



Universidade Federal da Paraíba
Centro de Energias Alternativas e Renováveis
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica



Edson Pereira de Castilho Junior

Detecção Acústica de Vazamento de Gás em Plataforma de Petróleo Offshore

João Pessoa

2024

Edson Pereira de Castilho Junior

Detecção Acústica de Vazamento de Gás em Plataforma de Petróleo Offshore

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica - PPGEE, da Universidade Federal da Paraíba - UFPB, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Braga Soares de Carvalho

Coorientador: Prof. Dr. Waslon Terllizzie Araújo Lopes

João Pessoa

2024

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

C352d Castilho Junior, Edson Pereira de.

Detecção acústica de vazamento de gás em plataforma de petróleo offshore / Edson Pereira de Castilho Junior. - João Pessoa, 2024.

100 f. : il.

Orientação: Fabrício Braga Soares de Carvalho.

Coorientação: Waslon Terllizzie Araújo Lopes.

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CEAR.

1. Engenharia elétrica. 2. Plataforma de petróleo offshore. 3. Vazamento gasoso. 4. Detecção de evento sonoro. 5. Processamento de sinal. I. Carvalho, Fabrício Braga Soares de. II. Lopes, Waslon Terllizzie Araújo. III. Título.

UFPB/BC

CDU 621.3(043)

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA - UFPB
CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS - CEAR
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - PPGEE

A Comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova a Dissertação

**DETECÇÃO ACÚSTICA DE VAZAMENTO DE GÁS EM PLATAFORMA DE
PETRÓLEO OFFSHORE**

Elaborada por

EDSON PEREIRA DE CASTILHO JUNIOR

como requisito para obtenção do grau de

Mestre em Engenharia Elétrica

COMISSÃO EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente

 **FABRÍCIO BRAGA SOARES DE CARVALHO**
Data: 13/03/2024 17:28:58-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

PROF. DR. FABRÍCIO BRAGA SOARES DE CARVALHO

Orientador - UFPB

Documento assinado digitalmente

 **WASLON TERLLIZZIE ARAÚJO LOPES**
Data: 13/03/2024 18:31:21-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

PROF. DR. WASLON TERLLIZZIE ARAÚJO LOPES

Coorientador - UFPB

Documento assinado digitalmente

 **JUAN MOISES MAURICIO VILLANUEVA**
Data: 14/03/2024 10:26:23-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

PROF. DR. JUAN MOISES MAURICIO VILLANUEVA

Examinador Interno - UFPB

Documento assinado digitalmente

 **Silvana Luciene do Nascimento Cunha Costa**
Data: 14/03/2024 14:11:25-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

PROF^a. DR^a. SILVANA LUCIENE DO NASCIMENTO CUNHA COSTA

Examinadora Externa - IFPB

Dedico este trabalho à minha querida esposa Juliana, aos meus filhos Mariza e Francisco e pais Edson e Fátima que sempre alicerçaram minha vida, e também a todos os que sempre me apoiaram.

Agradecimentos

Agradeço a Deus por me possibilitar desenvolver este trabalho.

Gostaria de agradecer a toda minha família e amigos, em especial a minha esposa Juliana, minha filha Mariza, meu filho Francisco e meus pais, Edson e Fátima por me apoiar neste desafio.

Gostaria de agradecer ainda ao orientador Fabrício e coorientador Waslon por todo apoio concedido durante este período do mestrado, os quais me abriram diversas portas fundamentais nesta caminhada e me forneceram valiosos ensinamentos.

Aos colegas de mestrado, que também sempre estiveram muito presentes em todas as etapas de construção deste trabalho.

Dedico agradecimentos também a toda força de trabalho embarcada em plataformas petrolíferas *offshore* pela ajuda direta e indireta ao trabalho bem como por todo esforço diariamente empreendido buscando fornecer energia para o Brasil de forma segura e com muito respeito ao meio ambiente.

Enfim, gostaria de agradecer a todos que contribuíram de alguma maneira para realização deste sonho.

Resumo

Os sistemas de detecção automática de vazamentos gasosos atualmente instalados em plataformas de petróleo *offshore* ainda são insuficientes para se alcançar uma apropriada taxa de detecção autônoma. São comuns cenários onde as perdas de contenção ocorrem e só são tardiamente descobertas pelas rondas operacionais dos trabalhadores, através dos sentidos humanos (visão, olfato ou audição), o que expõe pessoas, meio-ambiente e instalações aos riscos de acidentes. O presente trabalho propõe a utilização do conceito de Detecção de Eventos Sonoros para identificar vazamentos de gás através do sinal acústico, utilizando algoritmo baseado em Aprendizado de Máquina. Foi desenvolvido e testado um modelo acústico de classificação binário baseado em K-Vizinhos Mais Próximos (k-NN), utilizando extração de três características selecionadas pelo método da Mínima Redundância e Máxima Relevância (mRMR) a partir de quinze possíveis características no domínio do tempo e frequência. O algoritmo obteve resultados de Acurácia e Precisão de 100% a partir de testes realizados em amostras sonoras gravadas em plataforma *offshore*.

Palavras-chave: Plataforma de Petróleo *Offshore*, Vazamento Gasoso, Detecção de Evento Sonoro, Processamento de Sinal.

Abstract

The automatic gas leak detection systems currently installed on offshore oil and gas platforms are still insufficient to achieve an appropriate autonomous detection rate. Scenarios where losses of containment occur and are only later discovered by the workers' operational rounds, through the human senses (sight, smell or hearing), which exposes people, the environment and facilities to the risk of accidents. The present work proposes the use of the concept of Sound Event Detection to identify gas leaks using acoustic signal, through an algorithm based on Machine Learning. An acoustic binary classification model based on K-Nearest Neighbors (k-NN) was developed and tested, using extraction of three features selected by the Minimum Redundancy and Maximum Relevance (mRMR) method from fifteen possible features in the time domain and frequency. The algorithm obtained Accuracy and Precision results of 100% from tests carried out on sound samples recorded on an offshore platform.

Keywords: Offshore Oil and Gas Platform, Gas Leak, Sound Event Detection, Signal Processing.

Lista de Figuras

1	Histórico de Demanda de Petróleo Mundial (2005 a 2022 - Previsão para 2023).	22
2	Produção anual de petróleo e condensado no Brasil entre 2018 e julho de 2023.	23
3	Produção anual de gás natural no Brasil entre 2018 e julho de 2023.	23
4	Maiores fluxos de comercialização de gás natural no mundo em bilhões de m ³ .	25
5	Evolução da Produção de Gás Natural - 2012-2021.	25
6	Plataforma fixa de petróleo.	28
7	Plataforma de petróleo semisubmersível.	28
8	Plataforma de petróleo FPSO.	29
9	Plataforma P-36. Momento antes do afundamento da unidade de produção.	31
10	Vazamento de gás em união flangeada.	32
11	Vazamento de gás em descontinuidade em tubulação.	32
12	Exemplos de fontes potenciais de vazamentos.	33
13	Taxa de perda de contenção significativa de gás inflamável em instalações petrolíferas <i>offshore</i> operando no Brasil entre 2012 e 2022.	34
14	Taxa de perda de contenção maior de gás inflamável em instalações petrolíferas <i>offshore</i> operando no Brasil entre 2012 e 2022.	35
15	Sensor de visada infravermelho FlexSight LS2000 - Fabricante: DET-TRONICS.	39
16	Sensor pontual infravermelho Optima Plus - Fabricante: Honeywell.	39
17	Taxa de liberação (L/min) simulada para pressões de fluido na tubulação de 0,5 MPa, 1,0 MPa, 3,0 MPa e 5,0 MPa em condições de diâmetro de furos de 0,4 mm, 0,6 mm, 0,8 mm e 1 mm	44
18	Contorno de pressão próximo ao furo em evento de vazamento	45
19	Contorno da velocidade de liberação próximo ao furo em evento de vazamento	46
20	Energia cinética no entorno do ponto de vazamento.	47

21	Distribuição da pressão acústica e do NPS emitida em relação à distância externa ao orifício de vazamento para furos de 2 mm, 3 mm, 4 mm e 5 mm	49
22	Distribuição da pressão acústica e do NPS emitida em relação a distância externa ao orifício (4 mm) para cenários com pressão de 0,4 MPa, 0,5 MPa, 0,6 MPa e 0,7 MPa	49
23	NPS versus a distância para vazamentos de metano e etileno.	50
24	Espectro do ruído ambiental e do som do vazamento típicos.	51
25	NPS versus frequência gerada por vazamento de nitrogênio (furo = 1 mm; pressão = 2.785 kPa).	52
26	Classificação de técnicas de detecção cujo método é baseado em <i>hardware</i> ou <i>software</i> .	53
27	Equipamento de detecção de vazamentos por sinal sonoro ultrassônico.	56
28	Ilustração de trabalhador portando diversos dispositivos embarcados num contexto de Indústria 4.0	58
29	Exemplo de <i>Personal Digital Assistant</i> (PDA) usado em plataforma de petróleo <i>offshore</i>	59
30	Exemplo de <i>Smartwatch</i> usado em plataforma de petróleo <i>offshore</i>	59
31	Diagrama de blocos de um sistema de detecção de eventos sonoros.	62
32	Exemplo de segmento de sinal com aplicação de técnica de janelamento de Bartlett, Hanning e Hamming.	65
33	Visão panorâmica em maquete eletrônica do FPSO e indicação do módulo de compressão de gás onde os experimentos foram realizados.	76
34	Vistas do módulo de processamento onde foram realizadas as gravações experimentais do ruído ambiental e vazamento.	78
35	Representações dos sinais no domínio do tempo e espectrogramas para os experimentos 1, 2 e 3.	80
36	Densidade espectral de potência dos sinais das fases de pré-vazamento / ruído ambiental (azul) e vazamento (vermelho) sonoros obtidos para os cenários 1, 2 e 3, respectivamente da esquerda para direita.	80
37	Diagrama de blocos usado para construção do modelo acústico classificador.	81

38	Características dos sinais sonoros gravados no experimento 1 (vermelho),	
	2 (azul) e 3 (verde).	83
39	Seleção de características a partir da aplicação do método da Mínima	
	Redundância Máxima Relevância (mRMR).	84
40	Espaço tridimensional representando o modelo acústico classificador criado.	86
41	Espaço tridimensional ilustrando o modelo acústico classificador e um novo	
	sinal sonoro a ser classificado.	87
42	Diagrama mostrando etapas da tarefa de classificação de sinal sonoro para	
	teste do modelo acústico classificador.	88
43	Solução conceitual de aplicação a ser utilizada em dispositivos móveis em-	
	barcados com objetivo de aumentar a taxa de detecção automática de	
	vazamentos de gás em plataformas petrolíferas <i>offshore</i> .	90

Lista de Tabelas

1	Nível qualitativo dos tipos de acidente na indústria química e de hidrocar-	
	boneto.	30
2	Resultado da tarefa de classificação de 8 amostras sonoras realizada pelo	
	algoritmo k-NN a partir do modelo acústico construído.	89

Lista de siglas

DES Detecção de Eventos de Sonoro

AM Aprendizado de Máquina

HSE *Health and Safety Executive*

ANP Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis

GNL Gás Natural Liquefeito

LOPC *Loss of Primary Containment*

LIE Limite Inferior de Explosividade

k-NN K-Vizinhos Mais Próximos

CLP Controlador Lógico Programável

CFD *Computational Fluid Dynamics*

NPS Nível de Pressão Sonora

AJB Águas Jurisdicionais Brasileiras

FIR Fórum Internacional de Reguladores

SDV *Shutdown Valve*

BDV *Blowdown Valve*

GNL Gás Natural Liquefeito

GEE Gases de Efeito Estufa

mRMR Mínima Redundância Máxima Relevância

DVGU Detecção de Vazamento de Gás Ultrassônico

FPSO *Floating, Production, Storage and Offloading*

TCZ Taxa de Cruzamento pelo Zero

VP Verdadeiro positivo

FP Falso positivo

FN Falso negativo

VN Verdadeiro negativo

Sumário

Lista de Figuras	vii
Lista de Tabelas	x
1 Introdução	16
1.1 Motivação	18
1.2 Objetivos	19
1.2.1 Objetivo geral	19
1.2.2 Objetivos específicos	19
1.3 Organização do texto	20
2 A Indústria de Óleo e Gás Offshore	21
2.1 Níveis de Produção no Brasil e no Mundo	21
2.2 O Gás Natural: Cenário Atual e Prospectos	24
2.3 Plataformas de Petróleo <i>Offshore</i>	26
2.3.1 Condições de Trabalho a Bordo das Plataformas Offshore	28
2.4 Riscos de Vazamentos de Gás	29
2.4.1 O Vazamento de Gás: Mecanismos e Classificação	30
2.4.2 Gerenciamento de Risco nas Operações em Plataformas de Petróleo Offshore	35
2.4.3 Sistemas Típicos de Monitoramento de Vazamentos de Gases Inflamáveis em Plataformas de Petróleo Offshore	38
3 Revisão Bibliográfica	42
3.1 O Fenômeno Físico do Vazamento de Gás	42
3.1.1 Vazamento de Gás: Pressão, Vazão e Energia Cinética no Entorno do Furo	44
3.2 Irradiação Acústica do Vazamento	47
3.2.1 Efeito do Diâmetro e da Pressão do Fluido Gasoso na Irradiação de Pressão Acústica e Nível de Pressão Sonoro	48
3.2.2 Características Espectrais de Vazamentos Gasosos	51

3.3	Detecção de Vazamentos de Gás	52
3.3.1	Método Acústico de Detecção de Vazamentos	54
3.3.2	Detecção Ultrassônica de Vazamentos de Gás	55
3.3.3	Equipamentos Móveis Portáteis: Oportunidade de Uso para Detecção de Vazamentos	57
3.4	Detecção de Eventos Sonoros	60
3.4.1	Principais Desafios do Monitoramento de Eventos Acústicos	62
3.4.2	Pré-Processamento	63
3.4.3	Extração de Características	65
3.4.4	Taxa de Cruzamento pelo Zero	67
3.4.5	Energia em Curto-Prazo	67
3.4.6	Frequência Fundamental	68
3.4.7	Razão Harmônica	68
3.4.8	Centroide Espectral	68
3.4.9	Fator de Crista Espectral	69
3.4.10	Decréscimo Espectral	69
3.4.11	Planicidade Espectral	69
3.4.12	Fluxo Espectral	69
3.4.13	Curtose Espectral	69
3.4.14	Ponto de Queda Espectral	70
3.4.15	Assimetria Espectral	70
3.4.16	Inclinação Espectral	70
3.4.17	Dispersão Espectral	71
3.4.18	Entropia Espectral	71
3.5	Seleção de Características	72
3.6	Classificação em Detecção de Eventos de Áudio	72
3.6.1	k-Vizinhos Mais Próximos	73
4	Aquisição de Amostras e Construção do Modelo de Classificação	75
4.1	Aquisição dos Sinais Sonoros para Formação do Banco de Dados	75
4.1.1	Avaliação dos Sinais de Vazamento e Ruído Ambiental	79
4.2	Implementação de Algoritmo para Criação do Modelo Acústico Classificador	81

4.2.1	Pré-Processamento	82
4.2.2	Características	82
4.2.3	Classificação	85
4.2.4	Modelo Acústico Classificador Binário	85
4.2.5	Classificação de Novos Sinais	86
5	Resultados e Discussões	88
5.1	Solução Proposta de Sistema de Detecção Sonora de Vazamentos de Gás	89
6	Conclusões e Trabalhos Futuros	91
6.1	Publicações	93
	Referências	94

1 Introdução

O óleo e o gás natural são produtos do petróleo e fontes primárias de energia largamente utilizadas em todo mundo. Não existem países e raras são as comunidades que atualmente não utilizam estes hidrocarbonetos. A exploração e consumo do petróleo remete a fatos históricos definidores do rumo da civilização contemporânea. A partir da metade do Século XIX seu consumo alicerçou o desenvolvimento das nações, trouxe segurança energética e produtos que edificaram o estilo de vida da população mundial.

A indústria da energia cresce a cada ano, exigindo maiores volumes de produção das mais diversas matrizes e tecnologias. Segundo Energy (2022), grande parte da energia consumida no mundo advém de fontes não renováveis, principalmente óleo, carvão e gás natural. Apesar do forte crescimento visto pelas matrizes de geração de energia renováveis no últimos anos, sua contribuição total ainda está bem aquém das fontes não renováveis. Exemplo disso, segundo o mesmo autor, é que a potência gerada por fontes eólicas e solares é de apenas 13%.

A indústria petrolífera, em um contexto de exploração e produção (*upstream*), produz dois produtos principais: o óleo e o gás natural. A partir daí, estas correntes de hidrocarbonetos são transportadas por uma infraestrutura logística suportada por navios, oleodutos, gasodutos, caminhões tanque entre outros (*midstream*) em direção a uma variada gama de plantas industriais como refinarias e petroquímicas (*downstream*). Estas, por sua vez, processam as frações de hidrocarbonetos originando subprodutos como gasolina, diesel, asfalto, plástico, gás natural, gás carbônico e gás butano (GLP). Ao final, subprodutos são comercializados globalmente visando suprir a demanda de outras plantas industriais e consumidores finais.

A produção de óleo e gás natural no Brasil em novas fronteiras petrolíferas marítimas (e.g. Campo Petrolífero de Búzios e Campo de Tupi) apresenta muitos perigos à segurança laboral e ao meio ambiente. Conforme Brkić e Praks (2021), os riscos de incêndios e explosões oriundos da produção de hidrocarbonetos podem trazer efeitos nocivos imediatos à instalação *offshore*¹ e às pessoas que ali trabalham, podendo incorrer em

¹O termo *offshore* é usado para qualquer estrutura instalada em águas costeiras ou abertas a fim de realizar funções como exploração petrolífera e geração de energia eólica.

várias fatalidades. Além disso, o produto liberado após um acidente de vazamento pode trazer efeitos nocivos e de longo prazo ao meio ambiente, incluindo danos à vida selvagem e povoados nos entornos de uma grande área afetada por tal evento.

Atualmente, os sistemas de monitoramento automático de vazamento de gás em plataforma de petróleo *offshore* apresentam baixo nível de desempenho. Exemplo disso são os vazamentos do tipo maior (vazão mássica de maior que 1,0 kg/s) que, segundo Zhou et al. (2019), a partir de dados do *Health and Safety Executive* (HSE), têm uma taxa de detecção autônoma de apenas 42%. Reconhece-se a necessidade de se investir em alternativas tecnológicas para tentar aumentar esse índice e, por conseguinte, melhorar o nível de confiabilidade desta barreira de segurança.

O sinal sonoro emitido a partir do fenômeno do vazamento pode ser um caminho para obtenção de maiores taxas de detecção automática. A formação de uma fonte acústica a partir de uma liberação por expansão livre passa pela transformação de energia contida no gás ou vapor a partir da sua pressão em energia cinética à medida que o fluido se expande através do orifício, gerando turbulência. A partir daí, a onda sonora gerada é irradiada em todas as direções, contendo um conjunto de atributos como unidimensionalidade, omnidirecionalidade, menor interferência a obstáculos e alta flexibilidade.

A técnica conhecida como Detecção de Eventos de Sonoros (DES) aproveita as particularidades extraídas de características da fonte acústica gerada a partir de um evento a fim de detectar acontecimentos. Segundo Mesaros et al. (2021a), a DES é um método que tem por objetivo reconhecer automaticamente o que e quando está acontecendo um evento específico em um sinal de áudio. Este domínio de estudo tem uma proposta diferente daquela explorada no reconhecimento de voz e análise musical. Conforme Parascondolo, Huttunen e Virtanen (2016), aplicações para a DES incluem, por exemplo, o monitoramento acústico, a detecção ambiental por contexto e a indexação automática de áudio.

Esta dissertação investiga o fenômeno acústico gerado a partir dos vazamentos e propõe um sistema de detecção acústica, baseado em Aprendizado de Máquina (AM)², a ser aplicado em dispositivos portáteis que regularmente embutem microfones (e.g. *tablet*,

²Em Inglês, *Machine Learning*

Personal Digital Assistant) e tem sido inseridos ao dia a dia dos trabalhadores da indústria petrolífera *offshore* em decorrência do desenvolvimento da Indústria 4.0 (Nguyen, Gosine e Warrrian (2020)).

1.1 Motivação

Os requisitos normativos e legais atinentes à segurança operacional em um contexto de produção de petróleo e gás estão cada vez mais rigorosos. Agências reguladoras e outros organismos públicos fiscalizadores monitoram estes eventos de forma a prevenir que a degradação de salvaguardas de segurança venha causar acidentes associados à produção de hidrocarbonetos.

Os vazamentos de gás relacionados à produção de petróleo e, por conseguinte, escalonamentos aos cenários de incêndio, explosões, intoxicações, entre outros, têm um péssimo histórico de mortes, impactos ao meio ambiente e perda de patrimônio na indústria petrolífera (MARSH (2022)).

Um das melhores formas para evitar os grandes acidentes de processo é impedir que as perdas de contenção aconteçam e, caso ocorram, que se detecte rapidamente a liberação para que componentes do gerenciamento de risco sejam acionados o mais breve possível, antes que cenários emergenciais escalonem e resultem em perdas maiores.

A taxa de detecção automática de vazamentos atualmente observada não é apropriada à manutenção dos altos padrões de segurança exigidos. De acordo com (Zhou et al. (2019)) e a partir dos dados da *Health and Safety Executive* (HSE) ³ contendo registros de vazamento entre 1992 e 2016, liberações com vazão mássica superior a 1,0 kg/s, o que representa 8% dos eventos no período, têm 73% de taxa de detecção automática. Por outro lado, nos casos em que a vazão mássica é menor que 1 kg/s, esta taxa de detecção automática cai para 42%.

O próprio HSE reconhece, a partir de (HSE (2008)), que a forma de detecção dita manual, ou seja, aquela baseada em cheiro, som, visual entre outras é o tipo mais comum utilizado no reconhecimento de eventos de vazamento. Com efeito, a mesma agência

³O *Health and Safety Executive* é uma agência governamental do Reino Unido responsável por regular e fazer cumprir a legislação de saúde e segurança no trabalho.

nesta publicação conclama empresas operadoras a tratar de problemas relacionados à confiabilidade dos detectores automáticos e deficiências relacionadas ao projeto dos sistemas fixos de monitoramento de liberações de hidrocarboneto.

Logo, o presente projeto de pesquisa motiva-se a buscar alternativa tecnológica com finalidade de aumentar a taxa de detecção automática de vazamentos de gás em ambientes de plataforma petrolífera *offshore*, reduzindo os riscos operacionais associados a esta atividade.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

O trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento de sistema de detecção de vazamentos de gás a partir do som gerado por tais eventos em ambiente de plataforma de petróleo *offshore*.

1.2.2 Objetivos específicos

Dentre os objetivos específicos desta proposta, num contexto de plataforma petróleo *offshore*, destacam-se:

- Investigar o sinal sonoro de fundo, ou ruído ambiental, e o som de vazamento através da utilização de extração de características, espectrogramas e projeção da distribuição de potência espectral;
- Criar modelo acústico classificador a partir da utilização sinais sonoros gravados em ambiente de plataforma de petróleo *offshore*;
- Realizar testes de classificação com sinais sonoros de forma a medir a precisão e a acurácia do modelo acústico criado;
- Propor ideia conceitual de solução para detecção de vazamentos de gás, a partir da utilização do modelo acústico criado e instalado em dispositivos móveis embarcados comumente usados por trabalhadores na indústria petrolífera *offshore*.

1.3 Organização do texto

Este trabalho está organizado em cinco capítulos, de acordo com a seguinte estrutura: no Capítulo 2 são apresentados histórico e tendências da indústria de exploração de hidrocarbonetos *offshore* no Brasil e no mundo. Além disso, neste capítulo também são destacadas as categorias de vazamentos, a necessidade de desenvolvimento de projetos mais confiáveis quanto à detecção de eventos de liberação de hidrocarboneto e a oportunidade do uso de monitoramento acústico como barreira adicional ao propósito de detecção automática. No Capítulo 3 são abordados os conceitos físicos relacionados à emissão de som em eventos de perda de contenção de gás. Em seguida, é descrita uma visão geral sobre os Sistemas de Detecção Sonora (DES), assim como características comumente extraídas e utilizadas no desenvolvimento destes sistemas. O Capítulo 4 descreve a metodologia e particularidades dos experimentos realizados em ambiente real de plataforma petrolífera *offshore*, que serviram de base para formação do banco de dados com sinais sonoros rotulados em duas categorias: “Não Vazamento” ou “Vazamento”. Ainda neste capítulo, é retratado o treinamento do modelo acústico classificador binário formatado a partir de 85% do banco de dados e usando algoritmo baseado em aprendizado de máquina. Após a fase de formação do modelo acústico, o Capítulo 5 empreende testes neste modelo usando os 15% restantes do banco de dados, trazendo os resultados do desempenho de classificação em termos de acurácia e previsão. Por fim, as conclusões e próximas etapas deste trabalho são descritas no Capítulo 6.

2 A Indústria de Óleo e Gás Offshore

A indústria do petróleo, gás natural e derivados é formada por uma cadeia de produção de alta complexidade e grande necessidade de ativos de processamento. Estas características fazem com que esta indústria traga uma série de agrupamentos taxonômicos de forma a facilitar sua subdivisão.

O primeiro agrupamento é feito conforme a seguir:

- *Upstream*: refere-se à cadeia produtiva de exploração e produção de petróleo e gás natural precedente à fase de refino;
- *Midstream*: refere-se à cadeia produtiva que transporta o petróleo e gás natural até a fase do refino;
- *Downstream*: refere-se ao refino do petróleo e processamento do gás natural em produtos derivados, distribuição e comercialização.

A cadeia produtiva *upstream*, por sua vez, é agrupada de acordo com a localização de suas atividades: em terra (*Onshore*) e no mar (*Offshore*). Apesar de produzirem petróleo e gás natural em campos petrolíferos, particularidades das atividades operacionais as tornam bem distintas.

Simplificadamente, a indústria *upstream offshore* consiste na prospecção geológica e sísmica de campos sedimentares, perfuração e completção de poços, instalação e gerenciamento de equipamentos submarinos, barcos de apoio e de plataformas de produção.

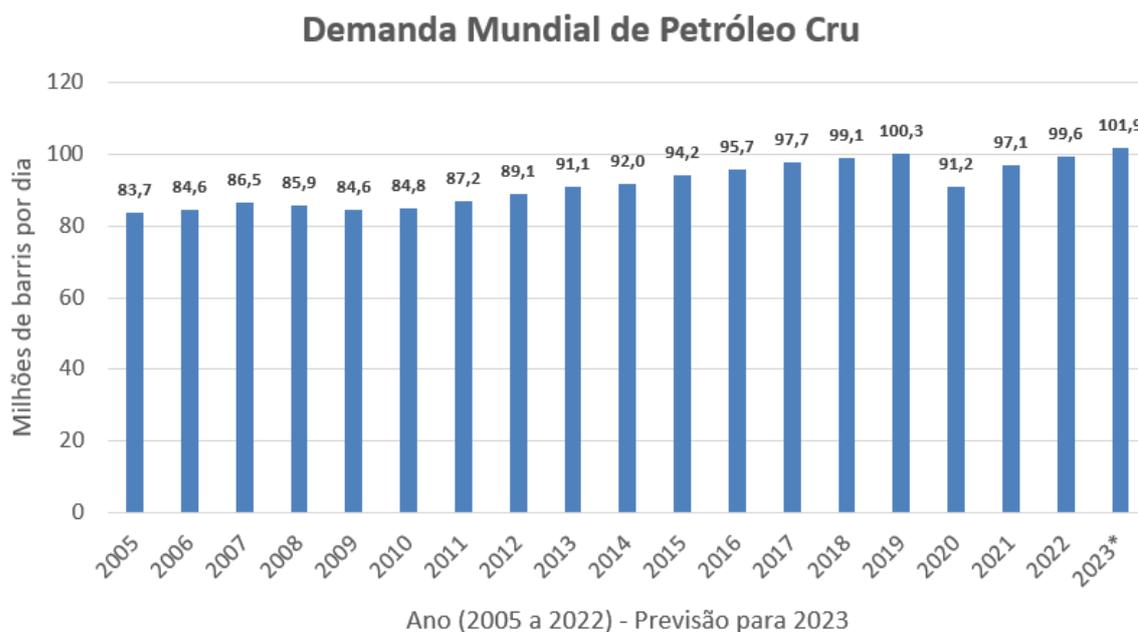
2.1 Níveis de Produção no Brasil e no Mundo

O petróleo e o gás natural são substâncias bastante versáteis e podem ter produtos derivados usados em outras cadeias de produção e para o fornecimento de energia.

A demanda global por petróleo, de acordo com dados na Figura 1, chegou a uma média diária de 99,57 milhões de barris por dia em 2022, projetando-se um aumento para 101,89 milhões de barris por dia em 2023. A partir de 2010, excetuando-se o ano de 2020, atingido pelos impactos da pandemia do Coronavírus, observou-se uma trajetória de crescimento anual nos níveis de demanda.

Apesar dos grandes esforços e entusiasmos no desenvolvimento de soluções para fornecimento de energia alternativa às fontes fósseis, como robustos investimentos em energia eólica, solar e geração de hidrogênio verde, a demanda por petróleo tende a aumentar alcançando, segundo OPEC (2023a), 109,8 milhões de barris consumidos diariamente até 2045.

Figura 1: Histórico de Demanda de Petróleo Mundial (2005 a 2022 - Previsão para 2023).



Fonte: OPEC (2023b)

A atividade de exploração e produção de hidrocarbonetos no Brasil (indústria *upstream*), bem conhecida, no início da década passada, em bacias sedimentares em terra ou em águas rasas no mar, ganhou força nos últimos anos com a descoberta e desenvolvimento de novos campos petrolíferos em águas ultra profundas (e.g. Pré-Sal). De acordo com ANP (2022b), em 2022, a produção média anual de petróleo ficou em 3,021 milhões de barris/dia, com destaque à produção de gás natural recorde cuja extração foi de 138 milhões de m³/dia.

O aumento médio de produção de petróleo e gás natural observado no Brasil nos últimos anos está diretamente relacionado ao acesso às zonas petrolíferas do Pré-Sal. Conforme relata ANP (2022b), a produção de petróleo nessa área correspondeu em 2022 a 75,2 % da produção nacional.

O acesso aos campos do Pré-Sal exige ativos de produção com nível de comple-

Figura 2: Produção anual de petróleo e condensado no Brasil entre 2018 e julho de 2023.

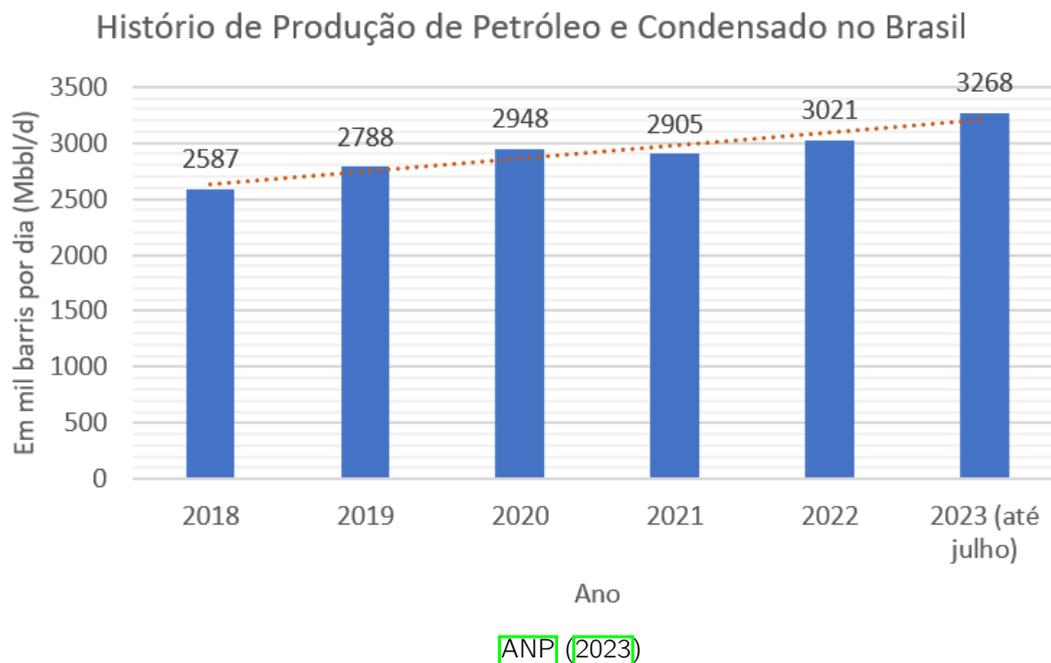
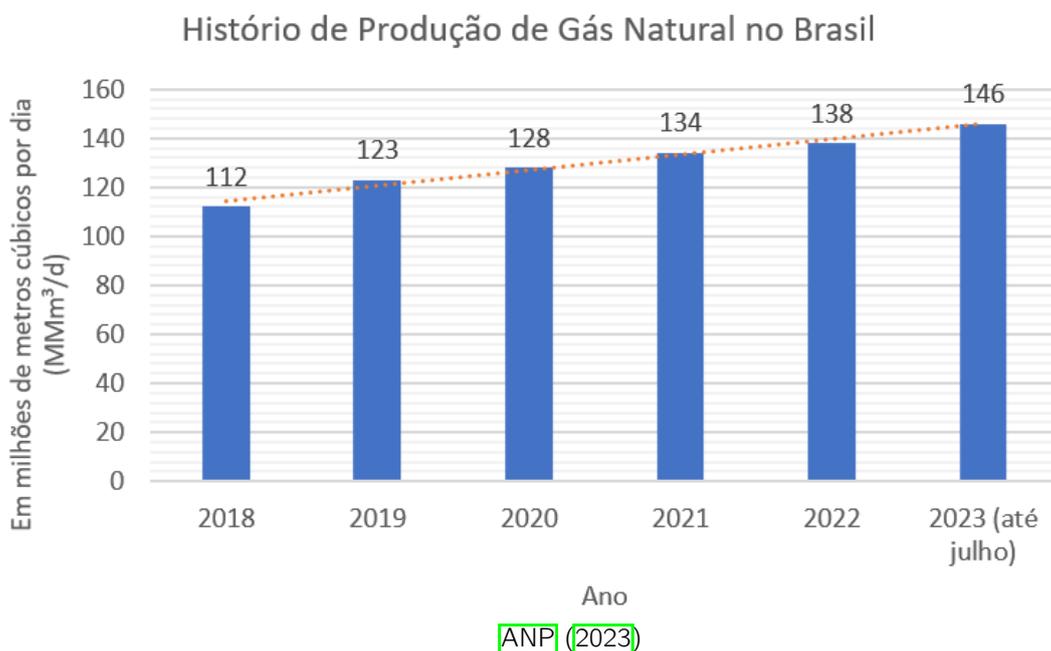


Figura 3: Produção anual de gás natural no Brasil entre 2018 e julho de 2023.



xidade maior em relação aos operados anteriormente. Com efeito, requisitos ambientais associadas à redução de queima, ou seja, menor emissão de dióxido de carbono por barril de óleo equivalente produzido, ampliaram enormemente a quantidade de equipamentos, instrumentos e tubulações instalados em plataformas marítimas. Isto viabilizou funções operacionais antes pouco conhecidas no cenário nacional como a reinjeção de gás natural

e Captura, Utilização e Armazenamento de Carbono (CCUS) ANP (2022b).

De acordo com EPE (2018):

A descoberta de reservas do pré-sal alavancou o desenvolvimento de um segmento da área de exploração e produção de petróleo e gás natural, no qual há grande exigência por aperfeiçoamentos tecnológicos. Ademais, a gradual mudança de posicionamento de grandes empresas petrolíferas mundiais em busca de diversificação de suas carteiras de investimento, face a um novo cenário de penetração de energias alternativas e de maiores restrições à emissão de gases de efeito estufa, reforçam a necessidade de desenvolvimento de técnicas mais eficientes para a extração, desenvolvimento e transporte dos recursos.

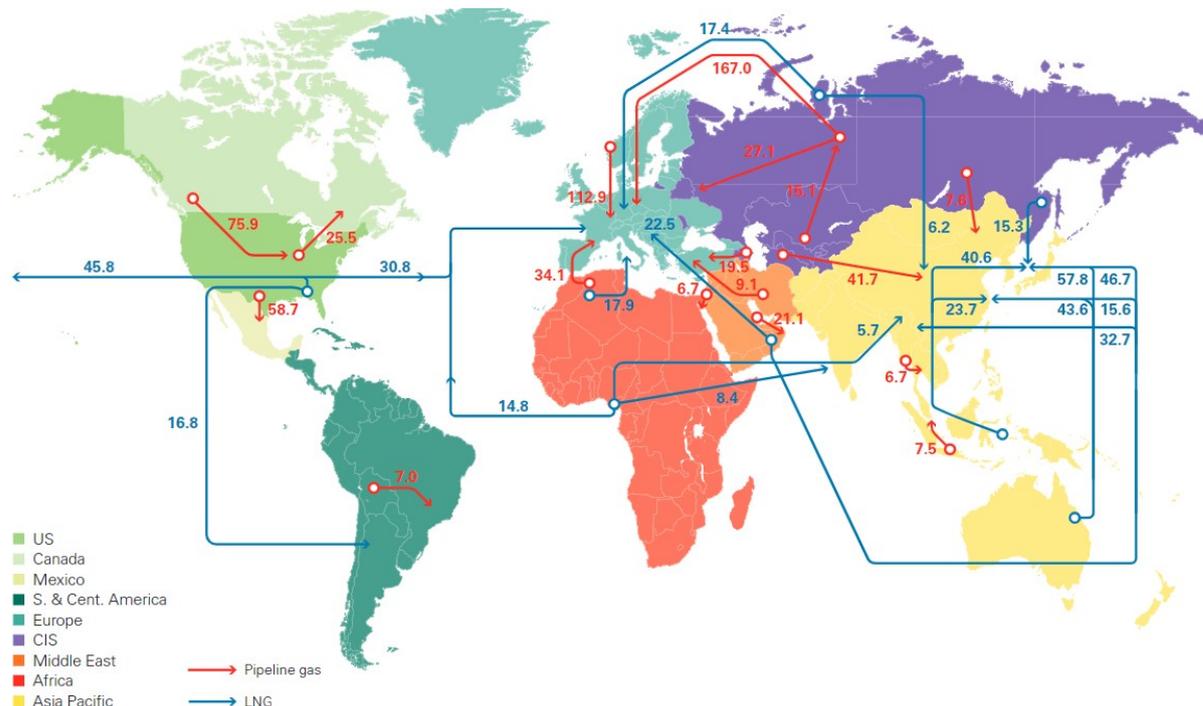
2.2 O Gás Natural: Cenário Atual e Prospectos

Os grandes gasodutos mundialmente conhecidos (e.g. Nord Stream 1 e Nord Stream 2) alicerçam em termos energéticos parte considerável da manufatura na Europa, China e Estados Unidos. Outro caminho de escoamento internacional do gás natural é através do gás natural liquefeito (GNL), cuja comercialização se iniciou em 1964 Yergin (2012), porém popularizou-se a partir dos anos 90. O GNL é transportado em navios o que aproximou os grandes países produtores de gás (e.g. Catar) dos grandes centros consumidores. A Figura 4 apresenta os maiores fluxos de comercialização de gás natural no mundo em bilhões de metros cúbicos.

Nos últimos anos, devido ao apelo ambiental pela redução da emissão de gases de efeito estufa (GEE), e período transitório rumo às fontes renováveis de energia, a indústria petrolífera tende a caminhar para um aumento de produção do gás natural.

Durante este período transitório para fontes de energia de baixo carbono, segundo Kempfert et al. (2022), existe uma narrativa, apesar de questionada, que o gás natural é uma alternativa ambientalmente aceitável. Conforme mencionado por Tanaka et al. (2019), “[...]a redução da emissão de CO_2 através da mudança de unidades geradoras movidas a carvão por gás natural é chave na estratégia para suportar caminhos para a estabilização do clima”. Desta forma, uma expansão maciça e contínua na infraestrutura de gás natural mundial tem sido empreendida, justificada como um meio benéfico à transição, com 500GW de usinas movidas a gás natural planejadas ou em construção, segundo Kempfert et al. (2022).

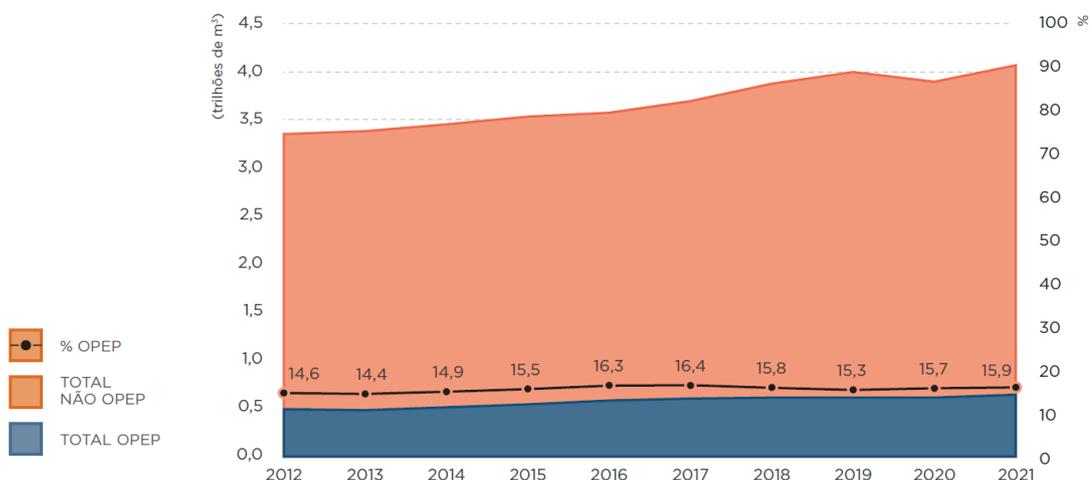
Figura 4: Maiores fluxos de comercialização de gás natural no mundo em bilhões de m³.



Fonte: Energy (2022)

O gás natural, composto por frações leves de hidrocarboneto, tende a ser um componente fundamental para suportar a geração de energia elétrica e peça fundamental no tabuleiro geopolítico internacional nos próximos anos. A Figura 5 mostra a evolução da produção de gás natural no mundo entre os anos de 2012 (3326,1 trilhões m³) a 2021 (4036,8 trilhões de m³), representando aumento de 21,37%, Energy (2022).

Figura 5: Evolução da Produção de Gás Natural - 2012-2021.



Fonte: ANP (2022a)

De forma a escoar todo este inventário de gás comercializado, um vasto parque de ativos associados a conglomerados industriais se fazem necessários. Compressores, permutadores, linhas de distribuição, grandes gasodutos, vasos são exemplos de equipamentos que levam o gás natural das reservas, *offshore* e *onshore*, até consumidores intermediários e finais nesta cadeia de comercialização.

Plantas de processo complexas exigem um maior nível de controle quanto às questões de segurança de processo. Mais tubulações, equipamentos, conexões e etc., são pontos frágeis para eventuais perdas de contenção e, por conseguinte, cenários de emergência que expõem pessoas, o meio-ambiente e a instalação. O termo perda de contenção ou *LOPC (Loss of Primary Containment)* é bastante difundido na indústria de processamento de produtos químicos e serve de conceito base para os estudos de segurança de processo [CCPS \(2023\)](#). Neste contexto, a perda de contenção tem o mesmo significado conotativo de vazamento.

2.3 Plataformas de Petróleo Offshore

As instalações petrolíferas marítimas, comumente conhecidas como plataformas de petróleo *offshore*, são plantas de processo industrial de alta complexidade e periculosidade, instaladas em estruturas fixas ou flutuantes. Seu projeto considera fatores como segurança ocupacional e de processo, particularidades ambientais, aspectos de estabilidade naval e enfoque em confiabilidade que garantem operação sustentável por toda vida útil.

De uma maneira geral, as plataformas de petróleo contêm equipamentos que objetivam o processamento primário do petróleo e gás natural. Em outras palavras, a corrente de hidrocarboneto é tratada retirando água e impurezas, reduzindo, por conseguinte, o volume a ser transportado pela fase *midstream* desta indústria. Além disso, os contaminantes dessas correntes trariam transtornos operativos adversos caso não fossem separados e descartados, como consumo excessivo de energia, corrosão em tubulações, projetos superdimensionados de equipamentos, entre outros.

As plataformas de petróleo *offshore* usadas como unidades estacionárias de produção são classificadas de acordo com seu arranjo construtivo. A seguir são apresentados os tipos mais comuns de plataformas marítimas:

- **Plataformas Fixas:** a planta de processamento primário é suportada por jaqueta geralmente construída em estrutura metálica e estando, esta infraestrutura, conectada a sapatas no leito marinho. Neste tipo de unidade, questões de estabilidade naval e flutuabilidade não são relevantes. A Figura 6 ilustra uma plataforma fixa de petróleo.
- **Plataformas Semi-Submersíveis:** este tipo de plataforma é flutuante tendo os equipamentos de processamento primário de petróleo sustentados em geral, por colunas verticais e flutuadores submersos (em inglês *poontons*). Estas estruturas são ancoradas ou têm sua posição mantidas por sistema de posicionamento dinâmico. Estas unidades não são capazes de armazenar o hidrocarboneto produzido, portanto toda produção é escoada através de dutos ao final do processamento primário. A Figura 7 ilustra uma plataforma de petróleo semi-submersível.
- **Plataformas FPSO:** são plataformas capazes de armazenar grandes volumes de petróleo primariamente processado. Periodicamente, a produção é escoada para navios aliviadores que se conectam a unidade através de mangotes flexíveis. Muitos projetos de FPSO se originam da conversão de cascos de grandes navios petroleiros, através do posicionamento de módulos de processamento sobre seu casco. Sob o ponto de vista de gerenciamento de risco, o projeto de Plataforma FPSO traz uma complexidade adicional devido as limitações de espaço físico disponível e ao excesso de energia acumulada devido à larga capacidade de armazenamento de petróleo. A Figura 8 ilustra uma plataforma de petróleo FPSO.

Por via de regra, as plataformas de petróleo que operam em águas brasileiras tratam do fluido com condições de pressão diferenciadas ao longo das etapas de processamento. As unidades são subdivididas em estruturas conhecidas como módulos de processamento. Uma mesma plataforma que inicia o tratamento do fluido em módulo que opera com pressões a 20 bar contém, por exemplo, outros módulos de compressão que exportam o gás processado a 220 bar ou mesmo reinjetam o mesmo gás no campo petrolífero a 520 bar. Para isto, os módulos contam com um conjunto de equipamentos como bombas, válvulas, compressores, tubulações, vasos, permutadores, tanques, entre outros. O funcionamento deste maquinário promove a emissão de ruído sonoro constante.

Figura 6: Plataforma fixa de petróleo.



Fonte: Starokon (2020)

Figura 7: Plataforma de petróleo semisubmersível.



Fonte: Torres et al. (2015)

2.3.1 Condições de Trabalho a Bordo das Plataformas Offshore

A fim de manter a operação e habitabilidade em unidades habitadas, equipes de trabalho são embarcadas e divididas em turnos de trabalho de 12 horas cobrindo as funções necessárias à continuidade operacional ininterrupta. Neste ambiente, técnicos de manutenção e operadores executam, entre outros serviços, manobras operacionais, serviços de preservação, rondas, liberação de permissão para trabalho, manutenção elétrica e mecânica. Outra característica é que estas equipes utilizam um aparato de equipamentos de proteção individual como luvas, botas, protetores auriculares, óculos de segurança, capacetes e etc.

Figura 8: Plataforma de petróleo FPSO.



Fonte: [Petrobras](#) (2014)

O alto nível de pressão e as características explosivas e tóxicas dos fluidos gasosos processados trazem perigos cujos os riscos devem ser gerenciados. Um desses riscos é a perda de contenção de gás. Vale salientar que a detecção humana de tais eventos de vazamento é prejudicada pela excesso de ruído sonoro ambiental e, adicionalmente, pela utilização dos equipamento de proteção auditiva. Desta forma, entende-se que a eficácia das barreiras de segurança disponíveis para detecção dos eventos de vazamentos seja de extrema importância para segurança dos embarcados e, principalmente, daqueles que estão nas atividades nos módulos de processamento.

2.4 Riscos de Vazamentos de Gás

Os acidentes na indústria química e de hidrocarbonetos em geral, aí inclusas as plataformas petrolíferas *offshore*, seguem mecanismos típicos derivados de vazamentos do produto e podem ser resumidos, dada relevância em termos de probabilidade de ocorrência e impacto, a três tipos mais comuns: incêndio, explosão e liberação tóxica. Em [Crowl D.A. e Louvar](#) (2014), é apresentado estudo qualitativo por meio da Tabela 1 mostrando o grau de relevância de cada um dos mecanismos. Nele, pode ser visto que os eventos mais comuns são os incêndios. Por outro lado, em termos de potencial de fatalidades

(consequência entendida como a mais grave), a ordem se inverte, sendo a liberação tóxica a que tem o maior potencial de ceifar vidas.

Tabela 1: Nível qualitativo dos tipos de acidente na indústria química e de hidrocarboneto.

Tipo de Acidente	Probabilidade de Ocorrência	Potencial para fatalidades	Potencial para perdas econômicas
Incêndio	Alta	Baixo	Intermediário
Explosão	Intermediária	Intermediário	Alto
Liberação Tóxica	Baixa	Alto	Baixo

Fonte: Crowl D.A. e Louvar (2014)

De acordo com MARSH (2022) 23% das 100 maiores perdas da indústria de hidrocarbonetos advém da indústria *Upstream*. O caso mais emblemático se deu em 07 de junho de 1988 com a plataforma fixa Piper Alpha, instalada no Mar do Norte, no Reino Unido. A liberação e ignição de gás de um módulo de compressão de gás iniciou uma série de incêndios e explosões. No momento do acidente haviam 226 pessoas embarcadas; apenas 61 sobreviveram. A perda material foi de 2,384 bilhões de dólares em valores corrigidos para 2021.

No Brasil, o maior acidente da indústria *offshore* em termos de perda material, conforme MARSH (2022), ocorreu em 15 de março de 2001 na Bacia de Campos, no campo petrolífero de Roncador, na Costa do Rio de Janeiro, com a plataforma *offshore* semi-submersível P-36. Este desastre levou a morte de 11 trabalhadores e ao afundamento da plataforma. Um vazamento de gás levou a uma série de explosões danificando uma das colunas verticais da plataforma. A perda material do desastre é estimada em 1,033 bilhão de dólares em valores ajustados para 2021. A Figura 9 mostra a plataforma *offshore* P-36 adernada momento antes do seu afundamento em março de 2001.

2.4.1 O Vazamento de Gás: Mecanismos e Classificação

A segurança das instalações químicas, como são o caso das plataformas *offshore*, passa pela manutenção da integridade das tubulações e equipamentos de forma a garantir a perfeita contenção primária das correntes de hidrocarboneto que estes elementos processam. Em um evento de dano nesta contenção, a depender das condições do acidente, parte do hidrocarboneto em fase líquida ou gasosa é liberada formando atmosfera explosiva. Grandes desastres da indústria petroquímica têm como evento topo ou causa imediata a

Figura 9: Plataforma P-36. Momento antes do afundamento da unidade de produção.



Fonte: EPBR (2018)

perda de contenção com consequente liberação do produto químico processado. Esta liberação pode escalar para cenários como incêndios, explosões, emergências de saúde por intoxicação e asfixia, entre outros. Conforme relata Crowl D.A. e Louvar (2014), “O tipo mais danoso de explosão é a que envolve uma nuvem de vapor não confinada, na qual a grande nuvem de vapor volátil e inflamável é liberada e dispersa através da planta, seguida pela ignição e explosão da nuvem”.

A relevância de cada liberação inadvertida de fluidos químicos depende, em grande porção, de condições ambientais (e.g. velocidade do vento, temperatura), de processamento (e.g. pressão do fluido, temperatura, umidade, concentração), densidade de pessoas, arranjo das linhas e equipamentos, tipos de fluido (e.g. gás carbônico, gás sulfídrico, gás natural) entre outros, no ponto da perda de contenção.

A partir de relatórios oriundos do HSE, Zhou et al. (2019) conclui-se que 70% dos acidentes decorrentes de explosões e fogo estão associados a liberação de gases inflamáveis. Estatísticas apontam como causas principais das liberações inadvertidas de hidrocarboneto a falha na integridade mecânica de equipamentos e linhas (53%) ou erros operacionais (18%), conforme trazido por Crowl D.A. e Louvar (2014). A partir do relatado por Lukonge e Cao (2020), “os vazamentos em tubulações podem ser causados por fatores externos e internos como danos causados por roubos, corrosão, sabotagem, movimentos subterrâneos, terremotos, atividades humanas e quebra da tubulação causada por soldagem não apropriada”.

As Figuras 10 e 11 apresentam exemplos de vazamento por falhas mecânicas em união flangeada e dano na própria tubulação que contém corrente de hidrocarboneto, respectivamente.

Figura 10: Vazamento de gás em união flangeada.



Fonte: Solon (2022)

Figura 11: Vazamento de gás em descontinuidade em tubulação.



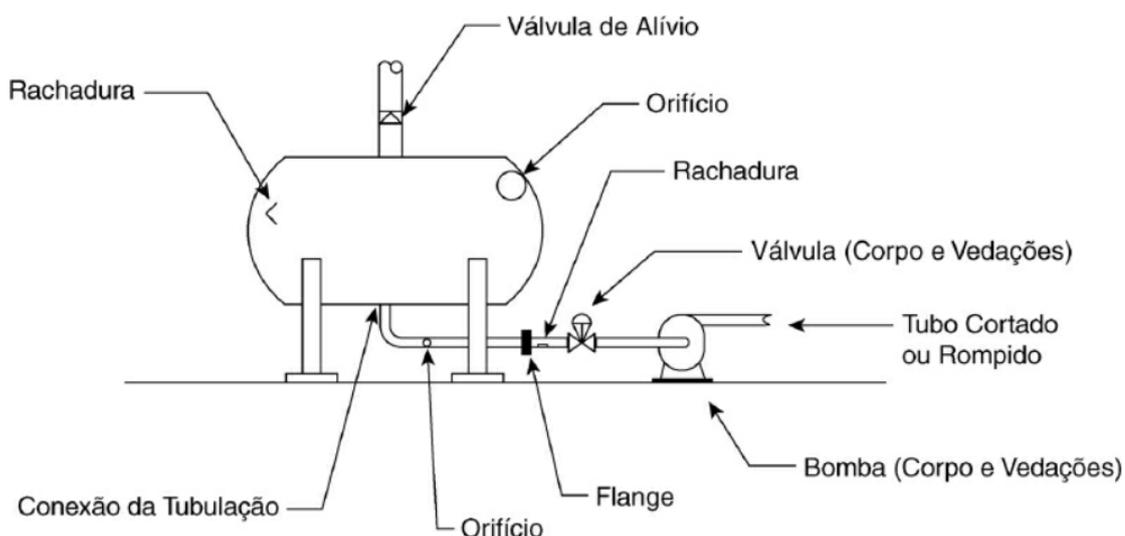
Fonte: Miller (2022)

A Figura 12 ilustra exemplos potenciais de fontes geradoras de vazamentos em equipamentos usados na indústria química em geral.

O Fórum Internacional de Reguladores (FIR) é um grupo de referência internacional com 11 reguladores das atividades de óleo e gás da indústria petrolífera *offshore* (e.g. ANP, HSE), que promove compartilhamento de informações objetivando melhorias nos indicadores de saúde e segurança desta indústria Forum (2023b).

Este fórum contém diretrizes para medição de indicadores de desempenho relativos

Figura 12: Exemplos de fontes potenciais de vazamentos.



Fonte: [Crowl D.A. e Louvar \(2014\)](#)

à segurança baseados na coleta de dados de incidentes usando um conjunto de critérios comuns entre os membros do FIR. Um destes critérios é a tipificação da perda de contenção de gás a partir da vazão e/ou volumes liberados em duas categorias: *significante* ou *maior*. Vazamentos fora dos critérios de enquadramento às duas categorias mencionadas não são contabilizados [Forum \(2023a\)](#).

O vazamento de hidrocarboneto conhecido como *Significante* pode causar danos sérios aos trabalhadores nas adjacências do local onde houve a liberação e, por conseguinte, escalonar para cenários de emergência no entorno daquela área, como por exemplo, danos às estruturas ou mesmo aos sistemas de segurança no entorno [HSE \(2022\)](#).

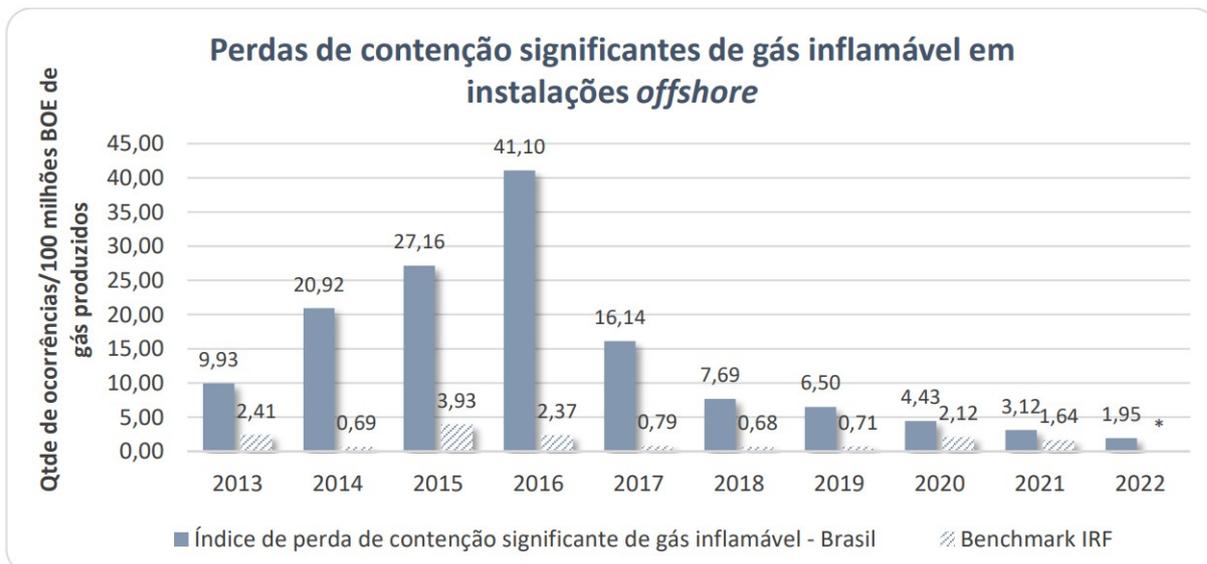
O FIR atribui os seguintes critérios condicionantes à classificação do vazamento como *significante*:

- Taxa de liberação entre 0,1 kg/s e 1,0 kg/s, com duração entre 2 e 5 minutos;
- Taxa de liberação maior ou igual a 0,1 kg/s, com liberação de uma massa total entre 1 e 300 kg durante todo o evento.

A Figura [13](#) apresenta o indicador da razão da quantidade de perdas de contenção significantes por 100 milhões de barris de óleo equivalente de gás produzido em instalações *offshore* operando em águas brasileiras. Complementarmente, nesta mesma figura, o

desempenho nacional é comparado com os melhores resultados do FIR.

Figura 13: Taxa de perda de contenção significativa de gás inflamável em instalações petrolíferas *offshore* operando no Brasil entre 2012 e 2022.



Fonte: ANP (2022c)

A partir da Figura 13, tomando-se o valor realizado em 2022 de 1,95 e o melhor resultado do FIR em 2021, percebe-se que os ativos operados no Brasil tiveram desempenho inferior em aproximadamente 19%.

O termo vazamento Maior é empregado para ocorrências de liberações que, em caso de ignição da atmosfera explosiva, tenham chances de provocar emergência de saúde com múltiplas vítimas e escalar rapidamente afetando outros módulos de processamento de hidrocarboneto, refúgios temporários, e rotas de fuga HSE (2022).

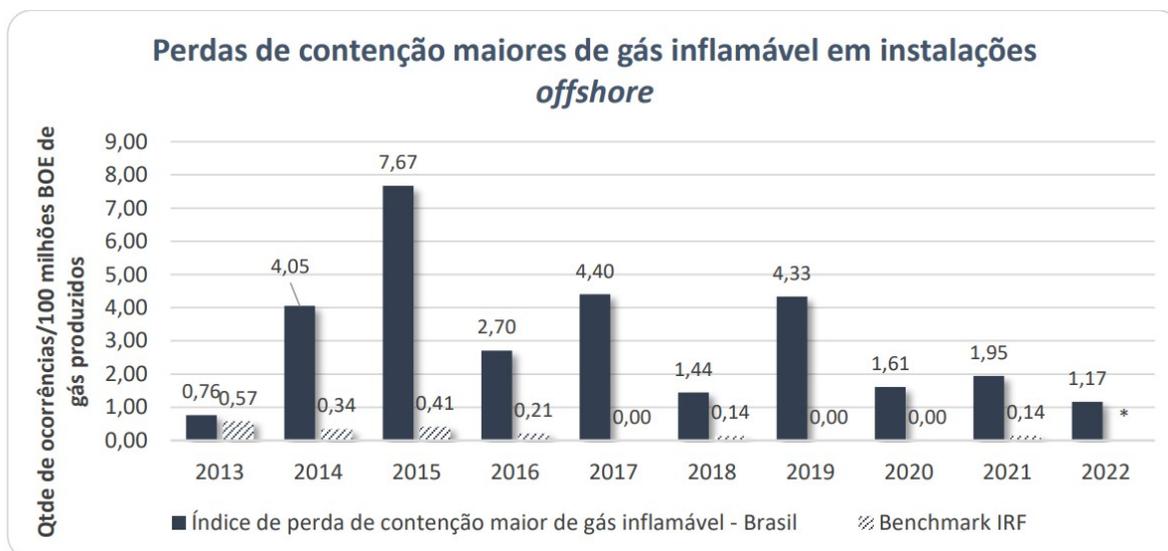
O FIR atribui os seguintes critérios condicionantes à classificação do vazamento como maior:

- Taxa de liberação maior que 1,0 kg/s com duração superior a 5 minutos;
- Taxa de liberação maior ou igual a 0,1 kg/s, com liberação de uma massa total maior que 300 kg durante todo o evento.

A Figura 14 apresenta o indicador de taxa de perdas de contenção do tipo maior em razão da produção de gás nos mesmos moldes ao apresentado na Figura 13.

A partir da Figura 14, tomando-se o valor realizado em 2022 de 1,17 e o melhor

Figura 14: Taxa de perda de contenção maior de gás inflamável em instalações petrolíferas *offshore* operando no Brasil entre 2012 e 2022.



Fonte: ANP (2022c)

resultado do FIR em 2021 de 0,14, percebe-se que os ativos operados no Brasil têm desempenho 8,35 vezes inferior ao melhor resultado do fórum de reguladores FIR.

A política estratégica de redução de acidentes e fatalidade zero no trabalho, hoje formalmente estabelecida como objetivo nas grandes companhias petrolíferas, traz a necessidade do desenvolvimento de tecnologias ou melhorias de processo como caminho para aumentar a taxa autônoma de detecção de vazamentos. Esta busca pelos vazamentos antes que eles escalonem para algo pior é condição essencial quando se quer atingir tal objetivo. Quando analisa-se os resultados brasileiros a partir das Figura 13 e 14, percebe-se que o país precisa acelerar esforços neste sentido de forma a trazer os indicadores de segurança da nossa indústria *offshore* aos patamares internacionais.

2.4.2 Gerenciamento de Risco nas Operações em Plataformas de Petróleo Offshore

Nos últimos anos, o desenvolvimento dos campos petrolíferos do pré-sal associados às limitações quanto à emissão de gases de efeito estufa exigiram a criação de novos projetos de instalações petrolíferas com requisitos de engenharia desafiadores. Exemplo disso são unidades que contêm módulos para reinjeção de gás natural e gás carbônico no campo petrolífero, operando com pressões acima dos 50 MPa.

Neste novos projetos, é fundamental que os melhores fundamentos, princípios e

conceitos do gerenciamento de risco sejam colocados em prática. Conforme trazido por [Jr \(2021\)](#), existem cinco componentes fundamentais na linha estratégica do gerenciamento de risco: conhecimento operacional e técnico, redução dos perigos, remoção de pessoas, controle de emergência e redução da imprevisibilidade.

Em cenários emergenciais de vazamento de gás, a detecção rápida da perda de contenção aciona de forma ágil alguns componentes do gerenciamento de risco. Por via de regra, um alarme de *Emergency Shutdown* (ESD) é acionado levando ao processamento de uma matriz causa-efeito que desencadeia ações como o fechamento de válvulas *shutdown valve* (SDV), para segregação do hidrocarboneto envolvido no trecho onde existe a liberação (i.e. interrupção da fonte), abertura de *blowdown valves* (BDV), para depressurização do inventário presente naquela zona onde existe a perda de contenção, e acionamento do alarme sonoro de emergência. O alarme sonoro é especialmente útil na medida em que faz com que os tripulantes sigam para os pontos de reunião e as equipes especialistas em controle de emergência possam ser mobilizadas (e.g. Brigada de Incêndio).

Estas ações previnem o escalonamento a cenários como incêndio, explosão, intoxicação, asfixiamento, entre outros. De acordo com [Zhou et al. \(2019\)](#), o sistema de detecção de gás é uma barreira essencial de proteção e prevenção de potenciais acidentes, evitando que vazamentos de gás se transformem em desastres com incêndios e explosões.

Segundo [Center for Chemical Process Safety \(CCPS\) \(2009\)](#) e em linha com o trazido por [Jr \(2021\)](#), as razões típicas da utilização de sistemas de detecção de gás são, em resumo, as seguintes:

- **Segurança pessoal:** os sistemas de detecção automática alertam trabalhadores acerca de liberações perigosas de hidrocarboneto que comprometam a saúde e segurança da atmosfera do local e adjacências;
- **Proteção à propriedade:** estes sistemas detectam e acionam níveis de isolamento de inventário de hidrocarboneto que possam levar a incêndio ou explosões. Estes sistemas alertam ainda a presença de contaminantes que possam acelerar o processo corrosivo de estruturas que promovem prejuízos materiais;
- **Monitoramento regulatório:** garantem e geram evidência objetiva de que os níveis

de contaminantes do ar estão sendo mantidos aquém dos limites regulamentares;

- **Impactos a comunidade:** podem ser úteis quando aplicados em locais que detectem e evitem grandes liberações que possam colocar em perigo comunidades circunvizinhas, o meio ambiente ou uma grande porção da planta industrial.

Em plataformas petrolíferas marítimas atualmente operadas em águas brasileiras, vários tipos de fluidos gasosos são encontrados e podem ser os agentes envolvidos em um cenário de vazamento e acidente. Dentre aqueles possíveis, citam-se os principais:

- **Gás Carbônico:** muitas das correntes de gás dos campos petrolíferos chegam às plataformas *offshore* com frações consideráveis de gás carbônico. Algumas plataformas contam com sistema de separação deste gás para futura reinjeção nos poços. Além disso, o gás carbônico é usado como componente principal em alguns sistemas fixos de combate a incêndio, como é o caso daqueles aplicados a salas de painéis elétricos. Sua liberação inadvertida pode causar intoxicação em trabalhadores, levando a fatalidades;
- **Nitrogênio:** muitas plataformas contam com equipamentos que produzem nitrogênio (e.g. Unidade Geradora de Nitrogênio - UGN). Este fluido gasoso é aplicado, como exemplo, em equipamentos com o objetivo de selagem gasosa ou para fins de inertização de vasos. A exposição a este gás, a exemplo do gás carbônico, pode levar à fatalidade por asfixia;
- **Gás Sulfídrico:** comumente identificado como cheiro de ovo podre em baixas concentrações, o gás sulfídrico é altamente tóxico e mata quando exposto a altas concentrações. Este gás é encontrado nas correntes gasosas que chegam às plataformas em alguns campos petrolíferos;
- **Hidrogênio:** o hidrogênio é principalmente encontrado em salas de bateria chumbo ácidas e são produzidas a partir de reação química entre a água e o ácido sulfúrico durante o carregamento elétrico destes equipamentos. O hidrogênio é altamente inflamável e explosivo, podendo causar fatalidades a depender do cenário;
- **Gases Inflamáveis:** as correntes de gases inflamáveis dentro de plataformas *offshore* são compostas de fração de hidrocarbonetos menores como metano, etano, propano

e butano. Esta composição de frações gasosas é altamente inflamável, podendo levar a explosões, a depender do cenário de perda de contenção, e como consequências catastróficas como múltiplas fatalidades, danos ambientais, ao patrimônio e à imagem do empreendimento.

2.4.3 Sistemas Típicos de Monitoramento de Vazamentos de Gases Inflamáveis em Plataformas de Petróleo Offshore

Por via de regra, as plataformas petrolíferas *offshore* que operam em Águas Jurisdicionais Brasileiras (AJB) utilizam preponderantemente dois tipos de instrumentos em seus sistemas fixos para monitoramento e detecção de gás inflamável: os detectores pontuais e os de visada, ambos baseados na absorção de luz infravermelha. Conforme mencionado em [Vázquez-Román et al. \(2016\)](#), estes instrumentos devem estar aptos a detectar concentrações de gases não maiores que 60% do limite inferior de explosividade (LIE).

Muitos gases inflamáveis têm a propriedade de absorver luz infravermelha (i.e. assinatura de absorção), ou seja, a concentração de gás é proporcional à absorção desta frequência de luz.

Para o caso do sensor de visada, um elemento emissor de luz infravermelha e outro receptor, a exemplo dos mostrados na Figura [15](#), separados por algumas dezenas de metros, são instalados e alinhados, promovendo a leitura dos níveis de luz infravermelha absorvidos. Caso a atmosfera entre os dois elementos seja contaminada com gás inflamável, o receptor passa a receber uma luz infravermelha sem os componentes que foram absorvidos, informando, desta forma, a um Controlador Lógico Programável (CLP) dedicado acerca da presença de iminente explosividade no local. Este tipo de sensor tem a vantagem de cobrir uma vasta área entre o elemento emissor e receptor [Center for Chemical Process Safety \(CCPS\) \(2009\)](#).

Os elementos pontuais tradicionais, por sua vez, usam o mesmo mecanismo de detecção infravermelha, porém não cobrem uma região vasta nos mesmos moldes do sensor de visada. A Figura [16](#) apresenta um exemplo de sensor pontual aplicado nas unidades *offshore*.

A alocação de número e posicionamento dos instrumentos é uma questão crítica na

Figura 15: Sensor de visada infravermelho FlexSight LS2000 - Fabricante: DET-TRONICS.



Fonte: Adaptado de [DET-TRONICS \(2023\)](#).

Figura 16: Sensor pontual infravermelho Optima Plus - Fabricante: Honeywell.



Fonte: [Honeywell \(2023\)](#).

fase conceitual de projeto dos sistemas de monitoramento de vazamentos de gás inflamável que usam a detecção infravermelha. Uma análise adequada da localização dos instrumentos deve considerar variáveis como: concentração do gás nas correntes de processo, pressão do fluido trabalhado, condições atmosféricas, nível de ventilação, localização e arranjo de equipamentos e linhas, direção predominante do vento, entre outros [Sizeland, Croft e Leong \(2014\)](#). Estudos baseados em modelos de dispersão podem avaliar o nível de concentração de gás no ambiente considerado levando em conta as variáveis citadas, em congruência com [Vázquez-Román et al. \(2016\)](#). Comumente, ainda de acordo com o mesmo autor, os modelos de turbulência associados à dispersão são bem aceitos e usam dinâmica dos fluidos por simulação computacional (*computational fluid dynamics* - CFD).

Tipicamente, a alocação de sensores baseada em CFD tende a reduzir os pontos cegos devido à alta concentração em regiões inesperadas. Um procedimento de cinco etapas baseado em estimativas de risco foi sugerido em [DeFriend et al. \(2008\)](#) para se encontrar o espaçamento entre instrumentos, sendo o CFD preponderantemente utilizado

para prever consequências como valores de sobrepressão.

Apesar do esforço na melhoria de projetos de instrumentos e modelos de simulação, o desempenho atual dos sistemas de monitoramento ainda é insatisfatório quanto à taxa de detecção automática dos eventos de vazamento de gás na indústria *offshore*. Segundo Lukonge e Cao (2020), os grandes vazamentos são facilmente detectados. Porém, pequenos vazamentos podem não ser detectados por algum tempo, principalmente devido ao arranjo de instalação dos equipamentos e tubulações ou em cenários com condição climática desfavorável a uma detecção automática pelo sistema de monitoramento instalado. Ademais, a falta de constatação a tempo de vazamentos tipificados como significantes pode evoluir para uma liberação do tipo maior em um curto espaço de tempo.

Em conformidade com Ma, Liu e Xiao (2020), existem dificuldades intrínsecas associadas aos projetos de sistemas fixos de monitoramento de vazamentos de gás inflamável, dentre eles:

- Devido à complexidade do ambiente marítimo, o instrumento pode gerar alarmes falsos devido a altas temperaturas e ambientes úmidos;
- A rede de sensores instalados contém algumas ditas “zonas cegas”. Quando o número de sensores é insuficiente, um vazamento de gás pode não ser detectado;
- A posição fixa do instrumento sensor pode dificultar a localização da fonte do vazamento.

Em concordância com Zhou et al. (2019) e a partir dos dados da HSE contendo registros de vazamento entre 1992-2016, os vazamentos do tipo Maior, o que representa 8% dos eventos no período, têm 73% de taxa de detecção automática. Por outro lado, nos casos onde a vazão mássica é menor que 1 kg/s, esta taxa de detecção automática cai para 42%.

HSE (2008) relata que

Percebe-se que uma proporção significativa de vazamentos são descobertos por sorte, especialmente se acontece de haver pessoas nas vizinhanças do vazamento. Como resultado, pode ser prudente investigar porque os detectores falham ao responder, e se há alguma forma de melhorar os sistemas ou mesmo introduzir um método sistemático mais efetivo.

Desta forma, nota-se que existe uma lacuna no desempenho dos sistemas de monitoramento e detecção automática de vazamento de gás nas plantas de produção *offshore* atualmente instalados. É comum que o trabalhador por meio visual, sonoro ou pelo odor detecte a anomalia. Além disso, em plataformas desabitadas, não raras na costa brasileira, a forma humana de detecção inexistente, podendo levar à permanência do vazamento por longos períodos de tempo, aumentando as chances de escalonamento para um cenário emergencial mais danoso. Dessa forma, é perceptível que existem deficiências relacionadas à confiabilidade dos sensores atualmente usados, o projeto do sistema e sua implementação na área de trabalho. Isto posto, e baseado em todas as deficiências levantadas, chega-se a conclusão que o uso de redes de sensores para detecção de vazamentos de gás em plataformas *offshore* deve ser revista e melhorada [Ma, Liu e Xiao \(2020\)](#).

3 Revisão Bibliográfica

3.1 O Fenômeno Físico do Vazamento de Gás

Os vazamentos, sejam eles ocorridos com fluidos gasosos ou líquidos, se originam, em sua maioria, de mecanismos de falha mecânica conforme discutido no Capítulo anterior. Os modelos de fonte de escoamento básicas são classificados como liberações de abertura ampla ou limitada, conforme Crowl D.A. e Louvar (2014). Entende-se por liberações de abertura ampla aquelas originadas por grandes danos resultando em vazamentos substanciais de material em curto período de tempo. Um exemplo são explosões de tanques ou tubulações. Por outro lado, as liberações por abertura limitada, conforme o mesmo autor, ocorrem quando “o material é liberado a uma taxa suficientemente lenta para que as condições imediatamente a montante não sejam afetadas”. O presente trabalho foca neste tipo de liberação.

Dessa forma, é usado um modelo de escoamento de gás através de orifícios, onde a substância gasosa que se processa ou transporta é expelida por um furo ou uma trinca de pequeno diâmetro em tubulações, danos em união flangeadas, anéis de vedação, entre outros. Um pressuposto importante deste modelo é que as condições físicas do fluido no interior da tubulação permanecem constantes. Outro atributo importante deste modelo é que o vazamento se dá em forma de jato turbulento, onde a energia pneumática do gás é convertida em energia cinética a medida em que o gás é ejetado da tubulação através do orifício. O gás tem sua pressão, densidade e temperatura alterados à proporção em que sai através do orifício. As Equações 1 e 2 trazem as formulações matemáticas para cálculo da velocidade de escoamento do fluido gasoso e vazão mássica em um evento de vazamento de fluido gasoso Crowl D.A. e Louvar (2014):

$$\bar{u}^2 = \frac{2g_c C_0^2 R_g T_0}{M} \cdot \frac{\gamma}{\gamma - 1} \left[1 - \left(\frac{P}{P_0} \right)^{(\gamma-1)/\gamma} \right] \quad (1)$$

em que u é a velocidade de escoamento do fluido gasoso; g_c é a constante gravitacional; C_0 é um coeficiente de descarga; R_g é a constante dos gases ideais; T_0 é a temperatura inicial do gás; M é o peso molecular do gás; γ é a proporção das capacidades de calor; P

é a pressão a montante do orifício; P_0 é a pressão a jusante do orifício.

$$Q_m = C_o A P_o \sqrt{\frac{2g_c M}{R_g T_o} \frac{\gamma}{\gamma - 1} \left[\left(\frac{P}{P_o} \right)^{2/\gamma} - \left(\frac{P}{P_o} \right)^{\frac{(\gamma+1)}{\gamma}} \right]} \quad (2)$$

em que Q_m é a vazão mássica durante a expansão isentrópica livre; A é a área do orifício.

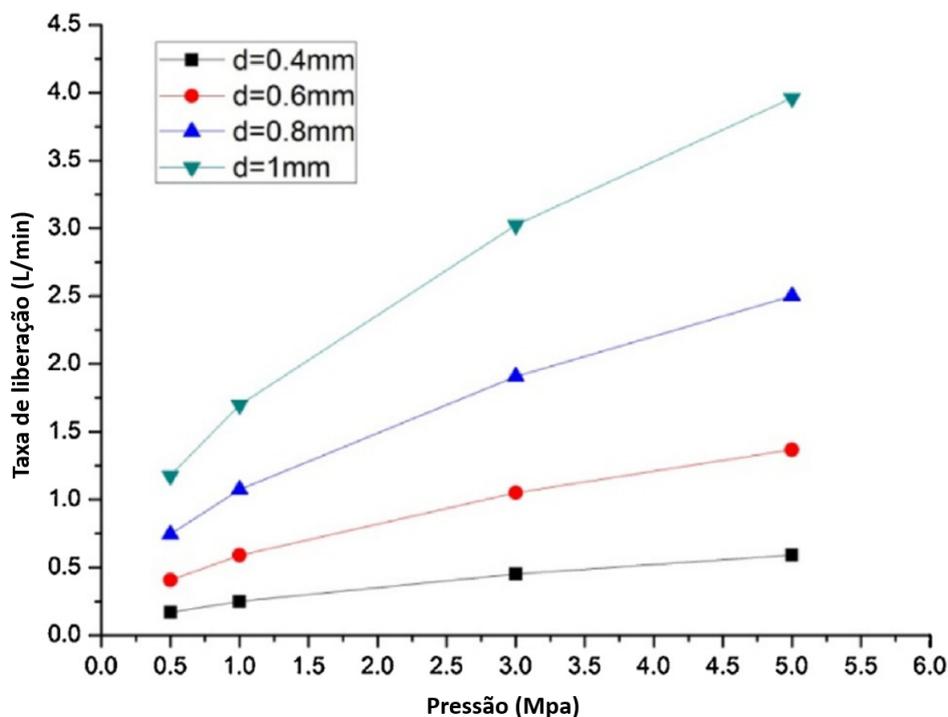
Conforme citado em [Crowl D.A. e Louvar \(2014\)](#), os valores das proporções das capacidades de calor γ para o ar e gás natural são, respectivamente, 1,4 e 1,27. Para o caso do peso molecular M , tem-se para o ar o valor de 29,0 e para o gás natural 19,5.

Considerando condições de contorno idênticas de vazamento de gás natural e ar, e usando a Equação [1](#), verifica-se que as liberações de gás natural tem uma velocidade de escoamento maior que a do ar em aproximadamente 23,43%.

A partir da Equação [2](#), constata-se que a vazão mássica depende de uma série de variáveis, sobretudo da pressão interna do gás e do diâmetro de abertura do orifício por onde o vazamento se materializa.

Uma simulação realizada por [Xu et al. \(2019\)](#), Figura [17](#), ilustra o efeito na taxa de liberação a partir do diâmetro do furo e pressão interna do gás. Nota-se que maiores diâmetros de furo de vazamentos e a pressão interna da tubulação trazem aumentos no crescimento da taxa de liberação da substância. É importante observar que falhas incipientes na integridade mecânica de equipamentos e tubulações onde se originam pequenos vazamentos, quando não tratados rapidamente, podem evoluir para furos maiores com efeitos majorados à vazão de gás liberado na área.

Figura 17: Taxa de liberação (L/min) simulada para pressões de fluido na tubulação de 0,5 MPa, 1,0 MPa, 3,0 MPa e 5,0 MPa em condições de diâmetro de furos de 0,4 mm, 0,6 mm, 0,8 mm e 1 mm



Fonte: Adaptado de [Xu et al. \(2019\)](#)

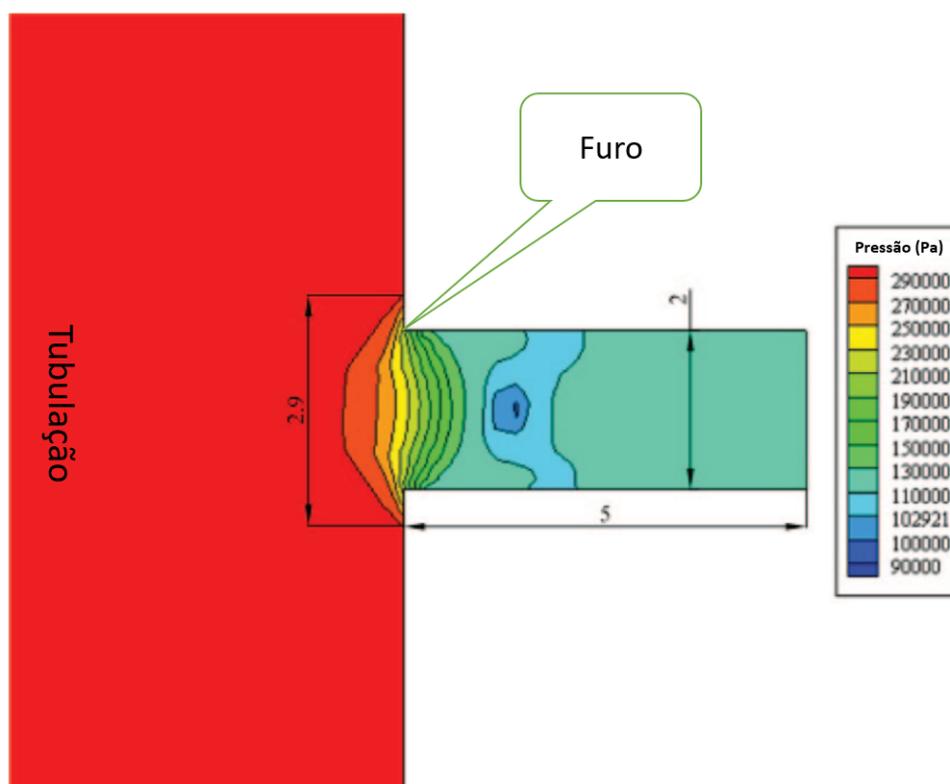
3.1.1 Vazamento de Gás: Pressão, Vazão e Energia Cinética no Entorno do Furo

Quando um vazamento de fluido gasoso ocorre, o produto é escoado para fora da contenção através de um furo, a partir da diferença de pressão entre o meio interno e externo. Logo, criam-se ondas de choque ou expansão no entorno do orifício, fazendo resultar, segundo [Baokun et al. \(2019\)](#) e [Xu et al. \(2019\)](#), em uma variação na pressão, densidade e velocidade das partículas. A partir daí, pulsações turbulentas ou jato turbulento são gerados e, eventualmente, são produzidas ondas de som. Este jato turbulento, em consonância com o trazido por [Liang et al. \(2013\)](#), pertence à categoria dos aero acústicos.

De forma a ilustrar o que foi anunciado acima, as Figuras [18](#) e [19](#) mostram o contorno de pressão e velocidade do fluido após evento de vazamento de gás simulado analiticamente por [Baokun et al. \(2019\)](#), com tubulação pressurizada a 0,3 MPa e um diâmetro de furo de 2 mm. Observa-se graficamente o fenômeno da queda relevante na pressão ainda no contorno interno, ou seja, a montante do furo na tubulação. Quando

o fluido gasoso ultrapassa o furo, imediatamente após superfície externa da tubulação, a pressão, densidade e temperatura caem acentuada e abruptamente. Por outro lado, a velocidade de liberação do gás cresce à medida em que percorre a onda de expansão, sendo esta a razão para criação de uma pequena região com pressão negativa alguns milímetros após a saída do gás pela tubulação (região em azul na Figura 18).

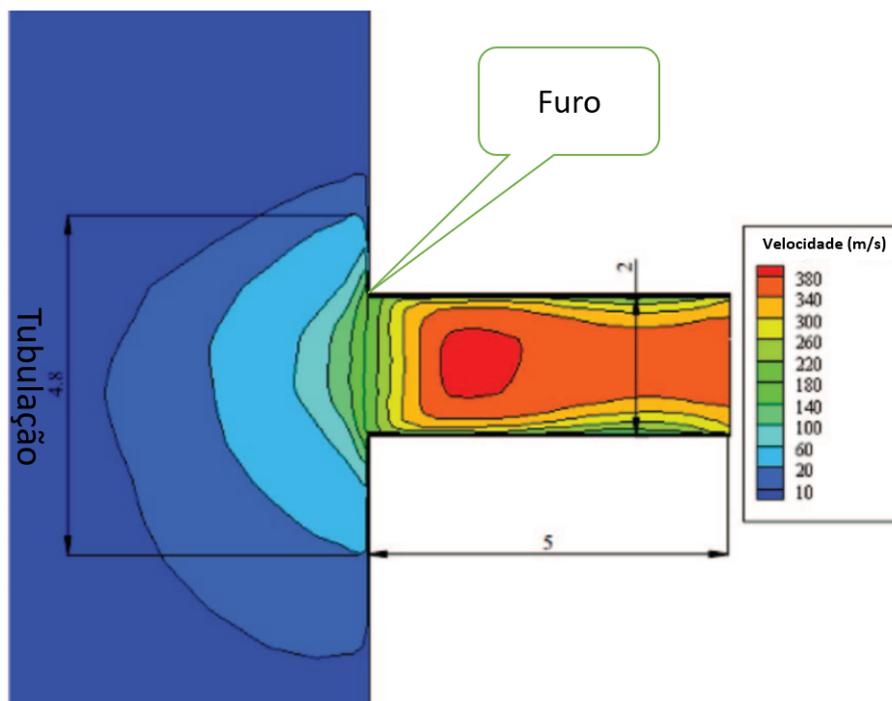
Figura 18: Contorno de pressão próximo ao furo em evento de vazamento



Fonte: Adaptado de Baokun et al. (2019)

Constata-se que na zona de pressão negativa a velocidade de liberação do jato gasoso é a maior em relação a outras áreas. Nota-se que na região com coloração em laranja as partículas gasosas deslocam-se com velocidade supersônica, chegando a valores acima dos 380 m/s.

Figura 19: Contorno da velocidade de liberação próximo ao furo em evento de vazamento

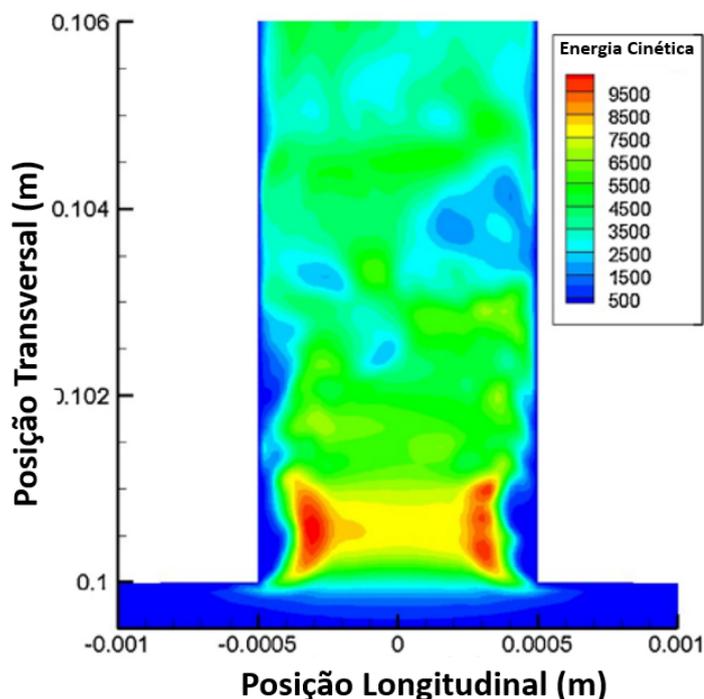


Fonte: Adaptado de Baokun et al. (2019)

Em consonância com Crowl D.A. e Louvar (2014), a energia contida dentro do gás decorrente de sua pressão é convertida em energia cinética à medida em que o gás escapa e se expande através do orifício.

Em Xu et al. (2019), a partir da Figura 20, é apresentada representação gráfica dos níveis de energia cinética no entorno do furo a partir de evento de vazamento em tubulação com pressão de 5 MPa e diâmetro de furo de 1 mm. Observa-se que a maior energia cinética está localizada nas regiões em vermelho, laranja e amarelo. Esta é a mesma região onde são evidenciadas pressões negativas na Figura 18 e a maiores velocidades de deslocamento das partículas gasosas no jato conforme Figura 19.

Figura 20: Energia cinética no entorno do ponto de vazamento.



Fonte: Adaptado de [Xu et al. \(2019\)](#)

3.2 Irradiação Acústica do Vazamento

Na ocorrência de um vazamento de gás, conforme discutido anteriormente, é criado um fluxo turbulento de ejeção de material gasoso, com regiões com pressão heterogêneas no entorno do orifício a alta velocidade em jato turbulento. Conforme trazido por [Xu et al. \(2019\)](#), conforme declarado pela teoria de Lighthill's, som é gerado das flutuações turbulentas e a fonte sonora está localizada onde as maiores velocidades de ejeção de partículas de gás ocorrem.

De acordo com [Wang, Lele e Moin \(1996\)](#) "Ao remodelar as equações exatas de movimento fluido em uma equação de onda não homogênea e linear, Lighthill demonstrou que uma região de escoamento instável em um fluido ilimitado é acusticamente equivalente a uma distribuição de fontes quadripolares, que produz uma radiação acústica de intensidade proporcional a oitava potência da velocidade da perturbação".

A partir da teoria geral de sons gerados aerodinamicamente, desenvolvido por M. J. Lighthill [Lighthill \(1952\)](#), tem-se que a a potência acústica é dada por

$$P_a = \frac{K l^2 \rho_0 U^8}{a_0^5}, \quad (3)$$

em que l é o diâmetro do orifício do vazamento; P_a é a potência acústica; U é a velocidade de escoamento do fluido gasoso no furo; ρ_0 é a densidade do gás vazado; a_0 é a velocidade do som no local, $a = 20,5\sqrt{T}$, com T sendo a temperatura do fluido gasoso, e K é a constante de Lighthill, $K = 3 \times 10^{-5}$.

Percebe-se a partir das equações mencionadas que a taxa de liberação mássica em jato do gás tem efeito superlativo no cálculo da pressão sonora gerada, sendo este de oitava potência conforme Equação 3. Por Xu et al. (2019), tem-se que: “enquanto a pressão na tubulação cresce, o diferencial de pressão entre o interno e externo do tubo cresce, o que resulta numa maior taxa de vazamento”. Com isto, conclui-se que módulos de processamento de hidrocarbonetos que trabalham com pressões mais altas tendem a gerar maior potência acústica.

A potência sonora ou potência acústica é medida em Pascal (Pa) e refere-se a um desvio na pressão atmosférica produzida por uma onda sonora. Por sua vez, o nível de pressão sonora (NPS) é uma medida logarítmica, com unidade em dB, da razão da pressão produzida por uma onda sonora sobre uma pressão acústica de referência. A pressão de referência é usada como $20 \mu\text{Pa}$ por representar o nível de pressão de maior nível de silêncio percebido pelo ser-humano Švec e Granqvist (2018). Portanto, quando por exemplo, a onda sonora emitida for de nível $20 \mu\text{Pa}$, o NPS será de 0 dB.

O NPS da onda sonora sendo difundida pelo ar e é dado por

$$L_p = 20 \cdot \log_{10} \frac{P}{P_0}, \quad (4)$$

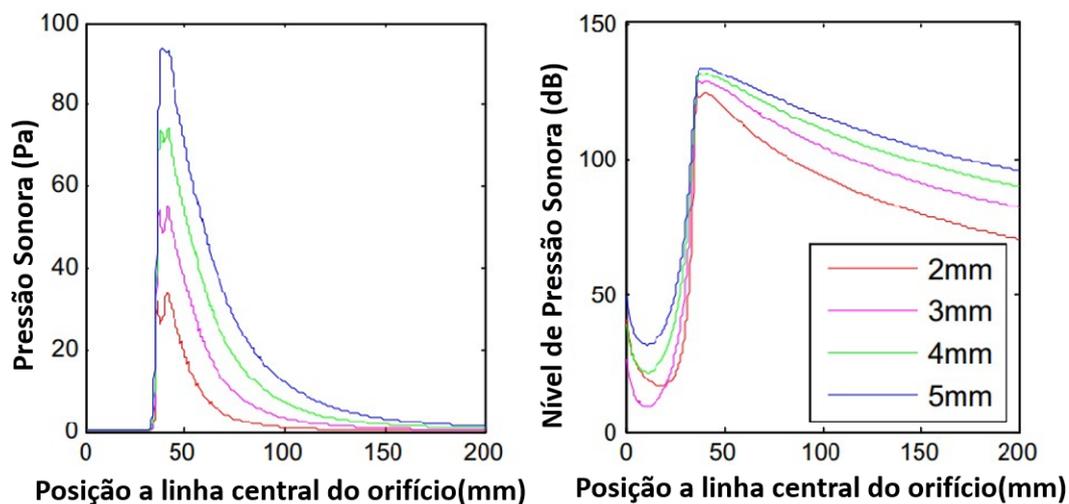
em que P_0 é a pressão de referência no ar que é igual a $20 \mu\text{Pa}$.

3.2.1 Efeito do Diâmetro e da Pressão do Fluido Gasoso na Irradiação de Pressão Acústica e Nível de Pressão Sonoro

Em Liang et al. (2013), foi realizada simulação de vazamento em linha com gás pressurizado a $0,4 \text{ MPa}$ e diâmetros de vazamento de 2 mm, 3 mm, 4 mm e 5 mm. A

Figura 21 mostra os resultados da pressão sonora e do NPS em relação à distância externa ao orifício para os cenários de vazamentos com furos de 2 mm, 3 mm, 4 mm e 5 mm.

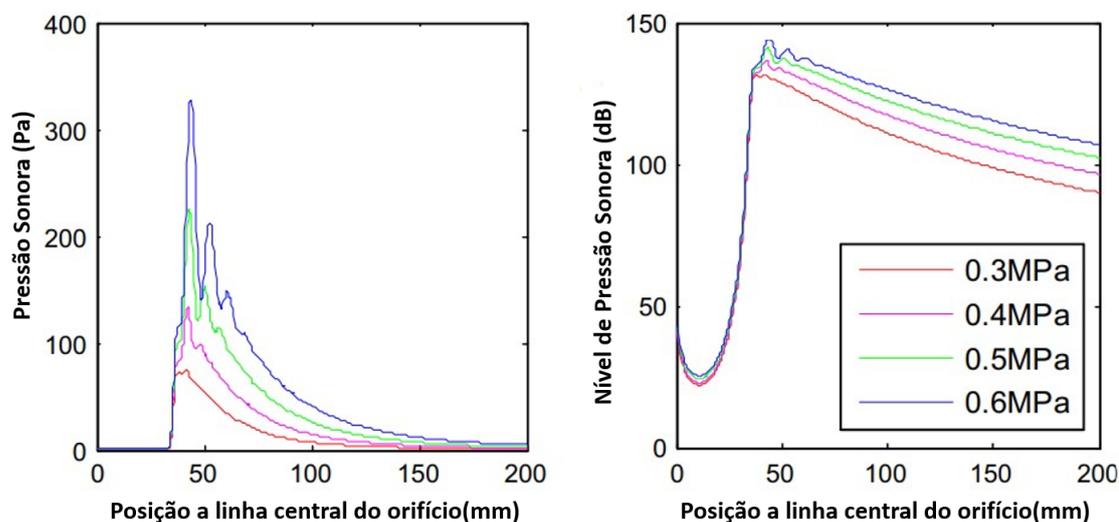
Figura 21: Distribuição da pressão acústica e do NPS emitida em relação à distância externa ao orifício de vazamento para furos de 2 mm, 3 mm, 4 mm e 5 mm



Fonte: Liang et al. (2013)

Ainda em Liang et al. (2013), foi realizada outra simulação de vazamento com furo de 4 mm e variando-se as pressão interna 0,3 MPa, 0,4 MPa, 0,5 MPa e 0,6 MPa. A Figura 22 mostra os resultados da pressão sonora e do NPS em relação à distância externa ao orifício.

Figura 22: Distribuição da pressão acústica e do NPS emitida em relação a distância externa ao orifício (4 mm) para cenários com pressão de 0,4 MPa, 0,5 MPa, 0,6 MPa e 0,7 MPa



Fonte: Liang et al. (2013)

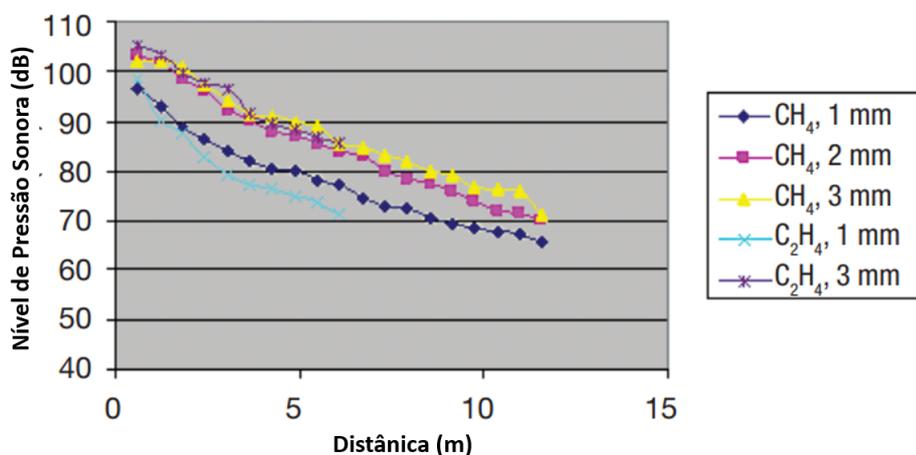
A partir das Figuras 21 e 22, percebe-se que há uma redução rápida na pressão acústica à medida em que se distancia do ponto do vazamento. Percebe-se que os maiores valores são encontrados a 40 mm do furo do vazamento. Por outro lado, o efeito da queda abrupta na pressão acústica não se repete no caso do NPS.

Ainda, nota-se que diâmetros de furos e pressões maiores produzem, como já era esperado, pressões acústicas e NPS superiores.

Em Naranjo e Baliga (2009), são trazidos experimentos que mostram o nível de pressão sonora em relação a distância para vazamentos com diversos fluidos e níveis de pressão. A Figura 23 apresenta gráfico com o Nível de Pressão Sonora versus a distância para vazamentos de metano e etileno em ambientes com NPS de 40 dB de fundo. Os vazamentos detectados por sensor ultrassônico têm as seguintes características:

- CH₄, 1 mm: taxa de liberação de 0,007 kg/s e pressão de 1.379 kPa;
- CH₄, 2 mm: taxa de liberação de 0,007 kg/s e pressão de 5.516 kPa;
- CH₄, 3 mm: taxa de liberação de 0,008 kg/s e pressão de 689 kPa;
- C₂H₄, 1 mm: taxa de liberação de 0,010 kg/s e pressão de 5.516 kPa;
- C₂H₄, 3 mm: taxa de liberação de 0,004 kg/s e pressão de 2.068 kPa.

Figura 23: NPS versus a distância para vazamentos de metano e etileno.

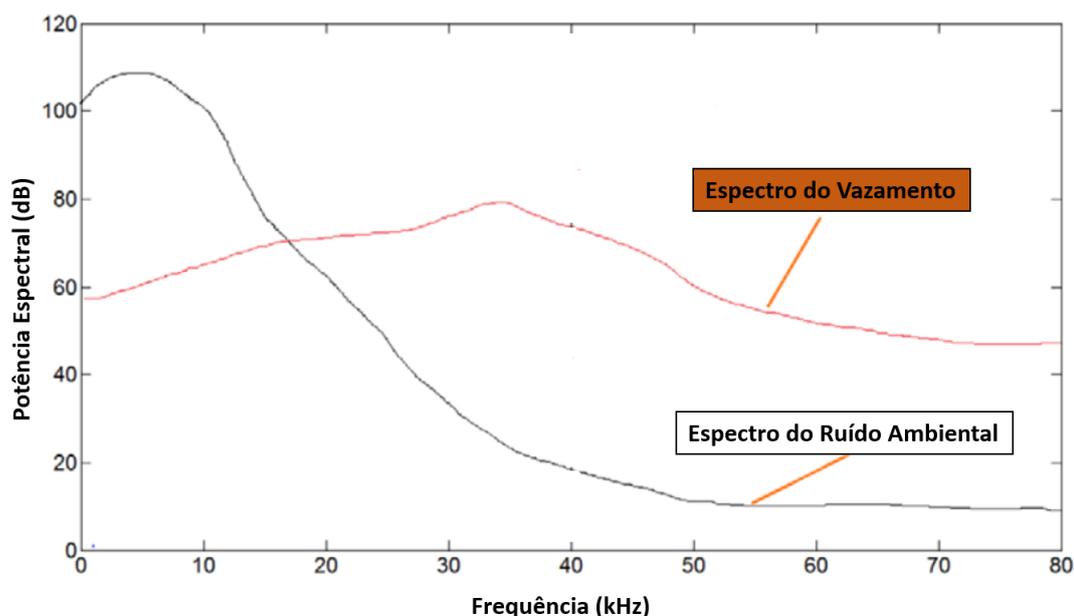


Fonte: Naranjo e Baliga (2009)

3.2.2 Características Espectrais de Vazamentos Gasosos

Quando um vazamento de gás ocorre, o gás pressurizado liberado através do furo produz som em uma faixa de frequência abrangente, iniciando nas frequências audíveis (20 Hz a 20 kHz), com o som de assobio, e alcança faixas de frequências ultrassônicas. Por sua vez, a maior parte dos ruídos sonoros gerados por equipamentos industriais como motores, compressores, bombas e turbinas se concentram nas faixas de frequência mais baixas, dentro da banda de espectro audíveis, ou seja, até 20 kHz [Naranjo e Neethling \(2011\)](#) [Tao et al. \(2015\)](#). A Figura 24 ilustra uma distribuição espectral típica do som gerado por um vazamento e do ruído ambiental.

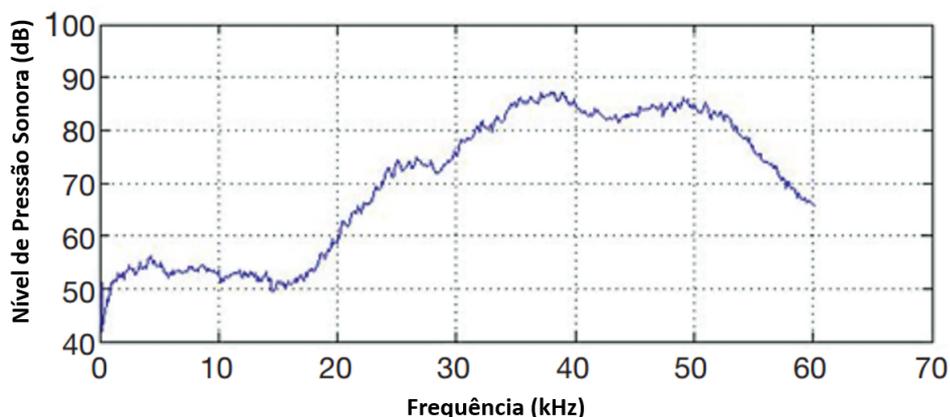
Figura 24: Espectro do ruído ambiental e do som do vazamento típicos.



Fonte: Adaptado de [Tao et al. \(2015\)](#).

Pode-se observar na Figura 25 que o NPS gerado por vazamento de nitrogênio, com pressão de 2.758 kPa e por orifício de 1 mm, frente ao espectro de frequência entre 0 e 60 kHz.

Figura 25: NPS versus frequência gerada por vazamento de nitrogênio (furo = 1 mm; pressão = 2.785 kPa).



Fonte: Adaptado de [Naranjo e Baliga \(2009\)](#).

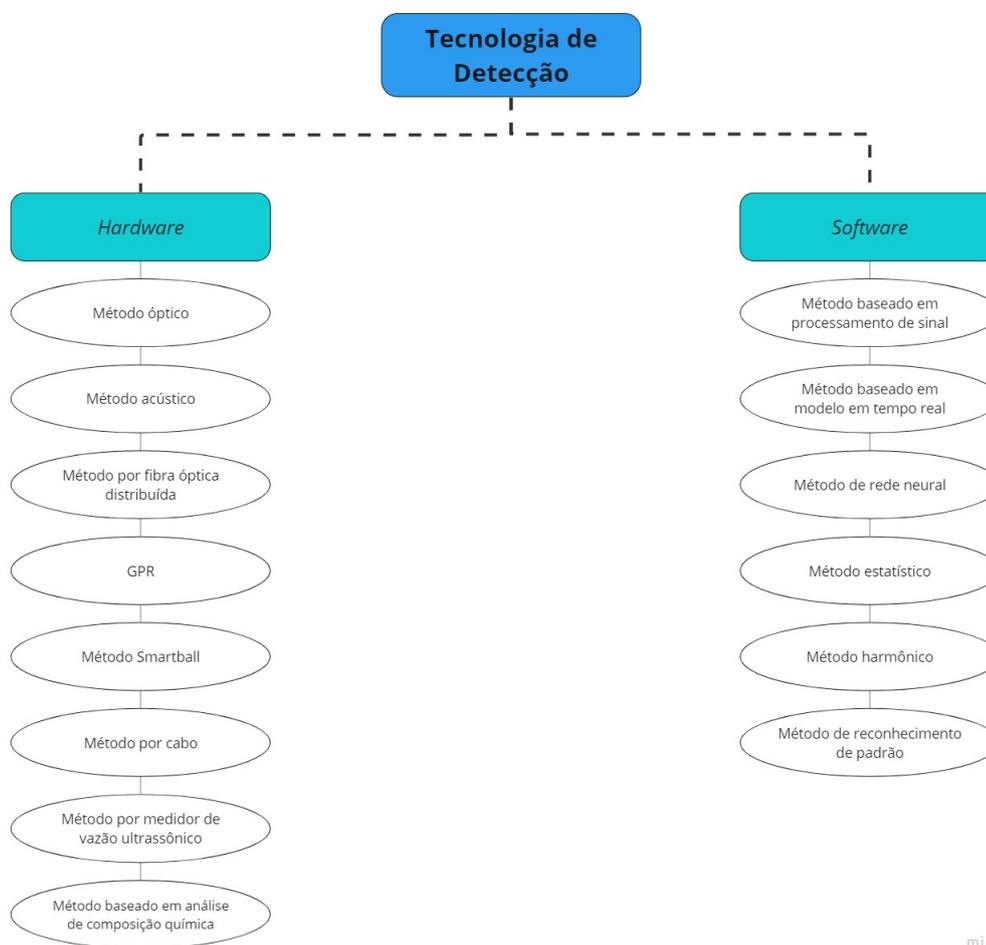
Percebe-se a partir das Figuras [24](#) e [25](#) que o espectro do vazamento de gás concentra maior parte da energia em frequências mais altas da faixa audível (i.e. acima dos 15 kHz) e ultrassônicas. Por outro prisma, o espectro ambiental concentra mais componentes de energia em frequências mais baixas.

3.3 Detecção de Vazamentos de Gás

A indústria petrolífera conta com diversas formas de detecção de vazamentos de hidrocarbonetos. Os atributos e características específicas de cada cenário determinam a melhor solução a ser aplicada.

A literatura revisada traz um vultoso número de tipos de técnicas de detecção de vazamentos [Lu et al. \(2020\)](#), [Zaman et al. \(2020\)](#), [Korlapati et al. \(2022\)](#), [Datta e Sarkar \(2016\)](#). Dentre elas, as mais relevantes se referem ao nível de automação (detecção automática, semi-automática e manual), ao nível de acesso ao dado do vazamento (detecção direta ou indireta) e a mais comum que se pauta pela tecnologia aplicada baseada em *software* ou *hardware*. Os métodos baseados em *hardware* são compostos de sensores específicos usados para a tarefa de detecção e os métodos variam a depender dos tipos de sensores e equipamentos aplicados. Por outro prisma, os métodos classificados como baseados em *software* dependem de programas computacionais para realizar o diagnóstico do vazamento [Datta e Sarkar \(2016\)](#). A Figura [26](#) ilustra tipos de tecnologia de detecção de vazamento de óleo e gás mais comumente usados em dutos.

Figura 26: Classificação de técnicas de detecção cujo método é baseado em *hardware* ou *software*.



Fonte: Baseado em [Lu et al. \(2020\)](#).

Os sensores de vazamento de gás ampla e tradicionalmente usados em plataformas de petróleo são baseadas no método óptico, fazendo uso de transdutores infravermelhos, conforme explanado na Seção 2.4.3. A posição de instalação destes elementos é convencionalmente estudada pelos modelos computacionais de fluido dinâmico⁴ e um robusto aparato literário traz revisões destes modelos e estratégias de posicionamento de forma a aumentar a eficácia destes sistemas [Zhou et al. \(2019\)](#), [Seo et al. \(2012\)](#).

Contudo, de acordo com [Zhou et al. \(2019\)](#), ainda existe uma lacuna entre os requisitos de detecção e a eficiência da rede de sensores instalados nas instalações *offshore*. Uma razão para esta baixa eficácia na detecção é que estes dispositivos têm uma limitação importante: o gás liberado em um evento de vazamento precisa estar em contato, nas

⁴Em Inglês, *Computacional Fluid Dynamics*

proximidades ou em uma área pré-definida do instrumento. Infelizmente, condições ambientais desfavoráveis ou arranjos altamente densos de equipamentos e dutos, características estas típicas em plataformas petrolíferas *offshore*, podem fazer com que o hidrocarboneto seja direcionado a uma região contrária àquela que os instrumentos estejam posicionados, ou mesmo, que o gás seja disperso rapidamente resultando na falha de detecção apenas por que o gás não chega ao detector. Não raros são os eventos em que a liberação gasosa é detectada por operadores em suas rondas diárias, usando basicamente seus sentidos de visão, audição e olfato.

Dessa forma, a busca por tecnologias alternativas a serem aplicadas em um contexto de plataformas petrolíferas *offshore* é fundamental para se buscar melhor taxas de detecção e, por conseguinte, uma redução nos riscos de cenários emergenciais relacionados aos eventos de vazamento.

3.3.1 Método Acústico de Detecção de Vazamentos

O sinal de áudio tem atributos relevantes quando aplicados a sistema de vigilância e monitoramento de eventos. Conforme relatado por Crocco et al. (2016), o sinal sonoro apresenta algumas vantagens quando comparado a outros tipos de sinal geralmente usado para o monitoramento de eventos. Dentre estes, pode-se citar:

- **Unidimensionalidade:** a captura e processamento do sinal de áudio são menos onerosos do que, por exemplo, o de vídeo em termos de largura de banda, ocupação de memória e requisitos computacionais;
- **Omnidirecionalidade:** a captura do sinal de áudio pode contemplar a omnidirecionalidade, diferente, exemplificativamente, das capturas de imagem que tendem a ter um ângulo de visão limitado;
- **Menor interferência a obstáculos:** em virtude do maior comprimento de onda, muitas superfícies permitem a reflexão das ondas acústicas habilitando a captura sonora de eventos, mesmo quando obstáculos entre a fonte acústica e o sensor estão presentes;
- **Flexibilidade:** condições climáticas como vento, chuva, umidade além de iluminação, temperatura, pressão, entre outros, geralmente não promovem grandes problemas

para a captura de sinais sonoros, ao contrário de outros tipos de sensores (e.g. gás, imagem);

- **Custo:** em geral, o custo de microfones é menor quando comparado a sensores para medição de outras grandezas físicas.

O próprio ser humano traz consigo um sistema de detecção de eventos sonoros. Quando certo indivíduo, por exemplo, está em sua residência e identifica atividades através do som, como pessoas falando, a chuva caindo no telhado, o barulho de um automóvel na rua entre outros sons. O sujeito não precisa necessariamente estar vendo a atividade para que a reconheça. O reconhecimento do evento pelo som, conforme declarado por [Mesaros et al. \(2021a\)](#), é o resultado de anos de treinamento com associações entre uma vasta variedade de sons, as fontes que produziram este som e os nomes dados a eles.

3.3.2 Detecção Ultrassônica de Vazamentos de Gás

Na busca por alternativa tecnológica aos sensores ópticos atualmente instalados em plataforma petrolíferas *offshore*, e que usasse o método acústico para detecção de vazamentos, aventou-se a possibilidade da proposição da técnica de Detecção de Vazamento de Gás por Ultrassom (DVGU).

É possível encontrar diversas soluções comerciais com propostas de servirem como barreira adicional aos sistemas ópticos atualmente instalados que usam a DVGU como método de detecção [MSA \(2023\)](#), [Det-tronics \(2020\)](#), [Emerson \(2023\)](#).

A técnica DVGU apresenta uma combinação de características favoráveis à detecção de eventos de vazamentos dentre os quais, segundo [Sizeland, Croft e Leong \(2014\)](#), podem-se citar:

- A possibilidade de detecção de pequenos vazamentos que podem ser reparados antes de se transformarem em vazamentos do tipo Maior, ao contrário dos dispositivos ópticos tradicionalmente aplicados;
- A detecção ultrassônica não é afetada pela velocidade ou direção do vento, ou condições ambientais adversas, pois o som emitido pela liberação é usado como variável física pelo transdutor;

- Um único instrumento é capaz de monitorar uma vasta área de cobertura, ou seja, o posicionamento do sensor não é tão crítico quanto para outros métodos de detecção.

A capacidade de detecção de eventos sonoros de vazamento está diretamente relacionada com a potência sonora emitida pela liberação de gás e pelo ruído de fundo. Como a potência sonora gerada é fortemente influenciada pela taxa de liberação, esta taxa tem um efeito extremado na cobertura de detecção do método DGVU. Em [Naranjo e Neethling \(2011\)](#), menciona-se que plantas de processamento que usam compressores têm um ruído de fundo na ordem de 70 dB. Neste caso, conforme o mesmo autor, os instrumentos ultrassônicos conseguiriam detectar um vazamento com taxas de liberação de 0,1 kg/s em um raio de 5 a 8 metros. Assim, o requisito fundamental à aplicação do método DGVU numa instalação é que deva existir uma diferença entre potência sonora de um eventual vazamento e a potência sonora gerada pelo funcionamento regular da planta de processamento.

A Figura [27](#) mostra exemplo de equipamento para detecção de vazamento em planta química industrial.

Figura 27: Equipamento de detecção de vazamentos por sinal sonoro ultrassônico.



Fonte: [Services \(2023\)](#)

Por outro lado, existem algumas deficiências desta técnica, conforme trazido por [HSE \(2007\)](#) e [Naranjo e Baliga \(2009\)](#), dentre elas a falta de indicação da concentração de gás, a tecnologia é suscetível a interferências de ruídos de fundo em alta frequência e

não existe consenso na aplicação da tecnologia nos sistemas estabelecidos de detecção de vazamentos de gás.

Além disto, uma outra desvantagem importante no contexto de aplicação desta tecnologia em plataformas *offshore* é que as ondas ultrassônicas têm características fortemente direcionais, ou seja, ambientes com alta aglomeração de equipamentos e tubulações podem servir de obstáculos a irradiação da fonte sonora aos detectores DVGU [Meribout et al. \(2020\)](#). Com efeito, de acordo com [Tao et al. \(2015\)](#), a relação entre distância e direcionalidade do transdutor é crítica para o propósito da detecção com este tipo de tecnologia, sendo esta uma das razões pelas quais os detectores fixos ultrassônicos, em geral, são compostos por um arranjo de transdutores multipontos. Com isso, a eventual aplicação da tecnologia DVGU traria uma baixa eficácia na detecção de vazamentos na medida em que muitas regiões de “sombra” seriam geradas dificultando a detecção pelos elementos sensores deste tipo, o que vai de encontro aos objetivos do presente trabalho de pesquisa.

3.3.3 Equipamentos Móveis Portáteis: Oportunidade de Uso para Detecção de Vazamentos

A sessão anterior levantou a potencial inviabilidade da aplicação da técnica de detecção por ultrassom para monitoramento constante de vazamentos no ambiente de plataforma petrolífera *offshore* devido, principalmente, a característica direcional desse tipo de onda sonora. A partir daí, iniciou-se a busca por eventual solução acústica capaz de realizar a detecção fazendo uso das ondas sonoras dentro da faixa de frequência audível (20 Hz a 20 kHz).

Nos últimos anos, os avanços tecnológicos na área de sistemas embarcados e a necessidade por melhores resultados em segurança operacional, flexibilidade, redução de custos, qualidade, vantagens competitivas, maiores níveis de produção e melhor gestão de ativos tem promovido um contínuo desenvolvimento da Indústria 4.0 nos mais diversos ramos industriais [Masood e Sonntag \(2020\)](#). Neste contexto, atualmente, é comum encontrar instalações marítimas com cobertura de rede de comunicação sem fio industrial servindo como infraestrutura base para implementação de soluções móveis embarcadas com utilização, por exemplo, de replicação digital, dispositivos vestíveis, uso de *Personal*

Digital Assistance (PDA), relógios e câmeras inteligente, *Smart Tablets*, *Smart Phones*, *Smart Glasses*, inteligência artificial, robótica entre outros [Nguyen, Gosine e Warriani \(2020\)](#) [Pepperl+Fuchs \(2023\)](#).

A Figura 28, adaptada de [Pepperl+Fuchs \(2023\)](#), ilustra o trabalhador portando um conjunto de dispositivos móveis embarcados em um contexto de inserção à Indústria 4.0. Ainda, as Figuras 29 e 30 mostram exemplos de dispositivos comercializados e aplicados na indústria de óleo e gás.

Figura 28: Ilustração de trabalhador portando diversos dispositivos embarcados num contexto de Indústria 4.0



Fonte: Adaptado de [Pepperl+Fuchs \(2023\)](#)

De uma maneira geral, os dispositivos inteligentes móveis embarcados aplicados à indústria ou de uso comum têm como padrão construtivo a integração de microfones embutidos em sua estrutura capazes de capturar ondas sonoras na faixa de frequência entre 20 Hz a 21,5 kHz [Hromadová et al. \(2022\)](#). Com isso, a partir das vantagens expostas nas seções anteriores acerca do método acústico para detecção de vazamentos, levanta-se a oportunidade em relação a possibilidade de utilização desses dispositivos móveis para alertar sobre liberações gasosas inadvertidas.

Figura 29: Exemplo de *Personal Digital Assistant* (PDA) usado em plataforma de petróleo *offshore*



Fonte: ECom (2023)

Figura 30: Exemplo de *Smartwatch* usado em plataforma de petróleo *offshore*



Fonte: MOBILE (2023)

Conforme apresentado pela Figura 25, em experimento realizado por Naranjo e Baliga (2009), com vazamento de nitrogênio a 2.758 kPa, percebe-se que o NPS para componentes de frequência acima de 15 kHz tende a aumentar, mostrando que ainda na faixa audível tende a ter um comportamento distinto quando se comparado às frequências mais baixas. Adicionalmente, esta mesma noção é trazida por Tao et al. (2015), mostrando que, dentro de um espectro audível (20 Hz - 20 kHz), à medida em que se cresce a frequência, o NPS do vazamento aumenta em contrapartida ao NPS do ruído de fundo que se atenua em frequências maiores.

A partir de todo o exposto, pode-se aventar a possibilidade de utilização dos dispositivos móveis utilizados pelos trabalhadores em seus turnos de trabalho como ferramenta para monitoramento acústico de vazamentos de gás. Com isso, entende-se que se estaria adicionando uma barreira a mais para supervisão dos eventos de perda de contenção de gás, trazendo aumento na taxa de detecção dos vazamentos.

Na prática, o trabalhador que estivesse na área de trabalho portando um dispositivo

móvel com a solução de detecção acústica instalada seria avisado pelo próprio aparelho sobre perda de contenção ocorrida. Com isto, ele diligenciaria ações de forma a prevenir escalonamentos e mitigar consequências da perda de contenção.

3.4 Detecção de Eventos Sonoros

O sinal de áudio pode ser categorizado entre fala, música e sons ambientes. Conforme relata [Snow \(1931\)](#), a fala, cujo trato e cordas vocais produzem maior influência, tem características em frequência que começam em 100 Hz indo até 17 kHz. Por outro lado, a música, segundo relata o mesmo autor, tem uma abrangência de frequência entre 40 Hz e 19,5 kHz. Por fim, a categoria de sinais ambientais contém um forte atributo de variabilidade, com misturas sonoras de curto e longo prazo. Além disso, conforme relatado por [Sharma, Umapathy e Krishnan \(2020\)](#), em sinais de fala e música é observada certa peculiaridade de periodicidade, propriedade esta não encontrada em sinais ambientais.

Como aponta [Giannakopoulos e Pikrakis \(2014\)](#), a análise de áudio ganhou importância nos últimos anos devido ao aumento considerável de canais de distribuição com propósitos comerciais e não comerciais. O resultado desta riqueza de dados alimentou a necessidade de desenvolvimento de ferramentas capazes de analisar e extrair conhecimento a ser consumido por usuários e sistemas de processamento. Uma das tendências de estudo mais relevantes, e que vem ganhando interesse nas últimas décadas, é o processamento automático de dados de áudio. Seu intuito é de desenvolver tarefas que possibilitem aplicações como as de natureza abaixo listadas [Giannakopoulos e Pikrakis \(2014\)](#):

- **Reconhecimento de voz:** é o domínio de estudo mais antigo na análise de áudio. Visa principalmente a tradução do sinal de voz em texto usando dispositivos computacionais;
- **Identificação do locutor:** visa a identificação do agente que fala promovendo soluções na área de segurança e sistemas de sumarização de conversação;
- **Recuperação de informação de música:** extrai informações automaticamente de sinais de música e pode ser usado em aplicações como a indexação inteligente de trilhas sonoras, recomendação de novas faixas a usuários, transcrição de letras de músicas;

- **Detecção de evento sonoros (DES):** detecta automaticamente eventos em sinais de áudio, podendo ser amplamente usado em manutenção preditiva e detectiva, reconhecimento de eventos de violência e acesso não autorizado, entre outras aplicações.

Atualmente, deseja-se que os computadores tenham a mesma ou melhor capacidade de identificação de cenários quando comparado ao ser humano. As técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina são usadas com o propósito de emular o comportamento do sistema auditivo e classificar aquilo que é capturado por microfone. Conforme relatado em [Sharma, Umapathy e Krishnan \(2020\)](#), a área de pesquisa de Detecção de Eventos Sonoros (DES), em inglês *Sound Event Detection*, surgiu deste desafio, no qual a máquina é treinada para classificar os diversos sons dentro de um cenário acústico [Barchiesi et al. \(2015\)](#). Ela se propõe a realizar a constatação automática dos acontecimentos de eventos em ambientes reais, a exemplo do que acontece com o sistema de identificação de som pelo ser humano. Em linha com o trazido em [Parascandolo, Huttunen e Virtanen \(2016\)](#), a DES trata da identificação de acontecimentos que geraram som objetivando estimar em tempo o início e o fim do acontecido, associando um rótulo ao evento. Com efeito, soluções nestas áreas podem ser aplicadas a uma infinidade de áreas, dentre elas àquelas relacionadas a vigilância, detecção de contexto ambiental, detecção de comportamento humano (tosses, risadas e etc.), manutenção preditiva de equipamentos, indexação automática de áudio, entre outras.

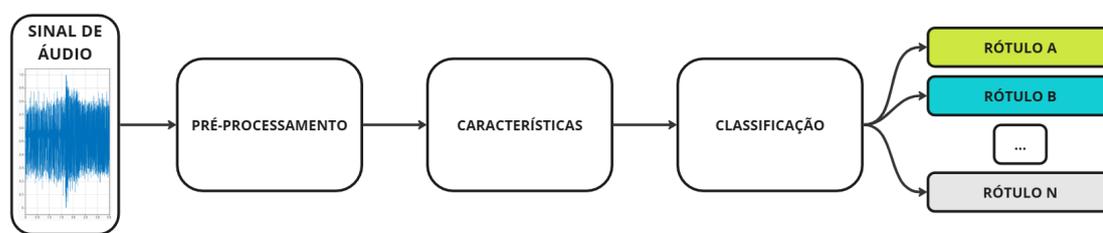
Em linha com o que traz [Glentis, Georgoulaki e Angelopoulos \(2021\)](#), a tarefa de detecção de um vazamento, sem a preocupação com a localização da perda de contenção, é considerada uma tarefa de classificação de cenário acústico binário. Segundo o mesmo autor, “O ruído de fundo na ausência do ruído do vazamento, e o sinal do vazamento observado, constituem duas classes de eventos que devem ser discriminados na base de medição do sinal acústico”.

De uma maneira geral, a DES funciona a partir da aplicação de algoritmo de aprendizado de máquina (e.g. Métodos Escondidos de Markov (HMM), K-Vizinhos Mais Próximos) associado a uma sequência de vetores contendo características do sinal de áudio (e.g. Taxa de Cruzamento pelo Zero (TCZ)). Assim, conforme relatado por [Barchiesi et al. \(2015\)](#) o vetor característica derivado de cada cena acústica é empregado no treina-

mento de um modelo estatístico que aglutina os atributos de toda paisagem sonora. Por fim, é definido um critério de classificação para rotular uma categoria pré-estabelecida que melhor se enquadra àquele conjunto de características. Com efeito, nas palavras de [Mesaros et al. \(2021a\)](#), “a tarefa de detecção de eventos sonoros envolve dois estágios principais: a representação de características e a classificação”. Portanto, um Sistema de Detecção de Eventos Sonoros pode ser modelado simplificadaamente conforme estrutura adaptada de [Babaee et al. \(2017\)](#) (Figura 31).

Este sistema de CCA é composto basicamente por três níveis de processamento: pré-processamento, extração de características e classificação.

Figura 31: Diagrama de blocos de um sistema de detecção de eventos sonoros.



Fonte: Adaptado de [Babaee et al. \(2017\)](#).

3.4.1 Principais Desafios do Monitoramento de Eventos Acústicos

Os desafios de implementação de sistemas da classificação acústica são imensos. Conforme relatado por [Mesaros et al. \(2021a\)](#), os sons, de uma maneira geral, têm características diversas, podendo ter longa ou curta duração. Ainda de acordo com o autor, em aplicações típicas de detecção de eventos sonoros, o alvo de evento sonoro pode estar muito distante do microfone, assim os eventos são consideravelmente afetados pela função de transferência acústica. Outrossim, a distância do agente gerador do evento ao microfone pode fazer com que a pressão sonora do alvo seja menor do que aquele produzido por outros agentes geradores de sons, adicionando, por conseguinte, uma dificuldade a mais na detecção de eventos.

A seguir, são listados os principais desafios encontrados na literatura:

- **Variabilidade nos parâmetros construtivos de microfones:** a variação da qualidade e parâmetros construtivos dos microfones (e.g. resposta em frequência, taxa de

impedância, nível de saída, entre outros), principalmente em sistemas embarcados, impactam em sua função de transferência e podem degradar a acurácia dos resultados de DES a depender dos modelos e algoritmos de detecção aplicados (em até 15%) [Mathur et al. \(2019\)](#);

- **Sons de interesse misturados com sons de fundo:** em ambientes reais, onde os microfones são instalados ao ar livre, o som do alvo ou evento de interesse é misturado com outros sons ambientais. Isto torna muito difícil a distinção do som a ser reconhecido do ruído ambiental [Saggese et al. \(2016\)](#);
- **Distância do evento ao microfone:** pode existir uma baixa relação sinal ruído (em inglês *signal-to-noise ratio - SNR*) em muitos casos, onde a distância do agente alvo que emitiu o som de interesse até o ponto de captura é muito alta [Greco et al. \(2020\)](#) [Greco et al. \(2019\)](#);
- **Duração variável em escada de tempo dos sons de interesse:** algoritmos de DES devem estar aptos a detectar eventos impulsivos, como o rompimento de uma estrutura, assim como eventos com som sustentado, sendo o caso de um pequeno vazamento não detectado [Greco et al. \(2020\)](#) [Saggese et al. \(2016\)](#).

3.4.2 Pré-Processamento

Em consonância com [Crocco et al. \(2016\)](#), um complicador para o uso do som como fonte de dados para monitoramento de eventos é a alta exposição a eventos sobrepostos e a propagação por múltiplos caminhos trazendo, em muitos casos, eco e o efeito da reverberação. Ainda de acordo com o mesmo autor, a primeira etapa no processo de construção de um sistema de vigilância de eventos acústicos é a retirada do ruído de fundo do sinal amostrado em estado natural.

É desejável que o sinal sonoro original passe por uma fase de pré-processamento, que é uma etapa fundamental à geração de robustez do modelo de classificação. Ela se propõe a processar o sinal de forma a efetuar a redução de ruído, equalização, filtragem e segmentação do sinal para condicioná-lo à fase de extração de características [Babaee et al. \(2017\)](#).

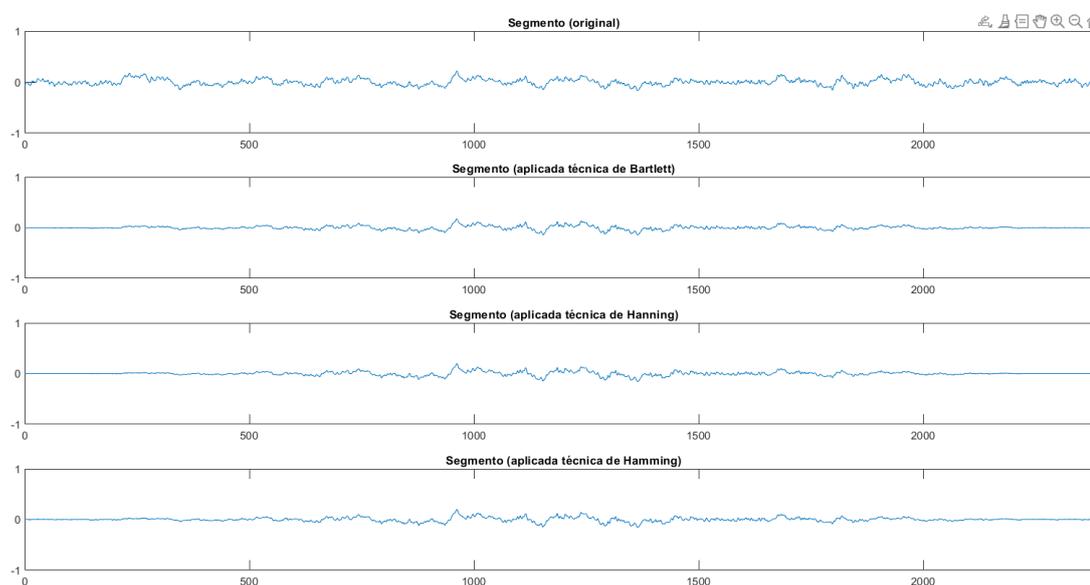
O sinal de áudio, de uma maneira geral, tem características não estacionárias. Em

aplicações reais, durante uma gravação por um microfone, vários agentes emissores de som contribuem para composição do sinal a cada instante (e.g. canto de um pássaro, pessoas conversando, uma buzina de um veículo). Dessa forma, em muitas aplicações, o processamento de um sinal sonoro trabalhado precisa ser recortado em segmentos (em inglês, *frames*) de curto-prazo (i.e. processo de janelamento do sinal).

Com efeito, em soluções de detecção de eventos sonoros, existe objetivo de detecção temporária de atividades, não necessitando aplicação de extração de características e classificação do som para toda a gravação. Dessa forma, a divisão do sinal capturado em segmentos promove uma análise por janelas, tipicamente entre 20 ms a 100 ms [Mesaros et al. \(2021a\)](#).

O processo de repartição dos segmentos de um sinal envolve a aplicação de técnicas de janelamento. O janelamento mais simples é o retangular, no qual o sinal é simplesmente truncado nos limites externos e o conteúdo central é preservado. Contudo, esta técnica produz componentes de alta frequência não apropriados à maior parte das aplicações. Inúmeras técnicas de janelamento foram desenvolvidas, dando mais suavidade e reduzindo a geração de componentes de alta frequência durante à repartição dos *frames* (e.g. Hamming, Hanning, Bartlett). A [Figura 32](#) apresenta resultados de janelamento de 50 ms usando técnicas de Bartlett, Hanning e Hamming.

Figura 32: Exemplo de segmento de sinal com aplicação de técnica de janelamento de Bartlett, Hanning e Hamming.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

3.4.3 Extração de Características

Sistemas construídos a partir de algoritmos baseados em Aprendizado de Máquina, em inglês *Machine Learning* (ML), requerem o uso da extração de características robustas e discriminatórias que assistem a máquina a aprender acurada e rapidamente [Sharma, Umapathy e Krishnan \(2020\)](#).

A extração de características de um sinal sonoro refere-se ao processo de transformação de amostras discretizadas do sinal original em um banco de dados com características numéricas. A formação das características revela nuances na formação do sinal original, e são consumidas de forma mais fácil pelos algoritmos de aprendizado de máquina ou aprendizado profundo do que os sinais originais. Efetivamente, a escolha de um conjunto apropriado de características pode melhorar o desempenho de aplicações de reconhecimento de eventos sonoros e redução da complexidade computacional [Barandas et al. \(2020\)](#). Além disso, conforme expõe [Giannakopoulos e Pikrakis \(2014\)](#), a extração de características também pode ser vista como um processo de redução da taxa de dados. Dessa forma, ao extrair características de um sinal sonoro, obtêm-se suas propriedades fundamentais além de reduzir o volume de dados trabalhado. Logo, conforme trazido

por [Sharma, Umapathy e Krishnan \(2020\)](#), “a extração de características é um processo de redução da dimensão do sinal transformando fazendo com que o sinal se torne mais adequado para algoritmos em Aprendizado de Máquina”.

Antes de decidir quais características serão extraídas, é importante conhecer a aplicação à qual se destina. Deste modo, as melhores características serão extraídas para a aplicação desejada. Para [Liu et al. \(2002\)](#), para conseguir classificar um evento usando informação de áudio, é crucial determinar as características apropriadas que podem diferenciar os trechos de áudio associados às várias classes possíveis.

A extração de características se inicia pela divisão do sinal de áudio em segmentos (*frames*) de curta-duração, conforme explicado na seção anterior. A partir daí a característica de cada segmento é extraída.

Várias são as categorias de características que podem se extraídas de um sinal acústico [Barchiesi et al. \(2015\)](#) [Sharma, Umapathy e Krishnan \(2020\)](#) [Shreyas et al. \(2020\)](#). O presente trabalho concentra esforços na extração de 15 características no domínio do tempo e frequência que podem ser computadas facilmente a partir do sinal original ou de sua transformada de Fourier. O uso de características mais básicas se deve ao propósito de se buscar algoritmo capaz de funcionar em dispositivos embarcados conforme explicado nas seções anteriores. A seguir, é apresentada lista de características utilizadas neste trabalho:

- Taxa de Cruzamento pelo Zero (TCZ)
- Energia em Curto-Prazo
- Frequência Fundamental (*Pitch*)
- Razão Harmônica
- Centróide Espectral
- Fator de Crista Espectral
- Decréscimo Espectral
- Planicidade Espectral

- Fluxo Espectral
- Curtose Espectral
- Ponto de Queda Espectral
- Assimetria Espectral
- Inclinação Espectral
- Dispersão Espectral
- Entropia Espectral

3.4.4 Taxa de Cruzamento pelo Zero

A Taxa de Cruzamento pelo Zero (TCZ) é o número de vezes que a sequência de amostras muda de sinal, de positivo para negativo e vice-versa [Atrey, Maddage e Kankanhalli \(2006\)](#). Seu cálculo utiliza amostras extraídas diretamente do sinal de áudio, sem exigir a aplicação de uma transformada ao sinal amostrado. Conforme relatado por [Giannakopoulos e Pikrakis \(2014\)](#), a TCZ é uma forma simples de analisar sinais de áudio e, usualmente, a depender da aplicação, faz-se necessária utilização de características no domínio da frequência mais sofisticadas. O valor da TCZ reflete o nível de ruído de um sinal de áudio e é dado por:

$$Z(i) = \frac{1}{2W_L} \sum_{n=1}^{W_L} |\text{sgn}[x_i(n)] - \text{sgn}[x_i(n-1)]|, \quad (5)$$

em que $\text{sgn}[\cdot]$ é a função sinal, x_i é a amostra do sinal, W_L é o tamanho da janela (*frame*) analisada e i é a i -ésima janela.

3.4.5 Energia em Curto-Prazo

Conhecido em inglês com *Short Time Energy* (STE), esta característica revela a energia em cada segmento do sinal de áudio. Em problemas práticos, como o sinal é não estacionário, a ideia desta característica é avaliar a variação de energia ao longo das janelas de curto prazo, revelando variações abruptas como consequência do aparecimento de eventos, como é o caso de vazamentos [Sharma, Umaphy e Krishnan \(2020\)](#).

A STE, trazida por [Babaee et al. \(2017\)](#), é dada por

$$E(i) = \sum_{n=1}^{W_L} |x_i(n)|^2, \quad (6)$$

em que $E(i)$ é a energia no i -ésimo segmento, W_L é o tamanho do segmento, X_i é a amostra do sinal.

3.4.6 Frequência Fundamental

Esta característica também é conhecida como termo em inglês *pitch* e é uma propriedade da percepção auditiva humana, relacionada ao tom do sinal de áudio. É a frequência mais baixa do sinal periódico, sendo a taxa com a qual um padrão de sinal se repete ao longo do tempo. Frequências fundamentais mais baixas estão relacionadas a sons graves, enquanto um pitch mais elevado está relacionado a sons mais agudos [Zhu e Kankanhalli \(2006\)](#).

3.4.7 Razão Harmônica

A Razão Harmônica oferece a relação entre os componentes harmônicos, em outras palavras aqueles múltiplos da frequência fundamental, das componentes não harmônicas [Sharma, Umaphathy e Krishnan \(2020\)](#).

3.4.8 Centroide Espectral

Em consonância com [Sharma, Umaphathy e Krishnan \(2020\)](#) e [Babaee et al. \(2017\)](#), a centroide espectral indica onde está o centro de massa ou de gravidade do sinal no espectro de frequência. O centroide espectral é dado por

$$C_i = \frac{\sum_{k=1}^{Wf_L} kX_i(k)}{\sum_{k=1}^{Wf_L} X_i(k)} \quad (7)$$

em que C_i é a centroide espectral para cada segmento, W_L é o tamanho do segmento, $X_i(k)$ é a magnitude do coeficiente da Transformada Discreta de Fourier na frequência k para o i -ésimo segmento de áudio e Wf_L é o número de amostras do segmento.

3.4.9 Fator de Crista Espectral

Em consonância com o trazido por Sharma, Umapathy e Krishnan (2020), em contraste com a característica de planicidade do sinal, o Fator de Crista Espectral indica o quão mais alto algumas frequências estão em relação à média do sinal. Dessa forma, esta característica traz uma perspectiva da distribuição de energia em um sinal sob a ótica da amplitude.

3.4.10 Decréscimo Espectral

A característica Decréscimo Espectral traz a tendência da distribuição da potência espectral do sinal ao longo do tempo. Ela traz o quanto a energia espectral se reduz à medida que a frequência aumenta. Com isso, um valor maior do DE traz uma decaída mais rápida para frequências maiores. Por outro prisma, um valor menor aponta para um efeito contrário, ou seja, de aumento ou uniformidade na distribuição para frequências maiores.

3.4.11 Planicidade Espectral

De acordo com Sharma, Umapathy e Krishnan (2020), a planicidade espectral é uma medida da uniformidade da distribuição em frequência da potência espectral. Quanto mais próximo de 1, mais uniforme é a distribuição de energia.

3.4.12 Fluxo Espectral

O Fluxo Espectral (FE), em inglês *Spectral Flux*, calcula as mudanças na distribuição de energia espectral ao longo do tempo. Ela aponta mudanças temporais abruptas na distribuição espectral, levantando informações sobre a dinâmica do evento sonoro Babae et al. (2017).

3.4.13 Curtose Espectral

Em conformidade com Sharma, Umapathy e Krishnan (2020), a Curtose Espectral (CE) é uma medida estatística que infere o quão aguda é a distribuição espectral de um sinal, avaliando as caudas em relação à distribuição normal. Valores positivos indicam caudas mais pesadas e uma distribuição mais concentrada, com picos altos e caudas mais estreitas. O valor negativo sugere caudas mais leves e uma distribuição mais achatada.

3.4.14 Ponto de Queda Espectral

Em conformidade com [Babaee et al. \(2017\)](#), a Rolloff Espectral (RE), em inglês *Spectral Rolloff*, é uma característica que fornece a porcentagem da energia espectral concentrada abaixo de uma frequência especificada pelo usuário (usualmente 85% ou 99%).

Em conformidade com [Giannakopoulos e Pikrakis \(2014\)](#), a formulação matemática para o cálculo desta característica é dada a seguir:

$$\sum_{k=1}^m X_i(k) = C \sum_{k=1}^{Wf_L} X_i(k), \quad (8)$$

em que a m -ésima magnitude do coeficiente da Transformada Discreta de Fourier $X_i(k)$ corresponde ao Ponto de Queda Espectral do i -ésimo segmento de áudio na frequência k , C é o percentual buscado pelo usuário e Wf_L é o número de amostras do segmento.

3.4.15 Assimetria Espectral

Em conformidade com [Sharma, Umopathy e Krishnan \(2020\)](#), o Enviesamento Espectral (EE) mede a simetria do espectro no entorno da sua média aritmética. Um EE com valor igual a zero indica uma distribuição de energia espectral simétrica em relação à média. Sob outro enfoque, um valor menor que zero e maior que zero indicam uma maior energia para o lado direito e esquerdo, respectivamente.

3.4.16 Inclinação Espectral

A Inclinação Espectral (IE), conforme trazido por [Sharma, Umopathy e Krishnan \(2020\)](#), traduz a taxa de variação na energia espectral com relação à frequência. Ela é computada por regressão linear. Uma IE positiva sugere aumento na energia espectral com o incremento da frequência. Por outro lado, um valor de IE negativo indica uma diminuição. Ainda, um valor próximo a zero aponta uma energia espectral mais uniformemente distribuída.

3.4.17 Dispersão Espectral

O espalhamento espectral, em inglês *Spectral Spread*, conforme [Sharma, Umaphathy e Krishnan \(2020\)](#), está intimamente ligado à banda de passagem do sinal. Seu valor representa o desvio médio do centroide espectral. Quanto maior o espalhamento espectral maior o nível de dispersão das componentes de frequência. Por outro lado, quanto menor o espalhamento, maior a concentração do sinal em determinado espectro. Conforme [Giannakopoulos e Pikrakis \(2014\)](#), o espalhamento espectral é dado conforme a seguir:

$$S_i = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{Wf_L} (k - C_i)^2 X_i(k)}{\sum_{k=1}^{Wf_L} X_i(k)}}, \quad (9)$$

em que S é o espalhamento espectral para cada segmento, C_i é a centroide espectral, W_i é o tamanho do segmento, $X_i(k)$ é a magnitude do coeficiente da Transformada Discreta de Fourier na frequência k para o i -ésimo segmento de áudio e Wf_L é o número de amostras do segmento.

3.4.18 Entropia Espectral

A entropia espectral, em inglês *Spectral Entropy*, avalia variações abruptas no nível de energia do sinal de áudio [Giannakopoulos et al. \(2006\)](#). Ainda, segundo [Sharma, Umaphathy e Krishnan \(2020\)](#), a entropia é a medida da uniformidade da planicidade do sinal. Dessa forma, um sinal com distribuição de energia mais uniforme ao longo das frequências observadas trará valores mais altos de entropia espectral que um sinal com concentração de energia em poucas frequências específicas.

Conforme [Babaee et al. \(2017\)](#), a energia espectral normalizada é dada por

$$H = - \sum_{i=1}^N p(x_i) \cdot \log_2(p(x_i)) \quad (10)$$

em que H é a entropia para cada segmento, N é o número de classes de amostras, $p(x_i)$ é a distribuição de probabilidade.

3.5 Seleção de Características

A aquisição e armazenamento de uma grande quantidade de características tem se tornado mais trivial e barato nos últimos anos, servindo de base para melhoria do desempenho de modelos baseado em aprendizado de máquina. Por outro lado, o uso de todas as características disponíveis pode causar ineficiências, dificuldades de interpretação e diagnóstico, alta carga de manutenção, entre outras dificuldades [Zhao, Anand e Wang \(2019\)](#).

A seleção de características é uma etapa reconhecidamente útil que objetiva encontrar um subconjunto de características relevantes aos modelos de classificação pelo aumento de confiabilidade, acurácia e redução da carga computacional [Glentis, Georgoulaki e Angelopoulos \(2021\)](#) [Zhao, Anand e Wang \(2019\)](#) [Cai et al. \(2018\)](#). À vista disso, esta etapa torna-se particularmente significativa para aplicações em sistemas embarcados dada a natureza reduzida de capacidade de processamento.

Existem vários seletores disponíveis e estes podem encaixados em três categorias distintas: método de filtro, embrulho e embutidos.

O presente trabalho utiliza seletor conhecido como Mínima Redundância Máxima Relevância (mRMR), que tem a capacidade dentre aqueles métodos do tipo filtro de eficientemente reduzir a quantidade de características baseando-se na redundância enquanto mantendo aquelas com maior relevância [Zhao, Anand e Wang \(2019\)](#). A operacionalização desta técnica passa, primeiramente, pelo cálculo da relevância de cada característica à luz da classe. Em seguida, é realizado o cálculo de redundância entre pares de características através, por exemplo, de coeficientes de correlação. A partir da subtração entre relevância e redundância é gerado um ranqueamento que habilita o desenvolvedor do modelo a escolher as características que melhor se adequarão ao trabalho de classificação que se deseja.

3.6 Classificação em Detecção de Eventos de Áudio

A classificação é uma etapa dentro dos sistemas de detecção de eventos de áudio que tem por objetivo encontrar padrões nos sinais acústicos e rotulá-los. Nela, um con-

junto de dados sonoros é rotulado previamente com a finalidade de treinar o algoritmo de classificação. Estando este modelo treinado, novas amostras sonoras são classificadas ou rotuladas a partir das classes previamente atribuídas e aprendidas pelo modelo durante a fase de treinamento [Babae et al. \(2017\)](#) [Kesarwani, Chauhan e Nair \(2020\)](#).

Conforme [Mesaros et al. \(2021b\)](#), a metodologia dominante de desenvolvimento de sistemas de classificação de áudio é baseada no aprendizado supervisionado e ela se baseia na rotulagem prévia das classes de cada ponto que será usado para ensinar o modelo baseado em AM.

De acordo com [Kesarwani, Chauhan e Nair \(2020\)](#), a avaliação do desempenho dos modelos pode ser feito pela métrica da acurácia e precisão. As formulações abaixo apresentam a forma de cálculo das métricas da Precisão e Acurácia:

$$\text{Precisão} = \frac{|VP|}{|VP| + |FP|}, \quad (11)$$

em que VP é o verdadeiro positivo e FP é o falso positivo.

$$\text{Acurácia} = \frac{|VP| + |VN|}{|VP| + |VN| + |FN| + |FP|}, \quad (12)$$

em que VP é o verdadeiro positivo, FP é o falso positivo, FN é o falso negativo e VN é o verdadeiro negativo.

3.6.1 k-Vizinhos Mais Próximos

O algoritmo k-Vizinhos Mais Próximos, em inglês *k-nearest neighbors* (k-NN), é um dos algoritmos mais simples e tem sido amplamente aplicado aos problemas de classificação por oferecer uma solução simplificada, efetiva e robusta conseguindo competir com classificadores mais complexos [Alfeilat et al. \(2019\)](#).

Simplificadamente, o algoritmo k-NN classifica ou rotula novos pontos de dados baseado na menor distância entre esta nova instância e as instâncias vizinhas mais próximas. Com efeito, este algoritmo usa a medida da distância (e.g. Euclidiana) para atribuir similaridade ou dissimilaridades entre duas instâncias [Cunningham e Delany \(2021\)](#). Como exemplo, a distância Euclidiana entre duas instâncias hipotéticas x e y é dada por

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i(x) - a_i(y))^2}, \quad (13)$$

Quando da necessidade de classificação de uma nova instância x , o algoritmo faz com que seja atribuída classe comum entre os k -vizinhos mais próximos de x , de acordo com a formulação seguinte:

$$c(x) = \arg \max_{c \in C} \sum_{i=1}^k \delta(c, c(y, y_i)), \quad (14)$$

em que $y_1, y_2, y_3, \dots, y_k$ são os k vizinhos mais próximos de x ; k é o número de vizinhos; $\delta(c, c(y, y_i)) = 1$ se $c = c(y_i)$ e $\delta(c, c(y, y_i)) = 0$ de outra forma.

Por [Cunningham e Delany \(2021\)](#), a simplicidade de implementação e entendimento do K-NN traz vantagens no seu uso como a facilidade de manutenção, a possibilidade de uso quando outros mecanismos de aprendizado de máquina não puderem ser utilizados, a possibilidade de utilização de técnicas de redução de ruído aplicadas apenas a este algoritmo, entre outras. Por outro lado, técnicas mais modernas como Máquinas de Vetores de Suporte e Redes Neurais, em tarefas não triviais de classificação podem trazer melhores resultados.

4 Aquisição de Amostras e Construção do Modelo de Classificação

Neste capítulo serão descritas as particularidades na aquisição dos sinais sonoros para construção do modelo acústico classificador. Isto objetiva o desenvolvimento de uma solução de detecção de vazamentos de gás a partir do som.

4.1 Aquisição dos Sinais Sonoros para Formação do Banco de Dados

O trabalho desenvolvido, análises realizadas e resultados obtidos basearam-se inteiramente em dados sonoros coletados em ambiente real e operacional de plataforma do tipo *Floating, Production, Storage and Offloading* (FPSO).

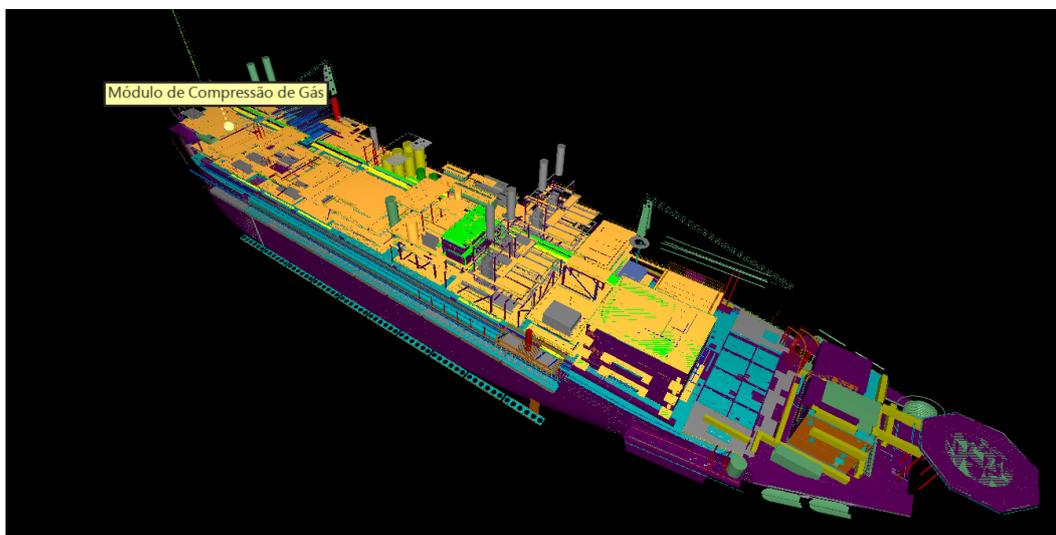
Para isto, foi escolhida plataforma que opera em águas jurisdicionais brasileiras (AJB), na bacia sedimentar de Santos, em região do pré-sal, localizada a cerca de 200 km da costa, com produção média diária de aproximadamente 160.000 barris por dia e 7.000.000 m³ de gás.

Conforme mencionado em seção anterior, as plataformas *offshore* contam com módulos de processamento de óleo e gás, repletos de equipamentos, operando com níveis de vazão e pressão diferentes, a depender do subprocesso que cada módulo executa.

O módulo de compressão de gás, em sua segunda elevação, foi aquele escolhido para realização dos experimentos. A Figura 33 mostra a maquete eletrônica da localização do módulo numa vista panorâmica do FPSO com indicação da localização do módulo de compressão de gás. Este módulo de compressão tem as seguintes características:

- Localizado à vante da plataforma, em camada superior do navio, região esta conhecida como *Topside*;
- A estrutura de módulo tem três elevações para comportar os equipamentos em geral;
- Dispõe de três moto-compressores de gás que elevam a pressão do gás a nível de 24,51 MPa; cada compressor contém um conjunto de bombas auxiliares para suportar seu funcionamento;

Figura 33: Visão panorâmica em maquete eletrônica do FPSO e indicação do módulo de compressão de gás onde os experimentos foram realizados.



Fonte: Environ - Petrobras.

- O gás que chega a este módulo passa previamente por processamento de desidratação, redução da concentração de gás carbônico (CO_2) e ácido sulfídrico (H_2S);
- O gás, ao passar pelos estágios de compressão, é resfriado posteriormente por permutadores casco-tubo (seis ao total), localizados na segunda elevação;
- O módulo tem alta aglomeração de tubulações, equipamentos e válvulas de diversos tipos (e.g. válvula gaveta, válvula esfera) para contenção do gás e manobras operacionais;
- Dispõe de vasos tipo *scrubber* para polimento do gás comprimido, ajudando a eliminar frações de hidrocarboneto mais pesadas do fluido gasoso processado;
- O módulo dispõe ainda de sistemas periféricos que apoiam as funções operativas e de manutenção do módulos: rede de distribuição de ar de serviço, sistema de combate a incêndios por dilúvio e hidrantes, armários e equipamentos de segurança.

Todas as aquisições de sinais sonoros aconteceram no módulo de processamento e se deram através do uso de dispositivo móvel com microfone omnidirecional embutido a uma taxa de amostragem de 48 kHz e uma resolução de 16 bits. Os arquivos gerados são do tipo *Waveform Audio File Format* (WAV), com alta robustez, qualidade e fidelidade. Este tipo de arquivo armazena áudio em um formato não comprimido, ou seja, não há

perda de qualidade sonora devido à compressão como acontece com outros formatos (e.g. MP3).

Devido à impossibilidade de se gerar um vazamento real de gás, por questões óbvias de segurança, as gravações sonoras foram baseados em perda de contenção de ar de linha de distribuição de ar comprimido, que opera com pressão de 0,7 MPa. Esta perda de contenção foi conduzida pela abertura de válvula do tipo esfera com dimensão de 1", construída com aço forjado (i.e. padrão construtivo ASTM A105), pressão máxima de operação de 1,3 MPa presente na instalação em terminação de linha de distribuição de ar. A abertura da alavanca da válvula foi limitada a aproximadamente 15%.

No momento da gravação, as máquinas dos módulos operavam em regime regular, sem anormalidades aparentes, estando a produção e funcionalidade dos sistemas em sua plena capacidade, não havendo ruídos externos além daqueles produzidos pelos equipamentos dentro dos módulos e pelas condições ambientais no momento. Portanto, o ruído ambiental é aquele normalmente encontrado nestes módulos em operação ordinária, o que trouxe fidedignidade aos dados coletados em campo.

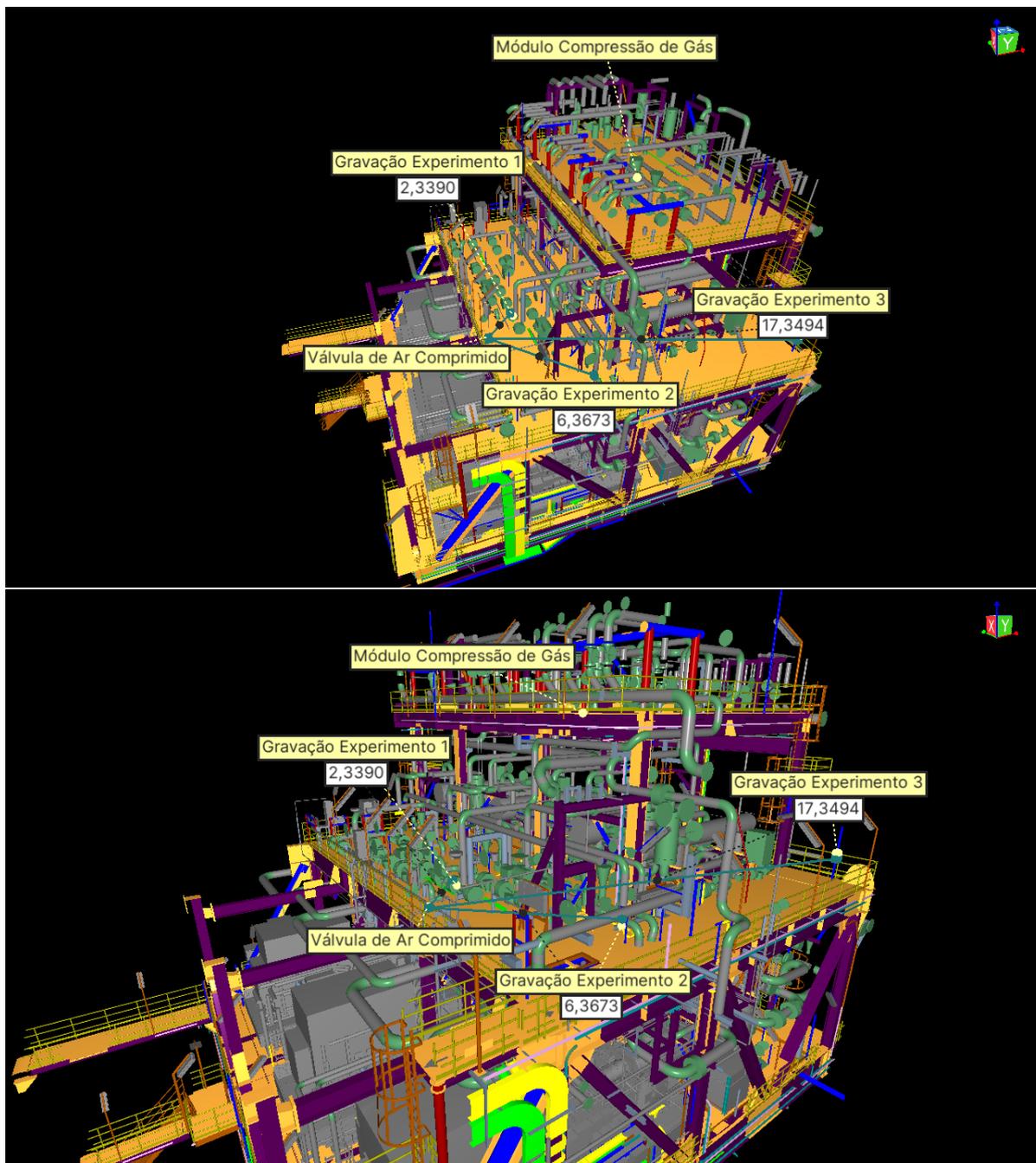
Ao total foram realizadas 54 gravações experimentais, sendo 28 apenas do ruído ambiental do módulo de processamento, e outras 26 aquisições experimentais com o ruído do vazamento presente, ou seja, com a alavanca da válvula aberta em aproximadamente 15%. Os sinais de ruído ambiental foram categorizadas ou rotuladas como "Não Vazamento" e as gravações onde o vazamento estava presente foram rotuladas como "Vazamento". O objetivo destes rótulos foi o de oferecer dados supervisionados para o treinamento de modelo acústico baseado em algoritmo k-NN que pudesse, ao final, servir de base para estimar o rótulo de novos sinais sonoros, conforme discorrido mais adiante.

As aquisições foram tomadas em dias e horários diferentes, com tempo entre 3 a 15 segundos. Além disso, para cada uma das gravações, o equipamento de aquisição sonora foi posicionado em locais variados, na segunda elevação do módulo, de forma a receber contribuições acústicas de NPS distintos dos vários equipamentos que geram potência acústicas do local.

A Figura [34](#) apresenta vistas da maquete 3D do módulo de compressão de gás onde foram realizadas as gravações experimentais. Nota-se a alta densidade de arranjo de

equipamentos, válvulas e tubulações.

Figura 34: Vistas do módulo de processamento onde foram realizadas as gravações experimentais do ruído ambiental e vazamento.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os arquivos .WAV com os sinais sonoros aquistados nos experimentos foram transferidos para estação de trabalho e rotulados como “Vazamento” e “Não Vazamento” para servir como insumo a criação do modelo acústico classificador.

4.1.1 Avaliação dos Sinais de Vazamento e Ruído Ambiental

Como um primeiro passo para avaliação das características dos sinais sonoros do ruído ambiental sem o aparecimento do vazamento e com vazamento associado, foram realizados três experimentos doravante denominados Experimento 1, Experimento 2 e Experimento 3. Nestes experimentos em particular, as gravações se iniciaram com a válvula esfera fechada (pré-vazamento) e, após alguns segundos, a válvula foi aberta (vazamento).

A diferença básica entre estes três experimentos se deu quanto a posição e a distância entre o dispositivo com microfone e a válvula para cada uma delas (vide indicações na Figura 34), conforme detalhado abaixo

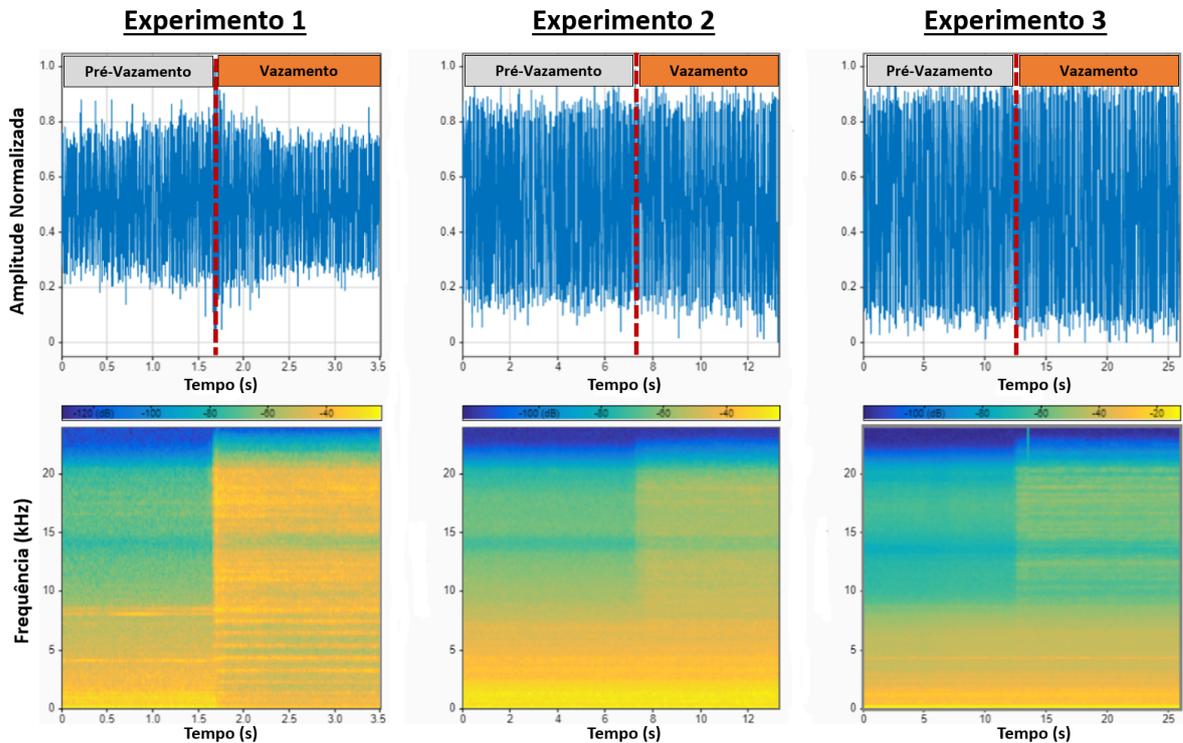
- Experimento 1: 2,34 metros;
- Experimento 2: 17,35 metros;
- Experimento 3: 6,37 metros.

Os sinais sonoros gravados para os Experimentos 1, 2 e 3 foram plotados em gráficos no domínio tempo conforme Figura 35. Além disto, nesta mesma projeção, foram plotados os espectrograma do sinais gravados.

Considerando apenas a projeção da amplitude normalizada no domínio do tempo, não é nítido notar uma variação no comportamento gráfico de forma a inferir o aparecimento do vazamento. Por outro prisma, os espectrogramas plotados formam espécies de "janelas" com cor amarela para os três experimentos representando o nível de potência espectral do sinal. Nota-se que durante a fase de pré-vazamento, nos primeiros segundos de cada experimento, o som concentra maiores níveis de potência espectral em frequências de até 10 kHz. Por outro lado, quando o vazamento se inicia, a potência espectral do sinal sonoro se distribui mais uniformemente ao longo da faixa do espectro de frequência audível (20 Hz a 20 kHz). Este fato vai ao encontro das referências Tao et al. (2015) e Naranjo e Baliga (2009), evidenciando que o vazamento irradia componentes de potência espectral relevantes em faixas de frequências maiores.

Outra análise realizada foi a comparação de distribuição espectral do ruído ambiental (pré-vazamento) e do vazamento, expressa pela Figura 36, para os três experimentos

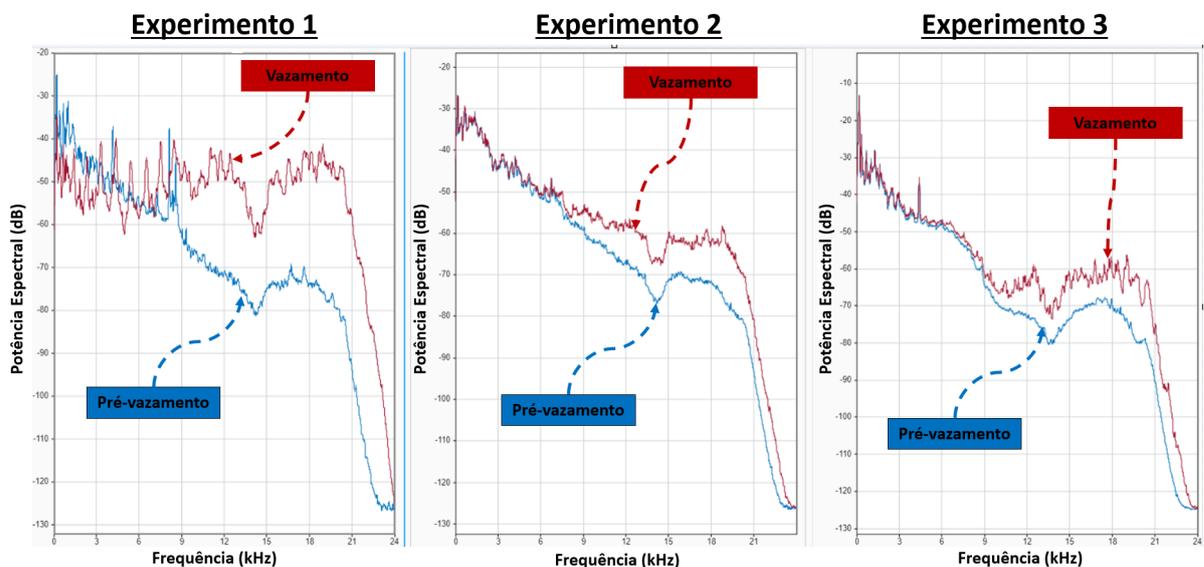
Figura 35: Representações dos sinais no domínio do tempo e espectrogramas para os experimentos 1, 2 e 3.



Fonte: Elaborado pelo autor.

inicialmente realizados.

Figura 36: Densidade espectral de potência dos sinais das fases de pré-vazamento / ruído ambiental (azul) e vazamento (vermelho) sonoros obtidos para os cenários 1, 2 e 3, respectivamente da esquerda para direita.



Fonte: Elaborado pelo autor.

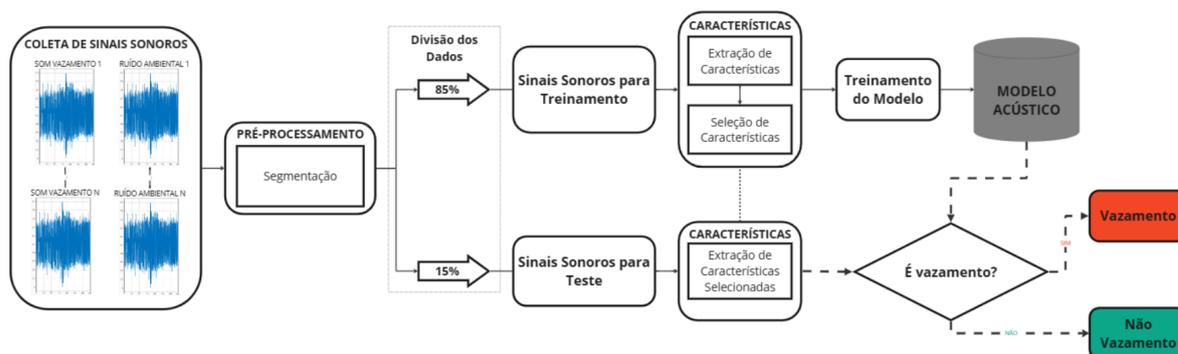
Como uma primeira constatação, nota-se que acima da frequência de 20 kHz há uma forte atenuação do sinal, o que mostra que o equipamento utilizado para captura sonora não é capaz de gravar sons acima deste limite, ou seja, sons ultrassônicos sofrem forte atenuação fruto das características intrínsecas do equipamento. Com isso, pode-se inferir que o dispositivo usado para gravação tem resposta em frequência máxima similar àquelas levantadas por [Hromadová et al. \(2022\)](#), isto é 20 kHz a 21,5 kHz.

Além disso, nos Experimentos 1, 2 e 3, a fase de pré-vazamento, onde o som do vazamento ainda não está presente, apresenta forte atenuação de potência espectral para frequências acima de 9 kHz. Em contrapartida, quando o som do vazamento está presente, a atenuação é menor. Como uma consequência, reforça-se que o som do vazamento traz componentes em mais alta frequência dentro faixa de som audível.

4.2 Implementação de Algoritmo para Criação do Modelo Acústico Classificador

A partir da estrutura básica para implementação da técnica de detecção de eventos sonoros, apresentado pela Figura 31, foi desenhado, na Figura 37, um diagrama de blocos personalizado para a tarefa de criação e teste do modelo acústico abordado na presente dissertação.

Figura 37: Diagrama de blocos usado para construção do modelo acústico classificador.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A seguir, é descrito cada um dos blocos usados para construção do modelo acústico:

- **Coleta dos sinais sonoros:** conforme mencionado, ao total foram realizadas 54 gravações, sendo 28 de ruídos ambientais rotulados como “Não Vazamento” e 26

gravações com vazamentos de ar que, por sua vez, foram rotulados como “Vazamento”;

- **Pré-processamento:** esta etapa corresponde a tarefa de segmentação das amostras de áudio e aplicação de técnica de janelamento;
- **Divisão em sinais de treinamento e teste:** 85% dos dados criação do modelo acústico (46 gravações) e 15% usados como base de testes (8 gravações) e avaliação da acurácia do modelo acústico classificador;
- **Características:** fase usada para extração de características e seleção daquelas com maior relevância e menor redundância;
- **Classificação:** algoritmo de predição usando características selecionadas e modelo acústico criado.

4.2.1 Pré-Processamento

A etapa de segmentação foi realizada usando tamanhos de janela de 80 ms e *Overlap* de 50%. Dessa forma, dado que a frequência de amostragem foi de 48 kHz, o sinal foi dividido em partes iguais ou segmentos de 3840 amostras. Ainda, foi usado janelamento de Hanning de forma a reduzir o vazamento espectral na segmentação dos dados.

Foram realizadas simulações utilizando tamanhos diferentes de janela entre 20 ms e 100 ms, conforme proposto por Mesaros et al. (2021a). Para janelas abaixo de 50ms, os resultados não foram satisfatórios, comprometendo a acurácia e precisão do modelo acústico durante os testes. Entre 50 ms e 100 ms, os resultados foram similares e satisfatórios. Dessa forma, estabeleceu-se o tamanho de janela de 80 ms.

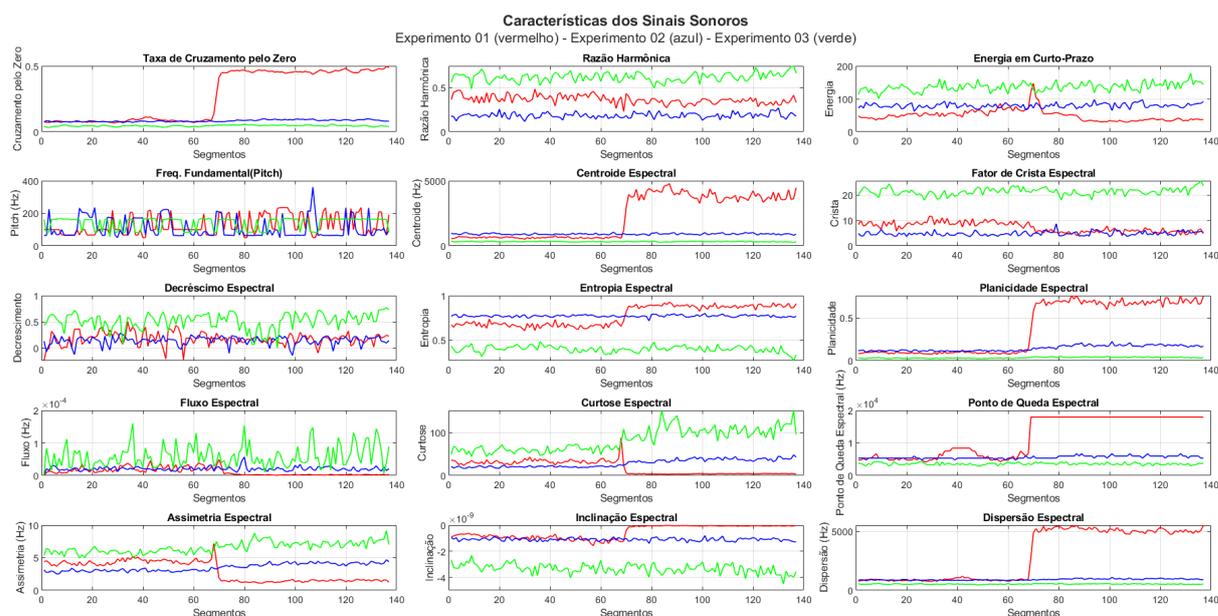
4.2.2 Características

Como primeiro passo desta etapa, foi realizada a extração das características após o processo de segmentação das amostras do sinal processado. Ao total, foram extraídas as quinze características descritas na seção 3.4.3.

A fim de melhor avaliar as características usadas para formação do modelo acústico, a Figura 38 traz a projeção das características dos sinais sonoros obtidos no Experimento

1, 2 e 3 conforme descrito na seção 4.1.1. Para cada uma das características plotadas é importante verificar que a abertura da válvula, ou seja, o início do vazamento se deu por volta do segmento 70.

Figura 38: Características dos sinais sonoros gravados no experimento 1 (vermelho), 2 (azul) e 3 (verde).



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como uma primeira análise da Figura 38, focando no Experimento 1 (linha vermelha), verifica-se visualmente uma distinção clara entre as fases de pré-vazamento e vazamento para as características de Taxa de Cruzamento pelo Zero, Centróide Espectral, Planicidade Espectral, o Ponto de Queda Espectral, Assimetria Espectral e a Dispersão Espectral.

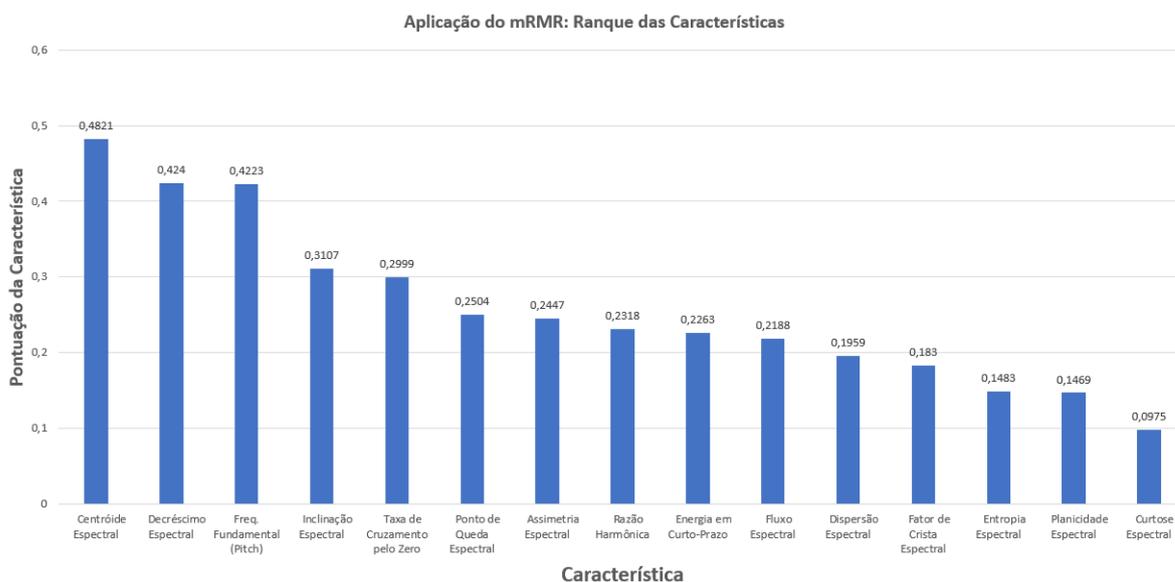
Ainda, concentrando-se nas características do Experimento 1, observa-se que o sinal de vazamento (aproximadamente 4000 Hz) tem uma Centróide Espectral consideravelmente maior que a do não vazamento (aproximadamente 400 Hz), mostrando que o vazamento irradia componentes de energia de mais alta frequência que aquelas originadas de outras fontes acústicas do módulo de processamento de gás. A Planicidade Espectral indica que o aparecimento da perda de contenção traz uma distribuição espectral mais uniforme quando comparado ao ruído ambiental. A Dispersão Espectral, por sua vez, aponta que o ruído ambiental irradia potência sonora espectral em uma faixa de frequência mais estreita quando comparado a este mesmo ruído associado ao som do vazamento.

Apesar do Experimento 1 mostrar claras distinções entre o não vazamento e o vazamento para algumas características, os Experimentos 2 e 3, linhas azul e verde, respectivamente, não revelam os mesmos níveis de distinção visual. Este é um cenário esperado na medida em que os Experimentos 2 e 3, tiveram condições de maior distância do microfone ao ponto de vazamento. Esta diferença reduz a capacidade de captura das componentes de alta frequência oriundas do som irradiado pelo vazamento.

Para o conjunto de características usadas no treinamento do modelo acústico foi processada ainda a técnica da Mínima Redundância Máxima Relevância (mRMR) a fim de ranquear as características mais adequadas para a tarefa de classificação em curso. Este método avalia o quão mais relevante e menos redundante uma característica é em relação as outras para a tarefa de classificação proposta.

A resposta à aplicação do método mRMR após a extração das quinze características é apresentada em forma de *ranking* pela Figura 39 com os coeficientes associados a cada uma delas.

Figura 39: Seleção de características a partir da aplicação do método da Mínima Redundância Máxima Relevância (mRMR).



Fonte: Elaborado pelo autor.

As três primeiras características foram escolhidas para o treinamento do algoritmo de classificação e formação do modelo acústico: Centroide Espectral (0,4821), Decréscimo Espectral (0,424) e a Frequência Fundamental (*Pitch*) (0,4223). Um menor conjunto

de dados traz vantagens com a redução da dimensionalidade dos dados, exigindo menor capacidade de armazenamento e custo de processamento, além de um melhor desempenho do modelo.

4.2.3 Classificação

O treinamento do modelo usou o algoritmo do tipo k-NN por se basear no princípio de que sinais sonoros com padrões semelhantes estão próximos um dos outros no espaço das características. Dessa forma, novos sinais processados seriam classificados com base nas classes dos K vizinhos mais próximos [Cunningham e Delany \(2021\)](#).

Neste fase de treinamento do modelo acústico, foi usado um percentual de 85% do banco de dados gerado a partir das gravações dos experimentos realizados a bordo da plataforma, sendo 22 gravações de ruído ambiental e 24 gravações do vazamento em cenário experimental.

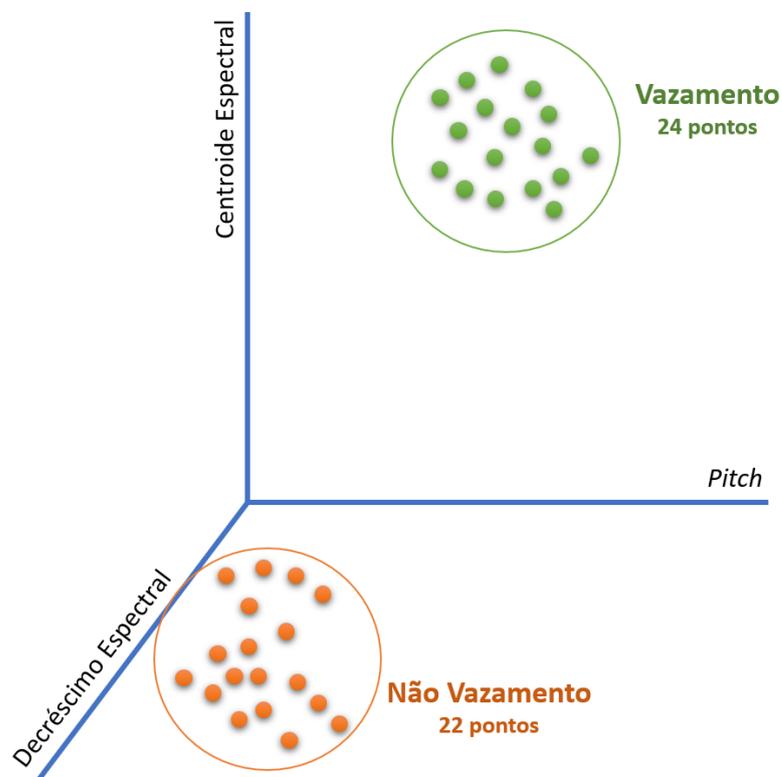
O valor do atributo k foi de 5 e a métrica da distância selecionada foi a Euclidiana. Esta escolha é essencial na medida em que valores pequenos de vizinhos trazem susceptibilidade do modelo ao ruído enquanto valores altos geram excessiva suavização do limite de decisão resultando em um modelo que não captura bem a complexidade da tarefa.

4.2.4 Modelo Acústico Classificador Binário

O modelo acústico classificador binário gerado pode ser ilustrado como um espaço tridimensional onde os sinais sonoros de vazamento e não vazamento estão localizados em regiões distintas neste espaço. Estes sinais podem ser representados por pontos cada qual com três coordenadas baseadas nas três características extraídas (centroide espectral, decréscimo espectral e *pitch*).

A Figura [40](#) ilustra representação do espaço tridimensional do modelo acústico classificador binário criado. As classes existentes rotuladas como “Vazamento” e “Não Vazamento” têm seu conjunto de pontos distantes uns dos outros, indicando características distintas dentro do espaço tridimensional.

Figura 40: Espaço tridimensional representando o modelo acústico classificador criado.



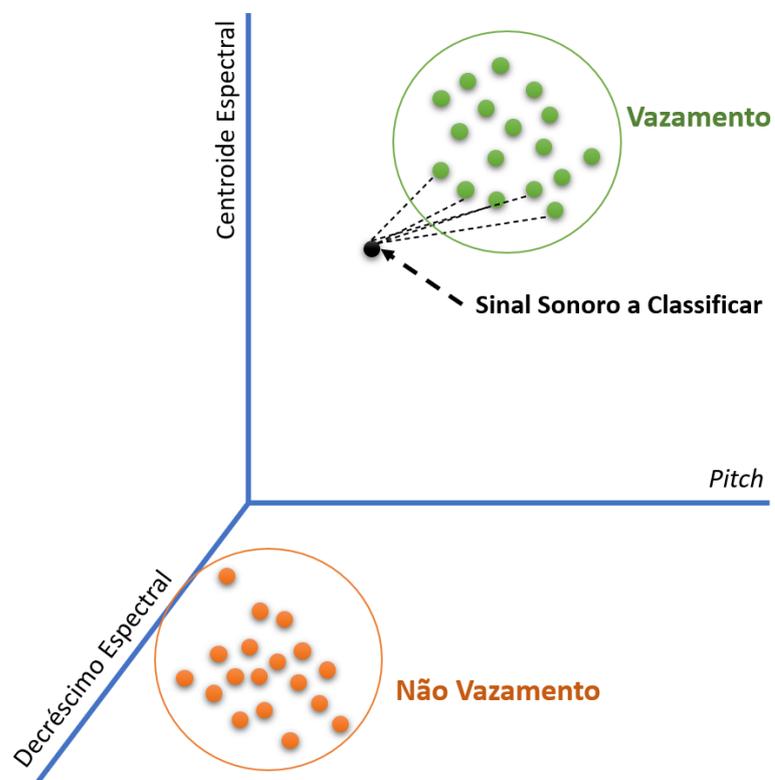
Fonte: Elaborado pelo autor.

4.2.5 Classificação de Novos Sinais

A tarefa de classificação de novos sinais usando o algoritmo k-NN baseado no modelo classificador criado pode ser ilustrado pela Figura 41. Nela, um novo ponto com classificação desconhecida é posicionado, a partir das coordenadas oriundas da extração de suas características de centroide espectral, decréscimo espectral e *pitch*.

Conforme explanado no capítulo anterior, o algoritmo k-NN usa a medição de distância Euclidiana de k vizinhos mais próximos para atribuir classificação ao novo ponto. Exemplificadamente, a Figura 41 traz um novo ponto, representando um sinal sonoro em processo de classificação. O algoritmo k-NN usa a medição da distância Euclidiana deste novo ponto aos 5 vizinhos mais próximos dentro do modelo acústico. Neste exemplo, o novo sinal sonoro está mais próximo de cinco pontos rotulados como "Vazamento". Com isso, o algoritmo atribui o rótulo "Vazamento" ao novo sinal sonoro.

Figura 41: Espaço tridimensional ilustrando o modelo acústico classificador e um novo sinal sonoro a ser classificado.



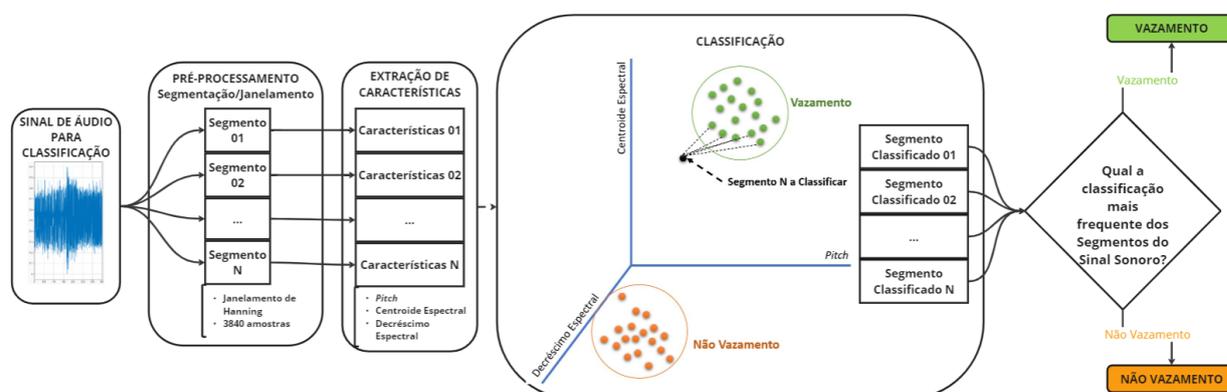
Fonte: Elaborado pelo autor.

5 Resultados e Discussões

Neste capítulo foram realizados os testes e avaliado desempenho do modelo acústico classificador binário criado, usando sinais sonoros do banco de dados formado a partir dos experimentos realizados a bordo da plataforma petrolífera *offshore*. Desse banco de dados originalmente consolidado, se utilizaram 15% das gravações que não haviam sido empregadas na etapa de treinamento, sendo 4 gravações de vazamento e 4 gravações do cenário sem o vazamento.

A Figura 42 ilustra as etapas da tarefa de classificação dos sinais sonoros usados para teste do modelo acústico classificador. Inicialmente, na fase de pré-processamento, o sinal sonoro, com classificação desconhecida, é segmentado em janelas contendo 3840 amostras (80 ms) e janelamento (tipo Hanning). Com isso, é gerado um conjunto de segmentos que têm, cada um deles, as características Centróide Espectral, Decréscimo Espectral e *Pitch* extraídas conforme seleção realizada na seção 4.2.2. A partir daí, este conjunto de características que representa um segmento é classificado pelo algoritmo k-NN com atributo k igual a 5 e distância Euclidiana. Dessa forma, o algoritmo realiza a predição de cada um dos segmentos baseado nos 5 pontos mais próximos no espaço tridimensional a fim de rotulá-los como “Vazamento” ou “Não Vazamento”. Ao final, é realizada verificação da quantidade de classificações mais frequentes atribuídas aos segmentos que formam o sinal sonoro, sendo esta classificação atribuída ao sinal como um todo.

Figura 42: Diagrama mostrando etapas da tarefa de classificação de sinal sonoro para teste do modelo acústico classificador.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 2 traz os resultados dos testes de predição realizados com as 8 amostras de sinais sonoros. Observa-se que o algoritmo k-NN classificou corretamente todas as 8 amostras testadas.

Com isso, e a partir das Equações 11 e 12, tem-se um resultado de 100% para a Precisão e Acurácia do modelo acústico classificador gerado no presente trabalho de pesquisa.

Tabela 2: Resultado da tarefa de classificação de 8 amostras sonoras realizada pelo algoritmo k-NN a partir do modelo acústico construído.

		Classe Estimada	
		vazamento	não vazamento
Classe Verdadeira	vazamento	4	0
	não vazamento	0	4

Fonte: Elaborado pelo autor.

5.1 Solução Proposta de Sistema de Detecção Sonora de Vazamentos de Gás

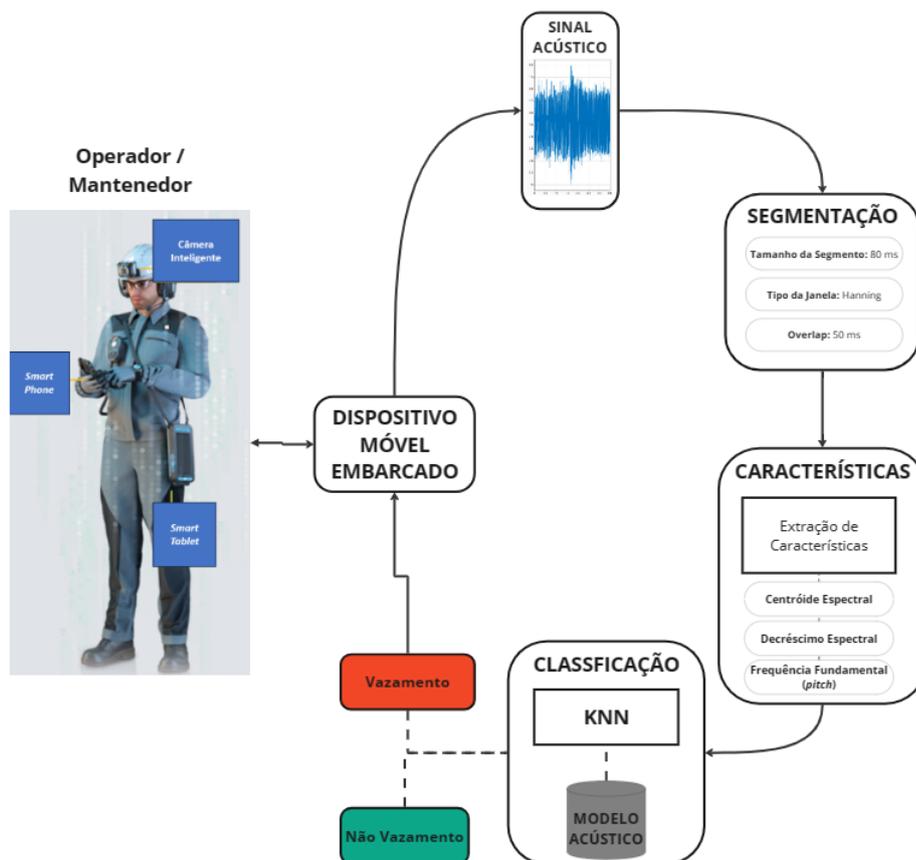
Dessa forma, a partir do conteúdo dissertado, estrutura e resultados apresentados, pode-se estabelecer o diagrama de blocos conceitual de possível aplicação da detecção sonora de vazamentos de gás baseada na utilização periférica de dispositivos móveis embarcados. Conforme discutido anteriormente, estes dispositivos são portados por operadores e mantenedores que transitam pela planta de processamento em plataforma petrolíferas *offshore*.

Conforme revelado pela Figura 43, o som seria capturado pelos dispositivos móveis embarcados, seguindo para a fase de processamento do sinal sonoro. Assim, é efetuada sua segmentação e extraídas as características de centroide espectral, decréscimo espectral e a frequência fundamental (*Pitch*), inserindo estas assinaturas ao algoritmo classificador k-NN treinado previamente por modelo acústico produzido no presente trabalho, conforme mostrado na Figura 42. Em caso de detecção do vazamento, o dispositivo móvel sinalizaria esta informação ao trabalhador para início das providências visando à segurança operacional.

Desta forma, adicionando mais uma camada de monitoramento de eventuais vaza-

mentos, se prospecta um aumento na taxa de detecção automática de perdas de contenção de gás, promovendo maiores níveis de segurança operacional às instalações petrolíferas *offshore*.

Figura 43: Solução conceitual de aplicação a ser utilizada em dispositivos móveis embarcados com objetivo de aumentar a taxa de detecção automática de vazamentos de gás em plataformas petrolíferas *offshore*.



Fonte: Elaborado pelo autor.

6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste trabalho foi investigado o fenômeno do vazamento gasoso e a emissão sonora oriundos destes eventos como insumo à detecção sonora automática em um contexto de plataforma petrolífera *offshore*.

Os experimentos e amostras sonoras obtidas foram realizados em ambiente real de plataforma de petróleo trazendo, desta forma, fidedignidade às análises e aos resultados obtidos.

Um modelo acústico classificador binário foi criado a partir das amostras de sinal sonoro obtidas a partir dos experimentos realizados a bordo da plataforma. A metodologia usada no desenvolvimento deste modelo acústico mostrou-se efetiva na medida em que conseguiu resultados de 100% na Precisão e Acurácia em testes de classificação de novos sinais sonoros empreendidos.

Com os resultados obtidos, foi construído um diagrama de blocos conceitual apresentando solução para monitoramento de eventuais vazamentos de gás com uso de dispositivos móveis embarcados e portados por operadores e mantenedores. Esta solução traria barreira adicional de monitoramento, buscando-se aumentar a taxa de detecção automática dos vazamentos e reduzindo, por conseguinte, os riscos operacionais da indústria petrolífera *offshore*.

Além disso, o modelo acústico para detecção desenvolvido pode vir a ser aplicado também em dispositivos fixos, servindo como “ouvidos” que reportarão perdas de contenção de gás que, eventualmente, o sistemas fixos originalmente instalados não consigam detectar.

Ainda, pode-se prospectar novos passos focando na implementação da solução final conceitualmente pensada, conforme a seguir:

1. Realização de novos experimentos em outros módulos de processamento para aquisição de sinais sonoros visando construção de modelo acústico para outros locais;
2. Processar técnicas de aumento artificial do conjunto de amostras, incrementando o volume do banco de dados e trazendo maior robustez à fase de treinamento do

modelo acústico classificador binário;

3. Implementar solução de detecção sonora de vazamentos de gás em dispositivos móveis a fim de iniciar testes de campo do modelo acústico desenvolvido e solução conceitualmente elaborada.

6.1 Publicações

CASTILHO JUNIOR, E. P. ; CARVALHO, F. B. S. ; LOPES, W. T. A. . Caracterização de Eventos de Vazamentos com Uso de Taxa de Cruzamento por Zero em Ambiente de Plataforma de Petróleo Offshore. In: XII Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação (Encom 2022), 2022, Guaramiranga, CE. p. 25-26.

CASTILHO JUNIOR, E. P.; CARVALHO, F. B. S. ; LOPES, W. T. A. . Avaliação das Características de Sinal Acústico de Vazamento de Gás em Plataforma de Petróleo Offshore. In: XIII Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação (Encom 2023), 2023, Belém, PA. Anais da XIII Conferência Nacional em Comunicações, Redes e Segurança da Informação (Encom 2023), 2023. p. 35-36.

CASTILHO JUNIOR, E. P.; CARVALHO, F. B. S. ; LOPES, W. T. A. . Estudo Experimental em Plataforma de Petróleo Offshore para o Desenvolvimento de Solução de Detecção Acústica de Vazamento de Gás. In: XLI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT 2023), 2023, São José dos Campos, SP. Anais do XLI Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais (SBrT 2023), 2023. p. 1-5.

Referências

ALFEILAT, H. A. A.; HASSANAT, A. B.; LASASSMEH, O.; TARAWNEH, A. S.; ALHASANAT, M. B.; SALMAN, H. S. E.; PRASATH, V. S. Effects of distance measure choice on k-nearest neighbor classifier performance: A review. **Big Data**, Mary Ann Liebert Inc, v. 7, n. 4, p. 221–248, dez. 2019. ISSN 2167-647X. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1089/big.2018.0175>.

ANP. **Anuário estatístico brasileiro do petróleo, gás natural e biocombustíveis: 2022 / Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis**. [S.l.], 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/anp/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/anuario-estatistico>.

_____. **Encarte de Consolidação da Produção 2022**. [S.l.], 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/anp/pt-br/assuntos/exploracao-e-producao-de-oleo-e-gas/seguranca-operacional-e-meio-ambiente/relatorios-anuais-de-seguranca-operacional>.

_____. **Relatório Anual de Segurança Operacional**. [S.l.], 2022. Disponível em: <https://www.gov.br/anp/pt-br/assuntos/exploracao-e-producao-de-oleo-e-gas/seguranca-operacional-e-meio-ambiente/arq/2022-relatorio-anual-seguranca-operacional.pdf>.

_____. **Boletim de Produção de Petróleo e Gás Natural**. [S.l.], 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/anp/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins-anp/boletins/arquivos-bmppgn/2023/boletim-julho.pdf>.

ATREY, P. K.; MADDAGE, N. C.; KANKANHALLI, M. S. Audio based event detection for multimedia surveillance. In: **2006 IEEE International Conference on Acoustics Speed and Signal Processing Proceedings**. [S.l.]: IEEE, 2006.

BABAE, E.; ANUAR, N. B.; WAHAB, A. W. A.; SHAMSHIRBAND, S.; CHRONOPOULOS, A. T. An overview of audio event detection methods from feature extraction to classification. **Applied Artificial Intelligence**, Informa UK Limited, v. 31, n. 9-10, nov. 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/08839514.2018.1430469>.

BAOKUN, H.; XIYANG, L.; BING, L.; HUAIQIAN, B.; XIANGGUANG, J. Study on acoustic source characteristics of gas pipeline leakage. **Noise & Vibration Worldwide**, SAGE Publications, v. 50, n. 3, mar. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/0957456519834536>.

BARANDAS, M.; FOLGADO, D.; FERNANDES, L.; SANTOS, S.; ABREU, M.; BOTA, P.; LIU, H.; SCHULTZ, T.; GAMBOA, H. TSFEL: Time series feature extraction library. **SoftwareX**, Elsevier BV, v. 11, jan. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.softx.2020.100456>.

BARCHIESI, D.; GIANNOULIS, D.; STOWELL, D.; PLUMBLEY, M. D. Acoustic scene classification: Classifying environments from the sounds they produce. **IEEE Signal Processing Magazine**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 32, n. 3, p. 16–34, maio 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/msp.2014.2326181>.

BRKIĆ, D.; PRAKS, P. Probability analysis and prevention of offshore oil and gas accidents: Fire as a cause and a consequence. **Fire**, v. 4, n. 4, 2021. ISSN 2571-6255. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2571-6255/4/4/71>.

CAI, J.; LUO, J.; WANG, S.; YANG, S. Feature selection in machine learning: A new perspective. **Neurocomputing**, Elsevier BV, v. 300, p. 70–79, jul. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.11.077>.

CCPS. **CCPS Process Safety Glossary**. 2023. Disponível em: <https://www.aiche.org/ccps/resources/glossary>.

Center for Chemical Process Safety (CCPS). **Continuous monitoring for hazardous material releases**. Hoboken, NJ: Wiley-Blackwell, 2009.

CROCCO, M.; CRISTANI, M.; TRUCCO, A.; MURINO, V. Audio surveillance. **ACM Comput. Surv.**, Association for Computing Machinery (ACM), v. 48, n. 4, maio 2016.

CROWL D.A. E LOUVAR, J. **Segurança de Processos Químicos - Fundamentos e Aplicações**. [S.l.]: LTC, 2014. (International Series in the Physical and Chemical Engineering Sciences). ISBN 8521625189.

CUNNINGHAM, P.; DELANY, S. J. k-nearest neighbour classifiers - a tutorial. **ACM Computing Surveys**, Association for Computing Machinery (ACM), v. 54, n. 6, p. 1–25, jul. 2021. ISSN 1557-7341. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1145/3459665>.

DATTA, S.; SARKAR, S. A review on different pipeline fault detection methods. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, Elsevier BV, v. 41, p. 97–106, maio 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2016.03.010>.

DEFRIEND, S.; DEJMEK, M.; PORTER, L.; DESHOTELS, B.; NATVIG, B. A risk-based approach to flammable gas detector spacing. **Journal of Hazardous Materials**, v. 159, n. 1, 2008. ISSN 0304-3894. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304389407014161>.

DET-TRONICS. **FlexSonic® Acoustic Leak Detector**. 2020. Disponível em: [https://www.det-tronics.com/content/documents/92-1067-4.4-\(FlexSonic-Acoustic-A4-view\).pdf](https://www.det-tronics.com/content/documents/92-1067-4.4-(FlexSonic-Acoustic-A4-view).pdf). Acesso em: 10 out. 2023.

_____. **FlexSight-LS2000**. 2023. Disponível em: <https://www.det-tronics.com/products/flexsight-ls2000-optical-infrared-gas-detector>. Acesso em: 28 fev. 2023.

ECOM. Smartphone intrinsecamente seguro: O novo smart-ex® 02 para zona 1/21 & divisão 1. In: . ECom, 2023. Disponível em: <https://www.ecom-ex.com/pt/produtos/comunicacao/telefones-celulares/smart-ex-02/>.

EMERSON. **Rosemount™ Incus Ultrasonic Gas Leak Detector**. 2023. Disponível em: <https://www.emerson.com/en-us/catalog/automation-solutions/measurement-instrumentation/gas-detectors-sensors/>. Acesso em: 10 out. 2023.

ENERGY bp Statistical Review of W. **bp Statistical Review of World Energy 2022 71st Edition**. [S.l.], 2022.

EPBR. Após 17 anos, petrobras disputa R\$ 1,5 bilhão pelo naufrágio da p-36. In: . EPBR, 2018. Disponível em: <https://epbr.com.br/apos-17-anos-petrobras-disputa-r-15-bilhao-pelo-naufragio-da-p-36/>.

EPE. **Desafios do Pré-Sal**. 2018. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/>. Acesso em: 04 jan. 2022.

FORUM, I. R. **IRF PERFORMANCE MEASUREMENT PROJECT**. 2023. Disponível em: <https://irfoffshoresafety.com>. Acesso em: 27 fev. 2023.

_____. **Site do International Regulators' Forum**. 2023. Disponível em: <https://irfoffshoresafety.com/>. Acesso em: 27 fev. 2023.

GIANNAKOPOULOS, T.; KOSMOPOULOS, D.; ARISTIDOU, A.; THEODORIDIS, S. Violence content classification using audio features. In: **Advances in Artificial Intelligence**. Springer Berlin Heidelberg, 2006. p. 502–507. Disponível em: https://doi.org/10.1007/11752912_55.

GIANNAKOPOULOS, T.; PIKRAKIS, A. **Introduction to Audio Analysis**. London, England: Academic Press Inc. (London), 2014.

GLENTIS, G. O.; GEORGOULAKI, K.; ANGELOPOULOS, K. Efficient selection of time domain features for leakage detection in pipes carrying liquid commodities. In: **2021 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)**. [S.l.: s.n.], 2021.

GRECO, A.; PETKOV, N.; SAGGESE, A.; VENTO, M. AReN: A deep learning approach for sound event recognition using a brain inspired representation. **IEEE Transactions on Information Forensics and Security**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 15, 2020.

GRECO, A.; SAGGESE, A.; VENTO, M.; VIGILANTE, V. SoReNet: a novel deep network for audio surveillance applications. In: **2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC)**. [S.l.]: IEEE, 2019.

HONEYWELL. **Searchpoint Optima Plus**. 2023. Disponível em: <https://sps.honeywell.com/us>. Acesso em: 28 fev. 2023.

HROMADOVÁ, V.; KASÁK, P.; JARINA, R.; BRÍDA, P. Frequency response of smartphones at the upper limit of the audible range. In: **2022 ELEKTRO (ELEKTRO)**. [S.l.: s.n.], 2022. p. 1–5.

HSE. Acoustic leak detection. hazardous installations directorate, hid semi permanent circular spc/tech/osd/05. HSE, 2007. Disponível em: https://www.hse.gov.uk/foi/internalops/hid_circs/technical_osd/spc_tech_osd_05.htm. Acesso em: 10 out. 2023.

_____. **Offshore Hydrocarbon Releases 2001-2008**. [S.l.], 2008. Disponível em: <https://www.hse.gov.uk/research/rrpdf/rr672.pdf>. Acesso em: 04 jan. 2023.

_____. _____. [S.l.], 2022. Disponível em: <https://oeuk.org.uk/>. Acesso em: 27 fev. 2023.

JR, G. Fundamentals of risk management. In: _____. [S.l.: s.n.], 2021. ISBN 9780128235331.

KEMFERT, C.; PRÄGER, F.; BRAUNGER, I.; HOFFART, F. M.; BRAUERS, H. The expansion of natural gas infrastructure puts energy transitions at risk. **Nature Energy**, Springer Science and Business Media LLC, v. 7, n. 7, jul. 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41560-022-01060-3>.

KESARWANI, A.; CHAUHAN, S. S.; NAIR, A. R. Fake news detection on social media using k-nearest neighbor classifier. p. 1–4, 2020.

KORLAPATI, N. V. S.; KHAN, F.; NOOR, Q.; MIRZA, S.; VADDIRAJU, S. Review and analysis of pipeline leak detection methods. **Journal of Pipeline Science and Engineering**, Elsevier BV, v. 2, n. 4, p. 100074, dez. 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jpse.2022.100074>.

LIANG, W.; ZHANG, L.; XU, Q.; YAN, C. Gas pipeline leakage detection based on acoustic technology. **Engineering Failure Analysis**, v. 31, 2013. ISSN 1350-6307. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1350630712002385>.

LIGHTHILL, M. J. On sound generated aerodynamically i. general theory. **Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences**, v. 211, 1952.

LIU, Z.; HUANG, J.; WANG, Y.; CHEN, T. Audio feature extraction and analysis for scene classification. In: **Proceedings of First Signal Processing Society Workshop on Multimedia Signal Processing**. [S.l.]: IEEE, 2002.

LU, H.; ISELEY, T.; BEHBAHANI, S.; FU, L. Leakage detection techniques for oil and gas pipelines: State-of-the-art. **Tunnelling and Underground Space Technology**, Elsevier BV, v. 98, p. 103249, abr. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.tust.2019.103249>.

LUKONGE, A. B.; CAO, X. Leak detection system for long-distance onshore and offshore gas pipeline using acoustic emission technology. a review. **Transactions of the Indian Institute of Metals**, Springer Science and Business Media LLC, v. 73, n. 7, jun. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12666-020-02002-x>.

MA, T.; LIU, S.; XIAO, H. Location of natural gas leakage sources on offshore platform by a multi-robot system using particle swarm optimization algorithm. **Journal of Natural Gas Science and Engineering**, v. 84, 2020. ISSN 1875-5100. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187551002030490X>.

MARSH. **100 Largest Losses in the Hydrocarbon Industry 1974-2021**. 2022. Disponível em: <https://www.marsh.com/>. Acesso em: 01 out. 2023.

MASOOD, T.; SONNTAG, P. Industry 4.0: Adoption challenges and benefits for SMEs. **Computers in Industry**, Elsevier BV, v. 121, p. 103261, out. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103261>.

MATHUR, A.; ISOPOUSSU, A.; KAWSAR, F.; BERTHOUBE, N.; LANE, N. D. Mic2Mic: Using Cycle-Consistent Generative Adversarial Networks to Overcome Microphone Vari-

ability in Speech Systems. In: **Proceedings of the 18th International Conference on Information Processing in Sensor Networks**. New York, NY, USA: ACM, 2019.

MERIBOUT, M.; KHEZZAR, L.; AZZI, A.; GHENDOUR, N. Leak detection systems in oil and gas fields: Present trends and future prospects. **Flow Measurement and Instrumentation**, Elsevier BV, v. 75, p. 101772, out. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2020.101772>.

MESAROS, A.; HEITTOLA, T.; VIRTANEN, T.; PLUMBLEY, M. D. Sound event detection: A tutorial. **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 38, n. 5, 2021.

_____. _____. **IEEE Signal Processing Magazine**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 38, n. 5, p. 67–83, set. 2021. ISSN 1558-0792. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1109/MSP.2021.3090678>.

MILLER, B. **A pipe leaking gas or water**. 2022. Disponível em: <http://www.freestockphotos.biz/stockphoto/3872>. Acesso em: 07 jan. 2022.

MOBILE i.safe. Is-sw1.1. In: . i.safe MOBILE GmbH, 2023. Disponível em: https://www.isafe-mobile.com/fileadmin/pim/DOC/PRO/MD/DOC_PRO_MD_IS-SW1.1_A5_Datasheet_1062MD01__SEN__AWEB__V6.pdf.

MSA. **Observer® i Ultrasonic Gas Leak Detector**. 2023. Disponível em: <https://us.msasafety.com/Fixed-Gas-&-Flame-Detection/Gas-Detectors/>. Acesso em: 10 out. 2023.

NARANJO, E.; BALIGA, S. Expanding the use of ultrasonic gas leak detectors: A review of gas release characteristics for adequate detection. dez. 2009.

NARANJO, E.; NEETHLING, G. A. Best practices in the allocation, commissioning, and maintenance of ultrasonic gas-leak detectors. **SPE Projects, Facilities & Construction**, Society of Petroleum Engineers (SPE), v. 6, n. 04, p. 205–210, ago. 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.2118/133543-pa>.

NGUYEN, T.; GOSINE, R. G.; WARRIAN, P. A systematic review of big data analytics for oil and gas industry 4.0. **IEEE Access**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 8, p. 61183–61201, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/access.2020.2979678>.

OPEC. **Monthly Oil Report**. [S.l.], 2023. Disponível em: https://momr.opec.org/pdf-download/res/pdf_delivery_momr.php?secToken2=1.

_____. Opec monthly oil market report april 2023. In: . statista, 2023. Disponível em: <https://www.statista.com/statistics/271823/global-crude-oil-demand/>.

PARASCANDOLO, G.; HUTTUNEN, H.; VIRTANEN, T. Recurrent neural networks for polyphonic sound event detection in real life recordings. In: **2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)**. [S.l.: s.n.], 2016.

PEPPERL+FUCHS, E. by. **ecom Portfolio**. 2023. Disponível em: <https://www.ecom-ex.com/>. Acesso em: 10 out. 2023.

PETROBRAS, A. M. de S. . I. B. Fpso cidade de são paulo is anchored in the sapinhoá field, in the santos basin pre-salt cluster, at a water depth of 2,140 meters, 310

miles offshore. In: . Petrobras S.A., 2014. Disponível em: <https://petrobras.com.br/infographics/types-of-platform/desktop/index.html>.

SAGGESE, A.; STRISCIUGLIO, N.; VENTO, M.; PETKOV, N. Time-frequency analysis for audio event detection in real scenarios. In: **2016 13th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)**. [S.l.]: IEEE, 2016.

SEO, J. K.; KIM, D. C.; HA, Y. C.; KIM, B. J.; PAIK, J. K. A methodology for determining efficient gas detector locations on offshore installations. **Ships and Offshore Structures**, Informa UK Limited, v. 8, n. 5, p. 524–535, set. 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/17445302.2012.713219>.

SERVICES, T. E. Observer® i ultrasonic gas leak detector. In: . Turcomp Engineering Services, 2023. Disponível em: <https://www.turcomp.com/product/>.

SHARMA, G.; UMAPATHY, K.; KRISHNAN, S. Trends in audio signal feature extraction methods. **Applied Acoustics**, Elsevier BV, v. 158, p. 107020, jan. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2019.107020>.

SHREYAS, N.; VENKATRAMAN, M.; MALINI, S.; CHANDRAKALA, S. Trends of sound event recognition in audio surveillance: A recent review and study. In: **The Cognitive Approach in Cloud Computing and Internet of Things Technologies for Surveillance Tracking Systems**. Elsevier, 2020. p. 95–106. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-816385-6.00007-6>.

SIZELAND, E.; CROFT, A.; LEONG, A. Ultrasonic gas leak detection. In: **All Days. OTC**, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.4043/25028-ms>.

SNOW, W. B. Audible frequency ranges of music, speech and noise. **Bell Syst. Tech. J.**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 10, n. 4, out. 1931.

SOLON. **Gasket Joint Leak**. 2022. Disponível em: <https://www.solonmfg.com/why-do-gasketed-joints-leak>. Acesso em: 07 jan. 2022.

STAROKON, I. V. Features of fatigue processes occurring in restored welded joints of offshore fixed platforms. **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, IOP Publishing, v. 734, n. 1, p. 012171, jan. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1088/1757-899x/734/1/012171>.

TANAKA, K.; CAVALETT, O.; COLLINS, W. J.; CHERUBINI, F. Asserting the climate benefits of the coal-to-gas shift across temporal and spatial scales. **Nature Climate Change**, v. 9, n. 5, 2019. Disponível em: https://EconPapers.repec.org/RePEc:nat:natcli:v:9:y:2019:i:5:d:10.1038_s41558-019-0457-1.

TAO, W.; DONGYING, W.; YU, P.; WEI, F. Gas leak localization and detection method based on a multi-point ultrasonic sensor array with TDOA algorithm. **Measurement Science and Technology**, IOP Publishing, v. 26, n. 9, p. 095002, jul. 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1088/0957-0233/26/9/095002>.

TORRES, L.; VERDE, C.; BORGES, F.; MAGLUTA, C.; ROITMAN, N. Parameter identification of a steel catenary riser using hilbert and wavelet transforms. In: **Volume 5B: Pipeline and Riser Technology**. American Society of Mechanical Engineers, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1115/omae2015-41246>.

VÁZQUEZ-ROMÁN, R.; DÍAZ-OVALLE, C.; QUIROZ-PÉREZ, E.; MANNAN, M. S. A cfd-based approach for gas detectors allocation. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**, v. 44, 2016. ISSN 0950-4230. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950423016300596>.

WANG, M.; LELE, S. K.; MOIN, P. Computation of quadrupole noise using acoustic analogy. **AIAA Journal**, v. 34, 1996.

XU, T.; CHEN, S.; GUO, S.; HUANG, X.; LI, J.; ZENG, Z. A small leakage detection approach for oil pipeline using an inner spherical ball. **Process Safety and Environmental Protection**, v. 124, 2019. ISSN 0957-5820. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957582018311984>.

YERGIN, D. **The quest**. New York, NY: Penguin, 2012.

ZAMAN, D.; TIWARI, M. K.; GUPTA, A. K.; SEN, D. A review of leakage detection strategies for pressurised pipeline in steady-state. **Engineering Failure Analysis**, Elsevier BV, v. 109, p. 104264, jan. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2019.104264>.

ZHAO, Z.; ANAND, R.; WANG, M. Maximum relevance and minimum redundancy feature selection methods for a marketing machine learning platform. IEEE, out. 2019. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1109/DSAA.2019.00059>.

ZHOU, C.; ZHANG, B.; QIAO, S.; MU, C. A stochastic programming approach for the optimization of gas detector placement in offshore platforms. **Ocean Engineering**, v. 187, 2019. ISSN 0029-8018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0029801819304081>.

ZHU, Y.; KANKANHALLI, M. Precise pitch profile feature extraction from musical audio for key detection. **IEEE Transactions on Multimedia**, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), v. 8, n. 3, p. 575–584, jun. 2006. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/tmm.2006.870727>.

ŠVEC, J. G.; GRANQVIST, S. Tutorial and guidelines on measurement of sound pressure level in voice and speech. **Journal of speech, language, and hearing research : JSLHR**, v. 61, n. 3, March 2018. ISSN 1092-4388. Disponível em: https://doi.org/10.1044/2017_JSLHR-S-17-0095.