UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA

ALEJANDRO DE JONGH MORELL

Estudo experimental da dinâmica de bolhas de ar em água utilizando análise
acústica e imagens subaquáticas

São Paulo

2021

ALEJANDRO DE JONGH MORELL

**Estudo experimental da dinâmica de bolhas de ar em água utilizando análise
acústica e imagens subaquáticas**

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do título de Mestre em Ciências.

Área de concentração: Engenharia de
Controle e Automação Mecânica

Orientador: Prof. Dr. Flavius Portella Ribas
Martins

Co-Orientador: Prof. Dr. Linilson Rodrigues
Padovese

São Paulo

2021

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 28 de Outubro de 2021

Assinatura do autor:

Assinatura do orientador:

Catálogo-na-publicação

de Jongh, Alejandro

Estudo experimental da dinâmica de bolhas de ar em água utilizando análise acústica e imagens subaquáticas / A. de Jongh, F. Martins, L. Padovese -- versão corr. -- São Paulo, 2021.
84 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Mecânica.

1.Monitoramento Acústico Passivo 2.Captura e Armazenamento de Carbono 3.Caracterização de cenário acústico I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Mecânica II.t. III.Martins, Flavius IV.Padovese, Linilson

Dissertação de autoria de Alejandro de Jongh Morell, sob o título “**Estudo experimental da dinâmica de bolhas de ar em água utilizando análise acústica e imagens subaquáticas**”, apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências, na área de concentração Engenharia de Controle e Automação Mecânica, aprovada em _____ de _____ de _____ pela comissão julgadora constituída pelos doutores:

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço ao Professor Flavius Portella Ribas Martins por todo o apoio, pelos conhecimentos transmitidos ao longo destes três anos e pela confiança depositada em mim. Também aos colegas e amigos do Laboratório de Acústica e Meio Ambiente (LACMAM) por me terem acolhido, aconselhado e ajudado em todo esse tempo.

Aos meus pais e demais familiares por todo o amor, carinho e companhia oferecidos o tempo todo apesar da distância, pelo apoio incondicional nas minhas decisões e por acreditar na minha capacidade.

Agradeço também a todos os amigos, tanto os que estão distantes pela situação geográfica, como aos novos amigos, que de uma forma ou de outra contribuíram com o seu grão de areia para o desenvolvimento desse projeto.

Devo agradecer à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo por ter me dado a oportunidade de realizar um dos meus maiores desejos, a todos os professores que durante esses anos ofereceram seus conhecimentos e que assim contribuíram para tornar esse desejo realidade.

Finalmente, gostaria de agradecer ao Centro de Pesquisa para Inovação em Gás (RCGI) e à FAPESP pelo apoio financeiro que brindaram em todo momento, que possibilitou o desenvolvimento desse projeto.

“Em memória do meu irmão Jusef de Jongh Morell, que sempre quis me ver concretizar este sonho e que, por um acaso do destino, me guia, desde o céu, desde o dia em que decidi empreender esta viagem.”

RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia experimental e numérica para examinar as características do espectro de emissão acústica de uma bolha e assim contribuir com a criação de um sistema de monitoramento acústico passivo para detectar vazamentos de gás em depósitos salinos sub-aquáticos, utilizados para o armazenamento de gases. Esse procedimento é adotado pelas indústrias que atuam nas atividades de captura e armazenamento de carbono CCS (*Carbon Capture and Storage*) para dar sustentação a ações de remoção dos gases estufa (CO_2 , CH_4 , NO_2) da atmosfera.

Mediante a realização de um projeto de experimentos laboratoriais, foram coletados sinais acústicos e imagens de bolhas de ar vazadas por bocais de diferentes diâmetros imersos em uma cuba repleta de água.

Aplicando-se técnicas de processamento de sinais e imagens, e tomando-se como referência modelos matemáticos de emissão acústica de bolhas descritos na literatura, construiu-se um algoritmo elementar capaz de discernir assinaturas acústicas de bolhas de distintos volumes.

A partir desse algoritmo elementar elaborou-se um novo algoritmo para a construção de espectrogramas de plumas artificiais de bolhas devidamente rotulados com as correspondentes vazões. Tal algoritmo é capaz de gerar um vasto *training set* que futuramente poderá ser utilizado no treinamento de redes neurais dedicadas à identificação de vazões subaquáticas de gás a partir da análise de emissões acústicas de plumas de bolhas.

PALAVRAS - CHAVES: Monitoramento Acústico Passivo. Captura e Armazenamento de Carbono. Caracterização de cenário acústico.

ABSTRACT

This work presents an experimental and numerical methodology to examine the characteristics of the acoustic emission spectrum of a bubble and thus contribute to the creation of a passive acoustic monitoring system to detect gas leaks in sub-aquatic saline deposits, used for the storage of gases. This procedure is adopted by industries operating in CCS (Carbon Capture and Storage) activities to support greenhouse gas removal actions (CO_2 , CH_4 , NO_2) of the atmosphere.

By carrying out a project of laboratory experiments, acoustic signals and images of air bubbles leaked by nozzles of different diameters immersed in a vat filled with water were collected.

Applying signal and image processing techniques, and taking as reference mathematical models of acoustic bubble emission described in the literature, an elementary algorithm capable of discerning the acoustic signatures of bubbles of different volumes was built.

From this elementary algorithm, a new algorithm was elaborated for the construction of spectrograms of artificial plumes of bubbles properly labeled with the corresponding leak. Such algorithm is capable of generating a vast training set that, in the future, can be used in the training of neural networks dedicated to the identification of underwater gas flows from the analysis of acoustic emissions from bubble plumes.

KEYWORDS: Passive Acoustic Monitoring. Carbon Capture and Storage. Acoustic landscape analysis.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Forma de oscilação de uma bolha em vários modos. As paredes da bolha são mostradas em seção, com a configuração de referência desenhada em linha sólida e as extremas desenhadas em linhas tracejadas.	24
Figura 2 – Arranjo experimental para estudar a emissão sonora de uma bolha de gás em um líquido.	26
Figura 3 – Esboço do arranjo experimental. Vista frontal.	31
Figura 4 – Esboço do arranjo experimental. Vista lateral.	31
Figura 5 – Dispositivo OceanBase junto ao hidrofone.	32
Figura 6 – Câmera <i>Fastec Imaging IL-Series</i> utilizada nos experimentos.	33
Figura 7 – Estrutura de pastas do banco de dados.	34
Figura 8 – Esboço da estrutura do <i>array</i> em JSON.	35
Figura 9 – Esboço da estrutura do objeto em JSON.	35
Figura 10 – Fragmento do arquivo JSON utilizado no banco de dados.	36
Figura 11 – Diagrama de blocos dos algoritmos desenvolvidos para o processamento do sinal acústico.	39
Figura 12 – Segmento do sinal acústico no domínio do tempo. As linhas tracejadas em vermelho indicam os instantes iniciais dos sinais segmentados, as linhas em roxo os instantes de máxima amplitude e as linhas em verde indicam os instantes de término dos sinais segmentados.	39
Figura 13 – Diagrama de blocos do algoritmo de processamento de imagens.	41
Figura 14 – Diagrama de <i>Grace</i> utilizado como mapa de formatos típicos para uma bolha.	44
Figura 15 – Diagrama de blocos do algoritmo desenvolvido para construir o diagrama de <i>Grace</i>	44
Figura 16 – Diagrama de blocos do algoritmo desenvolvido para estimar a velocidade média de deformação da bolha.	45
Figura 17 – Principais etapas do algoritmo desenvolvido para estimar a velocidade média de deformação da bolha.	46

Figura 18 – Representação no domínio das frequências das emissões acústicas de 24 bolhas representadas pelas diferentes cores. Cenário 1.	48
Figura 19 – Representação no domínio das frequências das emissões acústicas de 53 bolha representadas pelas diferentes cores. Cenário 3.	48
Figura 20 – Representação no domínio das frequências das emissões acústicas de 45 bolha representadas pelas diferentes cores. Cenário 2.	49
Figura 21 – Espectros médios das bolhas dos cenários 1, 2 e 3	51
Figura 22 – Representação no domínio do tempo do sinal acústico das bolhas, representadas pelas cores, em cada um dos cenários.	52
Figura 23 – Taxa de decaimento do sinal acústico de uma bolha presente no cenário 1.	53
Figura 24 – Taxa de decaimento do sinal acústico de uma bolha presente no cenário 2.	53
Figura 25 – Taxa de decaimento do sinal acústico de uma bolha presente no cenário 3.	54
Figura 26 – Espectrograma do sinal acústico correspondente ao cenário 1.	56
Figura 27 – Espectrograma do sinal acústico correspondente ao cenário 2.	56
Figura 28 – Espectrograma do sinal acústico correspondente ao cenário 3.	57
Figura 29 – (a) Sequência de imagens durante a formação de uma bolha (b) Sinal acústico correspondente dessa bolha.	59
Figura 30 – Imagem segmentada utilizando o DRLSE. Cenário 1. a) Imagem original. b) Imagem após a segmentação. c) Imagem binária.	60
Figura 31 – Imagem segmentada utilizando o DRLSE. Cenário 2. a) Imagem original. b) Imagem após a segmentação. c) Imagem binária.	60
Figura 32 – Imagem segmentada utilizando o DRLSE. Cenário 3. a) Imagem original. b) Imagem após a segmentação. c) Imagem binária.	60
Figura 33 – Forma geométrica de uma bolha típica para cada um dos cenários considerados nos experimentos.	62
Figura 34 – Diagrama de <i>Grace</i> . Representação de todas as bolhas criadas nos experimentos.	62
Figura 35 – Diagrama de blocos do algoritmo desenvolvido para construir sinais artificiais.	64
Figura 36 – Sinal acústico artificial #1 contendo 15 bolhas.	65
Figura 37 – Espectrograma do sinal acústico representado na (Fig. 36). Vazão estimada de $215.85 \text{ mm}^3/\text{s}$	65
Figura 38 – Sinal acústico artificial #2 contendo 225 bolhas	66

Figura 39 – Espectrograma do sinal acústico representado na (Fig. 38).Vazão esti-	
mada de $3315.19 \text{ mm}^3/s$	66
Figura 40 – Sinal acústico artificial #3 contendo 10 bolhas	67
Figura 41 – Espectrograma do sinal acústico representado na (Fig. 40).Vazão esti-	
mada de $14171.67 \text{ mm}^3/s$	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Especificações operacionais da câmera <i>Fastec Imaging IL-Series</i> . Configuração selecionada (*).	33
Tabela 2 – Relação de tamanho médio das bolhas e sua respectiva variância, para cada cenário.	50
Tabela 3 – Taxas de decaimento calculadas a partir do sinal acústico e da equação proposta no modelo (STRASBERG, 1956).	55
Tabela 4 – Relação entre a frequência e o raio da bolha segundo o modelo matemático do Minnaert para 4 amostras.	58
Tabela 5 – Valores do raio da bolha obtidos a partir das imagens e da equação proposta por Minnaert.	61

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AUV	<i>Autonomous Underwater Vehicle</i>
AVI	<i>Audio Video Interleave</i>
BNC	<i>Bayonet Neill-Concelman</i>
CCD	<i>Charge-Coupled Device</i>
CSV	<i>Comma-Separated Values</i>
DC	<i>Direct Current</i>
DFT	<i>Discrete Fourier transform</i>
DIP	<i>Digital Image Processing</i>
DSP	<i>Digital Signal Processing</i>
FPS	<i>Frames Per Second</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
HDD	<i>Hard Disk Drive</i>
JSON	<i>JavaScript Object Notation</i>
PAM	<i>Passive Acoustic Monitoring</i>
RJ45	Conector Padrão de Rede
USB	<i>Universal Serial Bus</i>
USP	Universidade de São Paulo
XML	<i>Extensible Markup Language</i>
EPUSP	Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
LACMAM	Laboratório de Acústica e Meio Ambiente

LISTA DE SÍMBOLOS

m	Metro
cm	Centímetro
mm	Milímetro
s	Segundo
min	Minuto
dB	Decibel
MB	Megabyte
GB	Gigabyte
μPa	Micro-Pascal
Hz	Hertz
kHz	Quilo-hertz
V	Volume da bolha
V_0	Volume de Referência da bolha
v_0	Volume Inicial da bolha
ΔU	Variação de energia potencial
ΔK	Variação de energia cinética
p	Pressão no interior da bolha
p_e	Pressão externa instantânea do líquido
p_s	Pressão do som
p_+	Excesso de pressão
p_0	Pressão estática

P_0	Amplitude da pressão do som
dr/dt	Velocidade radial do líquido
r	Raio da bolha
r_0	Raio inicial da bolha
T	Período
γ	capacidade de calor do gás
f_0	Frequência fundamental do som emitido pela bolha
ρ	Densidade do líquido
n	Modos de oscilação da bolha
c	Coefficiente de viscosidade do líquido
C	Deslocamento radial da parede da bolha
d	Distância medida a partir do centro da bolha
δ	Coefficiente de decaimento do sinal acústico
A_0	Amplitude de oscilação da parede da bolha
k	Número de onda circular

SUMÁRIO

1	Introdução	17
2	Objetivos	21
3	Modelagem Matemática	22
3.1	O modelo de Minnaert	22
3.2	O modelo de Strasberg	23
3.3	O trabalho experimental de Leighton & Walton	25
4	Materiais e Métodos	30
4.1	Projeto do sistema de aquisição de dados	30
4.1.1	Equipamento para a captura dos sinais acústicos	32
4.1.2	Câmera de alta velocidade utilizada nos experimentos	32
4.2	Estrutura e organização do banco de dados	34
4.2.1	JSON	34
4.2.2	Estrutura do banco de dados	35
4.3	Processamento do sinal digital	36
4.4	Processamento das imagens	40
4.5	Técnicas de verificação de modelos	42
5	Resultados e Análise	47
5.1	Processamento do sinal acústico	47
5.2	Processamento de imagens	58
5.3	Um primeiro passo rumo à investigação das emissões acústicas de plumas de bolhas	63
6	Conclusões	69
	Referências	71

APÊNDICES	76
Apêndice A – <i>Level-Set Method</i>	77
Apêndice B – ALGORITMO PARA ESTIMAR O VOLUME DA BOLHA	79
Apêndice C – ALGORITMO PARA ESTIMAR A VELOCIDADE DE DEFORMAÇÃO	81
Apêndice D – ALGORITMO PARA CONSTRUIR O DIAGRAMA DE GRACE	84

1 INTRODUÇÃO

Com o agravamento dos problemas climáticos mundiais e a forte evidencia de que há uma clara correlação entre o rápido crescimento da atividade industrial nos últimos dois séculos e o aquecimento global observado no mesmo período, ações internacionais destinadas a impedir que cenários climáticos catastróficos venham a se consolidar em algumas décadas, passaram a fazer parte das relações políticas internacionais (IPCC, 2005; UNFCCC, 2008; LIVERMAN, 2009; KNUTTI *et al.*, 2016; OLIVIER *et al.*, 2011).

Para dar sustentação às ações de remoção dos gases estufa (CO_2 , CH_4 , NO_2 , etc) da atmosfera, novas tecnologias vêm sendo desenvolvidas e/ou adaptadas desde meados da década de 1990 e a sigla CCS (acrônimo do inglês *Carbon Capture and Storage*) passou a frequentar cada vez mais os artigos científicos das universidades e institutos de pesquisa (STOLAROFF, 2006; RUBIN *et al.*, 2012; JIN *et al.*, 2017).

Um procedimento comumente adotado pelas indústrias que atuam em atividades de sequestro de carbono consiste em utilizar depósitos salinos naturais (subterrâneos e/ou submarinos) constituídos por rochas sedimentares (BACCHU, 2008; ECCLES *et al.*, 2009; HOSA *et al.*, 2011) para armazenar CO_2 em estado supercrítico. Tal procedimento, no entanto, não é isento de riscos, e a possível ocorrência de vazamentos, seja durante a operação de injeção de CO_2 ou após o preenchimento completo do reservatório, é uma das ocorrências que mais preocupam os técnicos, dado o prejuízo ambiental que tais eventos podem causar (BLACKFORD *et al.*, 2014).

O desenvolvimento de modelos matemáticos e de técnicas de monitoração e identificação de vazamentos em linhas de transporte e em depósitos de CO_2 é um tema que vem sendo bastante investigado na literatura (KORRE *et al.*, 2011; WAARUM *et al.*, 2017). Existem diferentes métodos para monitorar e identificar vazamentos de CO_2 , os quais empregam diversos tipos de sensores para obter informações sobre as propriedades físicas da água do mar e determinar a presença de gases. Shitashima, Maeda e Ohsumi (2013) utilizam no monitoramento um veículo subaquático autônomo (AUV) equipado com sensores de pH e de CO_2 . Annunziatellis *et al.* (2012) propoem um nó de monitoramento subaquático composto por termômetros e medidores de CO_2 dissolvido na água. O sistema

de sensoriamento apresentado em (SHAKIBA; HOSSEINI, 2016) baseia-se na técnica de tomografia acústica.

Dentre as várias técnicas utilizadas, as que se baseiam na identificação de sinais acústicos emitidos pelo vazamento gasoso são das mais promissoras (LEWICKI; HILLEY; OLDENBURG, 2005; NIKOLOVSKA; WALDMANN, 2006; VON DEIMLING *et al.*, 2008; LEBLOND; SCALABRIN; BERGER, 2014; WIGGINS *et al.*, 2015). A identificação desses sinais requer o uso de um conjunto de sensores acústicos, que podem ser tanto passivos, se limitando a capturar sinais acústicos, como ativos, que também emitem sinais acústicos durante o processo de sensoriamento.

O monitoramento acústico ativo é baseado no uso de um ou mais transdutores. Nos sistemas mono-estáticos, o mesmo transdutor que gera o pulso sonoro também recebe o eco desse sinal. Nos sistemas bi-estáticos, o transdutor que transmite o pulso sonoro opera em conjunto com um ou mais receptores para captar o eco (MANN; HAWKINS; JECH, 2008).

Nas últimas décadas, vários trabalhos sobre monitoramento acústico ativo foram apresentados por Jens Schneider von Deimling e seus colaboradores (VON DEIMLING; BROCKHOFF; GREINERT, 2007; VON DEIMLING *et al.*, 2010), incluindo sua tese de doutorado, onde se mostra que os sistemas *multibeam* são ferramentas eficientes para a detecção remota de bolhas de gás. Nesta tese aborda-se ainda a implantação do protótipo *multibeam GasQuant*, que é um sonorizador adaptado especificamente para a detecção *in situ* de bolhas de gás (VON DEIMLING, 2009).

Embora o monitoramento acústico ativo tenha sido usado nas últimas décadas, ele apresenta um sério inconveniente: os sons intensos (sísmicos, por exemplo) produzidos durante as pesquisas podem ter efeitos físicos, fisiológicos e comportamentais na vida subaquática. A produção desse ruído artificial subaquático antropogênico é amplamente regulamentada por normas internacionais, como, por exemplo, as do JNCC (JNCC, 2006), o que impõe limites ao uso das técnicas de monitoramento acústico ativo, ao mesmo tempo que torna as técnicas de monitoramento acústico passivo (PAM, de *Passive Acoustic Monitoring*) mais vantajosas a longo prazo (WIGGINS *et al.*, 2015).

No monitoramento acústico passivo de ambientes aquáticos, utilizam-se hidrofones para detectar, monitorar e, em alguns casos, localizar vazamentos de gases (principalmente CO_2 e CH_4). Ele é dito passivo porque os dispositivos de sensoriamento utilizados não emitem sinais que interferem com o ambiente investigado, limitando-se apenas a capturar e

analisar as emissões acústicas naturais e antropogênicas presentes nesse ambiente; portanto, esse método não deve ser confundido, de modo algum, com sistemas acústicos ativos. Conforme apontado por (WIGGINS *et al.*, 2015), os sistemas PAM, além de não interferirem com o ecossistema local, apresentam outras vantagens importantes, como: a) operação em banda de frequências larga o bastante para detectar vazamentos gasosos de várias escalas de magnitude; b) viabilização de monitoramento remoto de vazamentos distantes e de localização imprecisa; c) baixos custos operacionais.

No Brasil, os sistemas PAM têm sido utilizados em diversas pesquisas voltadas à monitoração de ecossistemas marinhos e terrestres (ALVAREZ, 2015; SUGAI *et al.*, 2018; SERRA; MARTINS; PADOVESE, 2020) e também como ferramenta de apoio, como no caso do projeto de Monitoramento da Paisagem Acústica Submarina na Bacia de Santos (PETROBRAS, 2019), apenas para citar algumas.

Em nossa revisão da literatura, não foram identificados artigos, dissertações ou teses de autores brasileiros que tratem da utilização de sistemas PAM na detecção de vazamentos de CO_2 na plataforma submarina, de modo que acreditamos que a presente dissertação é, possivelmente, uma das primeiras a tratar desse tema em âmbito nacional. Na arena internacional, contudo, o número de artigos versando sobre sistemas PAM de detecção de vazamentos é bastante significativo. O trabalho (LI *et al.*, 2020), por exemplo, é uma das mais recentes publicações relacionadas ao desenvolvimento de sistema de PAM para a detecção de CO_2 .

Embora a dinâmica de escoamentos gasosos e multifásicos, bem como o fenômeno de cavitação sejam assuntos bastante estudados na literatura (PLESSET; PROSPERETTI, 1977; PROSPERETTI, 1982), não é grande o número de artigos que tratam do desenvolvimento de modelos de emissões acústicas de bolhas passíveis de serem utilizados em métodos de detecção de vazamentos gasosos.

Em um artigo de grande impacto, escrito em 1933 (MINNAERT, 1933), apresenta-se um modelo matemático simplificado da emissão acústica de bolhas em meio aquoso, que permite estimar a frequência do sinal acústico emitido, modelo esse que poderia servir como um filtro preliminar em um sistema de detecção para detectar si existe, ou não, vazamentos de CO_2 .

Na década de 1950, um outro importante artigo (STRASBERG, 1956) apresentou modelos analíticos representativos dos sinais acústicos durante a formação, coalescência e divisão de bolhas. Esses modelos, que abordaram escoamentos de bolhas imersas em

líquidos internos a dutos e em fluidos circundando obstáculos têm grande potencial de aplicação em métodos acústicos de detecção de vazamentos gasosos.

Mais recentemente, Leighton junto a um grupo de pesquisadores, propuseram refinados modelos matemáticos do fenômeno de emissão acústica de bolhas, ao mesmo tempo em que desenvolveram diversas técnicas de identificação de sinais acústicos de vazamentos gasosos (LEIGHTON; WALTON, 1987; LEIGHTON *et al.*, 1996; LEIGHTON; RAMBLE; PHELPS, 1997; LEIGHTON, 2007; LEIGHTON; WHITE, 2012). Pode-se afirmar que os métodos desenvolvidos por esse grupo de pesquisadores constituem o estado da arte em modelagem matemática de emissão acústica de bolhas e que, a despeito do razoável grau de complexidade inerente a esses modelos, não resta dúvida de que sua implementação em sistemas acústicos de detecção de vazamentos gasosos é altamente desejável.

Esta dissertação trata do desenvolvimento de métodos experimentais e numéricos baseados em sistemas PAM para a detecção de vazamentos gasosos em meio líquido, métodos esses que, esperamos, possam contribuir para o desenvolvimento de tecnologia nacional para detecção de vazamentos gasosos subaquáticos. O texto é organizado de acordo com a seguinte estrutura: No capítulo 2 são apresentados os objetivos principais do projeto. No capítulo 3, apresentam-se os principais modelos matemáticos de emissão acústica de bolhas descritos na literatura. No capítulo 4 apresenta-se a metodologia utilizada no projeto. No capítulo 5 discutem-se os resultados alcançados ao longo do projeto e o capítulo 6 apresenta as conclusões finais.

2 OBJETIVOS

O presente trabalho tem como principal objetivo o desenvolvimento de uma metodologia numérico-experimental que subsidie a construção de instrumental nacional de monitoramento acústico passivo. Salienta-se que a presente dissertação trata exclusivamente da emissão acústica de bolhas individualizadas e não de plumas de bolhas. No entanto, esta é uma etapa essencial para que se possa, futuramente, tratar desse fenômeno bem mais complexo e representativo de episódios de vazamentos subaquáticos gasosos.

De modo a contribuir com o trabalho, não só dos pesquisadores que atuam no Laboratório de Acústica e Meio Ambiente (LACMAM), mas também da comunidade de pesquisadores que atuam na área de acústica submarina, estabeleceram-se ainda dois outros objetivos específicos para este projeto: 1) organizar os dados experimentais em um banco de dados contendo sinais acústicos e imagens de bolhas; 2) investigar o processo de formação de bolhas em meio fluido, enfatizando a conexão causal com o processo de emissão acústica.

3 MODELAGEM MATEMÁTICA

Neste capítulo, são apresentados alguns dos principais modelos matemáticos da literatura relacionada ao fenômeno de emissão acústica de bolhas. Salienta-se que os modelos matemáticos apresentados neste capítulo — Minnaert (1933), Strasberg (1956) e Leighton e Walton (1987) — constituem a base teórica necessária para a interpretação dos resultados experimentais.

3.1 O modelo de Minnaert

Um dos trabalhos mais citados na literatura sobre a emissão acústica de bolhas é (MINNAERT, 1933), artigo pioneiro em que se apresenta um modelo matemático validado a partir de experimentos de laboratório, capaz de estimar a frequência fundamental do sinal acústico emitido por uma bolha imersa em meio líquido. Nesses experimentos, o gás foi injetado sob condições controladas através de um tubo submerso em um tanque cheio de água para gerar bolhas com diâmetros entre 3 e 6 mm. O autor observou que cada nova bolha emitia um sinal acústico assim que se separava do tubo e também observou que o tom do som não era constante, mas exibia variações irregulares ao longo do tempo. A partir dessas observações, Minnaert propôs um modelo matemático de emissão acústica com base nas seguintes hipóteses: 1º) a bolha é uma esfera de raio variável r que oscila em torno de um valor de referência r_0 de acordo com uma lei harmônica; 2º) um sinal impulsivo é gerado no momento em que a bolha se separa do tubo; 3º) a inércia da água circundante e a elasticidade do ar interior à bolha fazem com que ela se expanda e se contraia periodicamente, produzindo assim uma vibração sonora que se propaga através da água; 4º) o processo de formação de bolhas pode ser considerado adiabático.

A aplicação da equação de conservação de energia a um volume de controle envolvendo a bolha e todo o líquido contido no tanque e considerando um ciclo de compressão / expansão no qual o volume da bolha evolui do valor de referência V_0 para um valor genérico V , produz

$$\Delta U = - \int_{V_0}^V (p - p_0) dV = \Delta K = \frac{1}{2} \int_r^\infty \left(\frac{dr}{dt} \right)^2 dm \quad (1)$$

onde ΔU e ΔK são as variações de energia potencial e energia cinética no volume de controle, respectivamente, p é a pressão no interior da bolha quando seu volume é V , p_0 é a pressão estática externa à bolha e dr/dt é a velocidade radial do líquido medida a partir do centro da bolha.

Assumindo que r varia de acordo com a lei

$$r(t) = r_0 + a \sin\left(\frac{2\pi}{T}t\right) \quad (2)$$

e considerando a expansão e a compressão periódicas das bolhas como um processo adiabático,

$$p - p_0 = \frac{3\gamma p(r - r_0)}{r} \quad (3)$$

para o qual $\gamma = c_p/c_v$ é a capacidade de calor do gás, o desenvolvimento da Eq. (1) leva à expressão da frequência fundamental f_0 do sinal emitido pela bolha, ou seja,

$$f_0 = \frac{1}{T} = \frac{1}{2\pi r} \sqrt{\frac{3\gamma p}{\rho}} \quad (4)$$

onde ρ é a densidade do líquido.

A expressão acima mostra que a frequência do som emitido é inversamente proporcional ao raio da bolha e que é comparativamente menor para líquidos mais densos. É importante enfatizar que todas as previsões derivadas da Eq. (4) puderam ser confirmadas pela série de experimentos realizados por Minnaert.

3.2 O modelo de Strasberg

Outro artigo pioneiro no estudo de bolhas como fonte sonora é (STRASBERG, 1956), onde se mostra que, além do primeiro modo, relacionado à variação temporal do volume sem a correspondente variação de forma, as contribuições de todos os outros modos para o espectro de emissão acústica da bolha são absolutamente irrelevantes, vide (Fig. 1).

Figura 1 – Forma de oscilação de uma bolha em vários modos. As paredes da bolha são mostradas em seção, com a configuração de referência desenhada em linha sólida e as extremas desenhadas em linhas tracejadas.

Fonte: Strasberg (1956)

Portanto, considerando apenas o modo $n = 0$ e admitindo que a amplitude das oscilações seja pequena, Strasberg sugere que o volume da bolha pode ser descrito por um oscilador harmônico dinâmico clássico amortecido, acionado por uma força externa, como segue:

$$\frac{\rho}{4\pi r_0} \ddot{V} + c\dot{V} + \frac{\gamma P_0}{V_0}(V - V_0) = p_0 - p_e(t) \quad (5)$$

onde V representa o volume da bolha, c é o coeficiente de viscosidade que deve ser determinado experimentalmente, P_0 a amplitude da pressão do som, p_0 é a pressão estática quando o volume da bolha é V_0 e p_e é a pressão externa instantânea do líquido no local da bolha, assumindo sua ausência.

Destaca-se que a frequência natural do sistema descrito pela Eq. (5) corresponde exatamente à fórmula proposta por Minnaert, Eq. (4). Portanto, a partir da Eq. (5), o modelo dinâmico que descreve a pressão instantânea do som emitido pela bolha a uma distância d do centro da bolha é derivado diretamente, produzindo

$$p_s(t) = \frac{\rho \ddot{V}}{4\pi d} \quad (6)$$

A variação da pressão externa do líquido durante o processo de formação de bolhas é um fenômeno muito breve, de modo que a aproximação $p_0 - p_e(t) = 0$, levando a Eq. (5) à sua forma homogênea, descreve adequadamente o sinal acústico emitido pela bolha. Portanto, a solução de

$$\frac{\rho}{4\pi r_0} \ddot{V} + c\dot{V} + \frac{\gamma P_0}{V_0}(V - V_0) = 0 \quad (7)$$

fornece a evolução temporal da pressão sonora $p_s(t)$ irradiada pela bolha, ou seja,

$$p_s(t) = P_0 e^{-\pi \delta f_0 t} \cos(2\pi f_0 t - \varphi) \quad (8)$$

onde δ é o coeficiente de dissipação que, de acordo com Strasberg (1956), pode ser calculado utilizando a seguinte expressão empírica

$$\delta = 0,014 + 1,1 \times 10^{-5} f_0 \quad (9)$$

e P_0 , a amplitude da pressão do som, é dada por

$$P_0 = \frac{\rho f_0}{2d} \sqrt{\dot{v}_0^2 + 4\pi^2 f_0^2 (v_0 - V_0)^2} \quad (10)$$

onde o valor de f_0 é obtido pela Eq. (4). Na Eq. (10), v_0 e $\dot{v}_0$ são os valores iniciais do volume da bolha e sua taxa de crescimento volumétrico, respectivamente. Esses valores podem ser medidos por meio de análise de imagens instantâneas da bolha ao longo do tempo, capturadas com uma câmera de alta velocidade.

No artigo (STRASBERG, 1956), uma série de simplificações aplicadas à Eq. (10) leva à seguinte expressão para a amplitude P_0 :

$$P_0 = \frac{r_0}{d} \sqrt{2\gamma p_0 p_+} \quad (11)$$

onde r_0 é o valor inicial para o raio da bolha e p_+ é um parâmetro chamado pelo autor de *excesso de pressão*, cujo método de cálculo ou estimativa não é mencionado em nenhum ponto do texto. Essa omissão de um método de cálculo tão essencial para justificar os resultados obtidos e validados experimentalmente pelo autor já havia sido destacada em (FRIZELL, 1987), mas talvez possa ser explicada pelo fato de que Strasberg era um pesquisador da Marinha dos Estados Unidos que, na época, estava investigando o ruído das hélices submarinas gerado pela cavitação, um tópico muito sensível.

Assim, assumindo que a pressão excedente p_+ seja de alguma forma determinada (DE JONGH; MARTINS; PADOVESE, 2019), o conjunto de equações (4), (8), (9) e (11) compõem um modelo analítico simples capaz de descrever a emissão acústica de bolhas imersas em meio líquido.

3.3 O trabalho experimental de Leighton & Walton

No estudo experimental realizado por Leighton (LEIGHTON; WALTON, 1987) no qual se utilizou um aparato experimental (Fig. 2) para registrar e analisar emissões acústicas de bolhas de gás em meios líquidos, comprovou-se, efetivamente, que esses sinais são assimiláveis a oscilações harmônicas amortecidas.

Figura 2 – Arranjo experimental para estudar a emissão sonora de uma bolha de gás em um líquido.

Fonte: Leighton e Walton (1987)

Nesse artigo, os autores utilizam o modelo matemático proposto por Minnaert (1933) como referência para verificar os valores obtidos nos experimentos e também para demonstrar que concordam com os resultados teóricos obtidos ao utilizar a Eq. (4) para calcular o raio de uma bolha a partir de sua frequência de oscilação. Para determinar a precisão da Eq. (4), eles realizaram uma série de estudos sistemáticos nos quais analisaram a dependência da frequência natural f_0 em função do raio da bolha, da densidade do líquido e das propriedades do gás. Os autores utilizaram as seguintes combinações: hélio, propano e ar versus água e ar versus solução saturada de clorato de sódio ($NaClO_3$). Esses experimentos evidenciaram que as emissões acústicas podem ser consideradas como processos adiabáticos, conforme Minnaert já propusera em seu artigo. Demonstrou-se, também, que f_0 é dependente da densidade ρ do líquido e da capacidade de calor γ do gás. Um aspecto interessante observado pelos autores em algumas das gravações obtidas, foi a presença de duas oscilações amortecidas, muito próximas uma da outra. Para investigar esse fenômeno, analisaram imagens capturadas com câmera de alta velocidade, constatando que a segunda oscilação era causada pelo contato entre a bolha recém formada, separada do bocal, com a bolha subsequente, ainda em processo de formação.

Para analisar a amplitude de oscilação, os autores se basearam nos sinais de áudio capturados com o hidrofone (modelo Brüel & Kjær 8103) previamente calibrado, o qual permitiu conhecer, no instante t , a pressão sonora $P_0(r, t)$ a uma distância radial r do

centro da bolha. Dessa forma, a amplitude correspondente $A_0(t)$ da oscilação da parede da bolha podia ser calculada usando a seguinte expressão

$$P_0(r, t) = \frac{A_0(t)\omega_0^2 \rho a}{\sqrt{1 + (kr)^2}} \quad (12)$$

onde a é o radio médio da bolha, k é o número de onda circular da onda sonora com frequência circular $\omega_0 = 2\pi f_0$, e f_0 é calculada pela Eq. (4). Os resultados obtidos pelos autores aplicando a Eq. (12) nos registros, mostraram que bolhas de ar com raio de 1mm têm uma amplitude de oscilação inicial aproximada de $A_0(0) \approx 10^{-8}m$. Para desenvolver esses cálculos, Leighton e Walton admitiram que a superfície da bolha realiza um movimento harmônico simples radial. Embora a Eq. (12) tenda ao limite $U_0(t)za/r$ para grandes valores de r ($U_0(t)$ é a amplitude da velocidade das partículas na superfície da bolha, $z = \rho\omega_0/k$ é a impedância acústica específica para ondas planas), é provável que o hidrofone esteja localizado no campo próximo da bolha e, portanto, é improvável encontrar uma dependência $1/r$ da amplitude da pressão. Da Eq. (12) segue-se que esse campo próximo se estende a um raio da ordem $1/k$. No artigo (KINSLER *et al.*, 1980) se apresenta uma discussão detalhada da derivação da Eq. (12).

Como a amplitude da pressão sonora $P_0(t)$ decai exponencialmente com o tempo, é possível descrever o comportamento da bolha como um sistema harmônico amortecido, regido por uma equação diferencial ordinária de segunda ordem, da forma

$$m_r \ddot{C} + R_T \dot{C} + m_r \omega_0^2 C = 0 \quad (13)$$

onde C é o deslocamento radial da parede da bolha, R_T é o coeficiente de viscosidade e $m_r = 4\pi a^3 \rho$ a massa da bolha.

A solução da Eq. (13) é da forma

$$C = A_0(t) \cos(\omega_0 t + \alpha) \quad (14)$$

onde α é a fase e $A_0(t) = A_0 e^{-\gamma t/2}$ com

$$\gamma = R_T/m_r \quad (15)$$

Sabendo, da Eq. (12), que $P_0(t)$ é proporcional a $A_0(t)$, o gráfico de $\ln(P_0(t))$ em função do tempo t mostrará um gradiente $\gamma/2$ que permite obter o fator de qualidade

$$Q = \omega_0/\gamma \quad (16)$$

No caso dos experimentos realizados pelos autores, as bolhas de ar obtidas com raio igual a $1,7mm$ possuíam $Q = 37$, enquanto as bolhas de hélio com raio igual a $0,87mm$, possuíam $Q = 6,5$.

Três mecanismos principais para amortecer as oscilações da bolha foram investigados pelos autores: 1) amortecimento viscoso (DEVIN, 1959); 2) irradiação de energia devida à emissão acústica; 3) condução de calor devida à compressão periódica.

No artigo (KINSLER *et al.*, 1980) mostra-se, previamente, que a impedância do processo de irradiação de energia por emissão acústica é dada por

$$R_a = 4\pi a^2 \rho c (ka)^2 \quad (17)$$

onde c é a velocidade do som no líquido. Nesse trabalho, os autores mostraram que é justamente essa resistência a responsável pelo amortecimento acústico. Com relação às perdas por condução de calor, no artigo (DEVIN, 1959) modelam-se como o resultado de uma resistência por radiação térmica, dada por

$$R_t = \beta m_r \omega_0^{3/2} \quad (18)$$

onde β é a constante de valor $1,16 \times 10^{-4} s^{1/2}$ para o intervalo de tamanhos de bolha considerado na investigação de Devin. A resistência geral por radiação é, $R_T = R_a + R_t$. Portanto, deduz-se das equações. (15) – (18) que

$$Q = \frac{\omega_0 m_r}{R_a + R_t} = \frac{1}{(\omega_0 a / c) + \beta \omega_0^{1/2}} \quad (19)$$

Dado que ω_0 pode ser deduzido da Eq. (4), portanto Q (ou o tempo de decaimento $\tau = 2Q/\omega_0$) pode ser calculado para qualquer bolha. Toda essa análise permitiu aos autores mostrar que existe um grau razoável de coincidência entre os experimentos e a teoria, para bolhas de propano e ar, mas não para bolhas de hélio, onde há discrepância significativa em relação aos resultados esperados.

Para obter a magnitude da perda de energia devido à oscilação, lembramos que um sistema ligeiramente amortecido perde aproximadamente $2\pi Q$ de sua energia, ou seja $\frac{1}{2}m_r(A_0\omega_0)^2$, durante cada ciclo. Desta forma, uma bolha de ar com raio $a = 1,9mm$ em água com $\omega_0 = 1,15 \times 10^4 rad s^{-1}$ e $A_0 = 2,1 \times 10^{-8}m$ (deduzido do sinal de hidrofone calibrado) possui uma energia oscilatória de $25pJ$. Dado que $Q = 25$, segue-se que a perda de energia por oscilação é de $0,63pJ$. Obviamente, essa perda é dividida entre mecanismos

radiativos e térmicos na razão de R_a/R_t . Das Eq. (17) e Eq. (18), segue-se imediatamente que

$$R_a/R_t = Da^{1/2} \quad (20)$$

onde a constante D tem um valor de $18,3m^{-1/2}$ para bolhas de ar em água. Assim, as perdas térmicas predominam em bolhas com raio inferior a $3mm$.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo, todos os algoritmos, processos e técnicas desenvolvidos para atingir os objetivos definidos neste trabalho são apresentados em detalhes.

Inicialmente descreve-se a estrutura do sistema de aquisição de dados utilizado nos experimentos realizados para capturar os sinais acústicos e as imagens das bolhas.

A seguir, mostra-se como os resultados obtidos foram organizados por meio de uma estrutura de armazenamento que permitisse o gerenciamento dos dados de forma simples, e que também fosse compatível com diferentes linguagens de programação.

Na seção seguinte, descrevem-se as técnicas utilizadas para o processamento dos sinais acústicos e das imagens das bolhas.

Na última seção do capítulo abordam-se as diferentes técnicas utilizadas para a verificação dos modelos matemáticos utilizados nesta investigação.

4.1 Projeto do sistema de aquisição de dados

Os experimentos foram realizados no LACMAM da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (EPUSP), utilizando como tanque de provas um aquário feito com paredes de acrílico de dimensões 45 cm (comprimento) x 30 cm (largura) x 25 cm (altura). Para a captura dos sinais acústicos foi utilizado um dispositivo chamado *OceanBase*, descrito na seção 4.1.1. Além dos sinais acústicos, foi necessário filmar o processo de formação das bolhas, utilizando uma câmera de alta velocidade (Fig. 6a), para posteriormente determinar a evolução temporal das características de forma da bolha utilizando imagens apropriadas.

Para a geração das bolhas, o aquário foi preenchido até alcançar 22 cm de coluna de água. Em seguida, instalou-se uma mangueira no fundo, com um bocal removível, através da qual o ar fornecido por um cilindro de ar comprimido fluía, formando bolhas no interior do aquário. Para captar os sinais acústicos um hidrofone foi instalado a 21 cm de distância da saída de ar. Bocais com diâmetros de 2,5 mm, 4 mm e 6 mm foram alternadamente acoplados à extremidade imersa da mangueira, com o propósito de se produzirem bolhas com diferentes dimensões e formatos. Um regulador de pressão foi conectado à saída do

cilindro para gerar apenas uma bolha de cada vez. A (Fig. 3) mostra o esquema do arranjo experimental.

Figura 3 – Esboço do arranjo experimental. Vista frontal.

Fonte: Próprio Autor.

Para capturar as imagens com um ângulo de visão apropriado, a câmera foi posicionada a 100 cm da parede frontal do aquário, conforme mostrado na (Fig. 4). Também foi necessário instalar sobre o aquário uma luminária com 144 LEDs organizados em forma de painel, de modo a propiciar luz suficiente para melhor visualização das bolhas com a câmera de alta velocidade.

Figura 4 – Esboço do arranjo experimental. Vista lateral.

Fonte: Próprio Autor.

Embora a câmera dispusesse de canais de sincronismo externo, o dispositivo para captura de áudio utilizado não possuía recursos similares. Por esse motivo, a sincronização entre o vídeo e o sinal acústico foi realizada por meio de um procedimento manual: dava-se um leve golpe, com um objeto, na parede do aquário nos instantes de início e término de cada vídeo, de modo a gerar indicadores que facilitassem a posterior segmentação dos

sinais acústicos. A câmera foi configurada para capturar imagens a uma frequência de 1000 quadros por segundo, criando vídeos com aproximadamente 18 segundos de duração; já o OceanBase foi configurado para capturar os sinais de áudio com duração de 1 minuto.

4.1.1 Equipamento para a captura dos sinais acústicos

O OceanBase é um equipamento de monitoramento e gravação acústica submarina desenvolvido pelo LACMAM/EPUSP, com o objetivo de realizar análises de ruídos ambientais subaquáticos. Pode-se observar na (Fig. 5) que o equipamento é composto por uma caixa a prova d'água, que contém o dispositivo de gravação e um hidrofone pré-amplificado com sensibilidade de -157 ± 2 dB rel. $1 \mu\text{Pa}$ na banda de frequência de 5 Hz a 30 kHz, com 20 m de cabo. O dispositivo de gravação tem uma taxa de amostragem de 48 kHz com uma resolução de 16 bits; também possui uma saída USB utilizada para conectar o dispositivo de armazenamento (*pendrive* ou HDD) onde os arquivos de áudio capturados serão armazenados e, como fonte de alimentação, usa uma bateria de 12V. A calibração do OceanBase é realizada por um sistema desenvolvido pelo LACMAM, baseado em método comparativo, utilizando como referência o hidrofone Brüel & Kjær 8103.

Figura 5 – Dispositivo OceanBase junto ao hidrofone.

Fonte: Próprio Autor.

4.1.2 Câmera de alta velocidade utilizada nos experimentos

A família de câmeras de alta velocidade *Fastec Imaging InLine* abrange modelos para a captura de imagens monocromáticas ou coloridas, com uma variedade de recursos de

gravação de imagens digitais, e uma ampla faixa de taxas de gravação, resolução de sensor e opções de memória integrada, (Tab. 1) (FASTEC, 2007). Nos experimentos realizados para o projeto em foco utilizou-se o modelo IL-Series, voltado à captura de imagens monocromáticas com resolução de 8 bits/pixel.

Tabela 1 – Especificações operacionais da câmera *Fastec Imaging IL-Series*. Configuração selecionada (*).

Componente	Especificação
Quadro por segundo	InLine: 60, 125, 250, 500, (1000)*
Resolução do sensor	InLine: 640x480, 640x240, 440x330, (320x240)*
Memória SODIMM integrada	InLine: 256MB, 512MB, (1GB)*, 2GB
Armazenamento de quadros	InLine 256MB: 1.096 a 4.368 quadros
	InLine 512MB: 2.184 a 8.736 quadros
	InLine 1GB: 4.368 a 17.472 quadros *

Fonte: Fastec (2007)

Os modelos InLine estão equipados com um suporte de lente padrão do tipo C, três suportes de tripé 1/4-20 na parte inferior e superior, um conector RJ45 e um conector Hirose de 12 pinos com conexões externas de gatilho (BNC), além do conector de entrada de energia para um conversor de 5V de corrente contínua (DC), (Fig. 6b). A câmera deve ser conectada, através da rede, a um computador que execute a função *host* utilizando o software proprietário MaxTRAQ Lite+ do fabricante, com o qual as imagens são capturadas e organizadas em vídeos com formato AVI. A lente acoplada à câmera, fabricada pela Seiko Optical Corp., possuía uma abertura de F1.4 e distância focal de 25 mm.

Figura 6 – Câmera *Fastec Imaging IL-Series* utilizada nos experimentos.

(a) vista frontal

(b) painel traseiro

Fonte: Fastec (2007)

4.2 Estrutura e organização do banco de dados

Para atender às necessidades expostas no início deste capítulo, criou-se uma estrutura de pastas que mantém uma organização hierárquica e de forma descendente, vide (Fig. 7), a qual, combinada com um arquivo JSON (JSON.ORG, 2017) para descrição dos metadados, permite aumentar subsequentemente o tamanho do banco de dados de maneira escalável, sem comprometer a qualidade e desempenho do mesmo.

Figura 7 – Estrutura de pastas do banco de dados.

Fonte: Próprio Autor.

4.2.1 JSON

JSON (acrônimo de *JavaScript Object Notation*) é um formato leve utilizado para troca de dados, baseado em um subconjunto da linguagem de programação *JavaScript* (ECMA, 1999), fácil de interpretar e gerar, tanto pelos computadores quanto pelos usuários, dado que sua estrutura e características tornam simples o processo de leitura e escrita. JSON é um formato de texto completamente independente da linguagem, mas que usa convenções amplamente conhecidas por desenvolvedores que utilizam a família de linguagens C, incluindo C++ e C#, *Java*, *JavaScript*, *Python* e muitos outros. Essas propriedades tornam o JSON um padrão ideal para troca de dados.

JSON é basicamente composto de duas estruturas: *array* e objetos. Um *array* é uma lista ordenada de valores que começa com “ [”, onde cada um de seus elementos está separado por “ , ” e termina com “] ”, conforme mostrado na (Fig. 8). Um objeto é um conjunto não ordenado de pares “ *name/value* ”, que começa com “ { ”, possui “ : ” como um separador entre o *name* e o *value* e termina com “ } ”. Para separar os pares é colocado uma “ , ” conforme mostrado na (Fig. 9). Na definição do *name*, usa-se a linguagem natural enquanto o *value* pode receber qualquer um dos seguintes tipos de dados (*string*, números, *boolean*, nulo, matrizes, objetos) bem conhecidos por muitas linguagens de programação.

Figura 8 – Esboço da estrutura do *array* em JSON.

Fonte: Lin *et al.* (2012)

Figura 9 – Esboço da estrutura do objeto em JSON.

Fonte: Lin *et al.* (2012)

4.2.2 Estrutura do banco de dados

O banco de dados é composto por várias pastas, que representam cada um dos experimentos realizados. Cada pasta ou objeto (no JSON) é identificado com um número exclusivo criado com a data e hora em que o experimento foi realizado, o que garante que não haja objetos duplicados no banco de dados. Cada objeto possui vários elementos associados, como um arquivo de áudio, seu respectivo espectrograma, o conjunto de quadros de imagem associados, entre outros (Fig. 7). O arquivo de áudio representa o sinal acústico da formação da bolha e seus respectivos quadros de imagens estão localizados na pasta

denominada “Frames”. Além de identificar o que cada um dos elementos encontrados em cada objeto representa, foi necessário armazenar um conjunto de metadados importantes para o manejo dos dados, como, por exemplo, os instantes em que cada vídeo começa e termina, o diâmetro do bocal utilizado, além do endereço de cada objeto no banco de dados e o de seus respectivos elementos.

Para armazenar todas essas informações, o padrão de troca de dados JSON foi adotado em virtude de apresentar maiores facilidades para criação e manipulação de dados e por ser de mais simples compreensão por parte do usuário, comparativamente com outros padrões de troca de dados disponíveis como, por exemplo, o XML e o CSV (seção 4.2.1). Observe-se na (Fig. 10) que, na estrutura do arquivo JSON, o primeiro objeto não está relacionado a nenhuma pasta definida acima; é apenas um objeto que possui metadados gerais, principalmente o endereço da pasta raiz do banco de dados.

Figura 10 – Fragmento do arquivo JSON utilizado no banco de dados.

```
[
  {
    "description": "",
    "path": "",
    "SamplingFrequency": 48000
  },
  {
    "id": 20191018212052,
    "diameter": 2,
    "fps": 1000,
    "audioName": "2019.10.18_21.20.52.wav",
    "videoName": "2019.10.18_21.20.52.avi",
    "videoStart": "21.20.59",
    "videoEnd": "21.21.19",
    "framesPath": "2019.10.18_21.20.52/frames/",
    "path": "2019.10.18_21.20.52/"
  },
]
```

Fonte: Próprio Autor.

4.3 Processamento do sinal digital

Para o desenvolvimento deste item, deve-se observar previamente que os sinais acústicos obtidos nos experimentos são em sua essência sinais aleatórios discretos. Relembramos, neste ponto, que, conforme já visto no Capítulo 3, os modelos matemáticos

descritos na literatura (Minnaert, Strasberg, Leighton) indicam que emissões acústicas de bolhas são assimiláveis a sistemas de segunda ordem amortecidos.

Existem várias formas de se processar um sinal com vistas à extração de informações úteis à aplicação considerada. Nesta dissertação, as principais ferramentas utilizadas na análise foram a Transformada de Fourier e os espectrogramas (PROAKIS; MANOLAKIS, 2006).

A DFT (*Discrete Fourier Transform*) é uma transformação linear que permite decompor um sinal digital em uma combinação linear de exponenciais complexas, representando-o no assim chamado domínio das frequências. Utilizando-se a DFT e, em particular, sua versão rápida FFT (*Fast Fourier Transform*), um sinal discreto de N pontos $x(n)$, onde $n = 0, 2, 3, \dots, N$ pode ser sintetizado como

$$\tilde{x}[k] = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X(n) e^{i2\pi nk/N}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (21)$$

onde

$$X[n] = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) e^{-i2\pi nk/N}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (22)$$

é a transformada discreta de Fourier de $x[k]$

A representação do sinal no domínio das frequências facilita enormemente os procedimentos de filtragem requeridos para a extração das informações úteis do sinal, uma vez que a convolução dos sinais $x[k] * h[k]$ no domínio do tempo corresponde à multiplicação de suas transformadas de Fourier no domínio das frequências, ou seja, a $X[n] \cdot H[n]$. Dessa forma, sendo $H[n]$ o filtro selecionado, o sinal filtrado se obtém a partir de $\text{iDFT}\{X[n] \cdot H[n]\}$, onde iDFT é (*Inverse Discrete Fourier Transform*).

Espectrogramas são gráficos 3D (tempo versus frequência versus amplitude) construídos a partir da Transformada de Fourier de Tempo Curto, definida como

$$X(m, k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot \omega(n-m) e^{-i2\pi nk/N} \quad (23)$$

onde a função $\omega(n-m)$ representa uma janela móvel que seleciona segmentos do sinal $x(n)$.

Via de regra, o terceiro eixo, representando as amplitudes, é substituído por uma escala de cores, transformando o gráfico 3D em um mapa bidimensional colorido.

Espectrogramas são especialmente úteis para a análise de sinais cuja composição espectral é variável no tempo, mas também podem ser utilizados para verificar se o sistema que gera um determinado sinal é variante ou invariante no tempo.

O algoritmo de processamento dos sinais acústicos gerados nos experimentos é ilustrado no diagrama de blocos da (Fig. 11).

Inicialmente foi realizada uma segmentação do sinal para obter os 18 segundos correspondentes à filmagem dos processos de formação de bolhas, uma vez que o sinal de áudio tem uma duração mais longa, conforme explicado na seção 4.1. Para executar esse procedimento, os instantes de início e término do vídeo correspondentes ao áudio foram adotados como pontos de seleção para a segmentação do sinal acústico (Fig. 11a).

Uma vez obtido o sinal de áudio correspondente à filmagem do processo de formação de bolhas, um filtro Butterworth passa-alta de 15ª ordem e frequência de atenuação igual a 500 Hz foi aplicado para eliminar todas as baixas frequências, consideradas ruídos para esta investigação, pois já se sabia de antemão que as bolhas geradas no tanque tinham tamanhos muito pequenos e emitiam sons com frequências superiores a 500 Hz. Em seguida, uma nova segmentação foi realizada com o objetivo de determinar as emissões acústicas individuais das bolhas (Fig. 11b). Isso feito, aplicou-se a FFT a esses segmentos de sinal, de forma a determinar a frequência natural correspondente (Fig. 11c).

O algoritmo desenvolvido para segmentar os sinais acústicos das bolhas (Fig. 11b) faz uma varredura do vetor de amplitudes em busca dos pontos de máximo. As distâncias entre esses pontos de máximo correspondem ao intervalo de tempo ΔT entre emissões acústicas de sucessivas bolhas. Dessa forma, geram-se sucessivos sinais de duração $\Delta T_1 < \Delta T$, medidos a partir do instante $t_{Max}(1) - t_{Margem}$, onde $t_{Max}(1)$ é o instante correspondente ao primeiro máximo da sequência e t_{Margem} é uma margem de segurança adotada para garantir que cada segmento contenha um único ponto de máximo (Fig. 12).

Figura 11 – Diagrama de blocos dos algoritmos desenvolvidos para o processamento do sinal acústico.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 12 – Segmento do sinal acústico no domínio do tempo. As linhas tracejadas em vermelho indicam os instantes iniciais dos sinais segmentados, as linhas em roxo os instantes de máxima amplitude e as linhas em verde indicam os instantes de término dos sinais segmentados.

Fonte: Próprio Autor.

Os espectrogramas dos sinais acústicos foram gerados utilizando-se os vários algoritmos disponíveis na própria linguagem de programação (PYTHON, 1991). No processamento

foi utilizada uma janela de *Hanning* com tamanho ($nfft$) igual a 256 pontos e o número de pontos de sobreposição ($noverlap$) entre as FFT igual a 128. A frequência de aquisição (fs) igual a 48000 Hz, e o modo de representação (psd) densidade espectral de potência.

4.4 Processamento das imagens

As imagens das bolhas foram processadas com duplo intento: 1) confirmar experimentalmente que a variação de sua forma não afeta o espectro de frequências do sinal acústico emitido, conforme apontado pelo modelo analítico (STRASBERG, 1956); 2) dar subsídio à análise dos resultados experimentais. No diagrama de blocos da (Fig. 13) apresentam-se os principais passos do algoritmo implementado, com destaque para: segmentação temporal, segmentação espacial, aplicação de filtros morfológicos e classificação no diagrama de *Grace* (ZIEGENHEIN, 2016), ferramenta de grande utilidade para validar os experimentos realizados e que será examinada na seção 4.5.

Como mencionado antes, todo o trabalho foi desenvolvido utilizando *Python* na versão 3, e complementado pela biblioteca (OPENCV, 2000), a qual facilita o trabalho de processamento de imagens e vídeos. Essa biblioteca pode ser encontrada e instalada por meio do gerenciador de pacotes *PyPI* da própria linguagem *Python*.

Para realizar a segmentação temporal ou separação quadro a quadro, o vídeo é carregado na íntegra e, uma vez isso feito, ele é lido do início ao fim, utilizando-se os algoritmos disponíveis na biblioteca *OpenCV*, que permitem determinar o evento de término de leitura. Durante esse processo, é possível salvar cada quadro lido, obtendo-se, assim, um total de 18000 imagens para cada vídeo de 18 segundos de duração.

Como durante os experimentos foi feita uma captura inicial da cena, sem a presença de bolhas, o *background* ficou plenamente caracterizado. Para removê-lo, basta subtrair essa imagem do *background* de cada nova imagem de interesse (observa-se que essa operação causa uma degradação mínima na região da imagem ocupada pelas bolhas, mas que não afeta significativamente o processo de segmentação subsequente). *OpenCV* oferece algoritmos para realizar operações aritméticas com imagens, mas, neste caso, o algoritmo foi ligeiramente modificado para substituir por zero os valores negativos resultantes da subtração, uma vez que esses valores negativos são colocados, por padrão, como 255 gerando assim um fundo com pixels em branco.

A segmentação espacial foi realizada aplicando-se um algoritmo baseado no *Level Set Method* (OSHER; FEDKIW, 2001), o qual é descrito no Apêndice A.

Figura 13 – Diagrama de blocos do algoritmo de processamento de imagens.

Fonte: Próprio Autor.

Antes de se proceder à segmentação propriamente dita, aplicou-se à imagem um filtro gaussiano, com o propósito de reduzir o nível de ruído e melhorar o desempenho de detector de bordas. Observou-se que os contornos obtidos não eram muito bem definidos, e essa foi uma das razões para se segmentar esses objetos utilizando-se o Level Set Method.

O algoritmo implementado neste trabalho, denominado na literatura *Distance Regularized Level Set Evolution* (DRLSE), segue o roteiro apresentado em (LI *et al.*, 2010). Para aplicá-lo, é necessário calcular vários parâmetros: 1) μ , coeficiente do termo de regularização à distância, 2) λ , coeficiente do termo de comprimento ponderado, 3) σ , parâmetro de escala no kernel gaussiano, 4) ϵ , parâmetro positivo que especifica a largura da função Delta de Dirac em pixels, 5) α , coeficiente do termo de área ponderada. Isso feito, o DRLSE realiza a evolução da função ϕ para o Level Set 0, adotando como coeficiente a área ponderada $A(\phi) = 0$. Ao final, devolve como resultado a região da imagem onde $\phi < 0$.

Estando definida a área de interesse da imagem, efetua-se a sua binarização, aplicando-se a função `threshold` do *OpenCV*, configurada com o valor do limiar igual a 0 e valor máximo igual a 255.

Devido à existência de imagens que possuem mais de uma bolha, foi necessário desenvolver uma função para selecionar a bolha correta com base em alguns critérios descritos a seguir: 1º) Quando a imagem detectada com duas bolhas for a primeira na

sequência de imagens referentes a uma bolha, é selecionada a bolha localizada na parte inferior, por ser ela que fará todo o trajeto. Nesse caso, um seletor booleano é definido para estabelecer que o trajeto teve início; além disso, a escolha é salva, garantindo assim que a mesma bolha seja selecionada até o final de seu trajeto. 2º) Quando a imagem detectada com duas bolhas não é a primeira na sequência de imagens associadas a uma bolha, seleciona-se a bolha localizada na parte superior da imagem porque neste caso ela já está no trajeto e deve ser monitorada até o final. Uma vez feita a seleção correta, a imagem binária é salva.

Todo o código-fonte que foi desenvolvido ao longo deste trabalho, encontra-se disponível em (DE JONGH, 2021).

4.5 Técnicas de verificação de modelos

A seguir, são descritas as técnicas e procedimentos utilizados nesta pesquisa para verificar tanto os modelos matemáticos quanto as hipóteses levantadas no começo deste trabalho.

Para verificar os modelos matemáticos de Minnaert (1933) e Strasberg (1956), várias simulações computacionais dos mesmos foram desenvolvidas com o objetivo de compará-las com dados reais obtidos em experimentos de laboratório.

Conforme mencionado na Seção 3.1, o modelo de Minnaert permite determinar a frequência do som emitido por uma bolha. Nos experimentos realizados em laboratório, os sons emitidos pelas bolhas foram submetidos a técnicas de processamento de sinais que permitiram determinar suas frequências fundamentais. De posse dessas frequências, aplicou-se a Eq. (4) de Minnaert (1933), para obter os respectivos diâmetros da bolha.

Em seguida, efetuou-se o processamento das imagens das bolhas, conforme descrito no item 4.4 do capítulo Materiais e Métodos. Tomando como referência a imagem segmentada e binarizada de uma dada bolha, seu volume foi estimado admitindo-se tratar-se de um objeto axissimétrico. Isso posto, o objeto binário é varrido, desde a linha superior até a inferior, determinando o raio local r_i para cada linha. O volume da esfera equivalente foi então calculado pela fórmula

$$V = S^3 \cdot \sum \pi r_i^2 h \quad (24)$$

onde $h = 1$ pixel representa a altura de um cilindro de raio r_i e S representa o fator de escala da imagem, medido em (mm/no de pixels), e obtido por meio de um experimento prévio de calibração da câmera no qual se media, em número de pixels, a distância entre traços de uma escala milimétrica aderida ao aquário. O raio da esfera equivalente era determinado através da fórmula:

$$r_{eq} = S \cdot \sqrt[3]{\frac{3}{4} \cdot h \cdot \sum (r_i^3)} \quad (25)$$

e, então, comparado com o valor previsto pela equação de Minnaert.

Conforme será discutido no próximo capítulo, as bolhas geradas nos experimentos possuíam um formato muito alongado, bastante destoante do modelo elementar esférico adotado pelos modelos de Minnaert (1933) e Strasberg (1956).

Por esse motivo, procurou-se investigar se essa forma alongada seria compatível, fisicamente, com as condições experimentais. Procedeu-se, então, à construção do diagrama de *Grace* (ZIEGENHEIN, 2016), mapa que prevê o formato que a bolha irá adquirir em função de 2 adimensionais — o número de *Reynolds* e o número de *Eötvös*, (Fig. 14). O número de *Reynolds* é dado por:

$$Re = \frac{v \cdot D}{\mu} \quad (26)$$

onde v é a velocidade relativa entre as fases líquida e gasosa, D é a dimensão característica (no caso, o diâmetro), μ é a viscosidade cinemática do líquido. O número de *Eötvös* é dado por:

$$Eo = \frac{\Delta\rho \cdot g \cdot L^2}{\gamma} \quad (27)$$

onde $\Delta\rho$ é a diferença entre as densidades das fases líquida e gasosa, g é a aceleração da gravidade, L é a dimensão característica (diâmetro da bolha) e γ é a tensão superficial.

O continuum de pontos (Eo, Re) define regiões onde a bolha assume diferentes configurações geométricas, conforme ilustrado na figura a seguir.

Figura 14 – Diagrama de *Grace* utilizado como mapa de formatos típicos para uma bolha.

Fonte: Ziegenhein (2016)

De todas as variáveis necessárias à construção do diagrama de *Grace* (Fig. 15), a velocidade relativa entre as fases líquida e gasosa é, sem dúvida, a mais difícil de determinar. Com o propósito de estimar essa variável, desenvolveu-se um algoritmo de processamento de imagens, cujos principais passos são apresentados no diagrama de blocos da (Fig. 16).
 Figura 15 – Diagrama de blocos do algoritmo desenvolvido para construir o diagrama de *Grace*.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 16 – Diagrama de blocos do algoritmo desenvolvido para estimar a velocidade média de deformação da bolha.

Fonte: Próprio Autor.

Para construir o referido diagrama, cada um dos sinais acústicos emitidos pelas bolhas é analisado separadamente. Uma vez selecionado o sinal acústico, a imagem correspondente ao instante de tempo em que a bolha é separada do bocal é selecionada para posteriormente determinar o raio da bolha por meio de análise visual. Conhecido o raio da bolha, calcula-se o número de *Eötvös* de acordo com a Eq. (27). Paralelamente a esse primeiro processo, o número de *Reynolds* é calculado para o mesmo sinal acústico. Neste segundo cálculo, todas as imagens correspondentes ao referido sinal acústico são selecionadas para estimar a velocidade média de deformação da bolha. Para isso, as imagens são selecionadas aos pares I_t e $I_{t+\Delta}$, com um tempo suficiente entre elas para que se observe uma variação na forma geométrica. Esses pares de imagens são, então, transladados, de modo a que seus centroides coincidam. Em seguida, ambas as imagens são subtraídas uma da outra, obtendo-se uma imagem diferença que caracteriza a variação da forma da bolha entre dois instantes sucessivos. A essa imagem diferença aplica-se a Transformada Distância usando-se a função `distanceTransform` do *OpenCV*. Nesta função, `DIST_L2` é usado como o valor do parâmetro `distanceType`, para executar o algoritmo descrito em (FELZENSZWALB; HUTTENLOCHER, 2012).

Posteriormente, a função `peak_local_max` da biblioteca *Scikit-Image* é usada para determinar os máximos locais e, em seguida, a média desses máximos. Finalmente, a velocidade média de deformação é calculada dividindo a média dos máximos locais pelo tempo decorrido entre as duas imagens.

A seguir, a (Fig. 17) apresenta uma sequência de imagens, onde podem-se observar as principais etapas do algoritmo representado no diagrama de blocos acima.

Como mencionado anteriormente, os experimentos foram filmados utilizando a câmera de vídeo com uma frequência de gravação de 1000 Hz. Com essa informação, determina-se o tempo decorrido entre os pares de imagens consideradas (no procedimento

realizado, esse tempo era de 5 ms). Estando estimada a velocidade média de deformação, calculou-se o número de *Reynolds* de acordo com a Eq.(26).

Figura 17 – Principais etapas do algoritmo desenvolvido para estimar a velocidade média de deformação da bolha.

Fonte: Próprio Autor.

5 RESULTADOS E ANÁLISE

Neste capítulo são apresentados os principais resultados gerados pela análise dos dados experimentais — sinais de emissão acústica de bolhas e sequências de imagens de bolhas.

5.1 Processamento do sinal acústico

A discussão dos resultados obtidos será abordada através de três cenários diferentes. Chama-se cenário 1 os resultados obtidos para diâmetros de bocal de 2,5 mm, cenário 2 para quando o diâmetro for 4 mm e cenário 3 para quando o diâmetro for 6 mm. Para uma melhor compreensão dos resultados, salienta-se que, no fenômeno investigado, a frequência fundamental da emissão acústica da bolha está sempre associada à maior amplitude do sinal acústico. É importante também destacar que os sinais acústicos gerados nos experimentos possuem um largo espectro de frequências e não uma frequência fundamental única, conforme postulado nos modelos analíticos de Minnaert (1933) e Strasberg (1956). Isso se deve a três fatores: 1) presença de ruídos ambientes; 2) efeito de variáveis que participam do fenômeno, mas foram desprezadas nos modelos matemáticos simplificados descritos na literatura; 3) efeito colateral da operação de segmentação de sinais - a multiplicação de um sinal por uma porta retangular corresponde, no domínio das frequências, à convolução de sua transformada de Fourier com uma função sinc. É importante ainda observar que apenas no cenário 1 os espectros apresentam um pequeno, mas não desprezível máximo local em uma frequência inferior à calculada pela fórmula de Minnaert.

Conforme mencionado no Cap. 4, os sinais acústicos das bolhas foram representados no domínio da frequência para caracterizar a sua composição espectral, facilitando, assim, a análise. No caso dos sinais acústicos obtidos no cenário 1 (Fig. 18) com o total de 24 bolhas, observa-se claramente que os espectros de frequências das emissões acústicas são semelhantes entre si. Isso significa que, para este cenário, as frequências fundamentais dos sinais acústicos emitidos estão perfeitamente enquadrados entre 700 Hz e 800 Hz, com valor médio da frequência fundamental igual a 724 Hz. Depreende-se, portanto, que neste cenário as bolhas têm aproximadamente o mesmo tamanho.

Figura 18 – Representação no domínio das frequências das emissões acústicas de 24 bolhas representadas pelas diferentes cores. Cenário 1.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 19 – Representação no domínio das frequências das emissões acústicas de 53 bolha representadas pelas diferentes cores. Cenário 3.

Fonte: Próprio Autor.

Os resultados obtidos no cenário 3 (Fig. 19) com o total de 53 bolhas mostram que todos os sinais acústicos obtidos também possuem um alto grau de similaridade entre seus espectros de frequência. Neste caso, as frequências fundamentais dos sinais acústicos emitidos encontram-se entre 1100 Hz e 1200 Hz, com valor médio da frequência fundamental igual a 1118 Hz.

No caso do cenário 2 (Fig. 20) com o total de 45 bolhas, observa-se algo bastante distinto: os espectros de frequências dos sinais acústicos emitidos apresentam consideráveis discrepâncias entre si, embora suas frequências fundamentais estejam concentrados entre 800 Hz e 1100 Hz, com valor médio da frequência fundamental igual a 950 Hz.

Figura 20 – Representação no domínio das frequências das emissões acústicas de 45 bolha representadas pelas diferentes cores. Cenário 2.

Fonte: Próprio Autor.

Diante desses resultados inesperados para o cenário 2, decidiu-se verificar se cada uma das bolhas tinha aproximadamente o mesmo tamanho. Caso esses valores apresentassem baixa variância, poder-se-ia inferir que: 1) teria ocorrido erro experimental, uma vez que bolhas com aproximadamente o mesmo raio estariam gerando sinais acústicos com frequências fundamentais muito distintas das previstas pela equação de Minnaert; 2) o modelo de Minnaert estaria incorreto, algo que seria bastante inverossímil, uma vez que esse modelo já foi validado por diversos autores referidos na literatura. Na (Tab. 2) pode-se observar que a variância das bolhas do cenário 2 é uma ordem de grandeza maior

do que a dos cenários 1 e 3. Conclui-se, portanto, que, durante os experimentos, bolhas de diferentes tamanhos foram efetivamente geradas pelo mesmo bocal, fato esse que talvez tenha sido ocasionado pela presença de fissuras ou outros tipos de defeitos nas bordas do bocal.

Tabela 2 – Relação de tamanho médio das bolhas e sua respectiva variância, para cada cenário.

Cenário	Numero total de bolhas	Variância do raio
1	24	0.006
2	45	0.052
3	53	0.002

Fonte: Próprio Autor.

Construindo-se os espectros médios para os 3 cenários (Fig. 21), verifica-se que os seus pontos de máximo correspondem a frequências bastante distintas entre si, o que possibilita construir um algoritmo elementar para identificar o cenário do vazamento:

1. Calcular o espectro de frequência médio do sinal acústico das bolhas
2. Determinar a frequência correspondente ao seu ponto de máximo.
3. Se $f_1 < f < f_2$ então cenário 1; Se $f_3 < f < f_4$ então cenário 2; Se $f_5 < f < f_6$ então cenário 3 e assim por diante, onde $[f_1, f_2]$, $[f_3, f_4]$, $[f_5, f_6]$ são faixas de frequência situadas em torno dos valores de referência 724Hz, 950Hz e 1118Hz, obtidos dos dados experimentais.

Figura 21 – Espectros médios das bolhas dos cenários 1, 2 e 3

Fonte: Próprio Autor.

Após a análise dos espectros de frequências, examinaram-se os sinais no domínio do tempo, com o propósito de melhor compreender o fenômeno investigado. Na (Fig. 22) apresentam-se exemplos desses sinais para os três cenários considerados.

Conforme se pode observar, esses sinais se assemelham bastante à evolução temporal de um sistema de segunda ordem não excitado e sujeito a amortecimento sub-crítico. Essa é, a propósito, a característica fundamental retratada no modelo simplificado de emissão acústica concebido por Strasberg.

Um exame mais atento dos três gráficos faz realçar, no entanto, um detalhe digno de nota. Enquanto no cenário 3 a eclosão da bolha produz uma abrupta variação na amplitude do sinal acústico, nos demais cenários e, em especial, no cenário 1, essa variação ocorre de forma mais suave. Esta diferença, possivelmente, se deve às distintas formas de bolha geradas nos experimentos. As bolhas do cenário 3 são praticamente esféricas, ao passo que as bolhas do cenário 1 são bastante alongadas, conforme se pode observar nas Figs. 30, 31 e 32.

Figura 22 – Representação no domínio do tempo do sinal acústico das bolhas, representadas pelas cores, em cada um dos cenários.

Fonte: Próprio Autor.

Um aspecto interessante que se destaca no gráfico da (Fig. 22-a) é a presença de duas pulsações muito próximas uma da outra. Esse tipo de evento já havia sido destacado e explicado por Leighton & Walton no trabalho experimental descrito na Seção 3.3.

O grau de aderência do modelo de Strasberg aos sinais experimentais foi investigado mediante o confronto do coeficiente δ de amortecimento calculado de acordo com a Eq. (9) com os valores de δ estimados a partir dos gráficos de amplitude versus tempo para os três cenários.

Para tanto, tomou-se como sinal-referência ($f_r(t)$) a Eq. (8), proposta por Strasberg, e como sinal-teste ($f_t(t)$) cada um dos sinais emitidos pelas bolhas nos três cenários estudados.

Em seguida, substituíram-se em $f_r(t)$ os seguintes parâmetros associados ao sinal $f_t(t)$: a) frequência fundamental f_0 = frequência associada ao ponto de máximo de $f_t(t)$; b) amplitude P_o = máxima amplitude de $f_t(t)$; c) fase inicial = 0.

Feitas essas substituições, resta em $f_r(t)$ apenas o parâmetro δ (coeficiente de amortecimento) por determinar. Para tanto, aplicou-se o método dos mínimos quadrados, adotando-se a função erro quadrática $\text{err}_q(\delta) = \sum (f_r(t) - f_t(t))^2$

De posse dessa função, aplicou-se um algoritmo de busca exaustiva de seu ponto de mínimo, fazendo-se δ variar em uma ampla faixa de valores para cada um dos cenários considerados, e determinando-se os valores de δ que melhor caracterizavam o decaimento exponencial dos sinais de emissão acústica das bolhas.

As Figs. 23, 24 e 25 mostram, em cada caso, um sinal acústico capturado nos experimentos junto a um sinal sintético construído com os valores de frequência e a taxa de decaimento calculada para esse sinal.

Figura 23 – Taxa de decaimento do sinal acústico de uma bolha presente no cenário 1.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 24 – Taxa de decaimento do sinal acústico de uma bolha presente no cenário 2.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 25 – Taxa de decaimento do sinal acústico de uma bolha presente no cenário 3.

Fonte: Próprio Autor.

Na (Tab. 3) mostram-se os valores das taxas de decaimento calculados utilizando-se o procedimento descrito acima, e os valores obtidos aplicando-se a Eq. (9). Salta à vista a expressiva diferença entre os valores obtidos por esses dois métodos: em média, o desvio foi de 34%, 73% e 69% para os cenários 1, 2 e 3, respectivamente. Observa-se, além disso, que, em todos os casos, o coeficiente de amortecimento determinado pela equação de Strasberg é superior ao obtido pela via experimental.

Acredita-se que essa diferença se deva ao fato de que as hipóteses simplificadoras do modelo de Strasberg não sejam de todo adequadas para expressar a complexidade do fenômeno real.

Tabela 3 – Taxas de decaimento calculadas a partir do sinal acústico e da equação proposta no modelo (STRASBERG, 1956).

Cenário	Frequência	δ (Strasberg, 1956)	δ (Sinal Acústico)	Variação
1	714 Hz	0.09254	0.08821	0.00433
	725 Hz	0.09375	0.05257	0.04118
	725 Hz	0.09375	0.05851	0.03524
	725 Hz	0.09375	0.05653	0.03722
2	928 Hz	0.11608	0.02584	0.09024
	970 Hz	0.12070	0.02584	0.09486
	938 Hz	0.11718	0.02683	0.09035
	960 Hz	0.11960	0.04366	0.07594
3	1141 Hz	0.13951	0.04069	0.09882
	1109 Hz	0.13599	0.03673	0.09926
	1120 Hz	0.13720	0.04366	0.09354
	1120 Hz	0.13720	0.04465	0.09255

Fonte: Próprio Autor.

Para analisar a evolução temporal do espectro de frequências do som emitido pelas bolhas em cada um dos três cenários, construíram-se os espectrogramas das Figs. 26, 27 e 28. Conforme se pode observar nessas figuras, há uma clara separação entre as frequências fundamentais, o que está de acordo com a literatura, que preconiza que as intensidades das frequências emitidas pela bolha durante seu percurso são insignificantes em relação à frequência fundamental irradiada no momento da sua formação (Esse fato será melhor examinado na próxima seção).

Figura 26 – Espectrograma do sinal acústico correspondente ao cenário 1.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 27 – Espectrograma do sinal acústico correspondente ao cenário 2.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 28 – Espectrograma do sinal acústico correspondente ao cenário 3.

Fonte: Próprio Autor.

É importante ainda realçar que os valores das frequências fundamentais dos sons emitidos pelas bolhas apresentam uma variação diretamente proporcional aos diâmetros dos bocais. Além disso, já se sabe que, de acordo com a equação de Minnaert, a frequência fundamental do som emitido pela bolha é inversamente proporcional ao seu raio (vide Tab. 4).

Tabela 4 – Relação entre a frequência e o raio da bolha segundo o modelo matemático do Minnaert para 4 amostras.

Cenário	Frequência da bolha	Raio da Bolha
1	714 Hz	4.60 mm
	725 Hz	4.53 mm
	725 Hz	4.53 mm
	725 Hz	4.53 mm
2	960 Hz	3.42 mm
	928 Hz	3.54 mm
	970 Hz	3.39 mm
	960 Hz	3.42 mm
3	1216 Hz	2.70 mm
	1141 Hz	2.88 mm
	1109 Hz	2.96 mm
	1120 Hz	2.93 mm

Fonte: Próprio Autor.

5.2 Processamento de imagens

Uma vez obtidas as sequências de imagens a partir da segmentação temporal dos vídeos capturados para cada um dos cenários, pôde-se investigar melhor o processo de formação das bolhas em paralelo com os eventos de emissão acústica. Na (Fig. 29), apresenta-se o sinal acústico correspondente a uma bolha juntamente com uma sequência de imagens retratando seu processo de formação, emergência do bocal e movimentação no meio fluido. Observando essa sequência de imagens nota-se que, no instante $t = 0.12s$ a bolha ainda está presa ao bocal; porém, imediatamente após, no instante $t = 0.13s$, ocorrem dois eventos: a bolha se desvincula do bocal e a pressão sonora atinge o maior pico de amplitude. Esses resultados apenas confirmam o que já era sobejamente conhecido na literatura: a emissão acústica ocorre no exato instante em que o processo de formação da bolha é concluído.

Figura 29 – (a) Sequência de imagens durante a formação de uma bolha (b) Sinal acústico correspondente dessa bolha.

Fonte: Próprio Autor.

Conforme descrito na Seção 4.4, uma das etapas do processamento de imagens foi dedicada à segmentação espacial das imagens, com vistas à detecção da presença de bolhas e à sua caracterização geométrica. Para tanto, utilizou-se o algoritmo DRLSE (LI *et al.*, 2010) devido ao seu elevado grau de precisão na detecção de objetos apresentando formas quaisquer, bem como à facilidade de implementação e à baixa demanda por recursos computacionais.

A seguir, os resultados obtidos são apresentados nas Figs. 30, 31 e 32, onde se pode observar que o algoritmo traçou o contorno da bolha (sub-imagens b) e, em seguida, preencheu o seu interior (sub-imagens c), gerando um objeto binário que possibilita a estimação do volume e do raio equivalente.

Figura 30 – Imagem segmentada utilizando o DRLSE. Cenário 1. a) Imagem original. b) Imagem após a segmentação. c) Imagem binária.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 31 – Imagem segmentada utilizando o DRLSE. Cenário 2. a) Imagem original. b) Imagem após a segmentação. c) Imagem binária.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 32 – Imagem segmentada utilizando o DRLSE. Cenário 3. a) Imagem original. b) Imagem após a segmentação. c) Imagem binária.

Fonte: Próprio Autor.

Utilizando-se esses objetos binários e aplicando-se o algoritmo baseado na Eq. (25), descrito na Seção 4.5, estimaram-se os raios equivalentes das bolhas nos três cenários. Em seguida, confrontaram-se essas estimativas com os valores calculados utilizando-se a Eq. (4) e as frequências fundamentais extraídas dos respectivos espectros de emissão acústica.

Conforme pode se observar na tabela abaixo, a diferença entre essas estimativas é, em média, inferior a 10%. No caso do cenário 1 a diferença entre os resultados é, em média, 11.22%, no caso do cenário 2 é de 6.40% e no cenário 3 varia 10.88%. A (Tab. 5) mostra os resultados obtidos.

Tabela 5 – Valores do raio da bolha obtidos a partir das imagens e da equação proposta por Minnaert.

Cenário	Raio (pela imagem)	Raio (pelo modelo)	% Variação
1	4.09 mm	4.60 mm	11.09
	4.05 mm	4.53 mm	10.60
	4.04 mm	4.53 mm	10.82
	4.14 mm	4.53 mm	8.61
2	3.27 mm	3.54 mm	7.63
	3.13 mm	3.39 mm	7.67
	3.31 mm	3.50 mm	5.43
	3.20 mm	3.42 mm	6.43
3	2.61 mm	2.88 mm	9.38
	2.57 mm	2.96 mm	13.18
	2.70 mm	2.93 mm	7.85
	2.54 mm	2.93 mm	13.31

Fonte: Próprio Autor.

Embora os raios equivalentes das bolhas geradas nos experimentos tenham valores próximos aos previstos nos modelos de Minnaert e Strasberg salta à vista o fato de que os experimentos realizados produziram bolhas com geometria bastante distinta da forma esférica, a qual é tomada como hipótese fundamental nos modelos clássicos de emissão acústica de bolhas.

Na (Fig. 33) são exibidas, lado a lado, as formas características das bolhas dos 3 cenários considerados nos experimentos. Vê-se que as bolhas do cenário 1, em particular, apresentam uma forma elipsoidal bastante alongada; já as do cenário 2 possuem uma forma elipsoidal típica enquanto que as do cenário 3 são as que mais se assemelham a uma esfera.

Figura 33 – Forma geométrica de uma bolha típica para cada um dos cenários considerados nos experimentos.

Fonte: Próprio Autor.

Para verificar se essas formas alongadas obtidas nos experimentos estariam em consonância com os valores esperados de acordo com a literatura, determinaram-se as coordenadas do Diagrama de *Grace* (ZIEGENHEIN, 2016) para os resultados experimentais dos cenários 1, 2 e 3.

Figura 34 – Diagrama de *Grace*. Representação de todas as bolhas criadas nos experimentos.

Fonte: Próprio Autor.

Na (Fig. 34), os pontos verdes correspondem às bolhas do cenário 3, os pontos alaranjados às bolhas do cenário 2 e os pontos azuis às do cenário 1.

Confrontando-se esse gráfico com o da (Fig. 14), constata-se que todos os pontos plotados na (Fig. 34) se situam na região do Diagrama de Grace compatível com a geração de bolhas de formato elipsoidal. Verifica-se, também, que as bolhas do cenário 3 são as que mais se aproximam da forma esférica e que as do cenário 1 são as que têm a forma geométrica mais próxima ao padrão “oscilante” (“*wobbling*”)¹

Conclui-se que os resultados experimentais são confiáveis e que as inferências baseadas na análise de imagens e sinais acústicos capturados durante os experimentos têm fundamentação robusta.

5.3 Um primeiro passo rumo à investigação das emissões acústicas de plumas de bolhas

Neste tópico procuraremos mostrar que os dados obtidos nos experimentos realizados podem auxiliar o desenvolvimento de futuros algoritmos de identificação da composição espectral de plumas do bolhas, etapa essencial à construção de um sistema de detecção de vazamentos gasosos subaquáticos e de estimação de sua vazão.

A ideia do método consiste em sintetizar sinais artificiais contendo emissões acústicas de bolhas de variados tamanhos, emitidas a intervalos de tempo aleatoriamente sorteados e associar a esses sinais artificiais à respectiva vazão de ar produzida pelas bolhas durante o processo. Dessa forma, constrói-se um banco de dados contendo sinais acústicos e espectrogramas de ‘plumas artificiais de bolhas’, devidamente rotulados com as respectivas vazões de ar.

Para a construção desses sinais artificiais, primeiro, foi necessário estruturar os dados obtidos ao longo deste trabalho em um arquivo JSON. Este arquivo é composto por três objetos nos quais as seguintes informações foram armazenadas: frequências das emissões acústicas das bolhas, amplitudes máximas dos sinais, volumes das bolhas e coeficientes de decaimento (δ) dos sinais. Após a leitura desses dados, define-se o número total de sinais elementares que irão compor os cenários acústicos das plumas artificiais. Em seguida, procede-se à escolha aleatória: a) dos identificadores dos sinais armazenados no banco de

¹Acesse o link para ver o vídeo em câmera lenta da formação de uma bolha do Cenário 1. <https://www.youtube.com/watch?v=XNQIttySj1U>

dados que foram gerados durante os experimentos laboratoriais; b) dos respectivos instantes em que esses sinais serão artificialmente emitidos, instantes esses sorteados em um intervalo de valores que abrange a duração total (T_{pluma}) da emissão acústica da pluma artificial. De posse das informações anteriores, constrói-se o sinal acústico da pluma artificial mediante a somatória de todos os sinais acústicos elementares sorteados e artificialmente emitidos em instantes aleatórios. A esse sinal adiciona-se um ruído branco. Finalmente, constrói-se o espectrograma do sinal artificial e associa-se a ele o valor da vazão de ar gerada pelas bolhas durante o processo (DE JONGH, 2021), ou seja, $Q = \frac{\sum Volume(i)}{T_{pluma}}$. Os principais passos do algoritmo são apresentados na (Fig. 35).

Figura 35 – Diagrama de blocos do algoritmo desenvolvido para construir sinais artificiais.

Fonte: Próprio Autor.

Os sinais artificiais ilustrados abaixo, foram obtidos a partir da superposição dos sinais emitidos por 15 bolhas no primeiro exemplo (Fig. 36), 225 bolhas no exemplo da (Fig. 38) e por 1000 bolhas no último exemplo (Fig. 40).

Portanto, o volume de ar emitido por essas bolhas no exemplo 1 durante o intervalo de tempo de 10s foi de 2158.5 mm^3 , no exemplo 2 foi de 33151.9 mm^3 e no exemplo 3 foi de 141716.7 mm^3 . Os espectrogramas mostrados nas Figs. 37, 39 e 41 correspondem, assim, às vazões de $215.85 \text{ mm}^3/\text{s}$, $3315.19 \text{ mm}^3/\text{s}$ e $14171.67 \text{ mm}^3/\text{s}$ respectivamente.

Figura 36 – Sinal acústico artificial #1 contendo 15 bolhas.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 37 – Espectrograma do sinal acústico representado na (Fig. 36). Vazão estimada de $215.85 \text{ mm}^3/\text{s}$.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 38 – Sinal acústico artificial #2 contendo 225 bolhas

Fonte: Próprio Autor.

Figura 39 – Espectrograma do sinal acústico representado na (Fig. 38). Vazão estimada de $3315.19 \text{ mm}^3/s$.

Fonte: Próprio Autor.

Figura 40 – Sinal acústico artificial #3 contendo 10 bolhas

Fonte: Próprio Autor.

Figura 41 – Espectrograma do sinal acústico representado na (Fig. 40). Vazão estimada de $14171.67 \text{ mm}^3/\text{s}$.

Fonte: Próprio Autor.

Uma importante linha de pesquisa que se descortina, portanto, é a aplicação de redes neurais artificiais para estimar a vazão de gás a partir de espectrogramas de emissão acústica de plumas de bolhas.

Para tanto, será necessário dispor de um expressivo *training set* composto por espectrogramas construídos artificialmente a partir da superposição de um grande número de sinais acústicos emitidos por bolhas de diâmetros variados, mas passíveis de serem calculados a priori, conforme indicado na Seção 5.1. Note-se que esses espectrogramas estariam devidamente classificados com o valor da vazão de gás correspondente. Para construir a rede neural, bastaria, então, processar as imagens dos espectrogramas de modo a convertê-las em vetores de características $(F_1, F_2, \dots, F_n)$, onde F_i são propriedades da imagem (por exemplo: componentes principais das frequências espaciais, métricas associadas à matriz de co-ocorrência, entropia da informação, etc) (GONZALEZ; WOODS, 2008) adequadas ao discernimento de espectrogramas associados a distintas vazões de gás. Os componentes F_i seriam, então, as entradas da rede neural, e os respectivos valores de vazão, as saídas.

O algoritmo desenvolvido neste projeto para gerar os espectrogramas rotulados de sinais artificiais de plumas de bolhas (Fig. 35) constitui-se, assim, em um primeiro passo rumo ao objetivo maior de estimar a vazão de gás a partir da análise de espectrogramas de emissão acústica de plumas de bolhas.

6 CONCLUSÕES

No presente trabalho foi realizado um estudo numérico-experimental sobre a formação e emissão acústica de bolhas de ar em meio aquoso, tendo como referência alguns dos modelos matemáticos mais citados na literatura. O objetivo principal foi desenvolver uma metodologia onde técnicas de monitoramento acústico passivo juntamente com modelos teóricos foram aplicados visando contribuir para a criação de um sistema de monitoramento acústico passivo voltado à detecção de vazamento subaquático de gás.

Para tanto, foi necessário montar um arranjo adequado à aquisição de sinais acústicos e imagens subaquáticos. Utilizando-se esse aparato, foi possível capturar um conjunto expressivo de sinais, aos quais várias técnicas de processamento de sinais digitais foram aplicadas, em especial a Transformada Rápida de Fourier e os Espectrogramas, com o propósito de identificar as assinaturas características das bolhas de ar. Além disso, foram obtidos os respectivos vídeos da formação das bolhas, dos quais, foram extraídas imagens que serviram para não apenas validar os experimentos acústicos realizados mas também para investigar o processo de formação de bolhas e a sua influência na paisagem acústica.¹

Com o objetivo de armazenar de forma adequada todas as informações obtidas, projetou-se uma estrutura de dados robusta, escalável e de fácil utilização. O banco de dados assim concebido armazena não apenas os dados experimentais originais, mas também os sinais e imagens processadas, bem como todos os cálculos e inferências realizadas.

Com o intuito de conseguir uma interação mais simples com o banco de dados, foi necessário utilizar um arquivo de troca de dados. Neste trabalho decidiu-se utilizar o formato de arquivo JSON, por possuir um formato leve, fácil de interpretar, simples de manipular e de fácil integração com diversas linguagens de programação, o que possibilita a utilização do banco de dados em diferentes cenários.

Outro aspecto importante destacado neste trabalho foi a confrontação dos resultados experimentais obtidos com os dos modelos propostos na literatura. Essas verificações mostraram que os resultados obtidos são bastante próximos aos previstos nos modelos numéricos.

¹A discriminação de emissões acústicas de bolhas em paisagens acústicas é uma tarefa que requer muitos experimentos e que se pretende realizar em pesquisas futuras.

Com o banco de dados criado, foi possível simular vários sinais acústicos a partir dos dados experimentais, sinais estes que foram utilizados como entrada de algoritmos elementares desenvolvidos para detectar a presença de bolhas de diferentes tamanhos. Constatou-se ainda que o referido banco de dados pode ser utilizado para construir uma grande variedade de cenários acústicos, correspondentes a uma enormidade de bolhas com distintos tamanhos emitidas a intervalos de tempo aleatoriamente selecionados. Associando-se a esses cenários as respectivas vazões de gás, obtêm-se os elementos necessários para a construção de *training sets* para o treinamento de redes neurais dedicadas à estimação da vazão de gás a partir da análise de emissões acústicas das plumas de bolhas.

REFERÊNCIAS

- ALVAREZ, A. *Sistema para monitoramento e análise de paisagens acústicas submarinas*. Tese (Doutorado) — Escola Politécnica, University of São Paulo, 2015. Citado na página 19.
- ANNUNZIATELLIS, A.; GRAZIANI, S.; LOMBARDI, S.; PETRIOLI, C.; PETROCCIA, R. Co2net: A marine monitoring system for co2 leakage detection. In: *2012 Oceans - Yeosu*. [S.l.]: IEEE, 2012. p. 1–7. Citado na página 17.
- BACCHU, S. Co2 storage in geological media: role, means, status and barriers to deployment. *Progress in Energy and Combustion Science*, v. 34, n. 2, p. 254–273, 2008. Citado na página 17.
- BLACKFORD, J. C.; BEAUBIEN, S. E.; FOEKEMA, E. M.; GEMENI, V.; GWOSDZ, S.; JONES, D.; KIRK, K.; LIONS, J.; METCALFE, R.; MONI, C.; SMITH, K.; STEVEN, M. D.; WEST, J.; ZIOGOU, F. *A guide to potential impacts of leakage from CO2 storage*. [S.l.]: RISCS Consortium, 2014. Citado na página 17.
- DE JONGH, A. *Air Bubble Acoustic Frequency Identifier*. 2021. Disponível em: <https://github.com/adejonghm/air-bubble-acoustic-frequency-identifier>. Citado 2 vezes nas páginas 42 e 64.
- DE JONGH, A.; MARTINS, F. P. R.; PADOVESE, L. R. Analysis of the acoustic emission of a bubble in liquid medium. In: *25th International Congress of Mechanical Engineering*. [S.l.]: ABCM, 2019. p. 7. Citado na página 25.
- DEVIN, C. Survey of thermal, radiation, and viscous damping of pulsating air bubbles in water. *The Journal of the Acoustical Society of America*, v. 31, n. 12, p. 1654–1667, 1959. Citado na página 28.
- ECCLES, J. K.; PRATSON, L.; NEWELL, R. G.; JACKSON, R. B. Physical and economical potential of geological co2 storage in saline aquifers. *Environment Science Technology*, v. 43, n. 6, p. 1962–1969, 2009. Citado na página 17.
- ECMA. *Standard ECMA-262*. 1999. Disponível em: <https://www.ecma-international.org/publications/files/ECMA-ST-ARCH/ECMA-262,%203rd%20edition,%20December%201999.pdf>. Citado na página 34.
- FASTEC, I. C. *Operator's Manual*. [S.l.], 2007. Citado na página 33.
- FELZENSZWALB, P. F.; HUTTENLOCHER, D. P. Distance transforms of sampled functions. *Theory of Computing*, v. 8, p. 415–428, 2012. Citado na página 45.
- FRIZELL, K. W. *Noise Generation by Air Bubbles in Water: An Experimental Study of Creation and Splitting*. Dissertação (Mestrado) — University of Minnesota, 1987. Citado na página 25.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. 3rd edition. ed. [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2008. Citado na página 68.

HEITZINGER, C. *The Level Set Method*. 2003. Disponível em: <https://www.iue.tuwien.ac.at/phd/heitzinger/node92.html>. Citado na página 77.

HOSA, A.; ESENTIA, M.; STEWART, J.; HASZELDINE, S. Injection of CO₂ into saline formations: benchmarking worldwide projects. *Chemical Engineering Research and Design*, v. 89, n. 9, p. 1855–1864, 2011. Citado na página 17.

IPCC. Carbon dioxide carbon and storage. In: *Intergovernmental Panel on Climate Change*. [S.l.]: Cambridge University Press, 2005. p. 51–379. Citado na página 17.

JIN, S. W.; LI, Y. P.; NIE, S.; SUN, J. The potential role of carbon capture and storage technology in sustainable electric-power systems under multiple uncertainties. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 80, p. 467–480, 2017. Citado na página 17.

JNCC. *Joint Nature Conservation Committee*. 2006. Disponível em: <https://jncc.gov.uk>. Citado na página 18.

JSON.ORG. *Introducing JSON*. 2017. Disponível em: <https://www.json.org/json-en.html>. Citado na página 34.

KINSLER, L. E.; FREY, A. R.; COPPEN, A. B.; SAUNDERS, J. V. *Fundamentals of Acoustics*. 3rd edition. ed. [S.l.]: Chichester: John Wiley, 1980. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 28.

KNUTTI, R.; ROGELJ, J.; SEDLÁČEK, J.; FISCHER, E. M. A scientific critique of the two-degree climate change target. *Nature Geoscience*, v. 9, p. 13–18, 2016. Citado na página 17.

KORRE, A.; IMRIE, C. E.; MAY, F.; BEAUBIEN, S. E.; VANDERMEIJER, V.; PERSOGLIA, S.; GOLMEN, L.; FABRIOL, H.; DIXON, T. Quantification techniques for potential CO₂ leakage from geological storage sites. *Energy Procedia*, v. 4, p. 3413–3420, 2011. Citado na página 17.

LEBLOND, I.; SCALABRIN, C.; BERGER, L. Acoustic monitoring of gas emissions from sea floor: Part 1: quantifying the volumetric flow of bubbles. *Marine Geophysical Research*, v. 35, n. 3, p. 191–210, 2014. Citado na página 18.

LEIGHTON, T. G. *Derivation of the Rayleigh-Plesset equation in terms of volume*. [S.l.], 2007. Citado na página 20.

LEIGHTON, T. G.; PHELPS, A. D.; RAMBLE, D. G.; SHARPE, D. A. Comparison of the abilities of eight acoustic techniques to detect and size a single bubble. *Ultrasonics*, v. 34, n. 6, p. 661–667, 1996. Citado na página 20.

LEIGHTON, T. G.; RAMBLE, D. G.; PHELPS, A. D. The detection of tethered and rising bubbles using multiple acoustic techniques. *The Journal of the Acoustical Society of America*, v. 101, n. 5, p. 2626–2635, 1997. Citado na página 20.

LEIGHTON, T. G.; WALTON, A. J. An experimental study of the sound emitted from gas bubbles in a liquid. *European Journal of Physics*, v. 8, n. 2, p. 98–104, 1987. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 25.

LEIGHTON, T. G.; WHITE, P. R. Quantification of undersea gas leaks from carbon capture and storage facilities, from pipelines and from methane seeps, by their acoustic emissions. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, v. 468, n. 2138, p. 485–510, 2012. Citado na página 20.

LEWICKI, J. L.; HILLEY, G. E.; OLDENBURG, C. M. An improved strategy to detect co2 leakage for verification of geologic carbon sequestration. *Geophysical Research Letters*, v. 32, n. 19, p. L19403–4p, 2005. Citado na página 18.

LI, C.; XU, C.; GUI, C.; FOX, M. D. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 19, n. 12, p. 3243–3254, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 41 e 59.

LI, J.; ROCHE, B.; BULL, J. M.; WHITE, P. R.; DAVIS, J. W.; DEPONTE, M.; GORDINI, E.; COTTERLE, D. Passive acoustic monitoring of a natural co2 seep site – implications for carbon capture and storage. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, v. 93, p. 102899, 2020. Citado na página 19.

LIVERMAN, D. M. Conventions of climate change: constructions of danger and the dispossession of the atmosphere. *Journal of Historical Geography*, v. 35, n. 2, p. 279–296, 2009. Citado na página 17.

LOMBAERT, H. *Level set method: Explanation*. 2006. Disponível em: <https://profs.etsmtl.ca/hlombaert/levelset/#fig:levelset-square>. Citado na página 77.

MANN, D. A.; HAWKINS, A. D.; JECH, J. M. Active and passive acoustics to locate and study fish. In: *Fish Bioacoustics*. New York, NY: Springer New York, 2008. p. 279–309. Citado na página 18.

MINNAERT, M. On musical air-bubbles and the sounds of running water. *Philosophical Magazine and Journal of Science*, v. 16, n. 104, p. 235–248, 1933. Citado 5 vezes nas páginas 19, 22, 26, 42 e 43.

NIKOLOVSKA, A.; WALDMANN, C. Passive acoustic quantification of underwater gas seepage. In: *OCEANS 2006*. [S.l.]: IEEE, 2006. p. 1–6. Citado na página 18.

OLIVIER, J. G. J.; JANSSENS-MAENHOUT, G.; PETERS, J. A. H. W.; WILSON, J. Long-term trend in global co2 emissions. 2011 report. In: *JRC Technical Note*. [S.l.]: PBL Netherlands Environmental Assessment Agency, 2011. p. 28–29. Citado na página 17.

OPENCV, t. *OpenCV*. 2000. Disponível em: <https://opencv.org>. Citado na página 40.

OSHER, S.; FEDKIW, R. P. Level set methods: An overview and some recent results. *Journal of Computational Physics*, v. 169, n. 2, p. 463–502, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 41 e 77.

PETROBRAS. *Monitoramento da Paisagem Acústica Submarina na Bacia de Santos*. 2019. Disponível em: https://www.comunicabaciadesantos.com.br/sites/default/files/3o_Relatorio_Tecnico_PMPAS.PDF. Citado na página 19.

PLESSET, M. S.; PROSPERETTI, A. Bubble dynamics and cavitation. *Annual Review of Fluid Mechanics*, v. 9, n. 1, p. 145–185, 1977. Citado na página 19.

PROAKIS, J. G.; MANOLAKIS, D. G. *Digital Signal Processing*. 4th edition. ed. [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2006. Citado na página 37.

PROSPERETTI, A. Bubble dynamics: a review and some recent results. *Applied Scientific Research*, v. 38, n. 1, p. 145–164, 1982. Citado na página 19.

PYTHON, S. F. *Python*. 1991. Disponível em: <https://www.python.org>. Citado na página 39.

RUBIN, E. S.; MANTRIPRAGRADA, H.; MARKS, A.; VERSTEEG, P.; KITCHIN, J. The outlook for improved carbon capture technology. *Progress in Energy and Combustion Science*, v. 38, n. 5, p. 630–671, 2012. Citado na página 17.

SERRA, O. M.; MARTINS, F. P. R.; PADOVESE, L. R. Active contour-based detection of estuarine dolphin whistles in spectrogram images. *Ecological Informatics*, v. 55, n. 101036, 2020. Citado na página 19.

SHAKIBA, M.; HOSSEINI, S. A. Detection and characterization of co2 leakage by multi-well pulse testing and diffusivity tomography maps. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, v. 54, n. 1, p. 15–28, 2016. Citado na página 18.

SHITASHIMA, K.; MAEDA, Y.; OHSUMI, T. Strategies for detection and monitoring of co2 leakage in sub-seabed ccs. *Energy Procedia*, v. 37, p. 4283–4290, 2013. Citado na página 17.

STOLAROFF, J. K. *Capturing CO2 from ambient air: a feasibility assessment*. Tese (Doutorado) — Carnegie Mellon University, 2006. Citado na página 17.

STRASBERG, M. Gas bubbles as sources of sound in liquids. *The Journal of the Acoustical Society of America*, v. 28, n. 1, p. 20–26, 1956. Citado 8 vezes nas páginas 11, 19, 23, 25, 40, 42, 43 e 55.

SUGAI, L. S. M.; SILVA, T. S. F.; RIBEIRO JOSÉ WAGNER, J.; LLUSIA, D. Terrestrial Passive Acoustic Monitoring: Review and Perspectives. *BioScience*, v. 69, n. 1, p. 15–25, 2018. Citado na página 19.

UNFCCC. Kyoto protocol reference manual on accounting of emissions and assigned amount. In: *United Nations Framework Convention on Climate Change*. [S.l.]: UNFCCC, 2008. Citado na página 17.

VON DEIMLING, J. S. *Hydroacoustic and geochemical traces of marine gas seepage in the North Sea*. Tese (Doutorado) — Christian-Albrecht University, 2009. Citado na página 18.

VON DEIMLING, J. S.; BROCKHOFF, J.; GREINERT, J. Flare imaging with multibeam systems: Data processing for bubble detection at seeps. *Geochemistry, Geophysics, Geosystems*, v. 8, n. 6, 2007. Citado na página 18.

VON DEIMLING, J. S.; GREINERT, J.; CHAPMAN, N. R.; RABBEL, W.; LINKE, P. Acoustic imaging of natural gas seepage in the north sea: Sensing bubbles controlled by variable currents. *Limnology and Oceanography: Methods*, v. 8, n. MAY, p. 155–171, 2010. Citado na página 18.

VON DEIMLING, J. S.; GREINERT, J.; CHAPMAN, R.; GIMPEL, P.; LINKE, P.; RABBEL, W. Gasquant - hydroacoustic monitoring of a natural gas seep field (tommeliten, north sea). In: *6th International Conference on Gas Hydrates (ICGH 2008)*. [S.l.]: University Of British Columbia Library, 2008. p. 1–8. Citado na página 18.

WAARUM, I. K.; BLOMBERG, A. E. A.; EEK, E.; BROWN, J.; ULFSNES, A.; CARPENTER, M.; GRIMSRUD, T. S.; PARK, J.; CORNELISSEN, G.; SPARREVIK, P. Ccs leakage detection technology – industry needs, government regulations, and sensor performance. *Energy Procedia*, v. 114, p. 3613–3627, 2017. Citado na página 17.

WIGGINS, S. M.; LEIFER, I.; LINKE, P.; HILDEBRAND, J. A. Long-term acoustic monitoring at north sea well site 22/4b. *Marine and Petroleum Geology*, v. 68, n. Part B, p. 776–788, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.

ZIEGENHEIN, T. *Fluid dynamics of bubbly flows*. Tese (Doutorado) — Faculdade III - Ciências do Processo, Universidade Técnica de Berlim, 2016. Citado 3 vezes nas páginas 40, 43 e 62.

Apêndices

Apêndice A – *LEVEL-SET METHOD*

O assim chamado *Level-Set Method* (LSM) foi desenvolvido por Osher em 1988 e tornou-se um dos mais utilizados em áreas como geometria computacional, segmentação de imagens e detecção de limites móveis. As principais vantagens desse método são o elevado nível de precisão na localização de fronteiras, a facilidade de implementação computacional e os recursos para manipulação de linhas e vértices (HEITZINGER, 2003).

A ideia fundamental do LSM consiste em representar uma superfície Γ , a cada instante, como o conjunto de todos os zeros de uma função Φ , chamada de *level-set*. Essa função, ao interceptar um plano, define um contorno (LOMBAERT, 2006). Portanto, dada uma superfície Φ , que delimita uma região Ω , é possível estimar seu movimento subsequente sob um campo de velocidade (V_x, V_y) , que pode depender da posição, da geometria de Γ e do tempo (OSHER; FEDKIW, 2001), isto é: $V_x = V_x(x, y, N_x, N_y, t)$, onde x, y representa a posição, N_x, N_y representa a normal local da superfície Φ e t é o tempo. A função Φ tem as seguintes propriedades:

$$\begin{aligned}\Phi(\vec{x}, t) &> 0 \quad \text{para} \quad \vec{x} \in \Omega \\ \Phi(\vec{x}, t) &< 0 \quad \text{para} \quad \vec{x} \notin \bar{\Omega} \\ \Phi(\vec{x}, t) &= 0 \quad \text{para} \quad \vec{x} \in \partial\Omega = \Gamma(t)\end{aligned}$$

onde $\vec{x} = (x, y)$. Portanto, qualquer função Φ que satisfaça a essas propriedades e cujo *level-set* zero corresponda ao contorno inicial pode ser adotada para o instante $t=0$. Utilizando a equação de movimento $\frac{\partial\Phi}{\partial t}$ é possível obter a superfície para qualquer momento posterior, dada a função inicial $\Phi(\vec{x}, 0)$. Tem-se que:

$$\frac{\partial\Phi(\vec{x}, t)}{\partial t} = 0 \quad (28)$$

Logo da aplicação da regra da cadeia na Eq. (28) e lembrando que $\frac{\partial\Phi}{\partial t} = \nabla\Phi \cdot \vec{x}_t$, tem-se que:

$$\frac{\partial\Phi}{\partial \vec{x}} \vec{x}_t + \Phi_t = 0 \quad (29)$$

onde a velocidade de $\vec{x}_t$ é dada por uma força normal N à superfície, assim

$$\vec{x}_t = N(\vec{x}) \cdot \alpha \quad (30)$$

onde

$$\alpha = \frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|} \quad (31)$$

Substituindo o valor de α na Eq. (30) e subsequentemente a Eq. (30) na Eq. (29), obtém-se a seguinte expressão

$$\Phi_t + N|\nabla\Phi| = 0 \quad (32)$$

Com a Eq. (32) que define o movimento de Φ ao longo do tempo e estabelecido Φ para o tempo $t = 0$, é possível mediante integração numérica, determinar $\Phi(\vec{x}, t)$ a qualquer momento t evoluindo $\Phi(\vec{x}, t = 0)$ inicial, ao longo do tempo.

Apêndice B – ALGORITMO PARA ESTIMAR O VOLUME DA BOLHA

```

1  #!/usr/bin/env python3
2
3  import os
4  import json
5  import argparse
6  import cv2 as cv
7  import numpy as np
8  from dsip import improc as dip
9
10 if __name__ == "__main__":
11     ##### CONSTRUCT ARGUMENT PARSE #####
12     input_path = ''
13     ap = argparse.ArgumentParser()
14     ap.add_argument("-f", "--file", required=True,
15                     help="path to the input JSON file")
16     args = vars(ap.parse_args())
17
18     if args['file'].endswith('.json') and os.path.exists(args['file']):
19         input_path = args['file']
20     else:
21         print('ERROR! JSON file not found.')
22         os.sys.exit(1)
23
24     ##### READ JSON FILE #####
25     with open(input_path, 'r', encoding='utf-8') as file:
26         dataset = json.load(file)
27
28     ##### LOADING JSON DATA #####
29     db_path = dataset[0]['path']
30     backg_path = db_path + 'background.jpg'
31     backg = cv.imread(backg_path, 0)
32
33     # NODE DATA
34     node = dataset[3]
35     node_path = db_path + node['path']
36     diameter = node['diameter']
37     bubbles_number = len(node['bubblesStart'])
38     bw_frames_path = node_path + node['bwFramesPath']
39     images_list = sorted(os.listdir(bw_frames_path))
40     first_images = []
41     volumes = []
42     radii = []

```



```

43     data = {}
44
45     # Looking for the first image of each sequence.
46     for i in range(bubbles_number):
47         for k, name in enumerate(images_list):
48             number, _ = name.split("-")
49             if int(number) == i + 1:
50                 first_images.append(name)
51                 break
52
53     for i, name in enumerate(first_images):
54         short_name_frame = name.split('.')[0].split('-')[1]
55
56         ##### LOADING IMAGE #####
57         frame = cv.imread(bw_frames_path + name, 0)
58         _, bw_image = cv.threshold(frame, 200, 255, cv.THRESH_BINARY)
59
60         ##### VOLUME CALCULATION #####
61         vol = dip.get_bubble_volume(bw_image, 0.3846)
62         radius = pow((3 * vol) / (4 * np.pi), 1/3)
63
64         volumes.append(round(vol, 2))
65         radii.append(round(radius, 2))
66
67     # SAVE DATA
68     volumes_radii_file = node_path + 'volumes_radii.json'
69     data['diameter'] = diameter
70     data['volumes'] = volumes
71     data['radii_from_images'] = radii
72
73     with open(volumes_radii_file, 'w', encoding='utf-8') as file:
74         json.dump(data, file, indent=2, separators=(',', ':'))
75
76     print('SAVED')

```

Apêndice C – ALGORITMO PARA ESTIMAR A VELOCIDADE DE DEFORMAÇÃO

```

1  #!/usr/bin/env python3
2
3  import os
4  import json
5  import argparse
6  import cv2 as cv
7  import numpy as np
8  from scipy import signal
9  from scipy.io import wavfile
10 from scipy.fftpack import fft, fftfreq
11 from skimage import feature as sk_feature
12
13 # Local application imports
14 from dsip import sigproc as dsp
15 from dsip import improc as dip
16
17 if __name__ == "__main__":
18     ##### CONSTRUCT ARGUMENT PARSE
19     ap = argparse.ArgumentParser()
20     ap.add_argument("-f", "--file", required=True, help="path to the input JSON
        file")
21     args = vars(ap.parse_args())
22     input_path = ''
23
24     if args['file'].endswith('.json') and os.path.exists(args['file']):
25         input_path = args['file']
26     else:
27         print('ERROR! JSON file not found.')
28         os.sys.exit(1)
29
30     ##### READ JSON FILE
31     with open(input_path, 'r', encoding='utf-8') as file:
32         dataset = json.load(file)
33
34     ##### JSON PARAMETERS
35     db_path = dataset[0]['path']
36     size = dataset[0]['bubbleLength']
37     node = dataset[1]
38     diameter = node['diameter']
39     beginnings = node['bubblesStart']
40     node_path = db_path + node['path']

```

```

41 audio_path = node_path + node['audioCuttetd']
42 bw_img_path = node_path + node['bwFramesPath']
43
44 ##### LOADING AUDIO FILE
45 Fs, wave = wavfile.read(audio_path)
46
47 ##### FILTERING THE SIGNAL
48 sos = signal.butter(15, 500, 'hp', fs=Fs, output='sos')
49 wave_filtered = signal.sosfilt(sos, wave)
50
51 ##### GETTING BW IMAGES LIST
52 bw_images_list = sorted(os.listdir(bw_img_path))
53
54 ##### SETTING PARAMETERS
55 total_bubbles = len(beginnings)
56 speed_deformation = []
57 Eo = []
58 Re = []
59 k = 0
60 index, _ = bw_images_list[k].split('.')[0].split('-')
61
62 ##### CALCUTAING THE FFT OF A BUBBLE #####
63 for i in range(total_bubbles):
64     bubble = dsp.get_bubble(wave_filtered, beginnings[i], size, Fs)
65     bubble_length = len(bubble[0])
66     f_axis = fftfreq(bubble_length) * Fs
67
68     fast_fourier_transform = abs(fft(2 * bubble[0]) / bubble_length)
69     position = fast_fourier_transform.tolist().index(max(fast_fourier_transform)
70 )
71
72     freq = int(f_axis[position])
73     radius = dsp.get_radius(freq)
74     step = 5
75
76 ##### ESTIMATING DEFORMATION RATE
77 while int(index) - 1 == i:
78     img_1 = dip.center_bubble(cv.imread(bw_img_path + bw_images_list[k], 0))
79     _, img_1 = cv.threshold(img_1, 200, 255, cv.THRESH_BINARY)
80
81     if (k + step) < len(bw_images_list):
82         img_2 = dip.center_bubble(cv.imread(bw_img_path + bw_images_list[k +
83         step], 0))
84         _, img_2 = cv.threshold(img_2, 200, 255, cv.THRESH_BINARY)
85     else:
86         break

```

```

86     img_dif = abs(img_2 - img_1)
87
88     ### Calculating Distance Transform
89     dist_transform = cv.distanceTransform(img_dif.astype(np.uint8), cv.DIST_L2
90         , 0)
91
92     ### Coordinates Of Local Maxima
93     coord_local_max = sk_feature.peak_local_max(dist_transform)
94
95     ### Mean Of The Local Maxima
96     local_max = np.array([dist_transform[x, y] for x, y in coord_local_max])
97     mean_local_max = np.mean(local_max)
98
99     ### Average Deformation Rate
100     speed_deformation.append(mean_local_max / (6e-2 * step))
101
102     ### Getting The Next Image
103     k += step + 1
104     if k < len(bw_images_list):
105         index, _ = bw_images_list[k].split('.')[0].split('-')
106     else:
107         break
108
109     mean_speed_deformation = float(np.mean(speed_deformation))
110     Eo.append(round(dsp.get_eotvos(radius), 3))
111     Re.append(round(dsp.get_reynolds(radius, mean_speed_deformation), 3))
112
113     ### CONSTRUCTING GRACE DIAGRAM ###
114     print('Diameter of the nozzle:', diameter)
115     print('Reynolds Numbers:', Re)
116     print('Eotvos Numbers:', Eo)

```

Apêndice D – ALGORITMO PARA CONSTRUIR O DIAGRAMA DE GRACE

```

1  #!/usr/bin/env python3
2
3  import os
4  import json
5  import argparse
6  import numpy as np
7  from matplotlib import pyplot as plt
8  from scipy import signal
9  from scipy.io import wavfile
10 from scipy.fftpack import fft, fftfreq
11
12 # Local application imports
13 import dsip.sigproc as dsp
14
15 # Setting Plot parameters
16 plt.rcParams['lines.linewidth'] = 1
17 plt.rcParams['figure.figsize'] = (11, 6)
18 plt.rcParams['font.size'] = 8
19
20 if __name__ == "__main__":
21     input_path = ''
22     ap = argparse.ArgumentParser()
23     ap.add_argument("-f", "--file", required=True, help="path to the input JSON
24                     file")
25     args = vars(ap.parse_args())
26
27     if args['file'].endswith('.json') and os.path.exists(args['file']):
28         input_path = args['file']
29     else:
30         print('ERROR! JSON file not found.')
31         os.sys.exit(1)
32
33     ##### READ JSON FILE #####
34     with open(input_path, 'r', encoding='utf-8') as file:
35         dataset = json.load(file)
36
37     for i in range(1, 4):
38         node = dataset[i]
39         diameter = node['diameter']
40         Eo = node['Eotvos_Numbers']
41         Re = node['Reynolds_Numbers']

```

```
41
42     ##### GRACE DIAGRAM LABELS #####
43     if diameter == 2:
44         label = 'Diameter of the nozzle: {:.5 mm}'.format(diameter)
45     else:
46         label = 'Diameter of the nozzle: {:.0 mm}'.format(diameter)
47     plt.plot(Eo, Re, 'h', label=label)
48
49     ##### GRACE DIAGRAM #####
50     plt.title("Grace Diagram")
51     plt.xlabel('Eotvos Numbers (Eo)')
52     plt.ylabel('Reynolds Numbers (Re)')
53     plt.legend(loc='best')
54     plt.show()
```