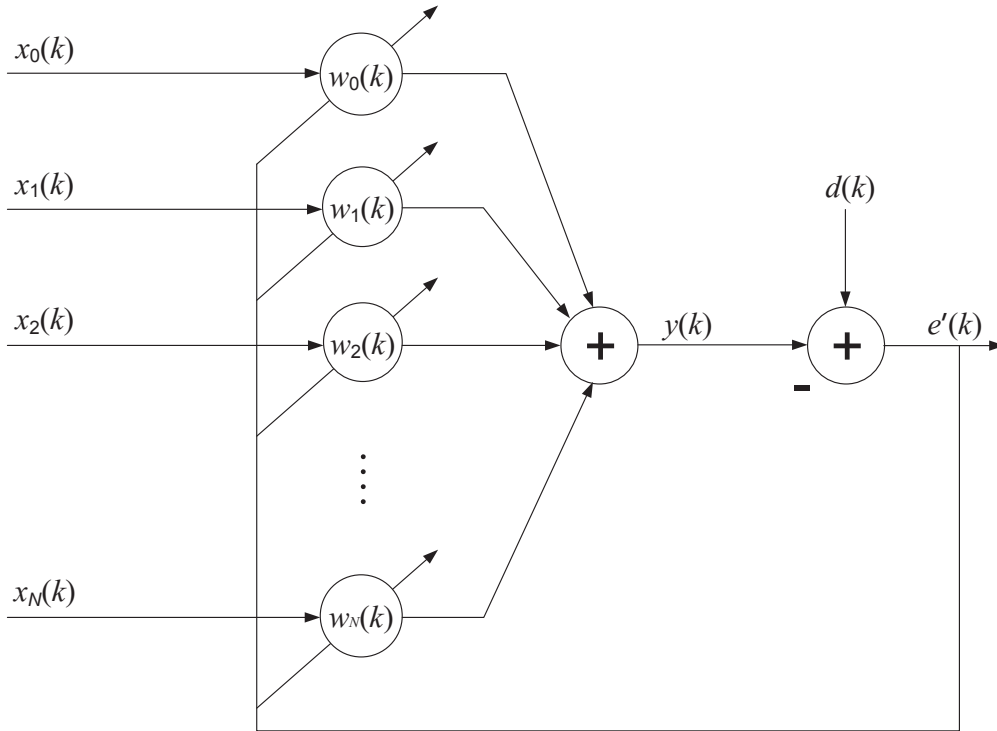


Figura 4.4: Estrutura genérica de filtro adaptativo não-recursivo.

A função objetivo que deve ser minimizada é determinística e descrita pela equação abaixo:

$$J(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} (e'(i))^2 = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} (d(i) - \mathbf{x}^T(i) \mathbf{w}(k))^2, \quad (4.7)$$

onde o parâmetro  $\lambda$  é o fator de esquecimento e seu valor deve ser  $0 \ll \lambda \leq 1$ . O algoritmo RLS tenta minimizar uma soma de erros quadráticos ponderados pelo fator de esquecimento  $\lambda$ , onde os erros de amostras mais antigas possuem um efeito menor na atualização dos parâmetros do filtro.

Os coeficientes do vetor  $\mathbf{w}(k)$  que minimizam a equação (4.7) podem ser encontrados calculando-se o gradiente da equação (4.7) e igualando-se este ao vetor nulo

<sup>2</sup>O termo recursivo neste caso refere-se ao uso de amostras passadas do sinal de saída para cálculo da saída atual do filtro, enquanto o termo *recursive* do RLS diz respeito à forma como o algoritmo é executado.

[30], i.e.,

$$\nabla_{\mathbf{w}} J(k) = \nabla_{\mathbf{w}} \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} (d(i) - \mathbf{x}^T(i) \mathbf{w}(k))^2 \quad (4.8)$$

$$= -2 \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) (d(i) - \mathbf{x}^T(i) \mathbf{w}(k)) = \mathbf{0}, \quad (4.9)$$

ou seja,

$$\left[ \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \right] \mathbf{w}(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) d(i) \quad (4.10)$$

$$\mathbf{R}_D(k) \mathbf{w}(k) = \mathbf{p}_D(k), \quad (4.11)$$

onde  $\mathbf{p}_D(k)$  e  $\mathbf{R}_D(k)$  são chamados de vetor de correlação cruzada determinística entre a entrada e o sinal desejado e matriz de correlação determinística da entrada, respectivamente [28].

Reorganizando-se a equação (4.10), tem-se que

$$\left[ \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \right] \mathbf{w}(k) = \lambda \left[ \sum_{i=0}^{k-1} \lambda^{k-1-i} \mathbf{x}(i) d(i) \right] + \mathbf{x}(k) d(k) \quad (4.12)$$

e considerando que  $\mathbf{R}_D(k-1) \mathbf{w}(k-1) = \mathbf{p}_D(k-1)$ , então

$$\left[ \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \right] \mathbf{w}(k) = \lambda \mathbf{p}_D(k-1) + \mathbf{x}(k) d(k) \quad (4.13)$$

$$= \lambda \mathbf{R}_D(k-1) \mathbf{w}(k-1) + \mathbf{x}(k) d(k) \quad (4.14)$$

$$= \left[ \lambda \sum_{i=0}^{k-1} \lambda^{k-1-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \right] \mathbf{w}(k-1) + \mathbf{x}(k) d(k) \quad (4.15)$$

$$= \left[ \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) - \mathbf{x}(k) \mathbf{x}^T(k) \right] \mathbf{w}(k-1) + \mathbf{x}(k) d(k). \quad (4.16)$$

Definindo o erro a priori como sendo

$$e(k) = d(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k-1), \quad (4.17)$$

escrevendo o sinal desejado em função do erro *a priori* e substituindo este na equação (4.16), tem-se que

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) + e(k)\mathbf{S}_D(k)\mathbf{x}(k), \quad (4.18)$$

onde a matriz  $\mathbf{S}_D(k)$  é a inversa da matriz  $\mathbf{R}_D(k)$

Com o intuito de evitar a inversão de uma matriz para realizar o cálculo da matriz  $\mathbf{S}_D(k)$ , para reduzir a complexidade computacional, pode-se utilizar o lema da inversão de matriz, cujo enunciado diz que [28]

$$[\mathbf{A} + \mathbf{BCD}]^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}[\mathbf{DA}^{-1}\mathbf{B} + \mathbf{C}^{-1}]^{-1}\mathbf{DA}^{-1}. \quad (4.19)$$

Fazendo  $\mathbf{A} = \lambda\mathbf{R}_D(k-1)$ ,  $\mathbf{B} = \mathbf{x}(k)$ ,  $\mathbf{C} = 1$  e  $\mathbf{D} = \mathbf{x}^T(k)$ , tem-se que

$$\mathbf{S}_D(k) = \frac{1}{\lambda} \left[ \mathbf{S}_D(k-1) - \frac{\mathbf{S}_D(k-1)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{S}_D(k-1)}{\lambda + \mathbf{x}^T(k)\mathbf{S}_D(k-1)\mathbf{x}(k)} \right]. \quad (4.20)$$

Resumindo, o algoritmo RLS é executado através dos seguintes passos

$$e(k) = d(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k-1), \quad (4.21)$$

$$\mathbf{S}_D(k) = \frac{1}{\lambda} \left[ \mathbf{S}_D(k-1) - \frac{\mathbf{S}_D(k-1)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{S}_D(k-1)}{\lambda + \mathbf{x}^T(k)\mathbf{S}_D(k-1)\mathbf{x}(k)} \right], \quad (4.22)$$

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) + e(k)\mathbf{S}_D(k)\mathbf{x}(k), \quad (4.23)$$

$$e'(k) = d(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k), \quad (4.24)$$

onde o último passo é o cálculo do erro *a posteriori*, que pode ser executado caso necessário.

O algoritmo RLS, quando comparado ao algoritmo LMS, apresenta como vantagens um menor erro em estado estacionário para uma mesma velocidade de convergência ou uma convergência muito mais rápida para um mesmo nível de erro em



estado estacionário, mesmo quando a matriz de correlação do sinal de entrada apresenta um grande espalhamento de autovalores. Por estas razões, o algoritmo RLS possui excelente desempenho quando opera em ambientes que variam no tempo. Como desvantagens do algoritmo RLS, quando comparado ao algoritmo LMS, podem ser citadas um maior custo computacional e alguns problemas de estabilidade [28]. Contudo, para a aplicação em sistemas de detecção de vazamentos o custo computacional do algoritmo RLS é irrelevante, pois são utilizados computadores dedicados para esta função. Quanto à estabilidade, deve-se tomar certos cuidados com o ajuste dos parâmetros do algoritmo, porém, por se tratar de um sistema cuja dinâmica é relativamente simples e bem comportada tal problema é facilmente contornável. Por estas razões, o algoritmo RLS é o mais adequado para realizar a modelagem inversa do duto e o sistema de detecção de vazamentos. A seguir é apresentado o algoritmo RLS em sua versão MIMO.

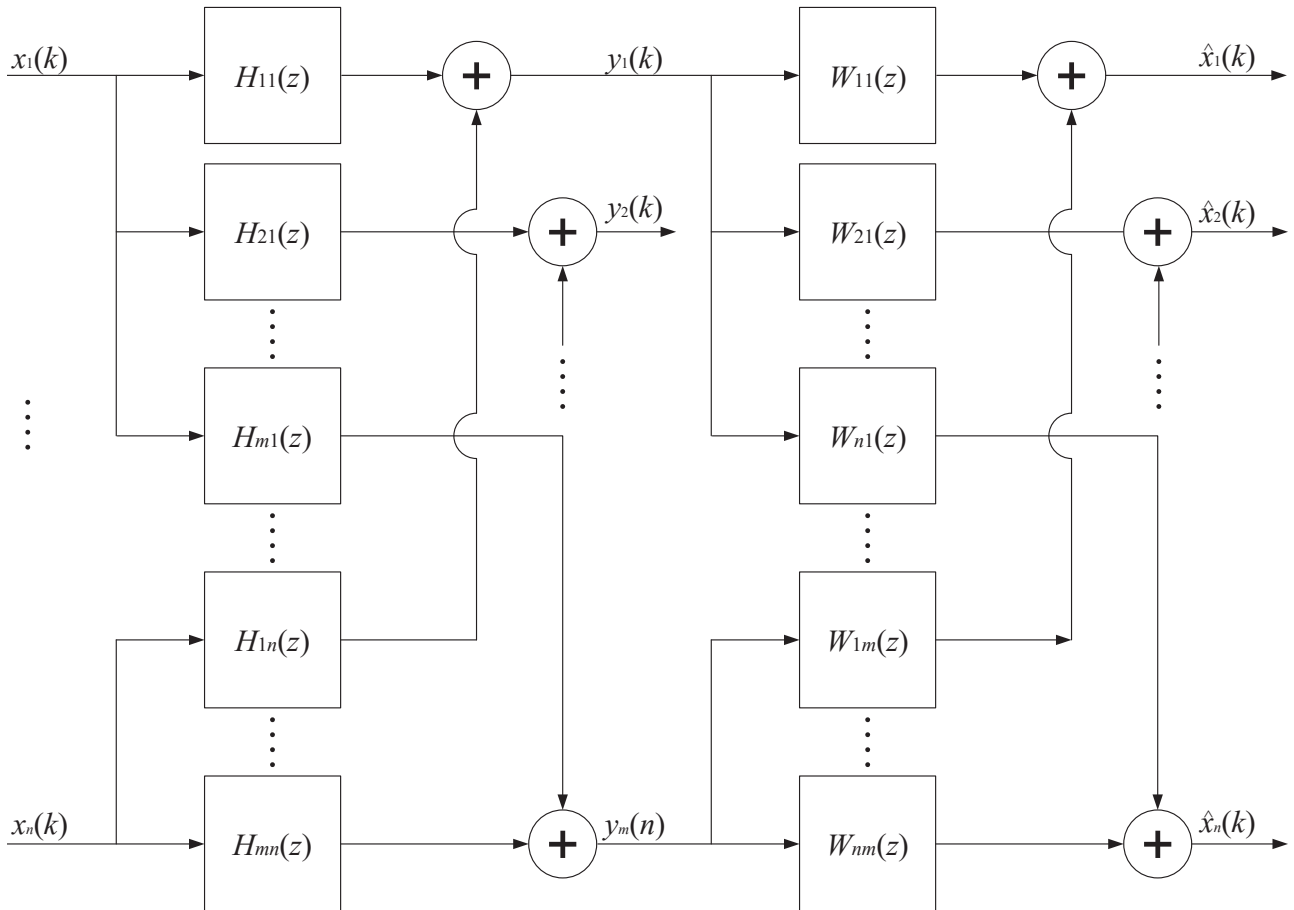


Figura 4.5: Modelagem inversa para sistemas MIMO ARX.

### 4.3 Algoritmo MIMO RLS

A Figura 4.5 apresenta a estrutura da modelagem inversa para sistemas MIMO ARX com  $n$  entradas e  $m$  saídas. Os blocos  $H_{ab}(z)$  representam a função de transferência da entrada  $x_b$  para a saída  $y_a$ , enquanto os blocos  $W_{ij}(z)$  representam a função de transferência de  $y_j$  para  $\hat{x}_i$ .

As funções de transferência  $W_{ij}(z)$  são polinômios. Estes polinômios podem ser representados por um vetor denominado  $\mathbf{w}_{ij}(k)$ , em que cada elemento do vetor é um coeficiente do seu respectivo polinômio.

Considerando o erro *a posteriori* da  $i$ -ésima saída do filtro adaptativo,  $e'_i(k) = x_i(k) - \hat{x}_i(k)$ , a Figura 4.6 apresenta os elementos envolvidos na minimização do quadrado deste erro.

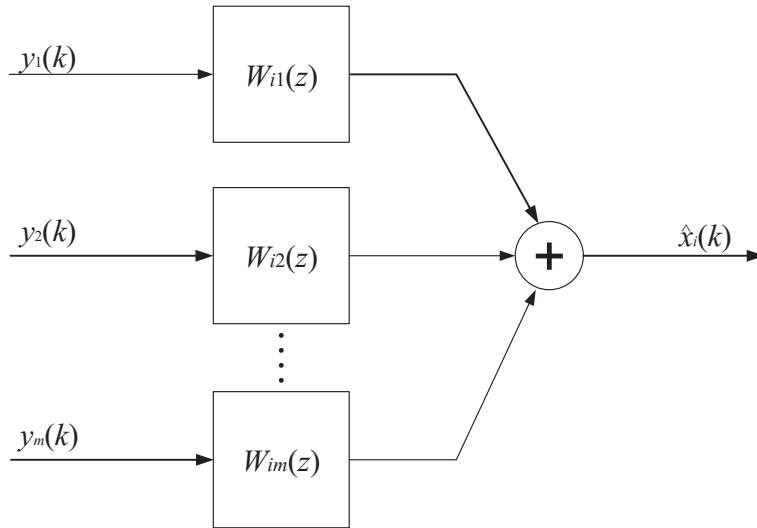


Figura 4.6: Estrutura da  $i$ -ésima saída do filtro adaptativo MIMO.

Como pode ser observado no desenvolvimento do algoritmo RLS, nenhuma imposição foi realizada em relação às entradas do filtro adaptativo. Desta forma, o vetor  $\mathbf{w}_i(k) = [\mathbf{w}_{i1}(k), \mathbf{w}_{i2}(k), \dots, \mathbf{w}_{im}(k)]$  pode ser considerado como os coeficientes do filtro adaptativo apresentado na Figura 4.4, enquanto as entradas do filtro no instante  $k$  podem ser representadas pelo vetor  $\tilde{\mathbf{y}}(k) = [y_1(k), \dots, y_1(k - N + 1), y_2(k), \dots, y_2(k - N + 1), \dots, y_m(k), \dots, y_m(k - N + 1)] = [\tilde{\mathbf{y}}_1(k), \tilde{\mathbf{y}}_2(k), \dots, \tilde{\mathbf{y}}_m(k)]$  [36].

Finalmente, o algoritmo MIMO RLS é executado através dos mesmos passos apresentados nas equações (4.21) a (4.24) para cada uma das saídas do filtro adaptativo MIMO, a saber:

$$e_i(k) = x_i(k) - \tilde{\mathbf{y}}^T(k) \mathbf{w}_i(k-1), \quad (4.25)$$

$$\mathbf{S}_D(k) = \frac{1}{\lambda} \left[ \mathbf{S}_D(k-1) - \frac{\mathbf{S}_D(k-1) \tilde{\mathbf{y}}(k) \tilde{\mathbf{y}}^T(k) \mathbf{S}_D(k-1)}{\lambda + \tilde{\mathbf{y}}^T(k) \mathbf{S}_D(k-1) \tilde{\mathbf{y}}(k)} \right], \quad (4.26)$$

$$\mathbf{w}_i(k) = \mathbf{w}_i(k-1) + e_i(k) \mathbf{S}_D(k) \tilde{\mathbf{y}}(k), \quad (4.27)$$

$$e'_i(k) = x_i(k) - \tilde{\mathbf{y}}^T(k) \mathbf{w}_i(k), \quad (4.28)$$

Para tanto, deve-se levar em consideração que, para a  $i$ -ésima saída, os coeficientes do filtro adaptativo serão os vetores  $\mathbf{w}_{ij}(k)$  ( $j \in \{1, 2, \dots, m\}$ ) concatenados, enquanto as entradas do filtro adaptativo serão as saídas do sistema MIMO ARX com suas respectivas amostras anteriores.

# Capítulo 5

## Estudo de Caso

Para aplicação da técnica proposta, foi selecionado o Oleoduto Araucária Paranaguá (OLAPA) da Petrobras Transporte S.A. (Transpetro). Este oleoduto interliga a REPAR (Refinaria Presidente Getúlio Vargas), localizada na cidade de Araucária-PR, e o terminal da cidade portuária de Paranaguá-PR. Por ele são transferidos derivados produzidos na REPAR para o terminal de Paranaguá, bem como derivados do terminal de Paranaguá para a REPAR para atender a demanda da região de influência da refinaria. Para isto, o oleoduto possui um conjunto de três bombas paralelas. Para transferência de produtos nos dois sentidos, são sempre utilizadas duas ou três bombas, a depender da configuração operacional. O oleoduto possui diâmetro de 12” e uma extensão de 97,6 km, atravessando municípios, fazendas, sítios, rios, córregos e um pequeno trecho submerso na baía de Paranaguá. A Figura 5.1 ilustra, de forma simplificada, o fluxograma de engenharia do OLAPA. Como pode ser observado, o oleoduto possui medição de vazão (FT), pressão (PT), temperatura (TT) e densidade (DT) em suas duas extremidades. Além disso, possui uma estação de válvula em sua extensão para bloqueio do oleoduto.

A seleção deste oleoduto para estudo de caso ocorreu pelo fato de o mesmo ter sido utilizado para testes do *software* LeakWarn [15] e já possuir uma base de dados de vazamentos controlados.

É importante ressaltar que todos os dados utilizados neste trabalho foram obtidos com o oleoduto operando empacotado. O termo empacotado é comumente utilizado na indústria de petróleo e gás para designar que qualquer seção transversal do duto está completamente ocupada com o fluido, ou seja, o duto está completamente cheio.

### 5.1 Base de Dados Reais

A obtenção de dados de vazamento de um duto em operação não é uma tarefa simples. A primeira dificuldade é, na ocorrência de um vazamento, identificar o exato momento em que este ocorreu. Além de os eventos de vazamento não serem

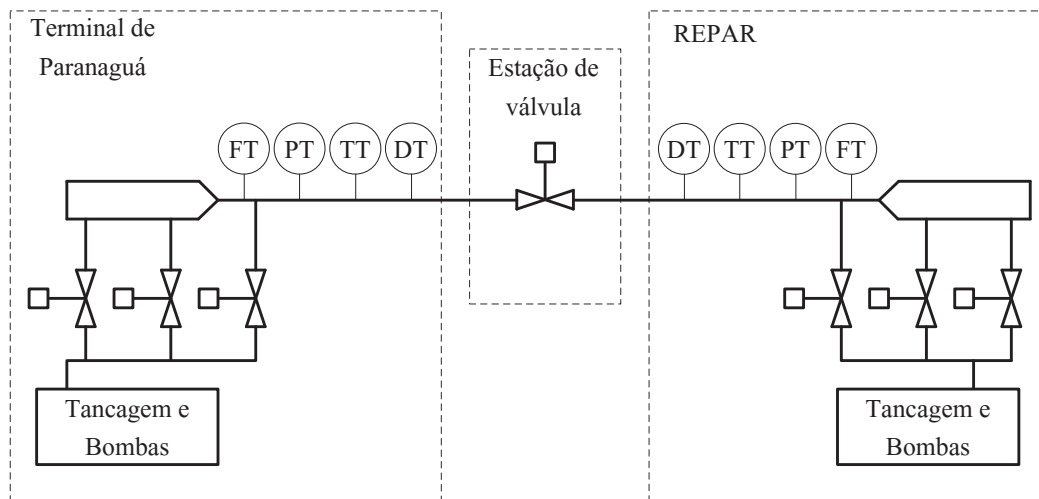


Figura 5.1: Fluxograma de engenharia simplificado do OLAPA.

frequentes, outra dificuldade é obter dados de vazamento que contemplem os diversos cenários de operação do duto. Uma opção para suplantar essas dificuldades é forçar vazamentos controlados no duto em operação e armazenar as variáveis de processo destes eventos. As variáveis de processo podem ser armazenadas em um repositório de dados, que pode ser o sistema supervisor de um sistema SCADA (do inglês, *Supervisory, Control And Data Acquisition*), conforme ocorre na Transpetro.

### 5.1.1 Arquitetura de Rede do Sistema de Automação

A Transpetro opera todos os seus dutos (oleodutos e gasodutos) de forma centralizada a partir do seu Centro Nacional de Controle Operacional (CNCO), localizado no centro da cidade do Rio de Janeiro. A arquitetura de rede do sistema de automação da Transpetro é baseada no sistema SCADA. O sistema SCADA é uma tecnologia desenvolvida para permitir o gerenciamento e controle em grandes unidades industriais cujos elementos encontram-se dispersos geograficamente [14].

O sistema SCADA da Transpetro é composto pelo sistema supervisor, que armazena os dados coletados do processo e disponibiliza as informações para a operação, por controladores lógicos programáveis (CLPs), que realizam o controle automático da planta e servem de interface com o processo, e pela instrumentação. A Figura 5.2 apresenta a arquitetura de automação do OLAPA.

Como pode ser observado na Figura 5.2, o CNCO monitora as informações das

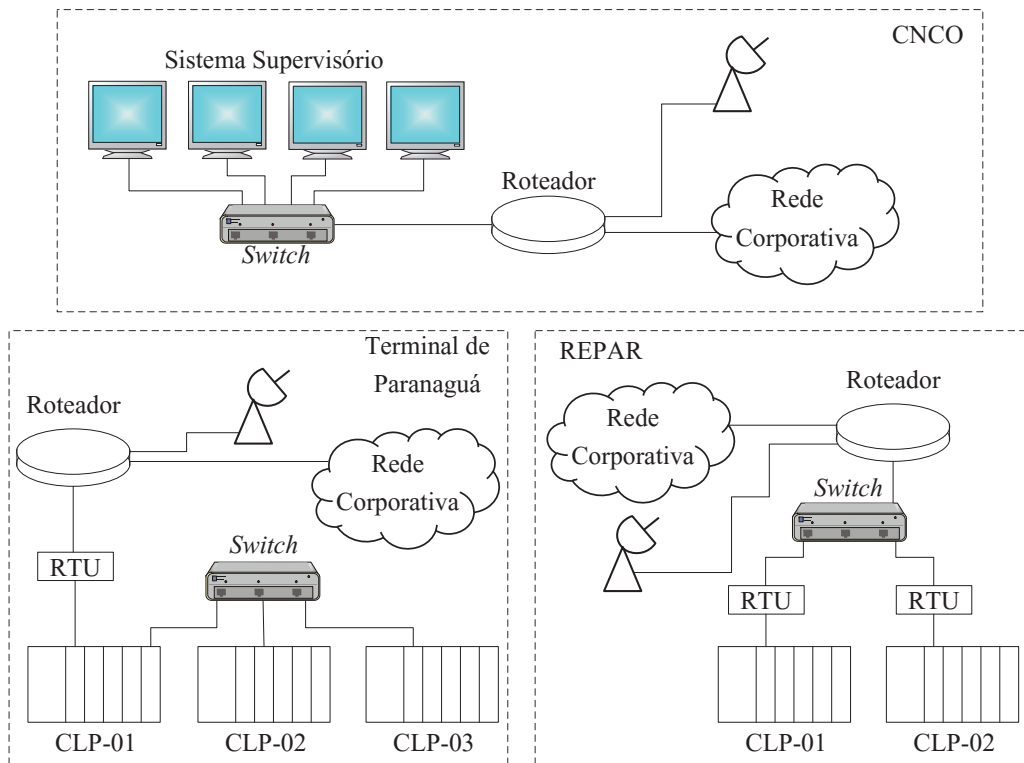


Figura 5.2: Arquitetura de automação do OLAPA.

duas extremidades do OLAPA. Os CLPs concentram as informações provenientes da instrumentação de campo e executam a lógica de controle das estações remotas. No terminal de Paranaguá, o CLP-02 e o CLP-03 enviam suas informações para o CLP-01 através de rede ethernet. O CLP-01, por sua vez, estabelece uma comunicação através do protocolo modbus [37] com a unidade denominada RTU (do inglês, *Remote Terminal Unit*). A RTU, através de uma rede ethernet, comunica-se com um roteador, que envia as informações para o CNCO através da rede corporativa (meio de comunicação principal) ou via satélite (meio de comunicação secundário). A RTU executa a transmissão de dados para o CNCO por exceção. Isto significa que um dado de processo só é enviado para o CNCO quando este tem uma variação acima de um limite pré-estabelecido em relação ao último valor enviado. Enquanto a RTU não envia um novo valor de uma determinada variável, o supervisório considera que aquela variável permanece inalterada. A comunicação é realizada desta forma com o intuito de otimizar a banda de comunicação via satélite.

Na REPAR, o CLP-01 e o CLP-02 se comunicam com as RTUs através de protocolo modbus. As RTUs, por sua vez, se comunicam, através de uma rede ethernet, com um roteador que envia as informações para o CNCO de forma semelhante ao que ocorre no terminal de Paranaguá. As informações que chegam ao CNCO são disponibilizadas para a operação através de uma IHM (Interface Humano-Máquina) configurada no sistema supervisório. Além de realizar a interface com a operação, o supervisório armazena as informações em um banco de dados histórico.

### 5.1.2 Teste de Campo

Em julho de 2009 foram realizados testes para o sistema de detecção de vazamento LeakWarn no OLAPA. Estes testes consistiram em efetuar uma sangria<sup>1</sup> controlada no duto para simular vazamentos reais no próprio oleoduto. Os testes foram realizados com o OLAPA operando com óleo diesel no sentido do terminal de Paranaguá para a REPAR. Para realização destes testes foram realizados todos os procedimentos para garantir a segurança das pessoas e do meio ambiente.

A localização para montagem da estrutura necessária para realização dos testes de vazamento foi a estação de válvula que se encontra no meio do duto. A Figura 5.3 mostra, de forma simplificada, a estrutura montada para os testes. Os dispositivos V-01 e V-02 são válvulas de bloqueio que auxiliam nos procedimentos de segurança e simulação de vazamentos. Os dois medidores de pressão (PT) da linha de sangria servem para monitorar a pressão da linha provisória de forma a garantir a integridade desta e a segurança das pessoas que participaram dos testes. O medidor de vazão (FT) e a válvula de controle FCV-01 são utilizados para controlar a vazão do vazamento simulado. Todo o líquido que sai pela linha de sangria é enviado para um caminhão-tanque que possui capacidade de armazenar todo o volume retirado do oleoduto.

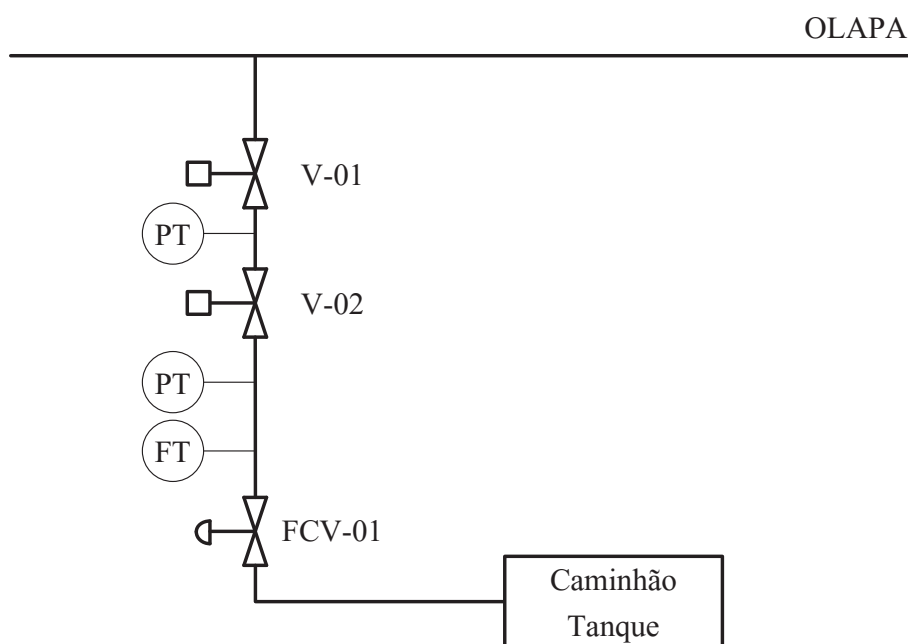


Figura 5.3: Desenho esquemático da linha de sangria.

Inicialmente foi realizado o carregamento prévio do caminhão-tanque para garantir que o bocal de entrada do tanque ficasse totalmente submerso. Esta etapa teve a finalidade de eliminar os riscos de formação de centelhas no interior do tan-

<sup>1</sup>Sangria é um termo comumente utilizado na indústria de petróleo e gás para designar uma derivação do duto para retirada de produto no meio do duto.

que devido às cargas estáticas. Ao final deste procedimento foi realizado o ajuste da válvula de controle (FCV-01) para a vazão do primeiro teste. A linha de sangria foi isolada com o fechamento da válvula V-02 e o duto ficou operando normalmente durante 30 minutos para entrada do sistema em regime permanente.

No primeiro teste o duto estava operando em regime permanente com três bombas em funcionamento no terminal de Paranaguá. Com a abertura da válvula V-02, foi simulado vazamento com valor de vazão correspondente a 27% do valor da vazão do oleoduto. Este vazamento é considerado grande, e teve uma duração de 5 minutos. Após o final deste teste, a válvula de controle, FCV-01, foi ajustada para o teste seguinte e a válvula V-02 fechada.

O segundo teste realizado foi de um grande vazamento no regime transitório. Inicialmente foram desligadas todas as bombas e os medidores de vazão do duto indicavam vazão nula no mesmo. As três bombas do terminal de Paranaguá foram colocadas em operação e logo depois foi aberta a válvula V-02. Foi simulado um vazamento com valor de vazão correspondente a 30% do valor da vazão do oleoduto. Este vazamento teve duração de 5 minutos. Após o final do teste, a válvula de controle, FCV-01, foi ajustada para o teste seguinte e a válvula V-02 fechada e aguardou-se um período de 60 minutos para o início do próximo teste.

No terceiro teste o duto estava operando em regime permanente com as três bombas em funcionamento no terminal de Paranaguá. A válvula V-02 foi aberta e foi simulado um vazamento com valor de vazão correspondente a 6% do valor da vazão do oleoduto. Este vazamento é considerado pequeno, e teve uma duração de 24 minutos.

Decorridos estes 24 minutos, a válvula de controle foi aberta para terminar o enchimento do caminhão tanque.

O período de amostragem dos sinais das variáveis medidas é de 10 s.

## 5.2 Dados Simulados

Como descrito na seção anterior, a obtenção de dados de vazamento de um duto em operação pode ser realizada forçando vazamentos controlados no mesmo. Entretanto, a execução desses vazamentos controlados apresenta algumas dificuldades. Dentre elas podem ser citadas a disponibilidade do duto para testes, pois os mesmos interferem na operação do duto, e as restrições para execução dos testes nos mais diversos cenários. Além disso, a mobilização para realização destes testes é onerosa, o que muitas vezes inviabiliza a realização dos mesmos em diversos pontos do duto.

Para suplantar essas dificuldades foram realizadas simulações do OLAPA no *software* STONER [16]. Suas simulações são realizadas utilizando modelos de escoamento de dutos baseados nas equações de continuidade, conservação do momento,



conservação de energia e equação de estados para o fluido [16]. As características do duto (diâmetro, extensão, espessura da linha e perfil altimétrico) e do fluido (viscosidade e densidade) foram inseridas no *software*. Foi considerado o mesmo produto dos dados reais (óleo diesel) na temperatura constante de 20°C.

Foram realizadas simulações para vazamentos em dois pontos distintos do duto. Um ponto é localizado exatamente no local onde foram realizados os testes reais, que se encontra entre o ponto médio do duto e a REPAR. O segundo ponto fica localizado entre o ponto médio do duto e a outra extremidade, que se encontra no terminal de Paranaguá. As simulações foram realizadas com os diversos cenários possíveis de vazamento e estes cenários foram testados em cada um dos dois pontos supracitados. A seguir são listados os cenários dos testes simulados:

1. grande vazamento com duas bombas em operação no regime permanente;
2. grande vazamento com a entrada de duas bombas em operação (regime transitório);
3. pequeno vazamento com duas bombas em operação no regime permanente;
4. grande vazamento com três bombas em operação no regime permanente;
5. grande vazamento com a entrada da terceira bomba em operação (regime transitório);
6. pequeno vazamento com três bombas em operação no regime permanente.

Assim como nos dados reais, os vazamentos considerados grandes possuem vazão correspondente a 30% da vazão do duto, enquanto os vazamentos considerados pequenos possuem uma vazão que corresponde a 6% da vazão do duto. E novamente, o período de amostragem dos sinais das variáveis simuladas é de 10 s.

No capítulo seguinte serão apresentados resultados obtidos com o método proposto utilizando as bases de dados descritas neste capítulo.

# Capítulo 6

## Detecção de Vazamentos

### Utilizando Algoritmos Adaptativos

Neste capítulo serão apresentados o detector de vazamentos proposto a partir do algoritmo MIMO RLS descrito na Seção 4.3, os resultados obtidos com este detector de vazamentos para os dados simulados, e os resultados obtidos para os dados reais.

#### 6.1 O Detector de Vazamentos Proposto

Como mencionado no Capítulo 2, o detector de vazamentos proposto utiliza técnicas de filtragem adaptativa para modelar o duto a partir das medições de pressão e vazão em suas extremidades. Como descrito no Capítulo 5, as variáveis envolvidas são grandezas físicas distintas e possuem faixas dinâmicas bem diferentes, fazendo-se necessário compatibilizar estes sinais. Para tanto, o valor das amostras de cada uma das variáveis foi subtraída pelo valor médio da faixa de calibração<sup>1</sup> do seu respectivo instrumento e, posteriormente, dividido pelo valor máximo operacional da respectiva variável, ou seja

$$P_{\text{PGA}}(k) = \frac{P_{\text{PGA}}^i(k) - \bar{P}_{\text{PGA}}^i}{\max(P_{\text{PGA}}^i)}, \quad (6.1)$$

$$F_{\text{PGA}}(k) = \frac{F_{\text{PGA}}^i(k) - \bar{F}_{\text{PGA}}^i}{\max(F_{\text{PGA}}^i)}, \quad (6.2)$$

$$P_{\text{REP}}(k) = \frac{P_{\text{REP}}^i(k) - \bar{P}_{\text{REP}}^i}{\max(P_{\text{REP}}^i)}, \quad (6.3)$$

$$F_{\text{REP}}(k) = \frac{F_{\text{REP}}^i(k) - \bar{F}_{\text{REP}}^i}{\max(F_{\text{REP}}^i)}, \quad (6.4)$$

---

<sup>1</sup>Faixa de calibração de um instrumento é o intervalo entre o valor mínimo e o valor máximo para o qual o instrumento foi calibrado.

onde  $P_{\text{PGA}}^i$  e  $F_{\text{PGA}}^i$  são os valores de pressão e vazão medidos no terminal de Paranaguá,  $P_{\text{REP}}^i$  e  $F_{\text{REP}}^i$  são os valores de pressão e vazão medidos na REPAR,  $P_{\text{PGA}}$  e  $F_{\text{PGA}}$  são os valores de pressão e vazão compensados no terminal de Paranaguá,  $P_{\text{REP}}$  e  $F_{\text{REP}}$  são os valores de pressão e vazão compensados na REPAR,  $\bar{P}_{\text{PGA}}$  e  $\bar{F}_{\text{PGA}}$  são os valores médios da faixa de calibração dos transmissores de pressão e vazão no terminal de Paranaguá,  $\bar{P}_{\text{REP}}$  e  $\bar{F}_{\text{REP}}$  são os valores médios da faixa de calibração dos transmissores de pressão e vazão na REPAR e  $k$  é o índice da amostra.

Como a base de dados foi obtida a partir de operações de transferência de produto do terminal de Paranaguá para a REPAR, as variáveis  $P_{\text{PGA}}(k)$  e  $F_{\text{PGA}}(k)$  foram consideradas as entradas  $x_1(k)$  e  $x_2(k)$  do modelo apresentado na Figura 4.5, considerando  $n = m = 2$ , enquanto  $P_{\text{REP}}(k)$  e  $F_{\text{REP}}(k)$  são as variáveis  $y_1(k)$  e  $y_2(k)$  deste mesmo modelo.

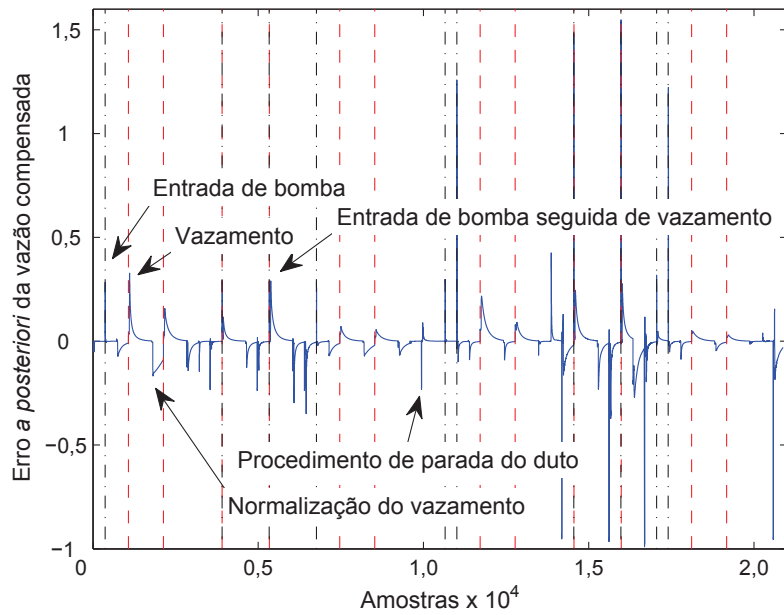
Para realizar a detecção de vazamento no duto foi considerado inicialmente o erro *a posteriori* do algoritmo MIMO RLS, apresentado na equação (4.28), das variáveis  $P_{\text{PGA}}(k)$  e  $F_{\text{PGA}}(k)$ , ou seja, o erro entre as variáveis medidas no ponto de injeção do fluido e sua estimativa na saída do equalizador.

Os primeiros testes foram realizados com a base de dados simulada. As Figuras 6.1 e 6.2 apresentam o formato típico dos erros *a posteriori* da vazão e pressão compensadas para cada amostra  $k$ , onde o número de coeficientes do filtro adaptativo,  $N$ , é igual a 30 e o fator de esquecimento,  $\lambda$ , é igual a 0,995. As linhas verticais pretas representam os momentos de entrada de uma ou duas bombas, enquanto as linhas verticais vermelhas representam os instantes da ocorrência de um vazamento. Os demais pontos onde ocorrem a variação do erro *a posteriori* da pressão e vazão compensadas são: final de vazamento, procedimento de parada do duto e mudança de *setpoint* na partida de bombas. Durante o procedimento de parada do duto é efetuada a mudança do *setpoint* do controlador de pressão da extremidade final do duto, para que este opere empacotado, e o desligamento das bombas. As Figuras 6.1(b) e 6.1(c) apresentam os detalhes do comportamento do erro *a posteriori* da vazão compensada destes eventos.

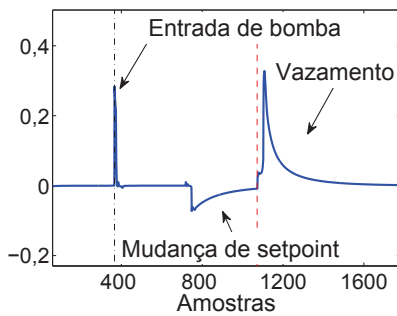
A partir da Figura 6.1 é possível observar que o erro *a posteriori* da vazão compensada nos instantes de vazamento são sempre positivos. Este comportamento já era esperado pois, na ocorrência de um vazamento, o duto passa a ter mais uma saída de fluido, o que faz com que a vazão a jusante do vazamento seja diminuída proporcionalmente à vazão do vazamento, preservando o princípio da conservação de massa. Além disso, a ocorrência de um vazamento tende a diminuir o perfil de perda de carga<sup>2</sup> do duto, alterando o ponto de operação da bomba e aumentando a quantidade de fluido bombeado [38]. Desta forma, logo após o vazamento e antes dos

---

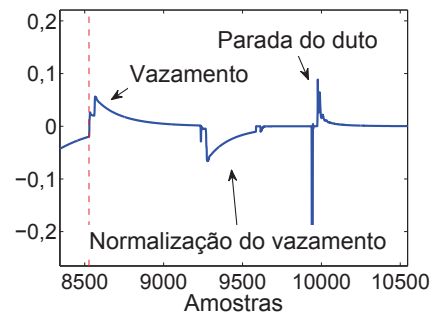
<sup>2</sup>Perda de carga é a energia perdida por unidade de peso do fluido quando este escoar.



(a)



(b)



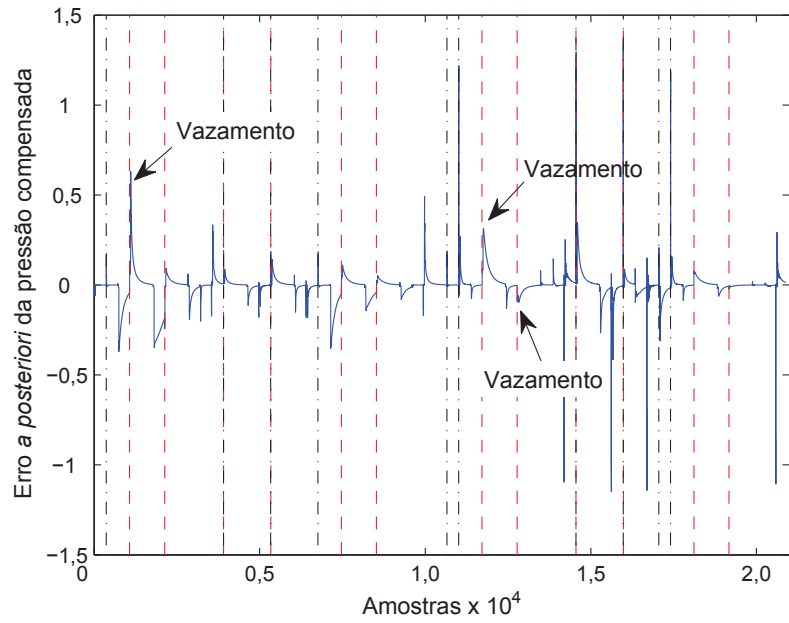
(c)

Figura 6.1: Erro *a posteriori* da vazão compensada.

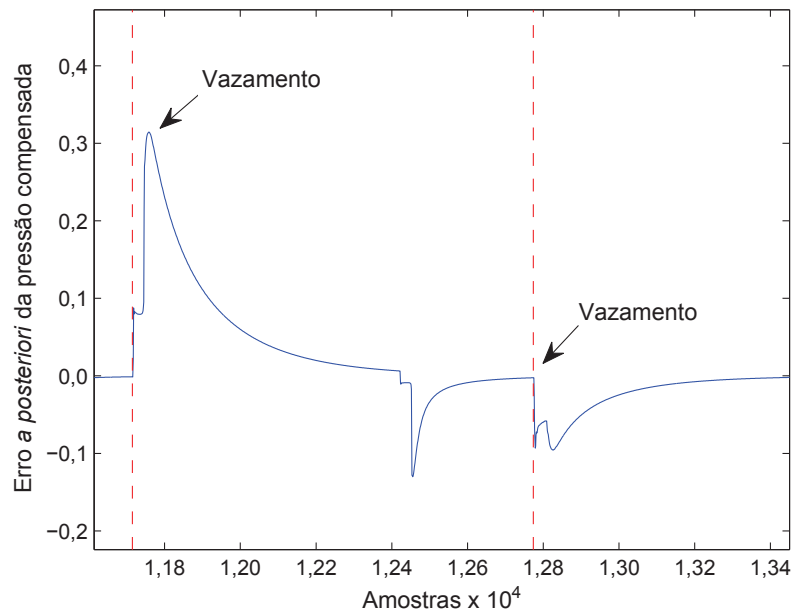
filtros  $W_{ij}(z)$  se adaptarem à nova condição operacional do duto, o valor da vazão no ponto de injeção do fluido aumenta enquanto a estimativa deste valor na saída do equalizador diminui fazendo com que o erro *a posteriori* da vazão compensada seja sempre positivo após a ocorrência de um vazamento.

Já o erro *a posteriori* da pressão compensada, representado na Figura 6.2(a), não apresenta um comportamento característico após a ocorrência dos vazamentos. O detalhe apresentado na Figura 6.2(b) apresenta dois momentos de vazamento em que o erro *a posteriori* da pressão compensada apresenta comportamento diverso. Isto é explicado pelo fato de o comportamento do perfil de perda de carga do duto ser definido em função do local onde ocorreu o vazamento, do tamanho do vazamento e do perfil altimétrico do duto.

Pelas razões acima explicitadas, optou-se por utilizar o erro *a posteriori* da vazão compensada para identificar a ocorrência de vazamentos. Além disso, como os vaza-



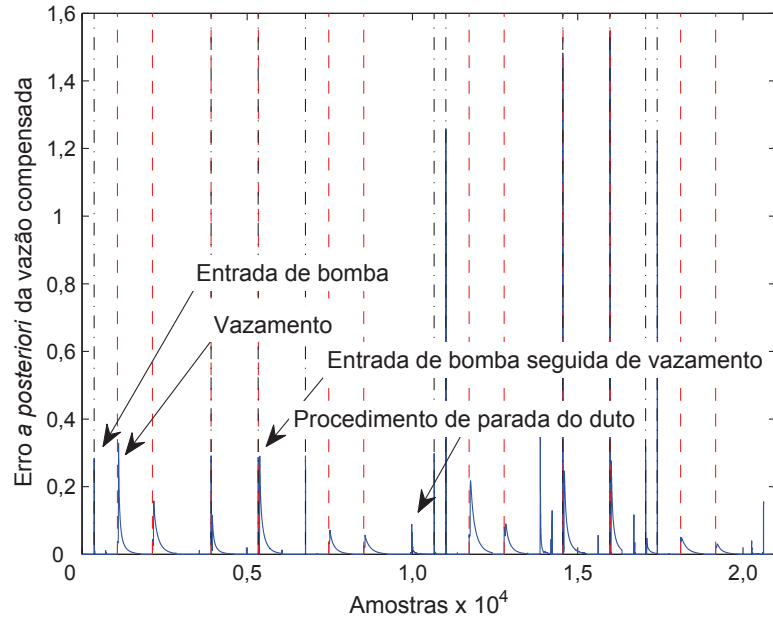
(a)



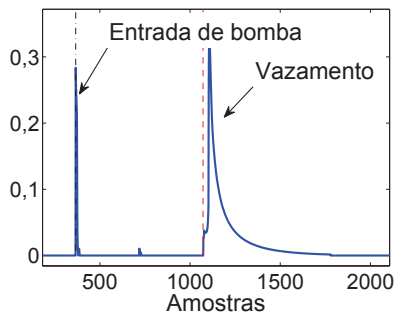
(b)

Figura 6.2: Erro *a posteriori* da pressão compensada.

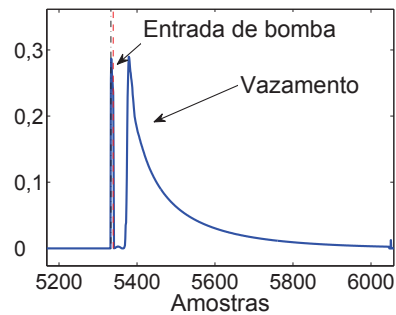
mentos fazem com que o erro *a posteriori* da vazão compensada seja sempre positivo, os valores negativos do mesmo foram descartados e igualados a zero. A Figura 6.3 apresenta o gráfico do erro *a posteriori* da vazão compensada sem os valores negativos. Mais uma vez, as linhas verticais pretas representam os momentos de entrada de uma ou duas bombas, enquanto as linhas verticais vermelhas representam os instantes da ocorrência de um vazamento.



(a)



(b)



(c)

Figura 6.3: Erro *a posteriori* da vazão compensada sem valores negativos.

Como pode ser observado na Figura 6.3, os erros *a posteriori* da vazão compensada são positivos para a ocorrência de vazamentos, partida de bombas e procedimento de parada do duto. Para a entrada de bomba, este comportamento pode ser explicado pelo fato do aumento da vazão na entrada do duto ser praticamente instantâneo, enquanto que a vazão de saída, devido à dinâmica do sistema, percebe esta alteração no processo com um retardo maior. Logo, a vazão estimada na saída do equalizador será menor do que a vazão medida na entrada do duto e, conseqüentemente, o erro será positivo. O procedimento de parada do duto demanda uma etapa de ajuste da pressão do mesmo para que este se mantenha empacotado. Este ajuste de pressão é realizado elevando o *setpoint* do controlador de pressão na extremidade final do duto. Para tanto, a válvula de controle que se encontra na estação de recebimento deve restringir a passagem de fluido. Durante o transitório, decorrente deste procedimento, a vazão de recebimento é reduzida quase que instan-

taneamente, enquanto a vazão na extremidade inicial do duto permanece inalterada. Desta forma, antes de os filtros  $W_{ij}$  se adaptarem à nova condição operacional do duto, o valor da vazão no ponto de injeção do fluido permanece o mesmo enquanto a estimativa deste valor na saída do equalizador diminui, fazendo com que o erro *a posteriori* seja sempre positivo.

Além disso, observando a Figura 6.3(a), pode-se verificar que o comportamento do erro *a posteriori* da vazão compensada, durante a adaptação do equalizador na ocorrência do vazamento, é o de uma exponencial, inclusive quando o vazamento ocorre no regime transitório logo após a entrada de uma bomba. A Figura 6.3(b) apresenta o detalhe do comportamento deste erro durante a entrada de uma bomba e durante um vazamento que ocorre no regime permanente. Já a Figura 6.3(c) apresenta o detalhe do comportamento do erro *a posteriori* da vazão compensada para um vazamento que ocorre 1 minuto após a partida de duas bombas, caracterizando um vazamento no regime transitório.

Diante do exposto acima, pode-se explorar esta característica exponencial do erro *a posteriori* da vazão compensada, durante um vazamento, para classificar um evento em vazamento ou não. Isto pode ser realizado calculando-se, para cada instante  $k$ , uma aproximação exponencial do erro *a posteriori* da vazão compensada. Esta aproximação é calculada utilizando-se a amostra do erro no instante  $k$  e as  $Z - 1$  amostras anteriores. Em resumo, tem-se uma janela móvel de tamanho  $Z$  que percorre o sinal de erro *a posteriori* da vazão compensada, onde o trecho de sinal contido dentro desta janela é aproximado por uma exponencial na forma da equação

$$e'_F(n) = e^{\alpha n - \beta}, \quad (6.5)$$

onde  $e'_F(n)$  é o erro *a posteriori* da vazão compensada,  $\alpha$  é a constante de decaimento da exponencial,  $\beta$  é uma constante dependente do deslocamento no tempo e estes dois últimos são calculados através do método dos mínimos quadrados.

Para aplicação do método dos mínimos quadrados, foi realizada inicialmente a linearização da equação (6.5) aplicando a função logarítmica nos dois lados da equação

$$\ln e'_F(n) = \alpha n - \beta. \quad (6.6)$$

Na verdade, como os valores negativos do erro *a posteriori* de vazão foram definidos como zero, antes de ser aplicado o logaritmo no lado esquerdo da equação (6.6) foi somado um valor de  $10^{-6}$  ao erro em questão.

Sendo assim, o erro quadrático a ser minimizado é descrito pela seguinte equação:

$$\epsilon = \sum_{n=1}^Z (y_n - \alpha n - \beta)^2, \quad (6.7)$$

onde  $y_n = \ln e'_F(n)$ .

Pode-se representar a equação (6.7) matricialmente da seguinte forma:

$$\epsilon = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}), \quad (6.8)$$

onde  $\mathbf{y} = [\ln e'_F(1), \ln e'_F(2), \dots, \ln e'_F(Z)]^T$ ,  $\mathbf{a} = [\alpha, \beta]^T$  e

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ Z & 1 \end{pmatrix}. \quad (6.9)$$

Os valores de  $\alpha$  e  $\beta$  que minimizam a equação (6.8) podem ser determinados calculando-se o gradiente da equação (6.8) e igualando-se este ao vetor nulo [30], ou seja

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{a}}\epsilon &= \nabla_{\mathbf{a}}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}) \\ \nabla_{\mathbf{a}}\epsilon &= \nabla_{\mathbf{a}}(\mathbf{y}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X}\mathbf{a} - \mathbf{a}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \mathbf{a}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\mathbf{a}) \\ \nabla_{\mathbf{a}}\epsilon &= -\mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\mathbf{a} = \mathbf{0} \\ \nabla_{\mathbf{a}}\epsilon &= -2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\mathbf{a} = \mathbf{0} \\ \mathbf{X}^T \mathbf{X}\mathbf{a} &= \mathbf{X}^T \mathbf{y} \Rightarrow \mathbf{a} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}. \end{aligned} \quad (6.10)$$

A partir da constante de decaimento da exponencial, pode-se estabelecer um limiar linear,  $\sigma$ , que irá classificar um evento em vazamento ou condição normal de operação da seguinte forma:

$$\begin{cases} \alpha < -\sigma \Rightarrow \text{vazamento} \\ \alpha \geq -\sigma \Rightarrow \text{sem vazamento} \end{cases} \quad (6.11)$$

Assim, o detector de vazamento necessita da sintonia de quatro parâmetros: o número de coeficientes do filtro adaptativo,  $N$ , o fator de esquecimento,  $\lambda$ , do



algoritmo MIMO RLS definido na Seção 4.3, o tamanho da janela móvel,  $Z$ , e o valor do limiar,  $\sigma$ . Estes parâmetros, conforme será melhor detalhado nas seções posteriores, terão seus valores definidos empiricamente, a partir de uma base de dados de treinamento para posterior avaliação de desempenho utilizando uma outra base de dados de teste.

## 6.2 Separação da Base de Dados

Como visto na seção anterior, o detector de vazamentos possui alguns parâmetros que devem ser ajustados antes de entrar em operação. Por esta razão, a base de dados deve ser separada em dois grupos: base de dados de treinamento e base de dados de teste.

A base de dados de treinamento será utilizada para encontrar os conjuntos de parâmetros que atendem às restrições de desempenho estabelecidas na base de dados em questão. Já a base de dados de teste será utilizada para avaliar o desempenho do detector de vazamentos.

Conforme descrito no Capítulo 5, a base de dados simulada foi obtida através de simulações realizadas de forma contínua, onde todos os cenários foram contemplados inicialmente para operações com duas bombas e posteriormente com três bombas. De forma a garantir a representatividade tanto dos dados de testes como dos dados de treinamento, os dois conjuntos devem possuir grandes e pequenos vazamentos, bem como vazamentos nos regimes transitório e permanente. Sendo assim, para que não houvesse descontinuidade entre os cenários e de forma a garantir a representatividade das duas bases de dados, a base de dados de treinamento possui operações com duas bombas, enquanto a base de dados de teste é composta por operações com três bombas. Desta forma, a base de dados de treinamento possui 10.000 amostras, enquanto a base de dados de teste possui 10.884 amostras.

Para os dados reais, por possuir uma gama de eventos muito menor do que a base de dados simulada, é inviável realizar a divisão da base de dados e ainda garantir a sua representatividade. Por esta razão, a avaliação dos dados reais será apresentada somente para ilustrar o potencial de aplicação do detector de vazamentos proposto para dutos que se encontram em operação.

## 6.3 Resultados Utilizando Dados Simulados

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos para os dados simulados. Os critérios utilizados para o treinamento do detector de vazamentos são:

1. detecção de todos os vazamentos que constam na base de dados de treinamento;

2. ausência de falsos alarmes;
3. tempo de detecção menor do que 7 minutos.

O valor do tempo máximo de detecção foi escolhido com base no desempenho das diversas simulações realizadas com a base de dados de treinamento.

### 6.3.1 Sem Adição de Ruído

A Tabela 6.1 apresenta os resultados obtidos para algumas combinações dos parâmetros sintonizáveis do detector de vazamentos para os seis vazamentos contidos nos dados de treinamento. Os vazamentos 1 e 2 são grandes vazamentos em regime permanente, os vazamentos 3 e 4 são grandes vazamentos em regime transitório e os vazamentos 5 e 6 são pequenos vazamentos em regime permanente, todos eles com duas bombas. Os valores de  $\sigma$  foram escolhidos com base no critério de ausência de falsos alarmes.

Como pode ser observado na Tabela 6.1, as linhas destacadas em cinza apresentam uma combinação de parâmetros que não atende aos critérios pré-estabelecidos. Pode-se observar ainda, a partir das sintonias em que  $N = 20$ , que o ajuste do parâmetro  $Z$  estabelece uma relação de compromisso entre a detecção dos vazamentos e o tempo de detecção. Esta relação de compromisso existe pelo fato de quanto maior a janela móvel, mais fácil é identificar a queda exponencial do erro devido a um vazamento. Em contrapartida uma janela móvel maior implica em um tempo maior para detectar o vazamento.

Dentre as sintonias que atendem aos critérios estabelecidos, foi selecionada aquela que apresenta o melhor desempenho no tempo de detecção dos vazamentos. Desta forma, os valores selecionados para os parâmetros do detector de vazamento são:  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,4117$ . As Figuras 6.4 e 6.5 apresentam o comportamento da constante de decaimento da exponencial e da saída do detector, respectivamente, para a base de dados de treinamento com a sintonia selecionada. Novamente, as linhas verticais pretas representam os momentos de entrada das duas bombas, enquanto as linhas verticais vermelhas representam os instantes da ocorrência de um vazamento.

Para avaliação do desempenho deste detector, foi utilizada a base de dados de teste. A Tabela 6.2 apresenta o seu desempenho para os seis vazamentos contidos nos dados de teste. Os vazamentos 1 e 2 são grandes vazamentos em regime permanente, os vazamentos 3 e 4 são grandes vazamentos em regime transitório e os vazamentos 5 e 6 são pequenos vazamentos em regime permanente, todos eles com três bombas.

As Figuras 6.6 e 6.7 apresentam o comportamento da constante de decaimento da exponencial e da saída do detector, respectivamente, para a base de dados de teste

Parâmetros				Tempo de Detecção do Vazamento (min:seg)					
$N$	$\lambda$	$Z$	$\sigma$	1	2	3	4	5	6
10	0,995	70	0,4117	4:10	4:40	4:10	3:40	4:50	5:10
10	0,995	80	0,3570	4:40	5:00	4:40	4:00	5:20	5:40
10	0,995	90	0,3200	5:20	5:40	5:20	4:40	6:00	6:30
10	0,995	100	0,2859	5:50	6:10	5:50	5:10	6:30	7:00
20	0,995	70	0,3982	4:20	4:40	4:20	—	4:30	5:00
20	0,995	80	0,3524	4:50	5:20	5:00	—	5:20	5:40
20	0,995	90	0,3148	5:30	5:50	5:40	6:40	6:00	6:30
20	0,995	100	0,2828	6:00	6:20	6:10	6:50	6:30	7:00
30	0,995	70	0,3633	4:00	4:00	3:30	—	4:00	4:20
30	0,995	80	0,3265	4:40	4:50	4:20	—	4:40	5:00
30	0,995	90	0,2962	5:20	5:30	5:20	—	5:20	5:50
30	0,995	100	0,2705	5:50	6:10	6:00	—	6:00	6:40

Tabela 6.1: Tempos de detecção de vazamento para dados de treinamento.

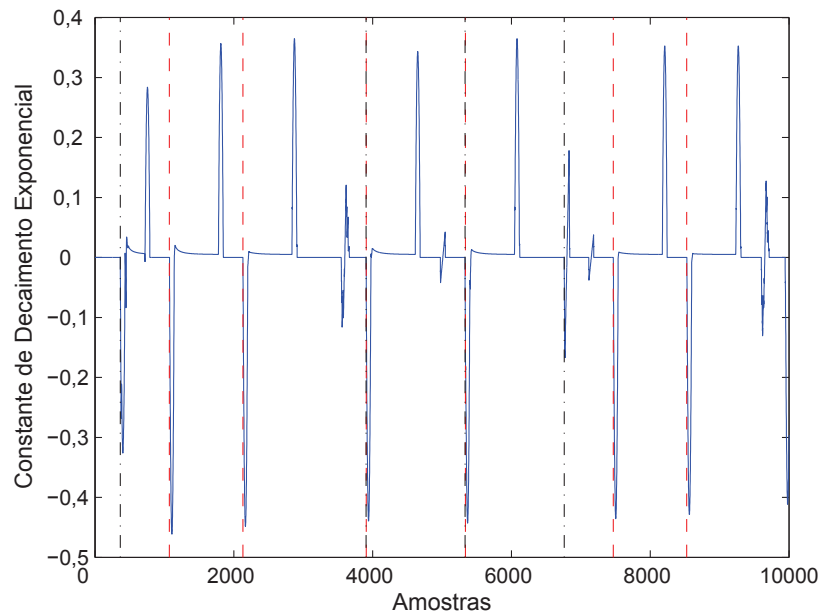


Figura 6.4: Constante de decaimento exponencial para base de dados de treinamento com  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,4117$ .

com a sintonia selecionada. As linhas verticais pretas representam os momentos de entrada de uma ou duas bombas, enquanto as linhas verticais vermelhas representam os instantes da ocorrência de um vazamento.

Como pode ser observado na Figura 6.7, todos os vazamentos são detectados, entretanto, existe um falso alarme. Sendo assim, pode-se dizer que a probabilidade de detecção é de 100%, enquanto a probabilidade de falso alarme é de 0,0092% se for considerado que o detector classificou de forma correta todos os outros 10.883 pontos

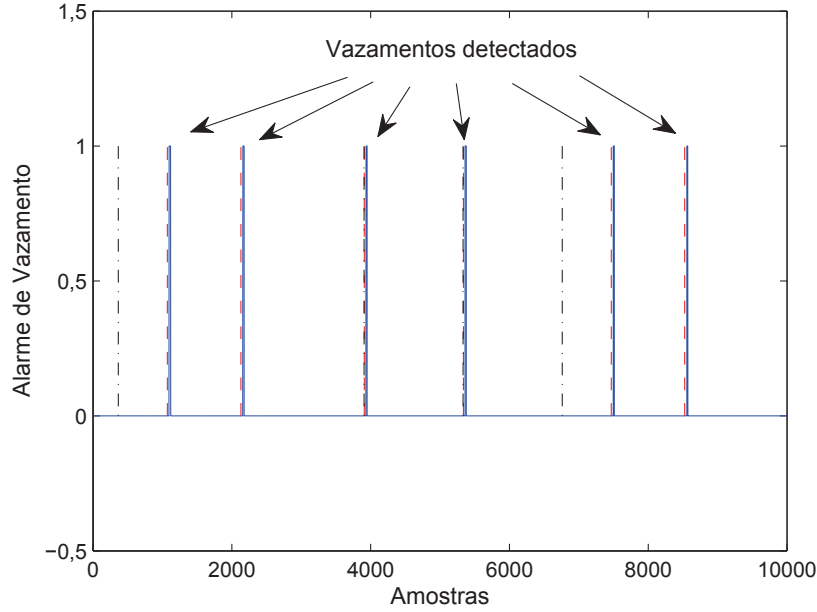


Figura 6.5: Saída do detector de vazamento para base de dados de treinamento com  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,4117$ .

Parâmetros				Tempo de Detecção do Vazamento (min:seg)					
$N$	$\lambda$	$Z$	$\sigma$	1	2	3	4	5	6
10	0,995	70	0,4117	4:20	4:40	3:40	5:00	4:50	5:30

Tabela 6.2: Tempos de detecção de vazamento para  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,4117$ .

da base de dados de teste. Se forem levados em consideração somente os eventos que mudam a característica operacional do duto — como vazamento, normalização do vazamento, mudanças de *setpoint*, partida e parada de bomba — a probabilidade de falso alarme passa a ser de 3,57%.

Este falso alarme ocorre devido à mudança no *setpoint* do controlador de pressão na extremidade final do duto. Conforme descrito na Seção 6.1, esta mudança de *setpoint* faz parte do procedimento operacional para parada do duto e serve para garantir o empacotamento do mesmo, aumentando a pressão na extremidade final do duto. Portanto, apesar de ser um falso alarme, o fato do evento iniciador ser justamente no procedimento de parada faz com que a sua importância seja desprezível sob o ponto de vista de risco para a instalação, pois a operação sempre irá parar o duto quando da detecção de um vazamento. Além disso, por se saber de antemão quando o procedimento de parada do duto está em curso, pode-se utilizar esta informação para inibir o falso alarme. Em todo caso, falsos alarmes têm um efeito nocivo menor que a perda de um vazamento.

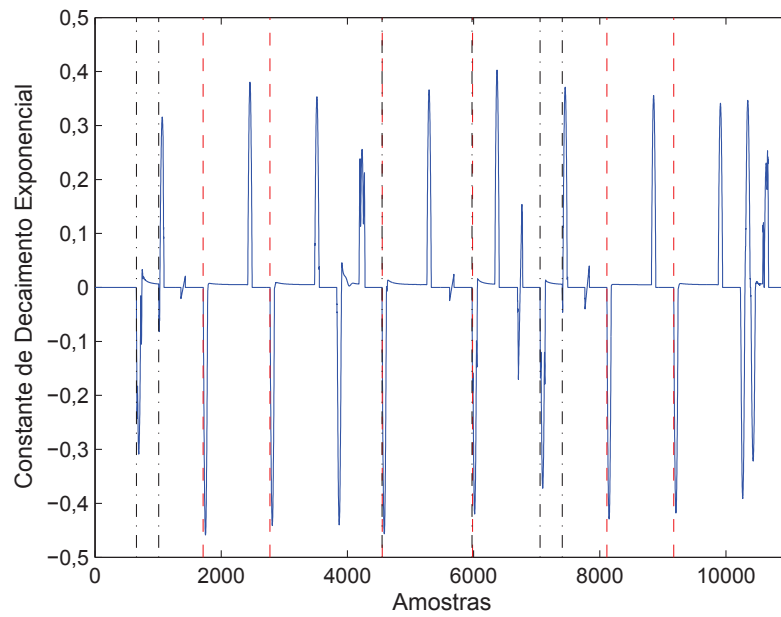


Figura 6.6: Constante de decaimento exponencial para base de dados de teste com  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,4117$ .

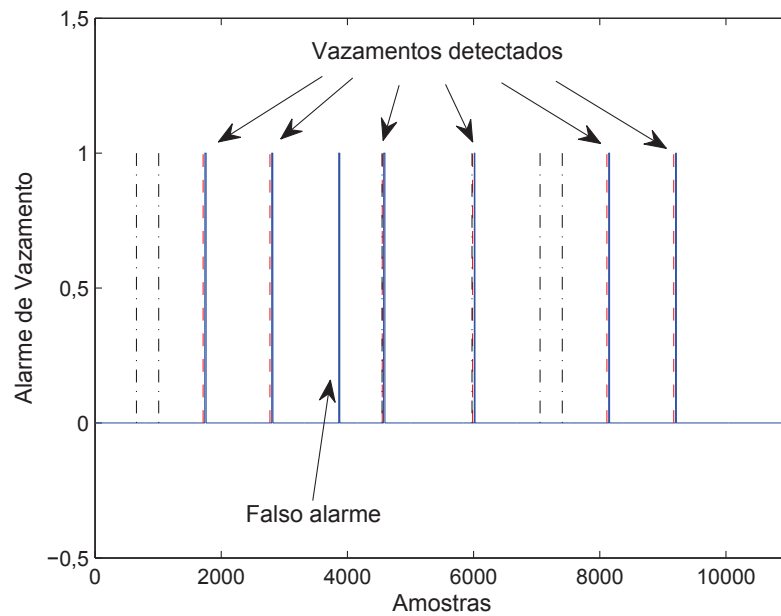


Figura 6.7: Saída do detector de vazamento para base de dados de teste com  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,4117$ .

### 6.3.2 Com Adição de Ruído

Os dados simulados obtidos a partir da simulação do duto não consideram a existência de ruído proveniente da instrumentação ou do sistema de transmissão de dados até o repositório de dados. Na tentativa de fazer com que os dados simulados retratassem o que ocorre no sistema real e demonstrar a robustez do detector de vazamento proposto, foi adicionado ruído aos dados simulados.

Conforme descrito na Subseção 5.1.1, a base de dados real é composta por dados coletados em campo que passaram por um sistema de comunicação por exceção. Por esta razão, não é possível inferir a estatística do ruído da instrumentação a partir dos dados que compõem a base de dados real. Diante deste cenário, optou-se por adicionar um ruído aleatório com distribuição normal para cada um dos sinais da base de dados simulada. Os desvios-padrão utilizados para gerar cada um dos ruídos aditivos foram estimados a partir da base de dados real. Optou-se por proceder desta forma para que os desvios-padrão do ruído gerados tivessem a mesma ordem de grandeza dos ruídos da instrumentação. Para tanto, foi selecionada uma região dos sinais de pressão e vazão das duas extremidades do duto que estivesse em regime estacionário. As Figuras 6.8, 6.9, 6.10 e 6.11 apresentam os sinais de ruído extraídos a partir dos sinais reais, enquanto as Figuras 6.12, 6.13, 6.14, 6.15, 6.16, 6.17, 6.18 e 6.19 apresentam os histogramas e os coeficientes de correlação desses sinais, respectivamente. As regiões onde os sinais de ruído são constantes ocorrem pelo fato de a transmissão de dados do campo para o supervisor ser por exceção. A Tabela 6.3 apresenta o desvio-padrão calculado para cada uma das quatro variáveis.

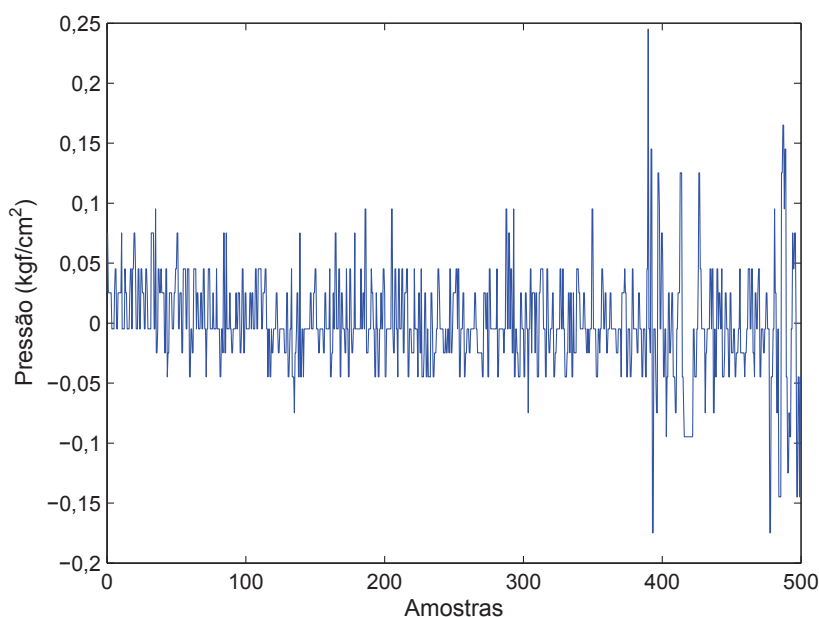


Figura 6.8: Ruído de medição da pressão na REPAR.

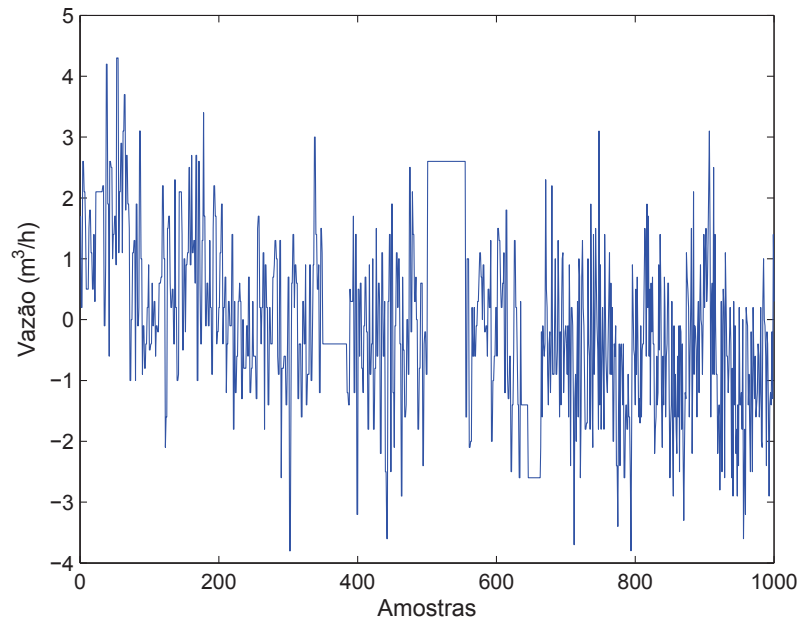


Figura 6.9: Ruído de medição da vazão na REPAR.

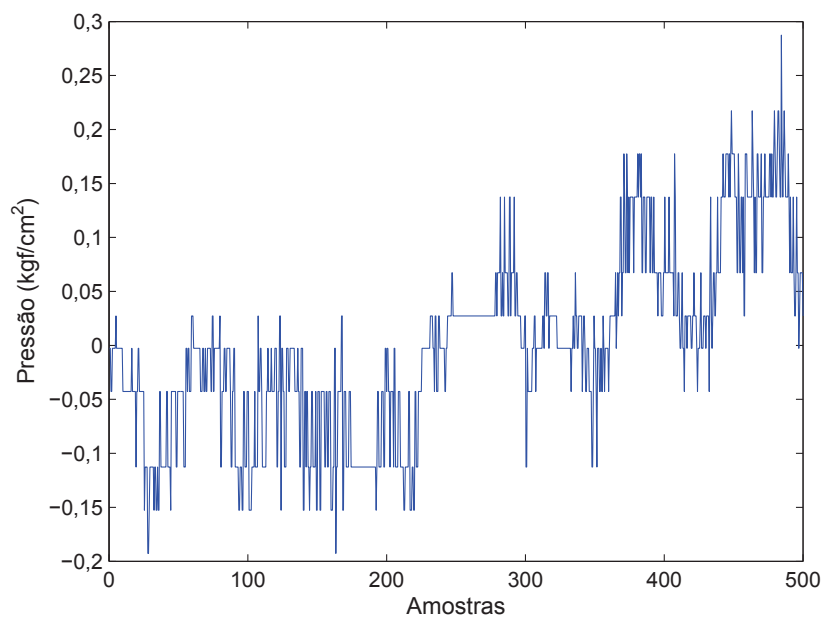


Figura 6.10: Ruído de medição da pressão no terminal de Paranaguá.

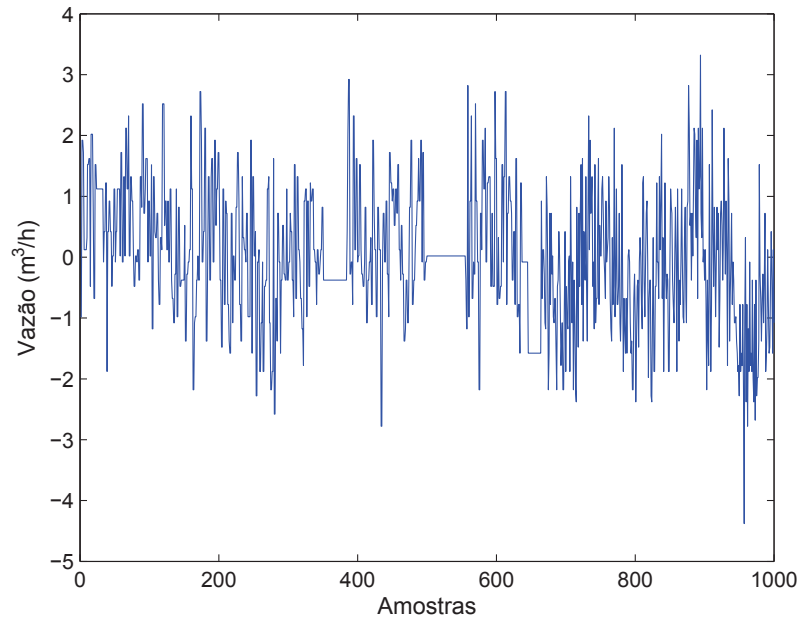


Figura 6.11: Ruído de medição da vazão no terminal de Paranaguá.

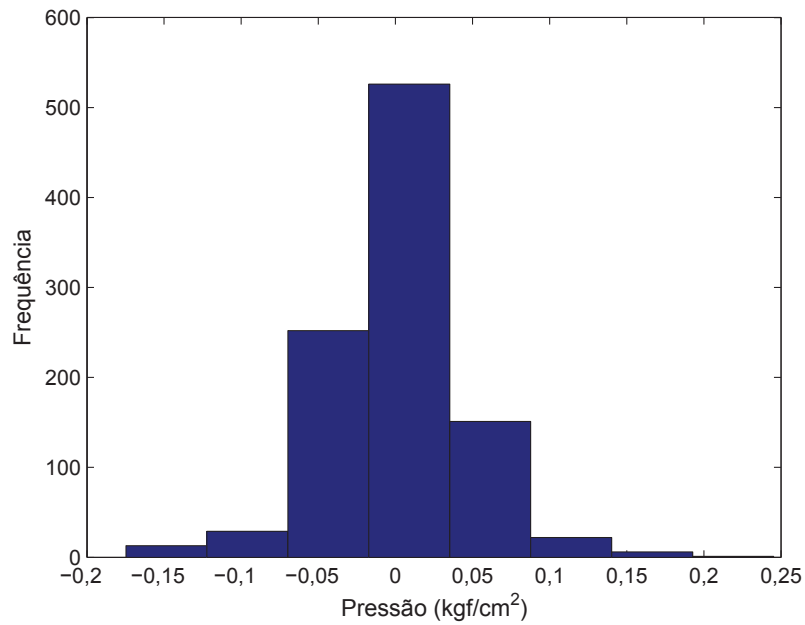


Figura 6.12: Histograma do ruído de medição da pressão na REPAR.



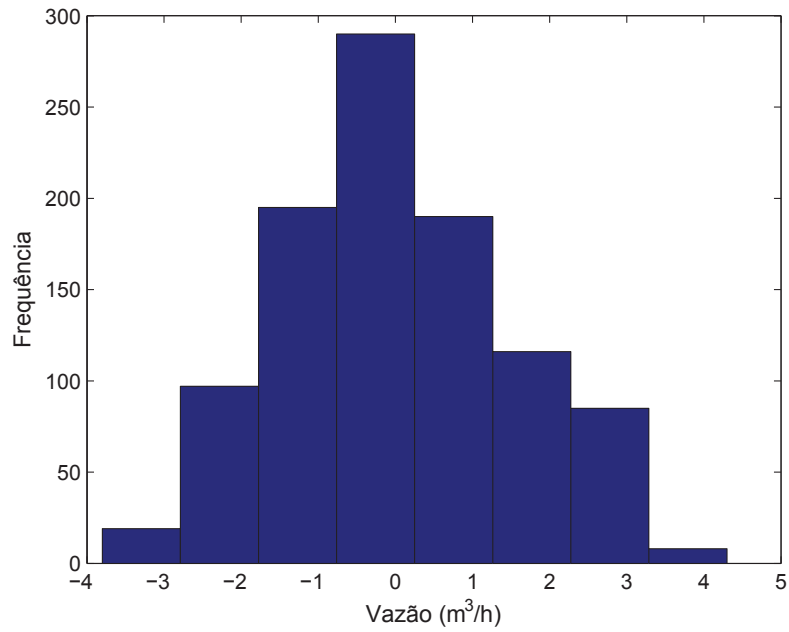


Figura 6.13: Histograma do ruído de medição da vazão na REPAR.

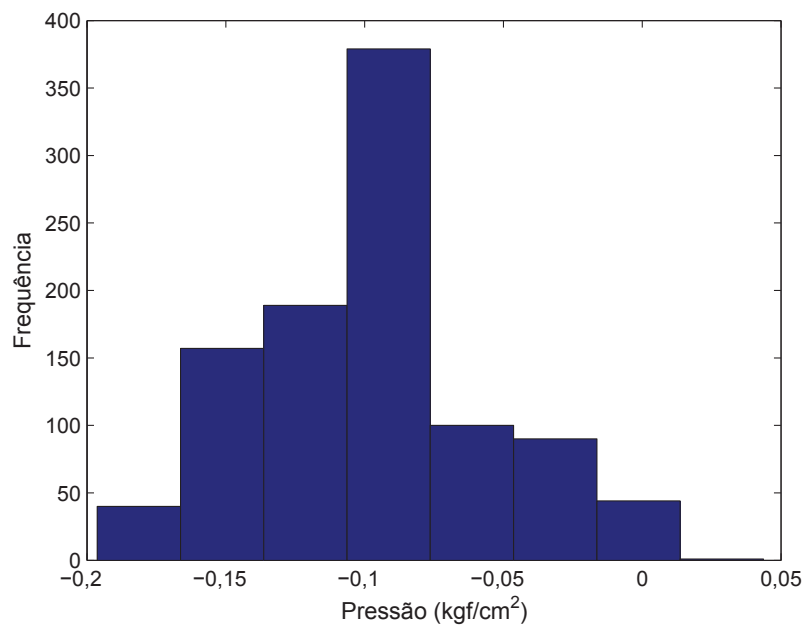


Figura 6.14: Histograma do ruído de medição da pressão no terminal de Paranaguá.

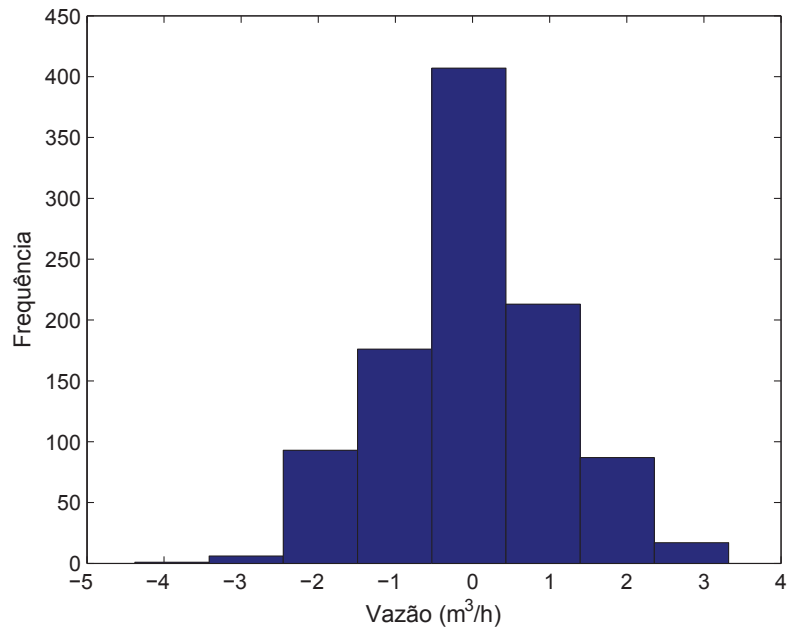


Figura 6.15: Histograma do ruído de medição da vazão no terminal de Paranaguá.

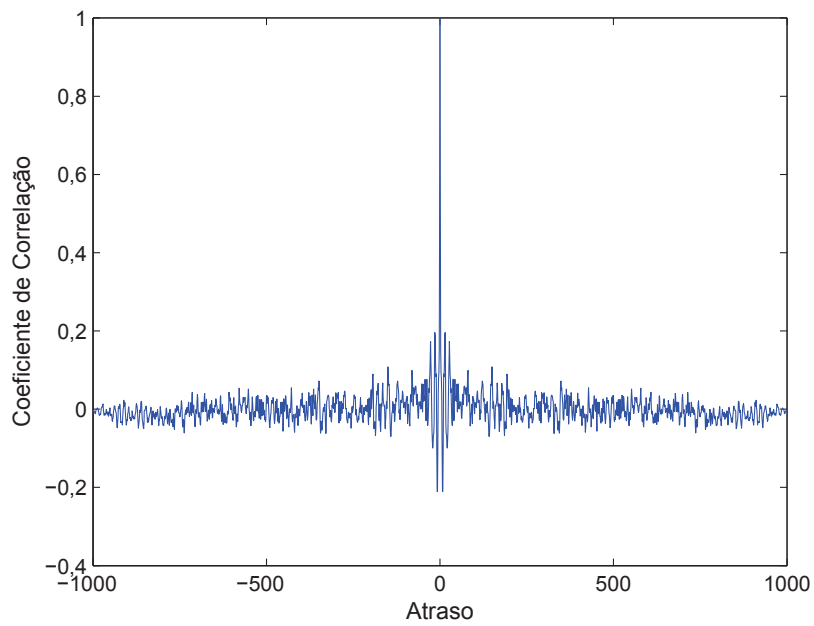


Figura 6.16: Coeficiente de correlação do ruído de medição de pressão na REPAR.

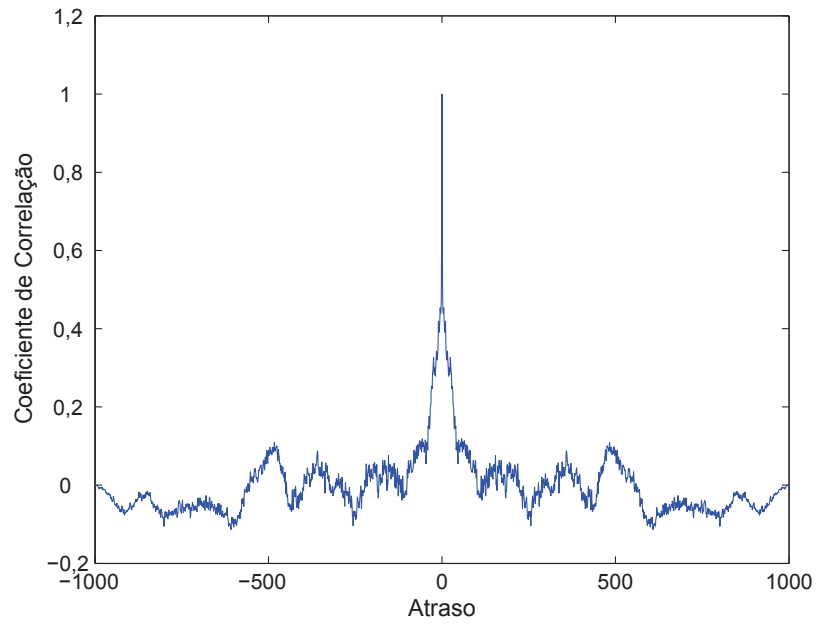


Figura 6.17: Coeficiente de correlação do ruído de medição de vazão na REPAR.

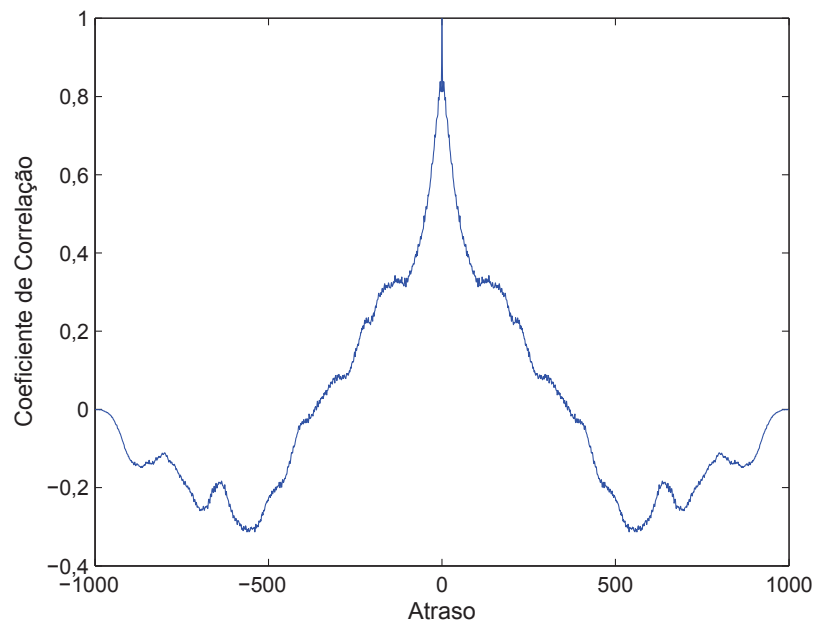


Figura 6.18: Coeficiente de correlação do ruído de medição de pressão no terminal de Paranaguá.

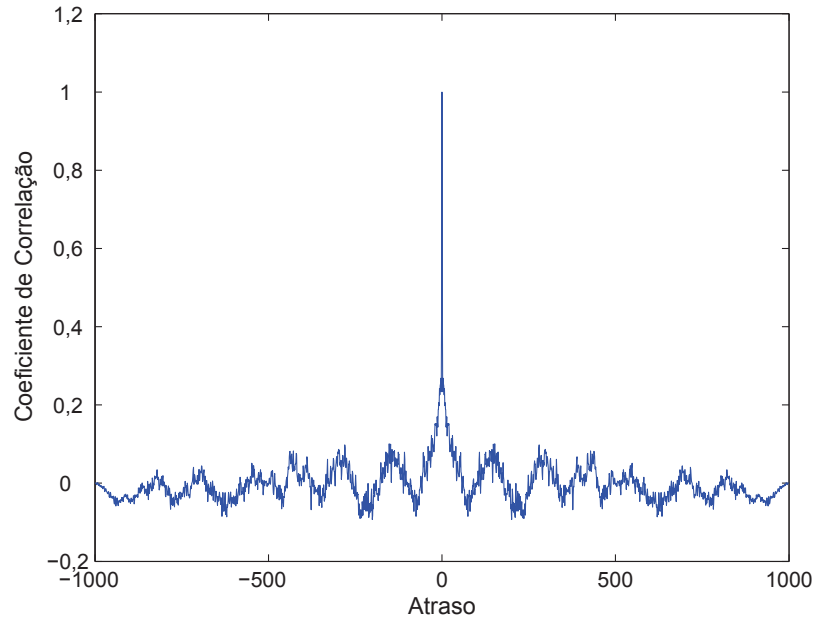


Figura 6.19: Coeficiente de correlação do ruído de medição de vazão no terminal de Paranaguá.

Ruído	Desvio-padrão
Pressão na REPAR	0,0424
Vazão na REPAR	1,4866
Pressão em Paranaguá	0,0847
Vazão em Paranaguá	1,1102

Tabela 6.3: Desvio padrão para os ruído de medição da pressão e vazão na REPAR e no terminal de Paranaguá.

A Tabela 6.4 apresenta os resultados obtidos para algumas combinações dos parâmetros sintonizáveis do detector de vazamentos para os dados de treinamento com ruído aditivo. Os vazamentos 1 e 2 são grandes vazamentos em regime permanente, os vazamentos 3 e 4 são grandes vazamentos em regime transitório e os vazamentos 5 e 6 são pequenos vazamentos em regime permanente, todos eles com duas bombas. Os valores de  $\sigma$  foram escolhidos com base no critério de ausência de falsos alarmes.

As linhas destacadas em cinza da Tabela 6.4 apresentam combinações de parâmetros que não atendem aos critérios pré-estabelecidos. Dentre as sintonias que atendem aos critérios estabelecidos, foi escolhida aquela que apresenta o menor tempo total para detecção dos vazamentos. Desta forma, os valores selecionados para os parâmetros do detector de vazamento são:  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,997$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,3500$ . As Figuras 6.20 e 6.21 apresentam o comportamento da constante de decaimento da exponencial e da saída do detector, respectivamente, para a sintonia

Parâmetros				Tempo de Detecção do Vazamento (min:seg)					
$N$	$\lambda$	$Z$	$\sigma$	1	2	3	4	5	6
10	0,996	70	0,3000	2:40	3:00	4:10	3:20	3:00	3:30
10	0,997	70	0,3500	3:10	3:50	2:40	1:50	3:50	4:10
10	0,998	70	0,3500	3:10	3:50	2:50	2:00	4:20	4:30
10	0,999	70	0,4133	4:30	5:20	4:10	3:10	—	—
10	0,996	80	0,3000	3:30	3:50	—	6:30	4:00	4:10
10	0,997	80	0,3100	3:40	4:10	3:30	2:20	4:20	5:00
10	0,998	80	0,3400	4:20	5:10	4:00	3:20	5:50	5:50
10	0,999	80	0,3609	5:10	6:00	4:50	3:50	—	—
10	0,996	90	0,2500	3:40	4:00	—	3:30	4:10	4:20
10	0,997	90	0,2500	3:40	4:10	3:30	3:20	4:10	4:20
10	0,998	90	0,2800	4:10	5:00	4:00	3:00	5:40	5:50
10	0,999	90	0,3400	6:10	7:30	6:00	4:50	—	—
10	0,996	100	0,2300	4:10	4:30	—	7:50	4:40	4:50
10	0,997	100	0,2300	4:10	4:40	3:50	4:40	4:50	5:10
10	0,998	100	0,2700	5:10	6:10	5:00	4:10	7:00	7:00
10	0,999	100	0,3000	6:30	7:40	6:10	5:10	—	—

Tabela 6.4: Tempos de detecção de vazamento para dados de treinamento com ruído aditivo.

selecionada, usando os dados de treinamento com ruído aditivo.

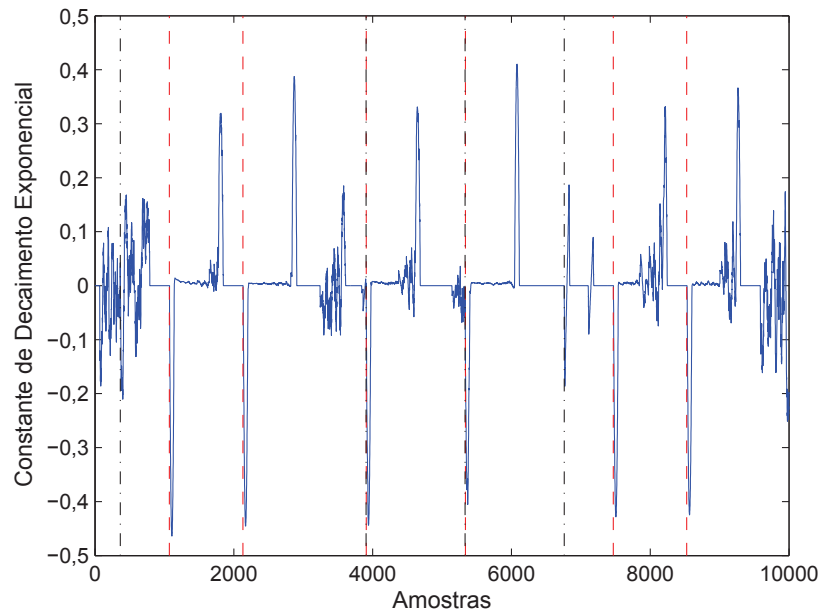


Figura 6.20: Constante de decaimento exponencial para base de dados de treinamento com ruído aditivo e  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,997$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,3500$ .

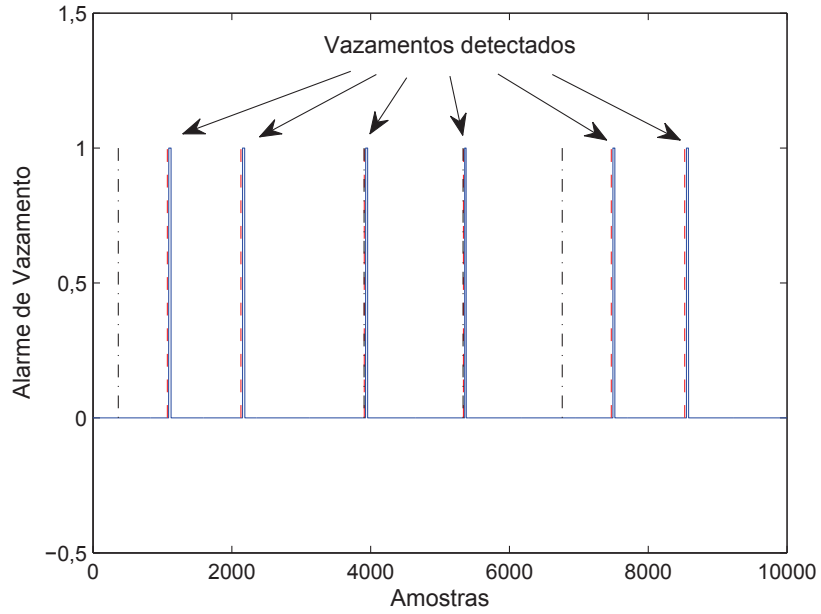


Figura 6.21: Saída do detector de vazamento para base de dados de treinamento com ruído aditivo e  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,997$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,3500$ .

A Tabela 6.5 apresenta o desempenho deste detector de vazamentos utilizando a base de testes com ruído aditivo, enquanto as Figuras 6.22 e 6.23 apresentam o comportamento da constante de decaimento da exponencial e da saída do detector, respectivamente, para a base de dados de teste, adicionada de ruído, com a sintonia selecionada.

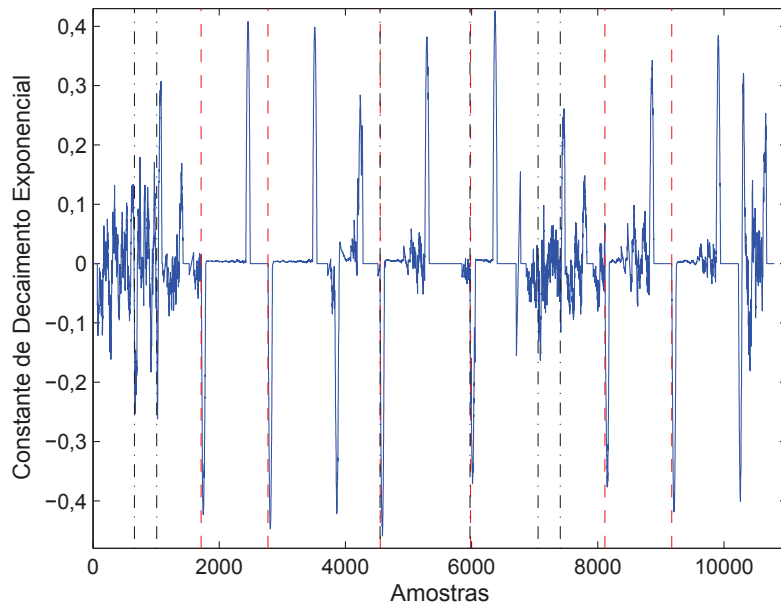


Figura 6.22: Constante de decaimento exponencial para base de dados de teste com ruído aditivo,  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,997$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,3500$ .

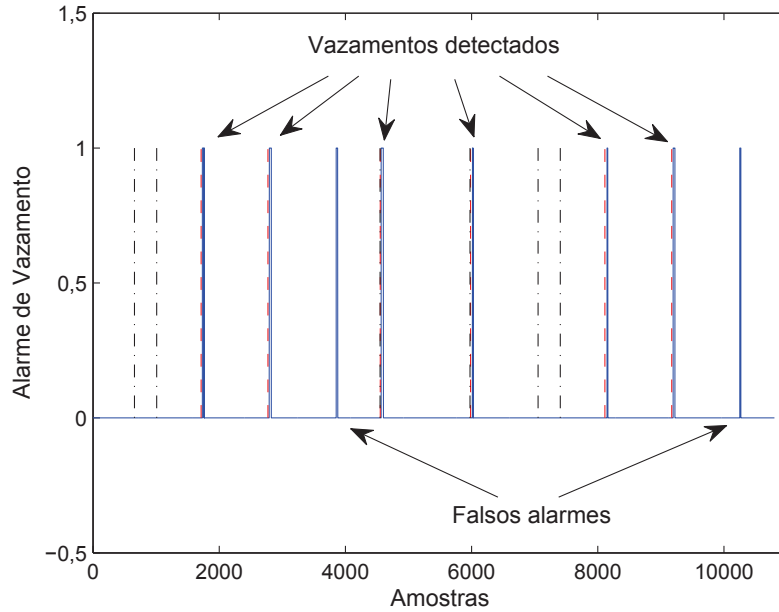


Figura 6.23: Saída do detector de vazamento para base de dados de teste com ruído aditivo,  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,997$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,3500$ .

Parâmetros				Tempo de Detecção do Vazamento (min:seg)					
$N$	$\lambda$	$Z$	$\sigma$	1	2	3	4	5	6
10	0,997	70	0,3500	3:50	3:30	2:30	4:20	4:30	4:20

Tabela 6.5: Tempos de detecção de vazamento para  $N = 10$ ,  $\lambda = 0,997$ ,  $Z = 70$  e  $\sigma = 0,3500$  na base de teste com ruído aditivo.

A Figura 6.23 mostra que todos os vazamentos são detectados, entretanto, existem dois falsos alarmes. Pode-se dizer então que a probabilidade de detecção é de 100%, enquanto a probabilidade de falso alarme é de 0,0184% se for considerado que o detector classificou de forma correta todos os outros 10.882 pontos da base de dados de teste. Se forem levados em consideração somente os eventos que mudam a característica operacional do duto — como vazamento, normalização do vazamento, mudanças de *setpoint*, partida e parada de bomba — a probabilidade de falso alarme passa a ser de 7,14%.

De forma semelhante ao que ocorreu para os dados simulados sem adição de ruído, os dois alarmes falsos ocorrem na mudança do *setpoint* do controlador de pressão da extremidade final do duto, e portanto as considerações são as mesmas da Subseção 6.3.1.

## 6.4 Resultados Utilizando Dados Reais

Conforme descrito na Seção 6.2, o fato de a base de dados reais possuir um pequeno número de eventos inviabiliza a separação desta em um conjunto de dados de treinamento e um conjunto de dados de teste. Além disso, a base de dados real não contempla todos os cenários possíveis, conforme discutido na Seção 5.2.

Contudo, no intuito de mostrar que o detector de vazamento proposto possui potencial para ser aplicado em uma situação real, serão apresentados os resultados obtidos para a sintonia do detector de vazamentos com os dados reais.

A obtenção dos parâmetros de sintonia do detector de vazamentos, para a base de dados real, demandou uma busca exaustiva dos parâmetros. Os critérios utilizados durante esta busca foram: identificação dos vazamentos e ausência de falsos alarmes.

Os valores dos parâmetros encontrados durante a busca exaustiva são  $N = 45$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 270$  e  $\sigma = 0,0430$ . A diferença entre os parâmetros utilizados para os dados simulados e para os dados reais pode ser atribuída ao fato de a base de dados reais ser composta por dados coletados em campo que passaram por um sistema de comunicação por exceção, conforme descrito na Subseção 5.1.1, enquanto os dados simulados modelam sinais provenientes da instrumentação de campo, ou seja, antes do processo de comunicação por exceção.

A Tabela 6.6 apresenta os resultados obtidos para esta sintonia, enquanto as Figuras 6.24 e 6.25 apresentam o comportamento da constante de decaimento da exponencial e da saída do detector, respectivamente, para a base de dados real com a sintonia selecionada.

A Figura 6.25 mostra que todos os vazamentos foram detectados e não ocorreram falsos alarmes. Nos testes realizados com o LeakWarn, os tempos de detecção de vazamento dos três testes realizados são de 5 minutos para os dois testes com grande vazamento e de 24 minutos para o teste com pequeno vazamento, enquanto para o detector de vazamentos proposto estes mesmos vazamentos foram detectados em 4 minutos, 30 segundos e 18 minutos e 40 segundos, respectivamente, conforme tabela a seguir:

Parâmetros				Tempo de Detecção do Vazamento (min:seg)		
$N$	$\lambda$	$Z$	$\sigma$	1	2	3
45	0,995	270	0,0430	4:00	0:30	18:40
Tempos LeakWarn				5:00	5:00	24:00

Tabela 6.6: Tempos de detecção de vazamento para  $N = 45$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 270$  e  $\sigma = 0,0430$  na base de dados real.

Em razão de a base de dados real possuir um conjunto de vazamentos pequeno, não é possível afirmar que o detector de vazamentos proposto neste trabalho possui



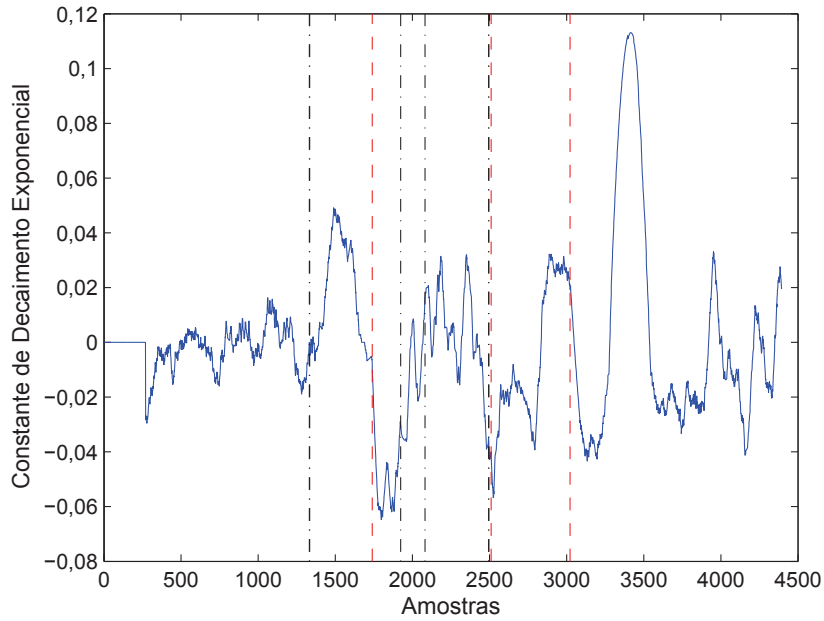


Figura 6.24: Constante de decaimento exponencial para base de dados real com  $N = 45$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 270$  e  $\sigma = 0,0430$ .

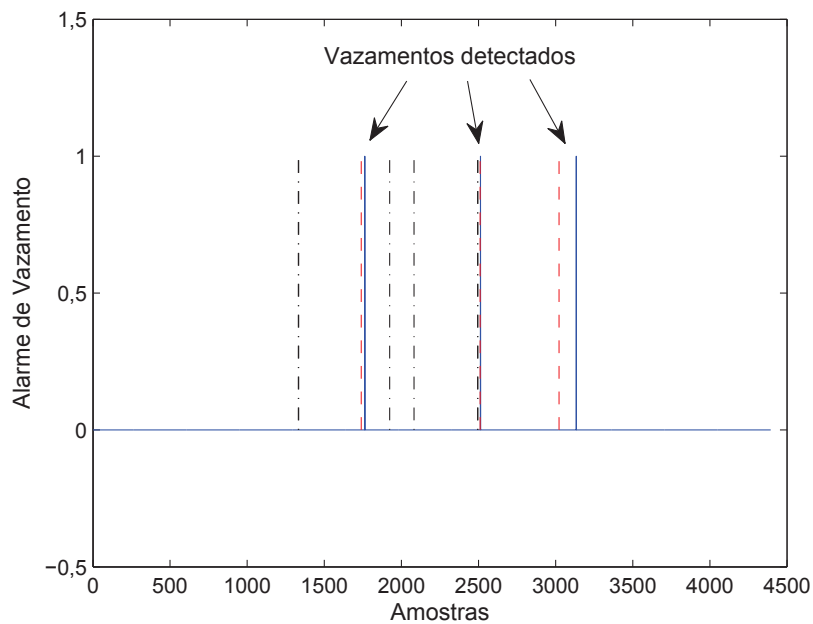


Figura 6.25: Saída do detector de vazamento para base de dados real com  $N = 45$ ,  $\lambda = 0,995$ ,  $Z = 270$  e  $\sigma = 0,0430$ .

um desempenho melhor do que o LeakWarn, porém os resultados encontrados são um indicativo de que a proposta desse trabalho possui uma grande possibilidade de ser viável comercialmente.

# Capítulo 7

## Conclusão e Trabalhos Futuros

### 7.1 Conclusão

Neste trabalho foi apresentada uma nova proposta para realizar a detecção de vazamentos em dutos utilizando filtragem adaptativa. Esta nova abordagem utiliza o algoritmo MIMO RLS para implementar a modelagem inversa de um sistema com duas entradas e duas saídas. As duas entradas deste sistema são a pressão e a vazão na extremidade inicial do duto, enquanto as duas saídas são a pressão e a vazão na extremidade final deste mesmo duto. A partir do erro *a posteriori* da vazão na saída do filtro adaptativo foi possível diferenciar um evento de vazamento dos demais eventos que podem ocorrer na operação de um duto.

O detector de vazamentos proposto demanda o ajuste de quatro parâmetros antes que este seja colocado em operação. Este número é muito inferior ao número de parâmetros que devem ser ajustados em um sistema de detecção de vazamentos que utiliza equações fenomenológicas. Em sistemas deste tipo o número de parâmetros a serem sintonizados pode chegar a 30 por variável medida. Desta forma, o detector de vazamentos proposto apresenta uma grande vantagem, sob o ponto de vista de complexidade de ajuste, em relação aos produtos comerciais.

Além disso, os sistemas de detecção de vazamentos que fazem uso das equações fenomenológicas são intimamente dependentes da calibração da instrumentação. Por esta razão, a aplicação prática destes demanda o acompanhamento contínuo da calibração da instrumentação e o uso de compensações quando se detecta um instrumento descalibrado. O detector de vazamentos proposto, por utilizar algoritmos adaptativos para modelar o duto, consegue executar esta compensação de forma automática.

Como cenário de testes para o detector de vazamentos proposto, foi utilizado um duto que opera na região sul do Brasil para transporte de derivados de petróleo. Foram realizados testes com dados simulados em um *software* amplamente utilizado

na indústria de petróleo e gás. A base de dados simulada foi gerada para os diversos cenários operacionais para garantir a robustez, a sensibilidade e a confiabilidade do detector de vazamentos proposto. O desempenho apresentado para os testes com os dados simulados mostrou que a técnica proposta é promissora. O detector de vazamentos identificou todos os vazamentos, com tempo de detecção variando entre 2 minutos e 30 segundos e 5 minutos e 30 segundos, e gerou dois falsos alarmes na mudança de *setpoint* do controlador de pressão na chegada do duto. Contudo, estes falsos alarmes ocorreram durante o procedimento de parada do duto, o que minimiza as suas consequências, além de permitir que seja estabelecida uma lógica para inibição de alarmes durante o procedimento de parada do duto.

Também foram realizados testes com dados de vazamentos reais no mesmo duto em que foram gerados os dados simulados. Esses dados de vazamentos foram obtidos a partir de testes controlados realizados no duto em questão. Diferentemente do que ocorre com os dados simulados, a base de dados real não é extensa e não possui todos os cenários possíveis. Por estas razões, não é possível afirmar que o detector de vazamentos proposto funcionará para um situação real, porém os resultados encontrados são um indicativo de que a proposta deste trabalho tem grande possibilidade de ser viável em situações reais.

## 7.2 Trabalhos Futuros

O trabalho apresentado nesta dissertação possibilita o desenvolvimento de outros estudos tomando este como ponto de partida. Dentre eles pode-se citar os seguintes tópicos:

1. Realizar mais testes de vazamento no duto em operação para levantar um conjunto maior de dados de vazamentos que contemple os diversos cenários operacionais de um duto;
2. Utilizar outros tipos de algoritmos adaptativos como, por exemplo, os da família *set-membership* [28];
3. Utilizar filtros na coleta das variáveis pressão e vazão para atenuação do ruído da instrumentação e da transmissão de dados para o repositório de dados;
4. Estabelecer técnica para sintonia automática do detector de vazamentos a partir da base de dados de treinamento.

Além dos pontos mencionados, um possível questionamento sobre o trabalho é a dificuldade em distinguir se o comportamento do erro *a posteriori* de vazão que caracteriza um vazamento deve-se ao fenômeno físico ou ao efeito do filtro adaptativo

que realiza a modelagem inversa. Contudo, conforme apresentado na Seção 6.3, a etapa de sintonia do detector de vazamento é realizada a partir de uma base de dados distinta daquela utilizada para teste do detector. Isso demonstra que, apesar de não ser possível desacoplar os efeitos do fenômeno físico e da modelagem, a detecção de vazamentos é realizada.

Na tentativa de contornar a dificuldade apresentada, tentou-se caracterizar o vazamento a partir da distribuição dos pólos e zeros do modelo do duto no plano complexo. Porém, não foi possível encontrar uma característica que distinguisse um vazamento dos demais eventos. Desta forma, uma outra possibilidade de trabalho futuro seria estudar uma forma de caracterizar o vazamento a partir de características inerentes ao fenômeno físico.

# Referências Bibliográficas

- [1] MURVAY, P.-S., SILEA, I. “A survey on gas leak detection and localization techniques”, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, v. 25, n. 6, pp. 966–973, Nov. 2012.
- [2] NATIONAL RESEARCH COUNCIL *Transmission Pipeline and Land Use: A Risk-Informed Approach – Special Report 281*. The National Academies Press, Washington DC, 2004.
- [3] VAZ JUNIOR, C. A. *Detecção e Diagnóstico de Falhas com Base em Dados Históricos de Processo: Aplicação em Dutosias*. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2010.
- [4] BRASIL. *Constituição Federal de 1988*.
- [5] BRASIL. *Lei nº 9605 de 1998*.
- [6] BRASIL. *Lei nº 10406 de 2002*.
- [7] EGIG 2007. *7th EGIG-report 1970-2007 Gas Pipeline Incidents*, 7th report of the European Gas Pipeline Incident Data Group, Doc. No. EGIG 08. TV-B.0502, 2007.
- [8] SCOTT, S. L., BARRUFET, M. A. *Worldwide Assessment of Industry Leak Detection Capabilities for Single & Multiphase Pipelines*. Project Report Prepared for the Minerals Management Service Under the MMS/OTRC Cooperative Research Agreement 1435-01-99-CA-31003 Task Order 18133, 2003.
- [9] ALASKA DEPARTMENT OF ENVIROMENTAL CONSERVATION. *Technical Review of Leak Detection Technologies - Volume I - Crude Oil Transmission Pipelines*, 1999.
- [10] GEIGER, G., WERNER, T., MATKO, D. “Leak Detection And Locating - A Survey”, *PSIG Annual Meeting*, Out. 2003.

- [11] ZHANG, J. “Designing a Cost Effective and Reliable Pipeline Leak Detection System”, *Proceedings of Pipe-line Reliability Conference*, pp. 20–31, 1996.
- [12] ABHULIMEN, K. E., SUSU, A. A. “Modelling Complex Pipeline Network Leak Detection Systems”, *Process Safety and Enviromental Protection*, v. 85, n. 6, pp. 579–598, 2007.
- [13] ABHULIMEN, K. E., SUSU, A. A. “Liquid Pipeline Leak Detection System: Model Development and Numerical Simulation”, *Chemical Engineering Journal*, v. 97, pp. 47–67, 2004.
- [14] DE ALBUQUERQUE FONSECA, C. A., WEGELIN, F. A., MOREIRA, G. O., et al. *Estudo Comparativo de Sistemas PIMS*. Monografia especialização, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil, 2007.
- [15] SIMULUTIONS. *LeakWarn Engineering Manual*. LW2-000000-303-02 1999-10-21, Canada, 1999.
- [16] TRANSPETRO. *Sistema de Detecção de Vazamentos STONER – Oleoduto OSBRA*. Manual do Usuário, Brasil, 2003.
- [17] KANO, M., NAGAO, K., ONO, H., et al. “Dissimilarity of Process Data for Statistical Process Monitoring”, *Proceedings of IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes*, v. 1, pp. 231–236, jun. 2000.
- [18] WANG, G., DONG, D., FANG, C. “Leak Detection for Transport Pipelines Based on Autoregressive Modeling”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, v. 42, n. 1, pp. 68–71, 1993.
- [19] KULLBACK, S. *Information Theory and Statistics*. 1 ed. New York, Wiley, 1959.
- [20] MORIYAMA, K., NASEER, A. *Forecasting Inflation in Sudan*. IMF Working Paper Middle East and Central Asia Department, International Monetary Fund, 2009.
- [21] JUNIOR, C. A. V., BARBABELA, B. A. *Análise Exploratória da Aplicação de Modelos Auto-Regressivos na Previsão do Comportamento dos Preços de Derivados de Petróleo*. In: IX SEMEAD - USP, São Paulo, 2006.
- [22] GODSILL, S. J., RAYNER, P. J. W. *Digital Audio Restoration : a statistical model based approach*. 1 ed. New York, Springer Science+Business Media, 1998.

- [23] BISCAINHO, L. W. P., DINIZ, P. S. R., ESQUEF, P. A. A. “A Model For an ARMA Process Split in Sub-bands”, *The 2000 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, v. 3, pp. 97–100, 2000.
- [24] BISCAINHO, L. W. P., DINIZ, P. S. R., ESQUEF, P. A. A. “ARMA Process in Sub-bands with Application to Audio Restoration”, *The 2001 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, v. 2, pp. 157–160, 2001.
- [25] YIM, S., SEN, D., HOLMES, W. H. “Comparison of ARMA Modeling Methods for Low Bit Rate Speech Coding”, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1994. ICASSP-94., 1994*, v. 1, pp. I273–I276, 1994.
- [26] WEGELIN, F. A., MAGALHÃES, R. S., DE ALMEIDA, L. A. L., et al. “Condition Monitoring of Power Transformers Using Acoustic Signal Prony’s Analysis”, *Proceedings of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2005. IMTC 2005.*, v. 2, pp. 1384–1387, 2005.
- [27] DINIZ, P. S. R., DA SILVA, E. A. B., NETTO, S. L. *Digital Signal Processing: System Analysis and Design*. 2 ed. New York, Cambridge University Press, 2010.
- [28] DINIZ, P. S. R. *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation*. 3 ed. New York, Springer Science+Business Media, 2008.
- [29] AGUIRRE, L. A. *Introdução à Identificação de Sistemas - Técnicas Lineares e Não Lineares Aplicadas a Sistemas Reais*. 3 ed. Belo Horizonte, UFMG, 2007.
- [30] BOYD, S., VANDENBERGHE, L. *Convex Optimization*. 1 ed. New York, Cambridge University Press, 2004.
- [31] EMARA-SHABAIK, H. E., KHULIEF, Y. A., HUSSAINI, I. “A Non-linear Multiple-Model State Estimation Scheme for Pipeline Leak Detection and Isolation”, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering*, v. 216, n. 6, pp. 497–512, 2002.
- [32] NUNES, L. O., MERCHED, R., BISCAINHO, L. W. P. “Recursive Least-squares Estimation of the Evolution of Partial in Sinusoidal Analysis”, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007.*, v. 1, pp. I-253–I-256, 2007.

- [33] THAKOR, N. V., ZHU, Y. “Applications of Adaptive Filtering to ECG Analysis: Noise Cancellation and Arrhythmia Detection”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, v. 38, n. 8, pp. 785–794, 1991.
- [34] MACARIO, C. C. L. *Utilização de Filtros Adaptativos para Detecção de Falhas em Mancais de Rolamentos*. Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, Minas Gerais, Brasil, 2006.
- [35] HAYKIN, S. *Adaptive Filter Theory*. 3 ed. , Prentice Hall, 1996.
- [36] MALEKI-TEHRANI, A., HASSIBI, B., CIOFFI, J. M. “Adaptive Equalization of Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) Frequency Selective Channels”, *Conference on Signals, Systems, and Computers, 1999. Conference Record of the Thirty-Third Asilomar*, v. 1, pp. 547–551, 1999.
- [37] MODICON, INC., I. A. S. *Modicon Modbus Protocol Reference Guide*. PIMBUS-300 Rev. J, North Andover, Massachusetts, 1996.
- [38] DE AZEVEDO, F. M. *Proposta de Algoritmo para Detecção de Vazamentos em Oleodutos utilizando Análise Frequencial de Sinais de Pressão*. Dissertação de mestrado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, Rio Grande do Norte, Brasil, 2009.