



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
Faculdade de Engenharia Mecânica

BERNARDO PEREIRA FORESTI

**Estimação de Fração de Gás no Bombeio
Centrífugo Submerso Utilizando Sinais de
Vibração**

CAMPINAS

2020

BERNARDO PEREIRA FORESTI

Estimação de Fração de Gás no Bombeio Centrífugo Submerso Utilizando Sinais de Vibração

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica, na Área de Mecânica dos Sólidos e Projeto Mecânico.

Orientador: Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA TESE DEFENDIDA PELO ALUNO BERNARDO PEREIRA FORESTI E ORIENTADA PELO PROF. DR. JANITO VAQUEIRO FERREIRA.

CAMPINAS

2020

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Rose Meire da Silva - CRB 8/5974

F762e Foresti, Bernardo Pereira, 1983-
Estimação de fração de gás no bombeio centrífugo submerso utilizando sinais de vibração / Bernardo Pereira Foresti. – Campinas, SP : [s.n.], 2020.

Orientador: Janito Vaqueiro Ferreira.
Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Bombas centrífugas - Submersa. 2. escoamento multifásico. 3. Aprendizado de máquina. 4. Vibração aleatória. 5. Processamento de sinais. 6. Processo estocástico. 7. Modelos Markovianos ocultos. I. Ferreira, Janito Vaqueiro, 1961-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Mecânica. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Estimating the gas fraction at electrical submersible pump intake by using vibration signals

Palavras-chave em inglês:

Electrical submersible pump

Multiphase flow

Machine learning

Random vibration

Signal processing

Stochastic process

Hidden Markov models

Área de concentração: Mecânica dos Sólidos e Projeto Mecânico

Titulação: Doutor em Engenharia Mecânica

Banca examinadora:

Janito Vaqueiro Ferreira [Orientador]

Eurípedes Guilherme de Oliveira Nóbrega

Pablo Siqueira Meirelles

Ismael Humberto Ferreira dos Santos

Marcos Pellegrini Ribeiro

Data de defesa: 26-11-2020

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Mecânica

Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a)

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0003-3947-0758>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/1790951763572231>

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA**

TESE DE DOUTORADO

Estimação de Fração de Gás no Bombeio Centrífugo Submerso Utilizando Sinais de Vibração

Autor: Bernardo Pereira Foresti

Orientador: Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira

A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta Dissertação:

Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira

DMC/FEM/UNICAMP

Prof. Dr. Eurípedes Guilherme de Oliveira Nóbrega

DMC/FEM/UNICAMP

Prof. Dr. Pablo Siqueira Meirelles

DMC/FEM/UNICAMP

Dr. Ismael Humberto Ferreira dos Santos

Petrobras/CENPES

Dr. Marcos Pellegrini Ribeiro

Petrobras/CENPES/PDIEP/EE

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no processo de vida acadêmica do aluno.

Campinas, 26 de novembro de 2020.

Dedico este trabalho à minha amada filha, Laura Pellegrin Foresti.

AGRADECIMENTOS

Esse trabalho não teria sido concluído não fosse pelo apoio incondicional de minha esposa Ana Luíza de Souza Pellegrin, em quem deposito meu maior agradecimento. Agradeço também a minha sogra Márcia Brito por inúmeras ajudas no decorrer dessa pesquisa.

Agradeço aos meus amigos da Unicamp: German Jimenez, Diana Ricardo, Marne Filho e Maurício Figueiredo pelo companheirismo e por incontáveis auxílios ao longo dos anos.

Agradeço ao Prof. Janito Ferreira pela oportunidade e orientação; ao Fernando Ortolano pelo suporte; a todos os funcionários do Labedin por seu trabalho, sem o qual essa tese não teria sido realizada; aos profissionais do Labpetro pela disponibilidade do espaço e suporte.

Por fim, agradeço a Petrobras pela oportunidade, ao Eng. Carlos Stenio pelo suporte prestado inúmeras vezes e aos gerentes Roberto Carlos, Vinicius e Farid Shecaira pela confiança em mim depositada.

RESUMO

O Bombeio Centrífugo Submerso (BCS) é um método de produção relevante na indústria do petróleo. Nesse método é necessário conhecer a fração volumétrica de gás (FVG) na admissão da bomba para que se reduza o risco de falhas catastróficas de grande impacto financeiro.

Atualmente existem métodos que visam estimar a FVG. Dentre esses, alguns utilizam características extraídas de sinais de vibração de acelerômetros instalados na carcaça das máquinas que compõe o BCS. Nesses métodos utilizam-se modelos estatísticos e do Aprendizado de Máquinas.

Verificou-se que os mesmos são insuficientes para solução de dois problemas. O problema 1 é o de estimar a FVG corretamente quando são utilizados sensores em posições semelhantes às posições utilizadas pelos sensores que proveram os dados de treinamento dos modelos. O problema 2 é o de estimar a FVG corretamente para uma inclinação do BCS diferente daquela em que o mesmo se encontrava durante as medições que geraram os dados de treinamento. Da existência desses problemas emerge a necessidade de novos métodos capazes de solucioná-los.

Tais métodos foram aqui desenvolvidos e são a principal contribuição dessa tese.

Nessa tese foi proposta a utilização de duas novas características para solução dos problemas 1 e 2. A primeira é a probabilidade de algumas componentes selecionadas do sinal de vibração serem aleatórias ($\hat{P}_{ale}(f)$). A segunda é a probabilidade de um conjunto de sinais ter sido gerado por modelos ocultos de Markov (*hidden Markov models* - HMM).

Baseado nessas características foram desenvolvidos métodos e modelos que as utilizavam como entrada e cuja saída era a estimativa para a FVG.

Baseado na Revisão de Literatura, acredita-se que o escoamento multifásico interfira em $\hat{P}_{ale}(f)$. Os HMM foram utilizados porque são modelos tradicionalmente utilizados para reconhecimento de palavras e foi identificada uma relação entre esse problema e o de estimação de FVG.

Foi desenvolvido classificador para determinação de $\hat{P}_{ale}(f)$ e da classe das componentes dos sinais (transitório, aleatório ou periódico) validado por meio de simulações numéricas e comparação com trabalho semelhante.

Construiu-se o Laboratório de Vibrações na Área do Petróleo - Labvip equipado com um conjunto completo de BCS operando com uma mistura bifásica água-ar, desenvolveu-se uma metodologia experimental e foram obtidos dados experimentais inéditos para treinamento e validação dos modelos.

As principais conclusões desse trabalho foram: o classificador funciona adequadamente, há uma coerência entre os resultados obtidos para $\hat{P}_{ale}(f)$ e trabalhos que descrevem o fenômeno do escoamento bifásico; os métodos que se valem das duas novas características são melhores

que o atual estado da técnica para os problemas 1 e 2; o uso das novas características propostas melhora o método pré-existentes.

Palavras-chaves: Bombeio Centrífugo Submerso; Escoamento Multifásico; Monitoramento de Condição Operacional; Aprendizado de Máquina; Vibração Induzida por Escoamento; Modelo Oculto de Markov; Processamento de Sinais.

ABSTRACT

Electrical submersible pumps (ESP) are vastly used in the oil industry as an artificial lift method. In this method it is important to know the gas void fraction (GVF) at ESP intake to reduce the risk of catastrophic failures and production halt, both of severe financial impact.

Nowadays there are methods to estimate the GVF. Among these, some use characteristics extracted from vibration signals obtained from accelerometers installed in ESP surface. In these methods, statistical models and machine learning models are used.

It was found that they are insufficient to solve two problems. Problem 1 is to estimate the GVF correctly when the model is trained with data taken from a set of sensors and tested with data taken from different sensors but in similar positions. Problem 2 is to estimate the GVF correctly for the ESP slanted in a different angle from the one it was during the measurements that generated the training data. From the existence of these problems emerges the need for new methods capable of solving them. These methods were herein developed and are the main contribution of this thesis.

In this thesis it was proposed to use two new characteristics to solve problems 1 and 2. The first is the probability that some selected components of the vibration signal are random ($\hat{P}_{ale}(f)$). The second is the probability that a set of signals was generated by hidden Markov models (HMM). Based on these characteristics, methods and models were developed that used them as input and whose output was the estimate for the GVF.

Based on the Literature Review, the hypothesis that multiphase flow interferes in $\hat{P}_{ale}(f)$ was raised. The HMM were used because they are traditionally used for word recognition and a relationship was identified between this problem and the GVF estimation problem.

A classifier was developed to determine $\hat{P}_{ale}(f)$ and the class of signal components (transient, random or periodic). It was validated through numerical simulations and comparison with similar work.

A new facility called Petroleum Vibration Laboratory (Labvip) was built equipped with a complete ESP string operating with a two-phase water-air mixture. An experimental methodology was developed and a new experimental dataset was obtained for training and validating of models.

The main conclusions of this work were: the classifier works properly, there is consistency between the results obtained for $\hat{P}_{ale}(f)$ and works that describe the phenomenon of biphasic-flow; the methods that use the two new characteristics are better than the current state of the art for problems 1 and 2; the use of the proposed new features improves pre-existing method.

Keywords: Electric Submersible Pump; Multiphase Flow; Condition Monitoring; Machine Learning; Flow Induced Vibration; Hidden Markov Model; Signal Processing.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1.1 – Equipamentos do BCS (FLATERN, 2015).	20
Figura 1.2 – Bombas e Motor Elétrico de BCS.	21
Figura 1.3 – Instalação de BCS.	22
Figura 1.4 – Partes de uma bomba.	22
Figura 2.1 – Curva de desempenho P43 - 2500 rpm.	28
Figura 2.2 – Curva de desempenho GN5200 - 1800 rpm.	30
Figura 2.3 – Curva de desempenho GN5200 - 1800 rpm.	32
Figura 2.4 – Curva de desempenho GN5200 - 1800 rpm.	32
Figura 2.5 – Padrões de escoamento no interior do impelidor: (A) <i>Bubble</i> , (B) <i>Agglomerated Bubble</i> , (C) <i>Gas Pocket</i> , (D) <i>Segregated</i> (VERDE, 2016).	35
Figura 2.6 – Padrões de escoamento na curva de desempenho bifásico (VERDE, 2016).	36
Figura 2.7 – Balanço de forças (VERDE, 2016).	37
Figura 2.8 – Espectrograma do sinal de pressão, ponto imediatamente após o <i>surging</i> (GARPELLI, 2018).	74
Figura 2.9 – Espectrograma do sinal de pressão, ponto de <i>surging</i> (GARPELLI, 2018).	74
Figura 2.10 – Espectrogramas do sinal de deformação (LIMA, 2018).	76
Figura 3.1 – Exemplos dos resultados dos coeficientes de correlação.	83
Figura 3.2 – Classificação de séries temporais determinísticas (adaptado de Bendat e Piersol (2011)).	84
Figura 3.3 – Exemplo de sinal Senoidal ($w = 10$ Hz).	84
Figura 3.4 – Exemplo de sinal Transitório ($w = 15$ Hz).	85
Figura 3.5 – Classificação de séries temporais aleatórias.	85
Figura 3.6 – Exemplo de sinal Aleatório Estacionário Ergódico ($w_0 = 20$ Hz).	86
Figura 3.7 – Semelhança entre sinais de tipos distintos.	86
Figura 3.8 – Soma de sinais de mesmas frequências.	86
Figura 3.9 – Ajuste SVR.	92
Figura 3.10 – Função Kernel de base radial gaussiana.	94
Figura 3.11 – Exemplo de processo de Markov ergódico de primeira ordem.	98
Figura 3.12 – Funções: (A) $b_1(O_t)$, (B) $b_2(O_t)$, (C) $b_3(O_t)$	100
Figura 4.1 – Infraestrutura experimental do Labvip.	109
Figura 4.2 – Posição dos acelerômetros no conjunto de BCS.	109
Figura 4.3 – Fotos da cápsula e do conjunto de BCS do Labvip.	111
Figura 4.4 – Fotos da consequência da falha do torquímetro.	114
Figura 4.5 – Fotos da nova montagem.	115
Figura 4.6 – Probability density functions for signal classes.	119
Figura 4.7 – Representação no tempo do sinal.	122

Figura 4.8 – Viga em balanço.	124
Figura 4.9 – Função de receptância da viga em balanço.	125
Figura 4.10–Treinamento dos HMM.	130
Figura 4.11–Treinamento dos modelos subsequentes.	131
Figura 4.12–Espectrogramas para o sensor BCS4Z, $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 1.881$ bar, cápsula a 35° , $m_g = 3.917$ kg/h, $m_l = 19208.40$ kg/h, $FVG = 5.778\%$: (A) Completo; (B) Ampliação entre 0 e 1000 Hz; (C) Ampliação entre 700 e 850 Hz; (D) Ampliação entre 750 e 775 Hz.	132
Figura 4.13–HMM do tipo esquerda-direita com 5 estados.	133
Figura 4.14–Nomenclatura dos modelos.	137
Figura 4.15– R^2 obtidos para exemplos de modelos.	139
Figura 5.1 – PSD do sinal.	140
Figura 5.2 – Classificação da componente a 50 Hz.	141
Figura 5.3 – Classificação da componente a 100 Hz.	141
Figura 5.4 – Classificação da componente a 150 Hz.	141
Figura 5.5 – Deslocamento nodal, v_3	143
Figura 5.6 – Espectro de Potência de v_3	143
Figura 5.7 – PSD do sinal <i>chirp</i>	144
Figura 5.8 – DEPs do <i>chirp</i>	145
Figura 5.9 – Classificação de $y_{tra}(n)$	146
Figura 5.10–Classificação de $y_{per}(n)$	146
Figura 5.11–Classificação de $y_{tra}(n)$	147
Figura 5.12–Classificação de $y_{tra}(n)$	147
Figura 5.13–Curvas de desempenho para inclinação 0° : (A) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 1$ bar; (B) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 4$ bar.	148
Figura 5.14–Curvas de desempenho para inclinação 35° : (A) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (B) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 4$ bar; (C) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (D) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 4$ bar.	149
Figura 5.15–Curvas de desempenho para inclinação 71° : (A) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (B) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 4$ bar; (C) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (D) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 4$ bar.	150
Figura 5.16–Classificação das componentes.	152
Figura 5.17–Classificação das componentes [0-550] Hz.	153
Figura 5.18–Relação entre FVG e \hat{P}_{ale} , todos os dados.	157
Figura 5.19–Relação entre FVG e \hat{P}_{ale} , todos os dados.	157
Figura 5.20–Relação entre FVG e \hat{P}_{ale} , todos os dados.	158

Figura 5.21–(A) Predições, modelo ε -ESVR-1X, $R^2=-0.0017$; (B) Histograma dos erros absolutos, modelo ε -ESVR-1X, $R^2=-0.0017$; (C) Predições, modelo ε -ESVR-21BX, $R^2=-0.5621$; (D) Histograma dos erros absolutos, modelo ε -ESVR-21BX, $R^2=-0.5621$	161
Figura 5.22–Predições dos modelos (subconjuntos tr e cv): (A) \hat{P}_{ale} -S-1X, $R^2=0.4084$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-1X, $R^2=0$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-1X, $R^2=0.6914$	164
Figura 5.23–Predições dos modelos (subconjunto de testes): (A) \hat{P}_{ale} -S-1X, $R^2=0.4084$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-1X, $R^2=0$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-1X, $R^2=0.6914$	165
Figura 5.24–Histogramas dos erros dos modelos: (A) \hat{P}_{ale} -S-1X, $R^2=0.4084$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-1X, $R^2=0$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-1X, $R^2=0.6914$	166
Figura 5.25–Predições dos modelos (subconjuntos tr e cv): (A) \hat{P}_{ale} -S-23BY, $R^2=-0.0836$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-21MZ, $R^2=0.1039$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-21TX, $R^2=0.1320$	167
Figura 5.26–Predições dos modelos (subconjunto de testes): (A) \hat{P}_{ale} -S-23BY, $R^2=-0.0836$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-21MZ, $R^2=0.1039$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-21TX, $R^2=0.1320$	168
Figura 5.27–Histogramas dos erros dos modelos: (A) \hat{P}_{ale} -S-23BY, $R^2=-0.0836$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-21MZ, $R^2=0.1039$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-21TX, $R^2=0.1320$	169
Figura 5.28–Predições dos modelos (dados dos conjuntos tr e cv): (A) HMM-S-1X5, $R^2=0.3831$; (B) HMM-C-1X5, $R^2=0.7548$; (C) HMM- ε -ESVR-1X5, $R^2=0.7960$; (D) HMM-MLP-1X3, $R^2=0.7731$	172
Figura 5.29–Predições dos modelos (dados do conjunto de testes): (A) HMM-S-1X5, $R^2=0.3831$; (B) HMM-C-1X5, $R^2=0.7548$; (C) HMM- ε -ESVR-1X5, $R^2=0.7960$; (D) HMM-MLP-1X3, $R^2=0.7731$	173
Figura 5.30–Histogramas dos erros dos modelos: (A) HMM-S-1X5, $R^2=0.3831$; (B) HMM-C-1X5, $R^2=0.7548$; (C) HMM- ε -ESVR-1X5, $R^2=0.7960$; (D) HMM-MLP-1X3, $R^2=0.7731$	174
Figura 5.31–Predições dos modelos (dados dos conjuntos tr e cv): (A) HMM-S-22PX, $R^2=0.0969$; (B) HMM-C-21PX, $R^2=0.2199$; (C) HMM- ε -ESVR-21BX, $R^2=0.2416$; (D) HMM-MLP-21BX, $R^2=0.5325$	175
Figura 5.32–Predições dos modelos (dados do conjunto de testes): (A) HMM-S-22PX, $R^2=0.0969$; (B) HMM-C-21PX, $R^2=0.2199$; (C) HMM- ε -ESVR-21BX, $R^2=0.2416$; (D) HMM-MLP-21BX, $R^2=0.5325$	176
Figura 5.33–Histogramas dos erros dos modelos: (A) HMM-S-22PX, $R^2=0.0969$; (B) HMM-C-21PX, $R^2=0.2199$; (C) HMM- ε -ESVR-21BX, $R^2=0.2416$; (D) HMM-MLP-21BX, $R^2=0.5325$	177

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Erro de representação dos sinais.	89
Tabela 4.1 – Variáveis medidas e instrumentos utilizados.	110
Tabela 4.2 – Conjunto de BCS.	110
Tabela 4.3 – Matriz de testes.	113
Tabela 4.4 – Parâmetros da função densidade de probabilidade.	119
Tabela 4.5 – Algoritmo do Classificador.	121
Tabela 4.6 – Propriedades dos sinais.	123
Tabela 4.7 – Propriedades da Viga.	124
Tabela 5.1 – Resultados da análise.	140
Tabela 5.2 – Probabilidades obtidas.	142
Tabela 5.3 – Probabilidades obtidas.	143
Tabela 5.4 – Probabilidades obtidas.	145
Tabela 5.5 – Número de componentes selecionadas.	153
Tabela 5.6 – Mediana do valor absoluto do coeficiente de correlação de Pearson (obtido entre a variável expressa em cada coluna e \hat{P}_{ale}).	154
Tabela 5.7 – Mediana do valor absoluto do coeficiente de correlação de Spearman (obtido entre a variável expressa em cada coluna e \hat{P}_{ale}).	154
Tabela 5.8 – Classificação baseada no número de componentes selecionadas.	155
Tabela 5.9 – Classificação baseada na soma das medianas do coeficiente de Pearson.	155
Tabela 5.10 – Classificação baseada na soma das medianas do coeficiente de Spearman.	156
Tabela 5.11 – Percentual de modelos com $R^2 > 0$	163
Tabela 5.12 – Percentual de modelos com $R^2 > 0$	171
Tabela 5.13 – Comparação entre os melhores modelos.	178
Tabela 5.14 – Comparação entre modelos que utilizam ϵ -ESVR.	178
Tabela A.1 – Pontos de operação.	191
Tabela B.1 – Resultados dos modelos \hat{P}_{ale} -S. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	202
Tabela C.1 – Resultados dos modelos \hat{P}_{ale} -S. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	203
Tabela C.2 – Resultados dos modelos \hat{P}_{ale} - ϵ -ESVR. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	204
Tabela C.3 – Resultados dos modelos \hat{P}_{ale} -MLP. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	205
Tabela D.1 – Resultados dos modelos HMM-S. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	207
Tabela D.2 – Resultados dos modelos HMM-C. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	208
Tabela D.3 – Resultados dos modelos HMM- ϵ -ESVR. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	209
Tabela D.4 – Resultados dos modelos HMM-MLP. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2	210

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BCS	Bombeio centrífugo submerso
UEP	Unidade estacionária de produção
SDF	Sensor de fundo
MVM	Medição (medidor) de vazão multifásica
MVV	Medição (medidor) virtual de vazão
FVG	Fração volumétrica de gás
HMM	<i>Hidden Markov model</i>
BCSS	Bombeio centrífugo submerso submarino
DEP	Densidade espectral de potência
PSD	<i>Power spectral density</i>
RMS	<i>Root mean square</i>
FIV	<i>Flow-induced vibration</i> - Vibração induzida pelo escoamento
2-FIV	<i>Flow-induced vibration due to two-phase flow</i> - Vibração induzida pelo escoamento bifásico
RNA	Rede neural artificial
FRF	Função resposta em frequência
FCO	Função coerência ordinária
PCA	Principal component analysis - Análise de componentes principais
LDA	Linear discriminant analysis - Análise de discriminante linear
SVR	Support vector regression - Regressão por vetores suportes
NNFIR	Network finite impulse response - Rede de resposta ao impulso finito
MLP	Multi layer perceptron - Perceptron de múltiplas camadas
CWT	<i>Continuous wavelet transform</i> - Transformada <i>wavelet</i> contínua
DFT	<i>Discrete Fourier transform</i> - Transformada de Fourier discreta

TFD	Transformada de Fourier discreta
MSE	<i>Mean square error</i> - Erro médio quadrático
PDF	<i>Probability density function</i> - Função densidade de probabilidade
AG	Algoritmo genético
VSD	<i>Variable speed driver</i> - Conversor de frequências
LTI	<i>Linear time invariant</i> - Linear invariante no tempo
FIR	<i>Finite impulse response</i> - Resposta ao impulso finito
MEF	Método dos elementos finitos
GDL	Graus de liberdade
STFT	Short-time Fourier transform - Transformada de Fourier de tempo curto
PAS	<i>Power amplitude spectrum</i> - Espectro de potência
ESD	<i>Energy spectral density</i> - Densidade espectral de energia
S-BCSS	<i>Skid de Bombeio Centrífugo Submerso Submarino</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

H	Altura de elevação - <i>Head</i>
ΔP	Diferença de pressão entre descarga e sucção da bomba
W	Potência mecânica
ρ	Densidade
g	Aceleração da gravidade
T	Torque
w	Velocidade de rotação do eixo do BCS
η	Rendimento
Q	Vazão volumétrica
BEP	<i>Best Efficiency Point</i> - Ponto de maior rendimento
λ	Fração volumétrica de gás ou parâmetros de um HMM
$\hat{P}_{ale}(f)$	Estimativa da probabilidade de uma componente em frequência ser aleatória
$P(X HMM)$	Probabilidade de um conjunto de sinais X ter sido gerado por determinados HMM
\dot{m}_{liq}	Vazão mássica de líquido
\dot{m}_{gas}	Vazão mássica de gás
F_d	Força de arrasto
C_d	Coefficiente de arrasto
d_b	Diâmetro da bolha
v	Velocidade da bolha
P	Pressão
s	Linha de corrente
f	Frequência, componente espectral, raia espectral

C	Parâmetro de regularização do método SVR/SVM
σ	Desvio padrão da distribuição Gaussiana
ε	Insensibilidade da margem do modelo SVR
r_p	Coefficiente de correlação de Pearson
r_s	Coefficiente de correlação de Spearman
rg	Posto de uma variável
O	Observação
s	Estados
S	Informação oculta, sequência de estados
A	Matriz de transição
$b_j(O_t)$	Densidade de probabilidade do estado s_j gerar a observação O_t
π	Vetor das probabilidades de cada estado ser o estado inicial
μ	Média
Σ	Matriz de covariância
α_t	Variável <i>forward</i>
β_t	Variável <i>backward</i>
c	Coefficiente de mistura
R^2	Coefficiente de determinação
w_b	Velocidade de rotação da bomba <i>booster</i>
P_{in}	Pressão manométrica na admissão da bomba do BCS
$Q_{bep@w}$	Vazão de água no ponto de maior eficiência, dada uma rotação
\dot{m}_{ar}	Vazão mássica de ar

SUMÁRIO

1	Introdução	20
1.1	Motivação	24
1.2	Objetivos e Estrutura	26
2	Revisão Bibliográfica	28
2.1	Desempenho do BCS em Escoamento Bifásico	28
2.2	Vibração Induzida por Escoamento	39
2.2.1	Resumo dos Principais Resultados	50
2.2.2	Discussão sobre Vibração Induzida por Escoamento	51
2.3	Estimação de Parâmetros do Escoamento Multifásico	53
2.3.1	Testes de Produção	53
2.3.2	Medição de Vazão Multifásica	54
2.3.2.1	MVM Utilizando Sinais de Vibração	55
2.3.3	Medição Virtual de Vazão	59
2.4	Monitoramento em Bombas de BCS	61
2.4.1	Principais Trabalhos	62
2.5	Classificação de Sinais	77
2.6	Principais Conclusões da Revisão Bibliográfica	80
3	Materiais	82
3.1	Coeficientes de Correlação de Spearman e Pearson	82
3.2	Tipos de Sinais	83
3.3	Processamento de Sinais	87
3.4	Método de Estimação da FVG Baseada em ϵ -ESVR	91
3.5	<i>Hidden Markov Models</i>	97
3.5.1	Algoritmo <i>Forward-Backward</i>	100
3.5.2	Algoritmo de Viterbi	103
3.5.3	Algoritmo de Baum-Welch	104
4	Métodos	108
4.1	Metodologia Experimental	108
4.1.1	Infraestrutura Experimental	108
4.1.2	Ensaio Realizados	110
4.1.3	Objetivo dos Experimentos	115
4.2	Classificador de Sinais	116
4.3	Simulações Numéricas	120
4.3.1	Sinais Compostos por Múltiplas Frequências	121
4.3.2	Soma de Sinais com a Mesma Frequência	122
4.3.3	Sistema Linear—Viga em Balanço	124

4.3.4	Sinais Não-Estacionários	125
4.3.5	Escolha do Tempo de Amostragem	126
4.4	Treinamento de Modelos Tipo ε -ESVR	126
4.5	Treinamento de Modelos Baseados em \hat{P}_{ale}	127
4.6	Treinamento de Modelos Baseados em HMM	128
4.7	Divisão dos Dados e Nomenclatura dos Modelos	135
4.7.1	Problema 1	136
4.7.2	Problema 2	136
4.7.3	Nomenclatura dos Modelos	137
4.8	Avaliação dos Modelos	138
5	Resultados e Discussão	140
5.1	Simulações Numéricas	140
5.1.1	Sinais Compostos por Múltiplas Frequências	140
5.1.2	Soma de Sinais com a Mesma Frequência	141
5.1.3	Sistema Linear-Viga em Balanço	142
5.1.4	Sinais Não-Estacionários	144
5.1.5	Escolha do Tempo de Amostragem	146
5.2	Curvas de Desempenho Bifásico	147
5.3	Análise das Classes dos Sinais de Vibração do BCS	151
5.4	Modelos ε -ESVR	160
5.5	Modelos Baseados em \hat{P}_{ale}	162
5.6	Modelos Baseados em HMM	170
5.7	Comparação Entre os Resultados dos Modelos	178
6	Conclusões	179
7	Trabalhos Futuros	181
	Referências	184
	APÊNDICE A Tabelas dos Pontos de Operação	191
	APÊNDICE B Tabelas de Resultados dos Modelos ε-ESVR	202
	APÊNDICE C Tabelas de Resultados dos Modelos Baseados em \hat{P}_{ale}	203
	APÊNDICE D Tabelas de Resultados dos Modelos Baseados em HMM	207

1 INTRODUÇÃO

Na produção de petróleo, diferentes métodos de elevação artificial podem ser empregados, tais como *Gas Lift*, Bombeio Mecânico, Bombeio por Cavidades Progressivas e Bombeio Centrífugo Submerso (BCS) entre outros (THOMAS, 2001).

Dentre esses, destaca-se o Bombeio Centrífugo Submerso. Em geral, tal método é utilizado quando são elevadas: as vazões produzidas, a altura de elevação necessária para que se atinja o volume de produção desejado, a perda de carga entre as perfurações do poço de petróleo e o separador de produção. Um cenário que combina todas essas condições é o de poços satélites submarinos produzindo petróleo pesado e viscoso. Poços satélites submarinos são poços cuja árvore de natal é molhada, isto é, encontra-se submersa no mar e está distante da Unidade Estacionária de Produção (UEP). A árvore de natal é um equipamento que separa o interior do poço de seu exterior, composto por válvulas e sensores. Estima-se que o BCS seja responsável por cerca de 10% da produção mundial de petróleo (TAKACS, 2017). Outra estimativa aponta que existam entre 150000 e 200000 BCS instalados em todo o mundo (FLATERN, 2015).

No BCS, em geral, se utilizam máquinas associadas em série. A essa associação denomina-se conjunto de Bombeio Centrífugo Submerso. Nesse texto utiliza-se BCS para referência tanto ao método quanto ao conjunto, sendo que a diferenciação se dá pelo contexto.

O BCS é composto pelos equipamentos de superfície: transformadores, conversor de frequência e caixa de junção e equipamentos de subsuperfície: cabo elétrico e conector, bomba(s), selo(s)/protetor(es), motor(es) elétrico(s) e um sensor de fundo. A figura 1.1 apresenta alguns dos equipamentos comuns ao método.

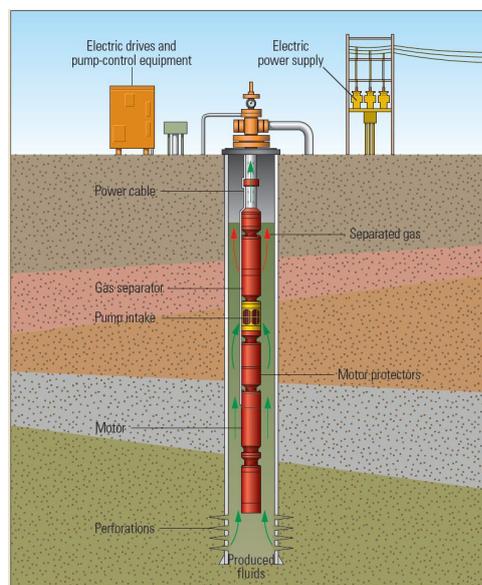


Figura 1.1 – Equipamentos do BCS (FLATERN, 2015).

Na figura 1.2 observam-se sobre cavaletes duas bombas (nas extremidades) e um motor elétrico (no centro). Nota-se que as máquinas, assim como o conjunto possuem um aspecto visual tubular e longilíneo.



Figura 1.2 – Bombas e Motor Elétrico de BCS.

O diâmetro dos conjuntos pode variar entre 4 e 8 polegadas, enquanto o comprimento pode ser tão pequeno quanto algumas dezenas de metros e tão grande quanto uma centena de metros. Na figura 1.3 observa-se a instalação de um conjunto de 4 polegadas de diâmetro e cerca de 20 m de comprimento. Em tal figura observam-se dois selos/protetores parcialmente visíveis.

Uma característica particular a essa máquina como consequência de sua esbelteza é a sua grande flexibilidade. Isso contribui para que seja possível instalá-la em poços desviados, isto é, que se inclinam ao longo de sua profundidade.

A bomba é responsável por meio de seus impelidores por acelerar o fluido e, por meio de seus difusores, a converter em energia de pressão a energia cinética do fluido. Além de impelidores e difusores, as demais partes e peças de uma bomba são: mancais de deslizamento radiais e axiais (escora), buchas espaçadoras, eixo, carcaça, admissão, porca de compressão e anéis trava. A figura 1.4 mostra uma bomba em processo de montagem. As pontas dos eixos de cada equipamento descrito se conectam por acoplamentos rígidos estriados.

Quando o BCS está desligado encontra-se em equilíbrio térmico com o fluido no qual está submerso, quando o mesmo é ligado se aquece. O aquecimento é causado pela dissipação de energia por meio de atrito entre as partes mecânicas, pelo efeito Joule nos enrolamentos do motor elétrico etc. Esse aquecimento causa a dilatação das peças que compõem as máquinas. O motor elétrico é preenchido com óleo dielétrico cuja função é participar do sistema de isolamento elétrico e lubrificar as peças. Quando o motor se aquece e as partes se dilatam, o óleo dielétrico, incompressível, aumenta sua pressão, invariavelmente vazando pela selagem

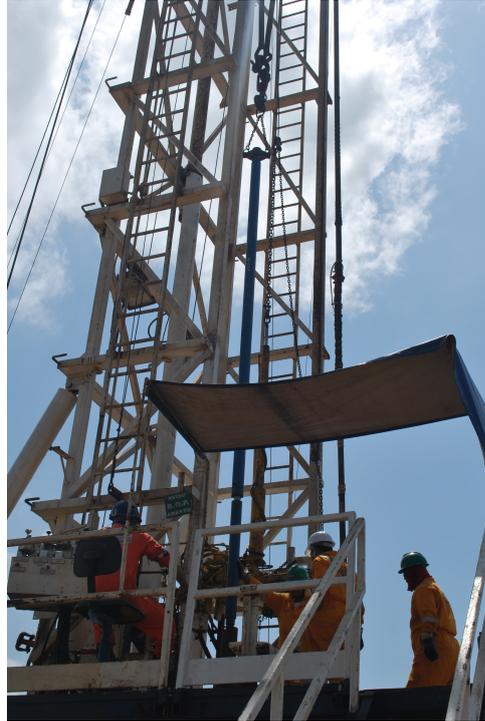


Figura 1.3 – Instalação de BCS.



Figura 1.4 – Partes de uma bomba.

entre a parte interna e externa do motor. Quando o motor é desligado, novamente entra em equilíbrio térmico se resfriando. Ao se resfriar, as peças se contraem, reduzindo a pressão interna do motor. O resfriamento levaria à admissão do petróleo para o interior do motor, provocando sua falha por curto circuito.

Para que tal processo não aconteça utiliza-se o selo/protetor. Tal equipamento funciona como um reservatório que acomoda o óleo dielétrico que vaza do motor quando esse se aquece e permite que o mesmo retorne quando esse se resfria. Além dessa função, como o

selo/protetor é idealizado para que possua óleo dielétrico não contaminado em sua base, ali se encontra um mancal de escora que absorve a maior parte da carga hidráulica gerada na bomba. O selo/protetor é composto por: bolsas, labirintos, eixo, mancais de deslizamento radiais e axial (escora), selos mecânicos e carcaça metálica.

O motor elétrico pode ser de indução (maioria dos casos), trifásico, do tipo gaiola de esquilo ou de ímãs permanentes. Sua função é converter a energia elétrica em mecânica, fazendo com que o eixo gire e transmita torque. Possui rotores em série além do estator e seus enrolamentos, selo mecânico, mancais radiais, mancal de escora, eixo e carcaça metálica. A velocidade de rotação durante a operação dos motores de indução situa-se entre 2400 e 3600 rpm. Os motores de ímãs permanentes permitem a operação em uma faixa mais ampla, de 1000 a 6000 rpm. Apesar disso, como para velocidades de rotação acima de 3600 rpm são necessárias bombas especiais nem sempre comissionadas, comumente operam-se os mesmos nas mesmas faixas de velocidade de rotação dos motores de indução.

Em alguns conjuntos utiliza-se um sensor de fundo (SDF) que mede a pressão na sucção e na descarga do BCS, a temperatura nos enrolamentos da base do estator do motor elétrico e a vibração em três direções. O sensor de fundo não possui partes rotativas. Seu sinal é multiplexado, transmitido pelo cabo de potência por onde é feita a alimentação elétrica do motor. Os SDFs podem medir apenas parte das variáveis citadas. Os sinais disponíveis para monitoramento da operação do BCS além dos já citados são pressões e temperaturas em alguns pontos da árvore de natal e corrente e tensão elétricas do motor do BCS.

O petróleo é uma mistura de hidrocarbonetos, alguns em estado líquido, outros em estado gasoso, associada a água, sólidos, compostos inorgânicos etc. Observa-se na produção que o escoamento do petróleo é multifásico. Em sua fase líquida encontra-se em solução gás. Por isso, à medida que o petróleo escoar e há diminuição da pressão, o gás sai de solução, formando uma fase gasosa que não se mistura à fase líquida. A depender das condições do escoamento, a água devido à diferença entre sua densidade e a densidade do petróleo também pode se separar, formando uma fase líquida adicional. Os sólidos, como a areia, podem também se segregar ou formar uma fase dispersa na fase líquida.

Embora todas as fases sejam extraídas desde o reservatório de petróleo até a UEP, o que se busca na produção é extrair majoritariamente os hidrocarbonetos líquidos por serem mais rentáveis. Após a separação das fases nos separadores da UEP, o gás é utilizado para geração de energia elétrica na própria UEP e o excedente queimado no *flare* ou reinjetado (exceção feita no caso dos campos de gás, em que o gás é exportado). A água é separada, enquadrada dentro dos limites exigidos pela legislação e descartada no mar. Esse processo termina com a separação da fase líquida mais rica em hidrocarbonetos das demais para posterior exportação.

Embora o que se deseja produzir seja principalmente a fase líquida, observa-se que só se mede a vazão de líquido após a separação das fases. Isso ocorre porque há diversos desafios

técnico-científicos na medição de vazão no escoamento multifásico.

Comumente os poços de petróleo são interligados à *manifolds* - tubulações interconectadas - a partir de onde, por uma tubulação ou linha flexível, a produção é escoada para a UEP. Como a medição de vazão de líquido é feita no separador, não é comum medir durante a produção a contribuição individual de cada poço para a produção total de líquido. O que se faz periodicamente são testes de produção de cada poço, em que por meio de manobras de abertura e fechamento de válvulas, orienta-se toda a produção do mesmo para um vaso separador onde mede-se a vazão das fases. Como a linha de escoamento será exclusiva para apenas um poço, a vazão de líquido que se obtém é diferente da vazão de líquido do mesmo poço quando está conectado ao *manifold*. Esse teste permite à Engenharia de Elevação o teste de modelos de predição de produção, em que se ajustam as características particulares de cada poço. De posse de tais modelos é possível por meio de simulações estimar a contribuição individual de cada poço na produção total. A esse processo dá-se o nome de medição virtual de vazão (MVV) (JADID, 2017).

Comumente, o processo de monitoramento da produção se dá pelo ajuste de modelos para a malha de escoamento, acompanhamento da vazão total produzida, estimativa por meio dos modelos da produção de cada fase em cada poço, realização de testes de poço e reajuste de modelos. Há aqui um processo recursivo. Esse processo permite ao engenheiro tomar decisões visando otimizar a produção de cada poço. Em raros casos utilizam-se medidores de vazão multifásica, mas seu uso ainda apresenta dificuldades, em especial para o monitoramento da produção individual de poços satélites submarinos.

1.1 Motivação

As falhas em BCS instalados em poços satélites submarinos, também chamados de BCSS são catastróficas do ponto de vista econômico. Quando há esse tipo de falha é necessária a retirada da coluna de produção para troca do BCS. Como a coluna pode possuir alguns milhares de metros isso implica no aluguel de sondas extremamente caras (aproximadamente 500 mil dólares por dia) por um longo período (mais de 15 dias). Há ainda o tempo para se reinstalar um novo conjunto (mais de 15 dias) e a produção interrompida, contabilizada como lucro cessante. O prejuízo total da falha prematura de um BCSS supera os 20 milhões de dólares.

Evitar prejuízos milionários motivou a criação de diversas tecnologias em que a coluna de produção não precisa ser retirada durante a intervenção de troca, como por exemplo: o Módulo de Bombeio - MOBO (RODRIGUES *et al.*, 2005), o Vertical Annular Separation and Pumping System - VASPS (VALE *et al.*, 2002), o Caisson (HARRIS *et al.*, 2012) e o Skid BCSS (COSTA *et al.*, 2013).

O BCS, sem que se utilizem estágios hélico-axiais ou separadores, sofre com instabilidades - severas oscilações nas pressões de descarga e sucção - na presença de quantidades

moderadas de gás livre o que pode ocasionar sua falha prematura. Com a MVV é possível estimar a fração volumétrica de gás (FVG) na admissão do BCS e realizar manobras, quando possível, para conviver com o gás livre.

Tradicionalmente faz-se o diagnóstico de problemas operacionais no BCS pela análise da corrente elétrica. Antigamente por meio de cartas amperimétricas, atualmente pelo acompanhamento da variável em um sistema supervisorio. Uma redução e oscilação da corrente elétrica, por exemplo, aponta para presença de gás livre.

Percebe-se que o processo de monitoramento da fração de vazão do BCS é muito dependente do especialista, de seu conhecimento tácito, de sua capacidade de analisar dados, da acurácia de modelos complexos e que demanda tempo, uma vez que depende de processos não automatizados. O tempo gasto entre o aumento da FVG e a detecção do fenômeno da forma em que hoje em dia se faz dificulta a pronta adoção de ações para se evitar falhas.

A primeira motivação para a realização desse trabalho é automatizar a estimativa da FVG na admissão do BCS, visando futuramente utilizar tal estimativa para automatizar a operação do BCS. Uma lacuna do atual estado da técnica que causa prejuízos econômicos.

A partir de 2005 muita atenção foi dada para a elaboração e aplicação de testes de fábrica (*Factory Acceptance Tests* - FAT) e de integração (*String Integration Test* - SIT) rigorosos e com o testemunho do comprador. Esses testes visam avaliar a integridade das máquinas do conjunto de BCS e o seu correto funcionamento quando integrado ao seu sistema elétrico em condições próximas às que serão encontradas em campo. A aplicação de tais testes tem reduzido a falha por defeitos de fabricação e montagem.

Um dos testes realizados é o de vibração, baseado nas práticas recomendadas da API API (1997b). Consiste em instrumentar a bomba, o selo/protetor e o motor elétrico com acelerômetros, submeter o BCS a algumas condições operacionais, medir os sinais de vibração, obter espectros e compará-los aos limites da norma. Nesses testes, feitos com água, observava-se que os espectros variavam suas amplitudes a depender da vazão de água bombeada. Com base nisso levantou-se a hipótese de que poderia haver também uma relação entre a FVG e os sinais de vibração, que se conhecida auxiliaria no monitoramento do BCS.

Ao se pesquisar a relação entre vazão e vibração, diversos estudos sobre vibração induzida por escoamento foram avaliados. Notou-se que não há uma unanimidade sobre a natureza da excitação causada pelo escoamento. Alguns trabalhos, como se mostrará adiante no capítulo contendo revisão de literatura, caracterizam o escoamento como aleatório, mas utilizam métodos adequados para sinais periódicos. Em outros trabalhos, observou-se a existência de periodicidade em alguns fenômenos (como a passagem de pistões de líquido em um escoamento bifásico, por exemplo) mas utilizaram-se processamentos típicos de sinais aleatórios. Isso motiva a descobrir se os sinais de vibração são aleatórios, periódicos, transitórios ou uma mistura de cada um desses tipos. Não foram encontrados na literatura métodos que permitam

essa diferenciação, o que motivou o desenvolvimento de novos métodos para esse fim no presente trabalho.

A segunda motivação para elaboração dessa pesquisa é, portanto, aprofundar o conhecimento que se tem sobre a natureza dos sinais de vibração no problema tratado e a relação entre FVG e os sinais de vibração.

A partir de 2014 os primeiros estudos de Ricardo (2014) e Foresti (2014) buscando relacionar vibração e FVG em BCS foram publicados. Nesses trabalhos comprovou-se que é possível relacionar FVG e sinais de vibração, mas observou-se que a relação é de difícil generalização. Quando se variam algumas condições como, por exemplo, a posição dos sensores utilizados, a inclinação do BCS e até mesmo os parâmetros da aquisição, o erro da associação aumenta.

A terceira motivação que se tem é o desafio de aumentar a capacidade de generalização dos métodos ou desenvolver métodos capazes de lidar com esse desafio.

Nos trabalhos anteriores utilizavam-se bancadas experimentais que consistem em um motor de indução industrial, uma bomba do BCS com poucos estágios e uma admissão adaptada para que os fluidos bombeados fossem misturados antes de passar pela bomba. Algumas particularidades dessa bancada fazem com que o sistema estudado, embora utilize uma bomba do BCS se diferencie muito de um conjunto de BCS, tais como: a bomba está fixa à estrutura da bancada e não se utilizam os selos/protetores e motores elétricos do BCS.

As diferenças entre as bancadas utilizadas e um conjunto de BCS motivaram a desenvolver uma nova bancada que possuísse um conjunto completo de BCS. Parte desse desenvolvimento foi executada ao longo do desenvolvimento desta pesquisa. O que motivou esse empreendimento foi a necessidade de que os métodos desenvolvidos pudessem ser aplicados em conjuntos de BCS e não apenas em bancadas experimentais simplificadas, os tornando mais gerais.

1.2 Objetivos e Estrutura

Os objetivos desse trabalho são:

- Obter um banco de dados de um conjunto completo de BCS, instrumentado com acelerômetros, operando em diferentes inclinações em regime bifásico água-ar de escoamento;
- Caracterizar as componentes em frequência dos sinais de vibração relacionadas ao escoamento bifásico;
- Caracterizar as componentes do sinal de vibração como pertencentes a uma das classes: periódico, aleatório, transitório.

- Propor características extraídas a partir dos sinais de vibração que melhorem a capacidade de estimar a FVG de modelos pré-existentes;
- Desenvolver modelos matemáticos que tenham como entrada tais características e como saída uma estimativa de FVG. Os modelos deverão estimar adequadamente a FVG mesmo quando são utilizados dados de sensores ou de inclinações que não participaram do treinamento do mesmo;
- Comparar os resultados dos modelos desenvolvidos com o de métodos pertencentes ao estado da arte e candidatos a solução do desafio de generalização;

O primeiro objetivo visa obter dados de um BCS real, ao invés de apenas uma bomba do BCS. Isso contribui para o estado da arte porque os métodos desenvolvidos e os resultados serão válidos para um BCS real e não apenas para uma máquina semelhante ao BCS. Para esse propósito foi necessário construir um novo laboratório, em conjunto com outros pesquisadores.

O segundo e terceiro objetivo visam ampliar o conhecimento que se tem sobre a vibração induzida pelo escoamento, visto que há na literatura, como se mostrará nos capítulos seguintes uma confusão sobre a natureza dos sinais.

O quarto e quinto objetivos são os principais, visto que no momento em que se escreve essa Tese não se tem notícia de um modelo capaz de atingir tais objetivos. Deles decorre o último objetivo que visa estabelecer limites de aplicação de cada técnica já existente.

Esse texto está assim organizado: o Capítulo 1 apresenta uma introdução sobre os problemas tratados nessa tese, a motivação e os objetivos da pesquisa realizada; o Capítulo 2 apresenta uma discussão sobre o estado da arte dos métodos existentes que se candidatam para solução dos problemas aqui tratados; no Capítulo 3 apresentam-se as principais ferramentas matemáticas utilizadas para elaboração dos métodos aqui utilizados, sendo estes apresentados no Capítulo 4; no Capítulo 5 os resultados dos métodos aplicados são analisados; no Capítulo 6 tiram-se as conclusões sobre os resultados obtidos, ressaltam-se as principais contribuições e limitações desse trabalho e no Capítulo 7 delineiam-se trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesse capítulo revisam-se as características da operação do BCS e aprofunda-se sobre os efeitos do escoamento de gás em seu desempenho.

Além de influenciar o desempenho, o escoamento de fluidos é um dos mecanismos de excitação do BCS. Isso torna necessário compreender o fenômeno de vibração induzida pelo escoamento bifásico. Aqui analisam-se os principais trabalhos sobre esse tema, porém em tubulações, já que não se tem conhecimento sobre trabalhos com abordagem semelhante à apresentada para BCSs ou mesmo bombas centrífugas.

Por fim, o estado da arte da estimação de FVG no escoamento multifásico é apresentado e discutido de maneira propositiva visando a orientar esse e futuros trabalhos.

2.1 Desempenho do BCS em Escoamento Bifásico

Comumente caracteriza-se a bomba do BCS por meio de curvas de desempenho. Nessas apresenta-se como a diferença de pressão entre sucção e descarga, o torque medido no eixo da bomba e sua eficiência mecânica variam de acordo com a vazão de água. Embora o BCS possua múltiplos estágios, esses dados são comumente apresentados para apenas um estágio.

Na figura 2.1, como exemplo, mostram-se as curvas de um estágio da bomba modelo P-43. Essas curvas são obtidas para a operação com água, conforme os procedimentos da prática recomendada API (1997a). Notam-se três curvas. A altura de elevação (H), ou *head*, representa a capacidade de gerar pressão da bomba. A potência mecânica (W) consumida para gerar trabalho no eixo. O rendimento (η), a razão entre potência hidráulica e potência mecânica.

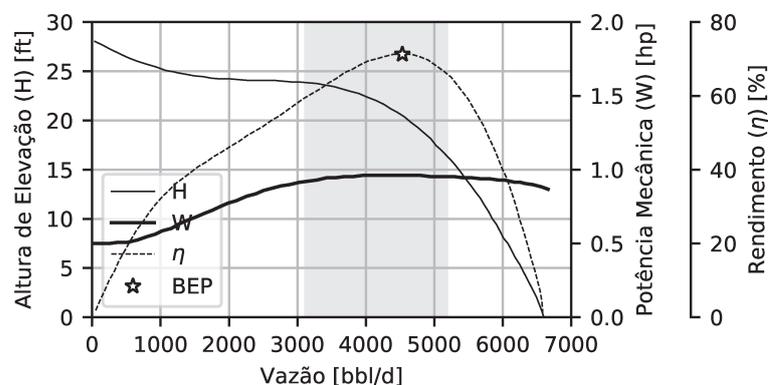


Figura 2.1 – Curva de desempenho P43 - 2500 rpm.

A altura de elevação (H) se dá pela equação 2.1, em que ΔP representa a diferença entre a pressão de descarga e sucção da bomba, ρ a densidade do fluido bombeado e g a ace-

lação da gravidade. Para cálculo de H é necessário medir pressões e conhecer a densidade da água durante os testes.

$$H = \frac{\Delta P}{\rho \cdot g} \quad (2.1)$$

A potência mecânica (W) é calculada pela equação 2.2. Nessa, T é o torque mecânico e w a velocidade de rotação. Tais variáveis são obtidas utilizando torquímetro e tacômetros, quando o torquímetro não informa a velocidade de rotação do eixo.

$$W = T \cdot w \quad (2.2)$$

O rendimento (η) é calculado pela razão entre a potência hidráulica e a potência mecânica, como mostrado na equação 2.3, em que Q é a vazão volumétrica. Para a obtenção de todas as curvas é necessária a medição de vazão de água.

$$\eta = \frac{\Delta P \cdot Q}{W} \quad (2.3)$$

A uma certa vazão de líquido e gás (se presente no escoamento) denomina-se ponto de operação, ou ponto. Na figura 2.1 nota-se um ponto de operação de máxima eficiência ou *best efficiency point* - BEP. Nota-se também uma área acinzentada. Essa área delimita os pontos de vazões mínimas e máximas permitidas para operação contínua, durante a produção.

As curvas variam em função das rotações (MATTOS; FALCO, 1998). Dados dois pontos de operação (referidos pelos subscritos 1 e 2) de mesma eficiência mas rotações diferentes, valem as seguintes relações:

$$\frac{w_2}{w_1} = \frac{Q_2}{Q_1} = \sqrt{\frac{H_2}{H_1}} = \sqrt[3]{\frac{W_2}{W_1}} \quad (2.4)$$

Como visto pela definição do *head*, o mesmo não deveria variar mesmo quando se bombeiam fluidos de diferentes densidades. Em muitos casos, fluidos com diferentes densidades possuem também diferentes viscosidades. Em casos em que a viscosidade do fluido é maior que a da água, como no caso do Petróleo, por exemplo, ocorrem perdas no interior da bomba pelo atrito viscoso e como resultado há uma degradação do *head*. Observou-se que as curvas de *head* não são iguais quando varia-se a viscosidade. Quanto maior a viscosidade maior a degradação do *head*. Diversos trabalhos visam estimar o *head* de acordo com a viscosidade do fluido, revisões bibliográficas específicas sobre o tema podem ser encontradas em Paternost (2013), Verde (2016) e em Zhu *et al.* (2019).

Frequentemente utilizam-se as correções propostas pelo Hydraulic Institute - HI (1955) para a correção do *head* em função da viscosidade. Essas correções foram obtidas empiricamente para bombas centrífugas industriais de volutas, radiais, com diâmetro externo entre 2 e 8 in. Utilizam-se também as propostas pela versão mais atual da mesma (HI, 2010), nessa, os testes foram realizados para diversos tipos de bombas radiais, com vazões entre 3 e 410 m³/h, altura de elevação por estágio entre 6 e 130 m e viscosidade cinemática entre 1 e 3000 cSt. Embora atualmente existam diversas outras relações específicas para o BCS (como a de Zhu *et al.* (2019), por exemplo), ainda sim, as correções do HI são muito utilizadas. Uma comparação entre resultados empíricos e algumas correções encontradas na literatura pode ser encontrada em (VERDE, 2016).

O escoamento bifásico gás-líquido ocorre com frequência na indústria. Em particular na indústria nuclear e petrolífera. Devido às condições dos reservatórios, em alguns cenários opera-se com pressão na sucção do BCS inferior à pressão de bolha do petróleo. Nessas condições o escoamento é bifásico e há presença de gás livre no BCS. Nota-se que bombas centrífugas operando com gás livre sofrem alteração do funcionamento esperado para as mesmas.

Os gráficos das figuras 2.2, 2.3 e 2.4 ilustram as curvas de desempenho de uma bomba do BCS quando a mesma opera com escoamento monofásico de água e escoamento bifásico água-ar. Elas foram obtidas experimentalmente no Laboratório Experimental de Petróleo "Kelsen Valente" - Labpetro, para uma bomba modelo GN5200 com três estágios, operando a 1800 rpm, com pressão de sucção manométrica equivalente a 1 bar.

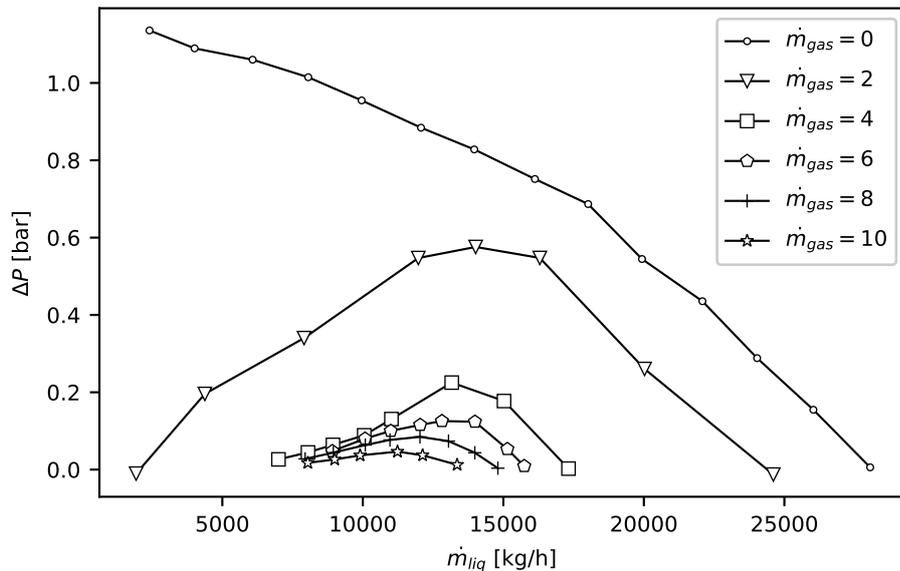


Figura 2.2 – Curva de desempenho GN5200 - 1800 rpm.

No gráfico em que se mostra a vazão de água (\dot{m}_{liq}) versus a diferença de pressão da bomba (ΔP), figura 2.2, nota-se que para uma mesma vazão de líquido quanto maior a vazão de gás (\dot{m}_{gas}) menor o ΔP fornecido pela bomba ao fluido.

Com o aumento da quantidade de gás, considerando que a mistura é homogênea, a densidade da mistura se torna inferior à da água. Como efeito, se o *head* permanecesse constante, a diferença de pressão imposta ao fluido pela bomba deveria diminuir. O que se observa é que a redução do ΔP é mais acentuada que o esperado. Esse efeito denomina-se degradação do *head* pelo escoamento bifásico.

Observa-se na mesma figura que quando o escoamento é monofásico ($\dot{m}_{gas} = 0$), o ΔP decresce monotonicamente com o aumento de \dot{m}_{liq} . Isso faz com que a curva de perda de carga imposta pelo sistema, semelhante a uma parábola com concavidade positiva, cruze a curva da bomba sempre em apenas um ponto. Nessas condições, o ponto de operação da bomba se mantém o mesmo. Consequentemente o ΔP fornecido pela bomba é constante.

Quando o escoamento é bifásico, observa-se que a curva deixa de ser decrescente e passa a apresentar um ponto de máximo. Este ponto é denominado ponto de *surging*. Devido à sua presença é possível que a curva do sistema cruze a curva da bomba em dois pontos. Nesse caso, o ponto de operação oscila entre as duas interseções e se observa uma grande variação nas grandezas físicas monitoradas: ΔP , torque e corrente elétrica. Há também casos em que se opera no ponto de *surging* sem que se observe uma grande oscilação das variáveis. Para tanto, basta que os pontos de interseção possuam ΔP semelhantes.

O nome *surging* vem da analogia ao fenômeno de *surge* que ocorre em compressores dinâmicos. Nas curvas de desempenho dessas máquinas há também um ponto de máximo que é o limite de operação das mesmas. No caso dos compressores, a ocorrência do *surge* é relacionada à redução da vazão após o descolamento da camada limite das pás - fenômeno conhecido como estol de compressores (GIAMPAOLO, 2010). No *surge* de compressores há também uma grande oscilação das variáveis medidas, assim como observado no ponto de *surging* de bombas centrífugas. No caso de bombas centrífugas o fenômeno do *surging* se relaciona à mudança do arranjo das fases no interior do impelidor quando o escoamento é bifásico (VERDE, 2016).

O termo *gas lock* ou bloqueio de gás é empregado quando a degradação de *head* se assevera de maneira que a bomba gere pouca ou até mesmo nenhuma pressão. Nessa condição, se a pressão à montante da bomba não for grande o suficiente, o escoamento é interrompido. É uma condição em que o gás se acumula no interior do impelidor e bloqueia a passagem da mistura. Esses pontos são observados em vazões inferiores à vazão do *surging*, à esquerda do mesmo na curva de desempenho.

Na figura 2.3 se observa a curva de potência da bomba em função das vazões de líquido e gás. Nota-se que a potência de eixo diminui à medida que se aumenta a quantidade de gás. Como a rotação é constante, pela equação 2.2 se conclui que a curva de torque possui a mesma tendência da curva de potência. Se a potência consumida pela bomba se reduz, se reduz também a potência fornecida pelo motor elétrico. A potência fornecida pelo motor elétrico, por

sua vez, é função da corrente elétrica. Assim, conclui-se que há uma relação entre quantidade de gás e corrente elétrica do motor. Por isso o diagnóstico de gás livre no BCS é comumente buscado analisando a tendência da corrente elétrica do motor. Tradicionalmente interpretavam-se as cartas amperimétricas. Atualmente o sinal está incorporado em um sistema supervisorio. Quando a corrente elétrica cai abaixo de um determinado patamar, ou quando oscila muito, o conversor de frequências é programado para desligar o conjunto de BCS.

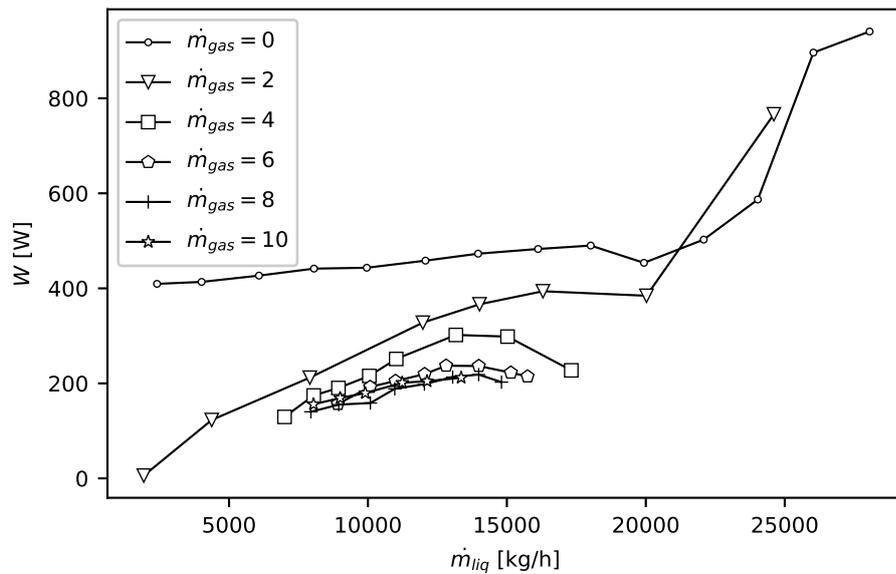


Figura 2.3 – Curva de desempenho GN5200 - 1800 rpm.

A figura 2.4 evidencia que o rendimento mecânico quando se aumenta a quantidade de gás se reduz. A bomba perde a capacidade de transferir energia ao fluido. Há um ponto com rendimento negativo porque o ΔP medido nesse ponto foi menor que zero. Isso resultou em rendimento negativo.

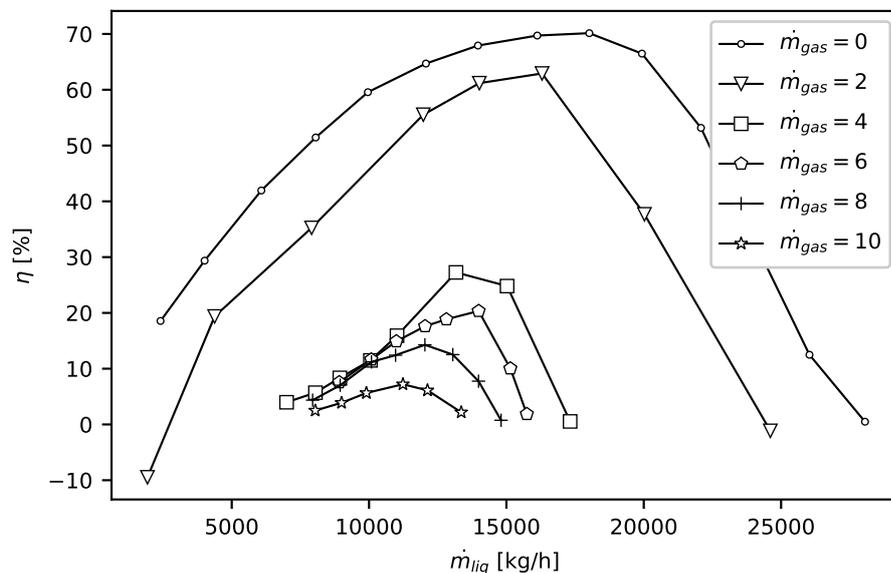


Figura 2.4 – Curva de desempenho GN5200 - 1800 rpm.

Um dos primeiros trabalhos com o propósito de identificar e compreender os fenômenos que ocorrem no interior das bombas e como eles afetam seu funcionamento normal a que se teve acesso foi o de Murakami e Minemura (1974). Nele os autores observaram e fotografaram o escoamento ar-água em um impelidor semi aberto, construído dentro de uma carcaça transparente. Observaram que para baixos volumes de gás a variação no desempenho da bomba era praticamente nula. Com o aumento da quantidade de ar, a perda de carga no interior dos impelidores aumenta, pois as bolhas de ar impõem uma resistência ao escoamento. Quando o percentual de ar é elevado há uma mudança abrupta nas curvas de desempenho.

O primeiro trabalho voltado para bombas do BCS foi o estudo empírico de Lea *et al.* (1982). Nele foram testadas três bombas, sendo duas de estágios radiais e uma mistas. Os fluidos de trabalho foram misturas de diesel e gás carbônico e para uma das bombas radiais, também água e ar. Nos testes, diferentes condições de pressão de sucção, velocidade de rotação e FVG foram testadas. A equação 2.5 apresenta a definição de FVG sem escorregamento. Os índices g e l denotam, respectivamente, gás e líquido.

$$FVG = \lambda = \frac{Q_g}{Q_g + Q_l} \quad (2.5)$$

Os autores observaram duas regiões de operação, uma estacionária, estável e uma instável com a ocorrência de fenômenos transitórios. O ponto de transição entre ambas foi denominado ponto de *surging*. Observaram também que: o aumento da pressão de sucção reduz a degradação do *head*, as leis de afinidade (equação 2.4) não se aplicam para o escoamento bifásico, o desempenho com gás depende da geometria e tipo de impelidor, os impelidores do tipo misto desempenharam melhor com gás.

Desde então diversos trabalhos foram realizados voltados para as bombas de BCS. Importante avanço na área foi obtido a partir de 1983 com a formação de um consórcio cooperativo entre as principais operadoras de campos de petróleo do mundo e a Universidade de Tulsa, o Tulsa University Artificial Lift Projects (TUALP). Uma lista completa das publicações do grupo pode ser encontrada no *website* do projeto (TULSA, 2017).

A pesquisa desenvolvida no Brasil sobre o tema foi impulsionada com a construção em 2005, com recursos da Petrobras e da Unicamp, do Labpetro. Dentre as teses mais recentes sobre o tema ali desenvolvidas, destacam-se as de Biazussi (2014) e Verde (2016).

No trabalho de Biazussi (2014) são desenvolvidos modelos semi-empíricos de deslizamento para descrever o ΔP e a potência mecânica de bombas do BCS como função da FVG, válidos para fluidos com viscosidade próxima à da água.

Para validação de tais modelos foram realizados experimentos com água e uma mistura de água e ar em três bombas do BCS (P23, P47 e P100), todas com três estágios. Foram realizados três tipos de experimentos: monofásico com água, testes de desempenho e testes de

surging. No teste de desempenho, vazões mássicas constantes de ar são buscadas e varia-se a vazão de líquido. No teste de *surging* a vazão de água é constante e varia-se a de ar.

Nos testes monofásicos operou-se a bomba do BCS a 2400, 3000 e 3500 rpm. Nos testes de *surging* as pressões de sucção utilizadas foram 100 e 500 kPa, velocidades de rotação de 2400 e 3500 rpm. Nos testes de desempenho para a P23 e P47, as pressões de sucção foram 100, 300 e 500 kPa, velocidades de rotação de 2400, 3000 e 3500 rpm. Para a bomba P100, por ventura dos limites da infraestrutura experimental, as rotações foram 1800, 2400 e 3000 rpm.

No estudo foi confirmado que quanto maior a velocidade de rotação e a pressão na entrada da bomba, menor a degradação sofrida pelo *head* no escoamento bifásico em coerência com os resultados de Verde (2011), dentre outros. Em relação à rotação, com a bomba do tipo radial (P23) acredita-se que o aumento da rotação favoreceu à segregação de ar no interior do estágio, aumentando a degradação do *head*, resultado coerente com o observado por Lea *et al.* (1982). Sempre se observou que quanto maior a FVG maior a degradação do *head*. Essas constatações são coerentes com a maioria dos estudos da área.

Ainda no trabalho de Biazussi (2014), foram propostos modelos físicos para as perdas que ocorrem no interior do BCS e ajustados alguns parâmetros livres, isto é, coeficientes, pela minimização da norma euclidiana obtida entre a predição do modelo e as medições dos testes. Dessa forma foram obtidos ajustes específicos para a curva de *head* e potência mecânica das três bombas, válidos para o escoamento monofásico e para o escoamento bifásico.

O modelo proposto para escoamento monofásico de água apresentou erros muito pequenos. O modelo para o escoamento bifásico apresentou erros em sua maioria inferiores a 10% para operação dentro da faixa de trabalho da bomba do BCS (entre a vazão mínima e máxima).

No trabalho de Verde (2016) é proposta uma adaptação do modelo de Biazussi (2014) para o escoamento viscoso. Por escoamento viscoso subentende-se que a viscosidade do líquido é maior que a da água. Adicionalmente aprofundou-se o conhecimento que se tinha sobre os padrões do escoamento bifásico e viscoso no interior do impelidor da bomba do BCS. Para isso foram realizados experimentos em que filmou-se o escoamento e associaram-se as imagens com o desempenho da bomba. O efeito da tensão superficial no escoamento bifásico e da inclinação da bomba do BCS no desempenho foram também avaliados.

Para visualização do escoamento, adaptou-se um estágio de uma bomba modelo P27 e realizaram-se diversos testes com escoamento bifásico. A fase líquida era água, soluções de água-glicerina ou água-isopropanol e a fase gasosa ar comprimido. Nas soluções de água-glicerina pela variação da temperatura da solução variava-se a viscosidade da mistura. Nas soluções de água-isopropanol pela concentração do isopropanol variava-se a tensão superficial da fase líquida. Nesses testes a pressão de sucção foi 150 kPa, e as velocidades de rotação entre 600 e 1500 rpm, a depender do fluido e tipo de teste bifásico.

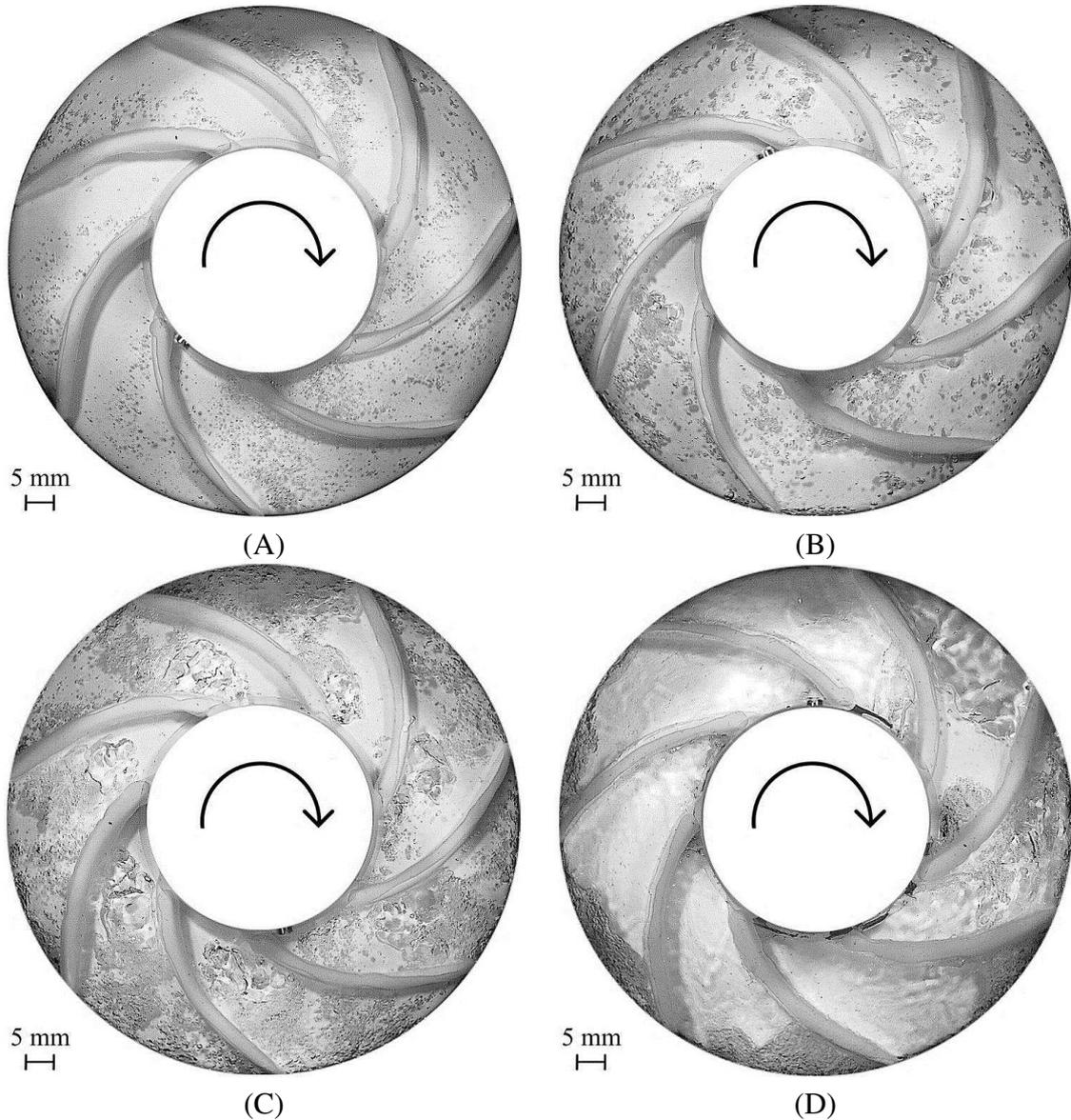


Figura 2.5 – Padrões de escoamento no interior do impelidor: (A) *Bubble*, (B) *Agglomerated Bubble*, (C) *Gas Pocket*, (D) *Segregated* (VERDE, 2016).

Como resultados desse teste, observou no escoamento água-ar a formação de quatro padrões de escoamento, denominados: *Bubble Flow*, *Agglomerated Bubble Flow*, *Gas Pocket Flow* e *Segregated Flow*. Imagens de cada padrão podem ser observadas nas figuras 2.5 (A), (B), (C) e (D).

O padrão *Bubble Flow* (figura 2.5 A) é observado apenas para quantidades de gás extremamente baixas e consiste em pequenas bolhas dispersas ao longo dos canais do impelidor.

O padrão *Agglomerated Bubble Flow* (figura 2.5 B) ocorre quanto se aumenta a FVG a partir do padrão *Bubble Flow*. Com o aumento da FVG a população de bolhas também aumenta assim como o tamanho das bolhas. O espaçamento entre as bolhas diminui tornando a interação entre elas mais evidente. São observadas aglomerações e dispersões de bolhas por

todos os canais do impelidor.

Com um incremento ainda maior na vazão de gás, observa-se que a coalescência das bolhas aumenta, resultando em uma grande bolha. Essa bolha de gás ocupa uma porção significativa do canal do impelidor restringindo a área disponível para o escoamento do líquido. A interface gás-líquido dessa estrutura gasosa é intensamente deformável e instável, indicando instabilidade no escoamento. Essas são as características do *Gas Pocket Flow* (figura 2.5 C). O fenômeno do *surging* foi sempre observado nesse padrão.

No padrão *Segregated Flow* (figura 2.5 D), ao se aumentar ainda mais a fração de gás as estruturas estacionárias, ou bolhas alongadas, aumentam de tamanho na direção radial e passam a ocupar toda extensão do impelidor. As fases segregam-se e o gás passa a formar uma fase contínua. Nessa situação se observa o fenômeno do *gas locking*.

Na figura 2.6 se observam as curvas de desempenho obtidas experimentalmente para um estágio modificado de uma bomba de BCS modelo P23. A velocidade de rotação nesse teste foi 900 rpm e a pressão de sucção 150 kPa. Como mostrado na figura, cada trecho da curva de desempenho é caracterizado por um padrão de escoamento diferente. Concluiu-se que a mudança das características das curvas acontece devido a mudança do padrão de escoamento no interior do impelidor.

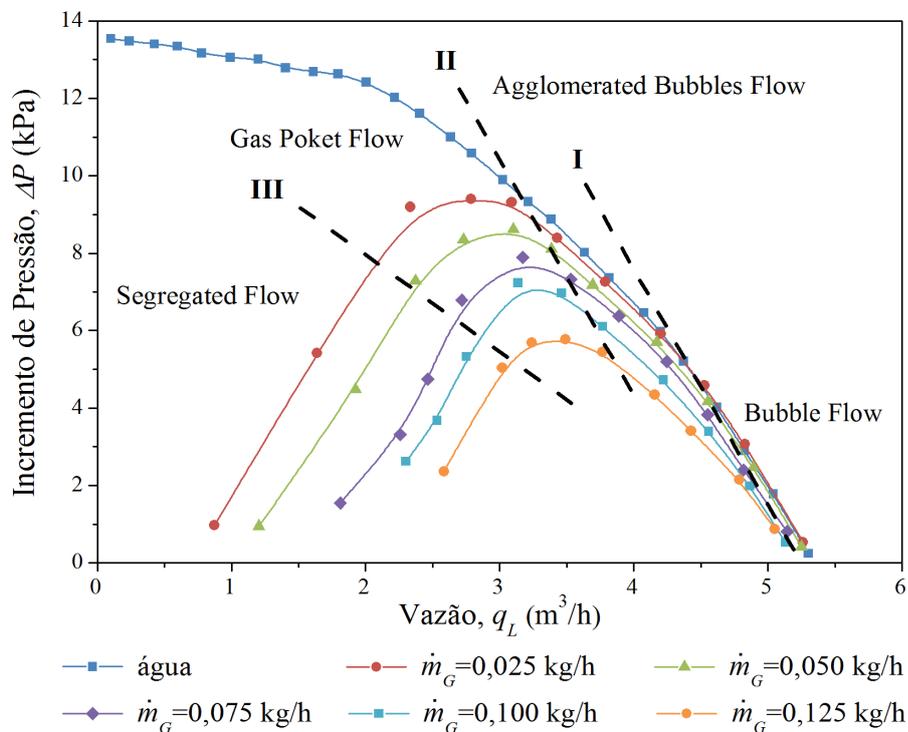


Figura 2.6 – Padrões de escoamento na curva de desempenho bifásico (VERDE, 2016).

Em relação ao efeito da viscosidade, observou-se que os padrões foram os mesmos, porém, quanto maior a viscosidade, menor o número de padrões observados. Por exemplo, quando a viscosidade do fluido utilizado era 13 cP, observaram-se todos os padrões. Quando

a viscosidade foi 52 cP, em condições análogas às do teste com fluido de viscosidade 13 cP, observou-se apenas o padrão *Segregated Flow*.

Em relação ao efeito da tensão superficial, quando o fluido possui tensão superficial menor que a da água, diminui-se o efeito da degradação do incremento de pressão (ΔP). Isso é mais evidente para pontos cuja vazão é menor que a vazão do ponto de *surging*. Para pontos cuja vazão é maior que a do ponto de *surging* esse efeito não é observado. Ao analisar as imagens do escoamento, observou-se que para as mesmas condições operacionais, a redução da tensão superficial faz com que haja menos coalescência de bolhas, retardando a transição entre os padrões de escoamento, levando a um arranjo de fases resultante menos severo e a uma FVG maior tolerada pela bomba. Como exemplo, dadas as mesmas condições de operação, quando operando com água (tensão superficial igual a 72 mN/m) observou-se o padrão do tipo *Segregated Flow*. Com fluido de tensão superficial equivalente a 53 mN/m, o padrão foi o *Gas Pocket Flow* e para o fluido com tensão superficial equivalente à 39 mN/m o padrão foi o *Bubble Flow*.

Ainda em Verde (2016), as discussões em torno da capacidade de manusear gás de uma bomba são pautadas no balanço de forças em uma bolha de gás teórica esférica ou pouco deformada. As forças presentes em tal bolhas são aquelas mostradas na 2.7.

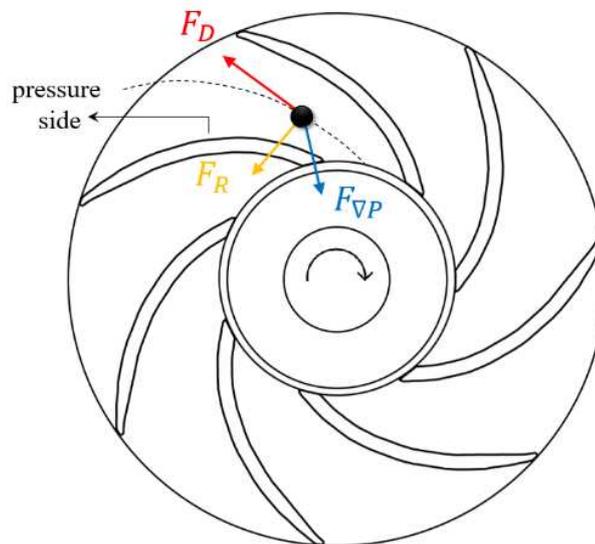


Figura 2.7 – Balanço de forças (VERDE, 2016).

A força de arrasto F_d é definida pela equação 2.6 em que ρ é a densidade, C_d um coeficiente de arrasto, d_b o diâmetro da bolha de gás e v a velocidade. Os subscritos l e g se referem, respectivamente a líquido e gás.

$$F_d = \frac{1}{2} \rho_l C_d \left(\frac{\pi d_b^2}{4} \right) (v_l - v_g) |v_l - v_g| \quad (2.6)$$

A força devido ao gradiente de pressão $F_{\nabla P}$ é definida pela equação 2.7 em que P é a pressão ao longo da linha de corrente s .

$$F_{\nabla P} = \frac{\pi d_b}{6} \left(\frac{\partial P}{\partial s} \right) \quad (2.7)$$

A força resultante irá determinar a tendência de movimento da bolha. Ela poderá se acumular na face convexa (alta pressão) da pá do impelidor, ou continuar a escoar em direção ao difusor. Se as bolhas se acumulam na face convexa da pá, a degradação do desempenho será pequena e o padrão de escoamento predominante será o *Bubble Flow*. Se as bolhas continuam a escoar na direção do difusor, a degradação será maior e os padrões serão os demais, de acordo com a quantidade de gás acumulado na face de alta pressão da pá.

O balanço de forças apresentado explica a possibilidade de resultados diferentes entre bombas distintas. Isso é observado no trabalho de Biazussi (2014) quando se observa que para a bomba modelo P23 o aumento da rotação reduz sua capacidade de bombeamento. Nesse caso, o aumento da rotação favoreceu mais o aumento de $F_{\nabla P}$ que o aumento de F_d . Para outros modelos menos radiais, F_d poderia aumentar mais que $F_{\nabla P}$, o que explicaria que para tais modelos o aumento da rotação é benéfico para a capacidade de transportar gás da bomba.

Em relação à inclinação da bomba, observou-se que dada uma mesma FVG, quando a bomba está na vertical, a redução do ΔP é menor que quando está na horizontal. Em outras palavras, sua tolerância ao gás aumenta. A fração crítica de gás, a partir da qual se observa o *surging*, também aumenta quando a bomba está na vertical.

Em uma primeira análise poderia se atribuir o efeito do campo gravitacional e do empuxo sobre as bolhas no interior do impelidor. No entanto, a força devido a gravidade é 680 vezes menor que a força centrípeta, segundo estimativas do autor. Ou seja, esse efeito é desprezível no interior do impelidor.

A razão atribuída para a diferença de resultado são os diferentes arranjos das fases à montante da sucção da bomba. Quando o escoamento é horizontal, por meio da visualização do escoamento, constatou-se que as fases se estratificavam. No escoamento vertical, o padrão era do tipo bolhas, de maneira que o gás encontrava-se mais misturado ao líquido, efeito benéfico para que as fases não se segregassem no interior do primeiro impelidor e comprometessem menos o desempenho da bomba.

Por fim o autor apresenta uma adaptação do modelo de (BIAZUSSI, 2014) para considerar as perdas devido à viscosidade do fluido. Trata-se igualmente a um modelo semi-empírico, em que parâmetros livres de um modelo físico são ajustados com base nos dados experimentais. Os erros obtidos para o escoamento viscoso foram em grande parte superiores a 20%.

Diversos trabalhos têm finalidades semelhante aos de Biazussi (2014) e Verde (2016). Estes trabalhos se enquadram na categoria de trabalhos que buscam prever o desempenho do BCS com base em modelos empíricos, ou semi-empíricos. Uma revisão de modelos de possível uso para o mesmo fim pode ser encontrada em Pessoa *et al.* (2001), Paternost (2013), Biazussi (2014) e Verde (2016).

Esse tipo de abordagem é absolutamente necessário, visto que busca compreender como de fato o gás interfere no desempenho do BCS. Tal conhecimento é ainda hoje importante para correta seleção do BCS que será instalado em um poço de petróleo. E embora importante, ainda não se tem um consenso. Isso justifica mesmo atualmente ser um tópico de pesquisa com muito investimento proveniente das operadoras de campos de petróleo.

Essa abordagem é fortemente dependente da compreensão e modelagem do fenômeno físico do escoamento no interior da bomba do BCS, um fenômeno até o momento não completamente conhecido. A complexidade toma proporções ainda maiores quando se considera que, idealmente, os modelos deveriam se ajustar para qualquer bomba e quaisquer tipos de petróleo, inclusive aqueles cuja viscosidade é maior que a da água.

O trabalho aqui proposto muito difere deste tipo de abordagem. Aqui se propõe a utilização de modelos completamente orientados por dados, também conhecidos como modelos *black-box* ou *fully data-driven*. O benefício de tal tratamento é que não é necessário conhecer a física imbuída no problema, muito complexa e ainda não conhecida por completo. O "fiel da balança" é que tais modelos, por não utilizarem as não-linearidades que seriam conhecidas caso se possuísse um maior conhecimento da física do problema, geralmente realizam aproximações locais, válidas somente para a base de dados utilizada em seu treinamento. Ou seja, geralmente possuem assim como os modelos empíricos e semi-empíricos baixa capacidade de generalização para diferentes bombas e fluidos.

Nos modelos aqui apresentados serão utilizados sinais de vibração, como será visto posteriormente. Isso justifica a importância de se realizar uma revisão bibliográfica sobre a relação entre escoamento e vibração mecânica. À partir desse estudo julgou-se importante elucidar qual a natureza do escoamento, como será discutido na próxima seção.

2.2 Vibração Induzida por Escoamento

A vibração em trechos de tubulação submetidos a escoamento bifásico é um fenômeno, embora complexo, mais simples que a vibração de uma bomba de BCS em escoamento bifásico. É importante compreender os mecanismos de excitação e resposta e de interação entre fluidos e estrutura no escoamento multifásico, pois tais mecanismos também poderão estar presentes no BCS. Isso justifica uma revisão de literatura sobre o tópico.

O estudo da vibração induzida pelo escoamento busca descobrir quais são as grandezas físicas que descrevem o fenômeno e qual a relação entre as mesmas. Em relação a este

tópico, os principais trabalhos encontrados foram os de Evans *et al.* (1999), Weaver *et al.* (2000), Azzopardi e Baker (2003), Evans *et al.* (2004), Langre *et al.* (2006), Riverin e Pettigrew (2007), Sim *et al.* (2010), Ortiz-Vidal e Rodriguez (2011), Giraudeau *et al.* (2011), Ortiz-Vidal *et al.* (2013), Giraudeau *et al.* (2013), Al-Hashimy *et al.* (2016), Ortiz-Vidal *et al.* (2017).

No trabalho Evans *et al.* (1999), os autores realizaram um experimento com água-vapor d'água, para os padrões de escoamento em golfadas e anular, e mediram a aceleração da tubulação. Por meio da análise de dados experimentais concluíram que o desvio padrão do sinal de aceleração aumentava linearmente com a vazão mássica total. Concluíram que entre o desvio padrão da aceleração e a fração de vazão homogênea (FVG), para baixas FVG parece haver uma relação, mas na medida em que a FVG aumenta, não parece haver relação. Dessa forma não foi observada uma relação geral clara entre desvio padrão do sinal de aceleração e a FVG.

Em Weaver *et al.* (2000), os principais mecanismos de excitação na vibração induzida pelo escoamento são descritos. São tratados o escoamento monofásico e o bifásico. No caso do monofásico, os principais mecanismos são: turbulência, escoamento de vórtices e instabilidade fluido-elástica.

No caso da turbulência, tanto para escoamentos em canais quanto para escoamento transversal a feixes de tubos, a Densidade Espectral de Potência (DEP) do sinal de pressão possui uma tendência decrescente com o aumento da frequência normalizada. Nesse trabalho, a frequência normalizada (\bar{f}) é equivalente ao número de *Strouhal* (St) e pode ser observada na equação 2.8, onde f são as frequências da DEP, D e v são uma dimensão ou velocidade características do escoamento (diâmetro e velocidade superficial, por exemplo).

$$St = \bar{f} = \frac{fD}{v} \quad (2.8)$$

O escoamento de vórtices (do inglês *vorticity shedding*) é tratado como uma excitação quase periódica cuja frequência varia linearmente com a velocidade de escoamento. O crescimento e o escoamento de tais estruturas em formato de vórtice geram flutuações na pressão e velocidade do escoamento e turbulência. Nesse caso, se observam o aparecimento de frequências de excitação discretas nos espectros de pressão.

No escoamento turbulento, vários vórtices de diversas frequências e intensidades estão presentes (ou seja, não há coerência entre as velocidades dos vórtices), conseqüentemente o nível de excitação causada por um vórtice em particular é baixo. Se vórtices de uma determinada frequência excitarem o sistema e o próprio sistema responder naquela mesma frequência dos vórtices os excitando, aqui há um processo recursivo, o nível de tal excitação será elevado. Nesses casos as oscilações do escoamento aumentam e vibração elevada e ruído são problemas de provável ocorrência.

Três mecanismos podem gerar retroalimentação na excitação: no primeiro, a retro-

alimentação é causada pela vibração estrutural (em ressonância ou não, mas claramente mais severo no caso da ressonância), como no caso do escoamento ao redor de um pilar. No segundo, a retroalimentação é provida por um ressonador acústico. No terceiro, a retroalimentação não é causada por mecanismos associados à ressonância, mas pelo impingimento de um escoamento em um objeto, como exemplo o oscilador de jato (do inglês *jet-edge oscillator*).

Alguns problemas podem ser causados devido ao escoamento de vórtices como, por exemplo, a Vibração Induzida por Vórtices (VIV). No escoamento ao redor de corpos sólidos, vórtices produzem forças periódicas que excitam o corpo sólido. À medida que a frequência de escoamento do vórtice aproxima-se da frequência natural do corpo pode ocorrer ressonância. A vibração estrutural amplifica fortemente o escoamento do vórtice por favorecer sua formação, aumentar sua amplitude e possuir frequência coincidente com a do próprio vórtice. Esse fenômeno de acoplamento de frequências pode acontecer em velocidades de escoamento afastadas $\pm 20\%$ daquela que iniciou a ressonância. Estruturas leves e pouco amortecidas, em escoamento de fluidos pesados, são mais suscetíveis a este fenômeno (*risers* por exemplo).

Outro problema que se menciona é o da ressonância acústica induzida por vórtices. Esse é um fenômeno que ocorre quando vórtices em certas frequências ocasionados, por exemplo, pela turbulência, excitam modos acústicos do fluido. Nesse caso o fluido vibra com a mesma frequência dos vórtices, ou seja, ocorre ressonância acústica. Ondas acústicas estacionárias transversais à direção do escoamento e ao eixo de corpos imersos no escoamento podem ser excitadas.

Escoamentos em tubulações com muitos ramais fechados podem gerar ressonância acústica. Válvulas de controle, pelo fato de criarem uma grande restrição à passagem do fluido e fornecerem uma superfície de impingimento ao fluido (agulha da válvula) são potenciais fontes de excitação para a ressonância acústica.

A válvula mesmo quando não causa ressonância acústica, quando causa uma intensa redução de pressão no escoamento pode gerar uma potência acústica de banda larga suficientemente elevada para, mesmo sem excitar uma frequência preferencial, causar danos na tubulação à jusante. Sua existência, portanto modifica o escoamento que por sua vez excita a estrutura.

A instabilidade fluido-elástica é um fenômeno que ocorre se a movimentação de um corpo sujeito a um escoamento produz forças no fluido na mesma direção de tal movimentação. Nesse caso, tal sistema pode se instabilizar estática ou dinamicamente. Em outras palavras, nesse fenômeno é como se o corpo excitasse o fluido que excita novamente o corpo, aqui há um processo recursivo em que a amplitude de vibração pode aumentar bastante a partir de uma certa velocidade, por isso o termo instabilidade. Como depende da interação entre as forças dinâmicas do fluido e da elasticidade estrutural, daí o nome instabilidade fluido-elástica.

Esse fenômeno é diferente da VIV porque na ausência da movimentação do corpo não há formação de estruturas periódicas no escoamento, tais como vórtices. O fenômeno é

caracterizado pelo aumento súbito da intensidade da vibração a partir de uma certa velocidade denominada velocidade crítica.

Escoamentos bifásicos geram forças dinâmicas oriundas do escoamento que podem induzir a vibração estrutural elevada. Os parâmetros dinâmicos que governam a vibração induzida por escoamento bifásico são a massa hidrodinâmica e o amortecimento. As respostas estruturais ao escoamento podem ser oscilações, vibrações aleatórias ou movimento caótico.

Os principais mecanismos de excitação no escoamento bifásico são: instabilidade fluido-elástica, escoamento periódico da esteira de bolhas, excitação turbulenta aleatória e ruído por mudança de fase, conforme Weaver *et al.* (2000).

Em Azzopardi e Baker (2003), visa-se caracterizar estruturas periódicas formadas no escoamento. No caso de escoamento vertical no padrão de bolhas, tais estruturas são ondas de frações de vazio. Para o escoamento do tipo golfadas, são os pistões de líquido e as bolhas de Taylor. No padrão de escoamento agitado, as estruturas são as enormes ondas, ou os nós de líquido. No padrão anular são ondas de perturbação.

Para caracterizar as estruturas periódicas, foram realizados experimentos e também utilizados dados presentes na literatura. Os dados representam diferentes padrões do escoamento bifásico, tanto na vertical quanto na horizontal. À partir de tal banco de dados, se observou um colapso parcial dos dados para uma relação entre o número de *Strouhal* e o parâmetro de *Lockhart-Martinelli*, X . Quanto maior X , menor St até certo limiar, a partir do qual, St aumenta com o aumento de X . Segundo (AZZOPARDI; BAKER, 2003) essa relação é insuficiente para descrição completa do fenômeno, para todos os padrões de escoamento, mas é um bom ponto de partida.

Na equação 2.9, ΔP_l e ΔP_g representam, respectivamente, as perdas de carga caso houvesse apenas líquido e apenas gás na tubulação.

$$X = \sqrt{\frac{\Delta P_l}{\Delta P_g}} \quad (2.9)$$

Em Evans *et al.* (2004) é apresentada demonstração matemática de que para escoamentos monofásicos, as flutuações no escoamento são proporcionais às flutuações na pressão que por sua vez são proporcionais às vibrações da tubulação. É mostrado que o desvio padrão (*unbiased*) das vibrações na tubulação é proporcional à taxa de escoamento média.

Experimentalmente em testes com tubulações de diversos materiais e diâmetros observam que as frequências naturais da tubulação variam pouco conforme a variação de vazão de água, mas que as amplitudes de vibração nas frequências naturais aumentam muito com o aumento da vazão de líquido, confirmando que os sinais de aceleração são sensíveis à variação do escoamento. Nas ideias apresentadas está implícito que o escoamento excita a estrutura em uma banda larga, mas que na ressonância há a relação observada de aumento entre aceleração

e vazão de líquido, e que nas respostas às excitações em outras frequências o mesmo não se observa.

Na análise entre o desvio padrão do sinal e a vazão de líquido observou que há uma relação quadrática. Notou que para vazão equivalente a zero o ajuste quadrático poderia ser imperfeito, pois com vazão equivalente a zero a vibração é também zero, mas isso não é retratado por seu modelo. Como a relação é muito clara entre desvio padrão e vazão, isso demonstrou o potencial de se medir vazão dessa forma, em detrimento da avaliação da mudança na frequência natural, já que a mesma variou pouco apesar da grande variação de vazão de líquido.

Observou que a geometria, densidade e rigidez das tubulações e dos materiais influenciam nas curvas obtidas, ou seja, o desvio padrão não é uma característica independente de material e forma. Isso parece razoável, já que vibração é uma característica de sistema, e não uma propriedade específica – diferentes corpos vibram diferentemente. Quanto mais rígida e densa a estrutura, menor o desvio padrão. Quanto maior o diâmetro, menor o desvio padrão dada certa vazão de líquido.

Quando utilizou um adimensional do desvio padrão, todos os pontos experimentais se colapsaram sobre uma mesma curva de tal adimensional *versus* o número de *Reynolds*. Isso indica o método como promissor para medição de vazão de líquido em escoamento monofásico.

Em Langre *et al.* (2006) avaliam-se as forças de excitação presentes em escoamento bifásico. São utilizados dados da literatura e dados experimentais obtidos pelos próprios autores. Para realização dos experimentos foram utilizados trechos curvos em forma de "T" e "U" e as forças de reação foram medidas. Os autores propõem adimensionalização da DEP do sinal de força, que para a vizinhança da primeira frequência principal colapsa adequadamente os dados, independentemente do padrão do escoamento ou da forma do trecho curvo.

Observou-se que quanto maior a velocidade superficial de mistura, maior a frequência principal e o nível do espectro.

No mesmo artigo, também é proposta uma forma de adimensionalizar o valor médio quadrático (RMS) da força de reação com base no número de *Weber* como estimativa de referência para a fase de projeto de tubulações. Observa uma relação em que quanto maior o número de *Weber*, menor a força RMS adimensional.

Em Riverin e Pettigrew (2007) buscou-se caracterizar os mecanismos de excitação no escoamento multifásico. Para tal foram realizados experimentos com água e ar em diversos trechos de tubulação em forma de U. Obteve-se a aceleração, a força de reação da tubulação e algumas propriedades do escoamento multifásico com uma sonda ótica.

Sobre a resposta em vibração, observaram que é típica do fenômeno de ressonância. Para todas as tubulações ensaiadas, dada uma FVG, à medida que a velocidade superficial de

mistura aumenta, modos de maiores frequências são excitados.

Em relação à força de excitação, para baixa fração de vazio (25%), a força de excitação apresenta características semelhantes a de sinais aleatórios de banda estreita. À medida que a FVG aumenta (50 – 75%) o sinal de força apresenta alguma organização, evidenciando certa periodicidade. Para frações de vazio elevadas (95%), a força de excitação assume a forma de impulsos pronunciados um tanto quanto aleatórios. Observaram que no geral, os sinais de força são a combinação de componentes periódicas e aleatórias de banda estreita. As principais componentes no sinal estavam localizadas entre 10-50 Hz, sendo a maioria abaixo de 60 Hz.

Os autores notam que o valor RMS da força de excitação é linear em relação à velocidade superficial de mistura. No entanto, analisando seus gráficos, aparentemente um ajuste quadrático também seria adequado, uma faixa mais ampla de velocidades poderia ser elucidativa.

Por um lado há o trabalho de Evans *et al.* (1999) que mostra que para o escoamento bifásico água-vapor d'água a relação entre vazão mássica total e desvio padrão é linear. Por outro, há o estudo de Evans *et al.* (2004) no qual se observou que para escoamento monofásico de água, o desvio padrão do sinal de resposta em vibração era quadrático em relação à velocidade superficial da água. Dessa forma, a análise de Riverin e Pettigrew (2007) parece estar coerente com a de Evans *et al.* (1999), mas sugere-se maior aprofundamento na discussão da relação entre as variáveis. Talvez um dos efeitos do escoamento bifásico seja o achatamento da relação entre vazão/velocidade e desvio padrão do sinal de aceleração.

Ainda em Riverin e Pettigrew (2007), verificou-se que a frequência principal e a amplitude observada nas DEPs dos sinais de força, dada uma FVG, aumenta linearmente com a velocidade superficial de mistura. Foi proposta uma adimensionalização para a DEP do sinal da força e para a frequência. Mas as curvas não colapsam inteiramente. A ausência de colapso é maior para baixas FVG.

Observaram que à medida que a FVG ou a velocidade superficial de mistura aumentam, o tamanho das bolhas diminui. Existe uma relação entre a passagem de bolhas e a força de excitação. Para avaliar essa influência, espectros de número de bolhas foram plotados, excluindo da análise as 5% maiores bolhas, para cada condição de FVG e velocidade avaliada. Fazendo a comparação entre os espectros de passagem de bolhas e força de excitação, o autor observa que as frequências principais são coincidentes. Ou seja, os mecanismos de excitação verificados são as ondas de fração de vazio, o escoamento de estruturas periódicas tais como pistões de líquidos e bolhas de *Taylor* e o escoamento de ondas de perturbações, coerente com o apontado em Azzopardi e Baker (2003).

Observaram que a força RMS aumenta com o aumento da fração de vazio até um máximo, dada certa velocidade superficial de mistura. Mas que a partir de um certo valor de FVG o valor RMS da força diminui. Associaram tal fenômeno à mudança do padrão do escoamento.

mento.

Para o escoamento no padrão de golfadas, a força é composta por impulsos regulares, correspondentes à passagem dos pistões de líquido. No escoamento em bolhas, a força possui uma banda larga, no escoamento agitado há uma combinação de componentes periódicas e aleatórias de baixa frequência. Para escoamento anular, pulsos abruptos são observados, provavelmente associados ao arrasto de gotas de líquido.

Em Sim *et al.* (2010) observou-se experimentalmente que para baixas FVG, escoamento homogêneo, as forças de excitação são semelhantes à excitação aleatória de banda estreita. À medida que a fração de vazio aumenta, forças periódicas se tornam dominantes e a forma do sinal de força se assemelha a uma onda quadrada. Coexistem em todos os padrões forças aleatórias e periódicas. Tais observações são coerentes com o observado em Riverin e Pettigrew (2007).

Concluiu-se que a variação do momento é a causadora das forças de excitação. O valor RMS da força de excitação nos experimentos realizados apresenta relação com a velocidade superficial do líquido. A relação analítica para predição de tal valor difere dos resultados experimentais.

Observaram que a frequência principal da força de reação, no escoamento bifásico água-ar, no padrão de golfadas, em um trecho de tubulação em forma de "T" diminui, aproximadamente linearmente, com o aumento da velocidade superficial do líquido. Essa observação contradiz o observado em Langre *et al.* (2006) e, em especial, em Riverin e Pettigrew (2007) em que também se analisou segmentos de tubulação em forma de "T", de diâmetros semelhantes, mesmas FVG e mesmo padrão de escoamento.

No caso do experimento em que o escoamento incide sobre uma placa circular, a relação entre frequência principal e velocidade superficial de líquido não é linear. Até certa velocidade superficial de líquido a frequência diminui, a partir da qual, a relação é de aumento.

Para o trecho em "T", a força RMS aumenta com o aumento da velocidade superficial do líquido. Para o escoamento incidente em uma placa circular, a força aumenta até certa velocidade superficial, a partir da qual, diminui.

Em Ortiz-Vidal e Rodriguez (2011) apresenta-se um resumo sobre a evolução do conhecimento no que concerne vibração induzida por escoamento bifásico (*flow-induced vibration due to two-phase flow*, 2-FIV). Segundo o levantamento realizado, os principais parâmetros do escoamento bifásico que influenciam em 2-FIV são: padrão de escoamento, fração de vazio, escorregamento, compressibilidade dos fluidos. Estes parâmetros já carregam em si as características relativas às flutuações do escoamento, densidade, gradientes de pressão e são responsáveis pela complexidade dos fenômenos de 2-FIV.

Citou-se que em Hibiki e Ishii (1998) a vibração induzida pelo escoamento para

diversas condições de FVG e tamanhos de bolhas foi medida, e concluiu-se que o nível de vibração aumenta à medida que a FVG aumenta. Esse resultado indicou que a resposta em vibração é dependente, principalmente da fração de vazio.

Em relação à massa e ao amortecimento, a mistura bifásica em uma tubulação tem o efeito de aumentar a massa total da tubulação. Esse efeito é conhecido como adição de massa e é proporcional à densidade do fluido e ao volume da estrutura.

O amortecimento total é composto, aditivamente, por amortecimentos: estrutural, viscoso, dependente do escoamento e bifásico. Estudos mostram que, além do estrutural, o preponderante é o bifásico, sendo o viscoso e o dependente do escoamento muito menores. O amortecimento total varia conforme o padrão de escoamento e a FVG.

Com a ajuda do mapa de *Taitel* em Gravelle *et al.* (2007) apud Ortiz-Vidal e Rodriguez (2011) foi observado que para escoamentos do tipo bolhas e bolhas dispersas o amortecimento é maior que nos outros padrões analisados. O amortecimento bifásico aumenta com o aumento da fração de vazio até a transição para o regime de escoamento agitado. Em regime de escoamento agitado, o amortecimento e a fração de vazio atingiram valores máximos ao mesmo tempo e é possível que o próprio gás tenha agido como uma fonte de amortecimento.

Em Giraudeau *et al.* (2011), baseado em testes bifásicos (água-ar) escoamento vertical ascendente, e trechos de tubulação em forma de "U", para diversos diâmetros, foi observado que a força RMS aumenta com o aumento da velocidade superficial de mistura, dada uma FVG (exceto para um ponto no caso de FVG equivalente a 25%).

Notaram também que quanto maior a fração de vazio, dada uma mesma velocidade superficial de mistura, maior a força RMS, exceto quando a transição é entre os padrões agitado para anular. No caso do padrão anular, apesar do FVG ser maior, a força é menor.

Em relação ao diâmetro da tubulação, quanto maior, maior a força RMS. O aumento do diâmetro é mais impactante na força quando a FVG é maior (exceto para um ponto no caso de FVG igual a 25%).

A frequência dominante diminui com o aumento do diâmetro. Para FVG equivalente a 50 e 75% diminui linearmente. Isso foi observado para todos os diâmetros testados.

Utilizou-se a adimensionalização proposta por Langre *et al.* (2006) para a força RMS e observou-se assim como em (LANGRE *et al.*, 2006) que há relação de diminuição da força RMS com o aumento do número de Weber. Obteve-se um bom colapso dos dados referentes a tubulações de mesmo diâmetro, mas entre dados de tubulações de diâmetros diferentes os resultados não se colapsaram inteiramente. Isso se deveu porque as faixas de FVG utilizadas no trabalho de Langre *et al.* (2006) foram diferentes das do trabalho de Giraudeau *et al.* (2011).

Em Ortiz-Vidal *et al.* (2013), experimentalmente se observou que há uma relação entre variância ou desvio padrão e o número de *Reynolds* de mistura. Foi utilizado para análise

da relação o número de Reynolds (Re) de mistura ao invés da velocidade superficial de mistura. Isso porque o Re leva em conta o fenômeno de turbulência que é um mecanismo de excitação importante no escoamento em dutos. Se notou que o aumento de Re aumenta a variância e o desvio padrão da aceleração medida, em coerência com outros estudos. No entanto não observou a relação quadrática como a melhor relação, sendo a melhor, a relação cúbica.

Os autores desse trabalho acreditam que a variância seja melhor para relacionar vibração e escoamento, já que a variância da velocidade é relacionada à energia cinética turbulenta dividida pela massa (TKE – *Turbulent Kinetic Energy*). A tensão de cisalhamento conecta a TKE e a queda de pressão que depende da velocidade média. Assim a velocidade média e a variância da velocidade possuem relação quadrática. Como se sabe que flutuações na velocidade provocam vibração, é razoável pensar que a vibração é proporcional ao quadrado da variância da velocidade.

Para escoamento monofásico de água, observou-se que a frequência principal se reduz na medida em que se aumenta a velocidade superficial de mistura. Para esse fim propõe-se uma adimensionalização da frequência que colapsa bem os espectros.

Para o escoamento bifásico observa que quanto maior as velocidades superficiais de cada fase, ou quanto maior a fração volumétrica de vazio, maior o desvio padrão do sinal de aceleração. Boa relação quadrática foi observada entre o Reynolds de mistura e a variância do sinal de aceleração.

A transição entre padrões de escoamento tem influência sobre a resposta em vibração. Na transição a resposta é diferente da resposta nos padrões separados pela transição, isso foi verificado apenas em algumas transições.

O aumento da velocidade é seguido pelo aumento da frequência principal, em geral, apesar de o oposto não ser sempre verdade. Os resultados indicam que a vibração é maior na direção da gravidade que na direção tangencial. Mudanças de densidade afetam mais a direção da própria gravidade. Em geral, frequências principais são ligeiramente diferentes de acordo com a direção.

Os autores defendem que a turbulência é um mecanismo de excitação de banda larga e que o sistema responde com mais intensidade em suas frequências naturais. No entanto, vale a ressalva de que a frequência principal da resposta pode até ser uma frequência natural, mas no trabalho de Ortiz-Vidal *et al.* (2013) carecem comprovações para afirmação, tal como análise modal.

Alguns estudos, como o de Langre *et al.* (2006) apontam que a excitação possui uma componente principal. Ou seja, não é que a estrutura responda em sua frequência natural, mas que a excitação possui uma componente preferencial. Outro ponto de vista é que a estrutura interage com o fluido e o excita com mais força na frequência natural do sistema fluido-estrutura. Dessa forma, a frequência principal da resposta é também a frequência natural. De um jeito ou

de outro, para afirmar que a resposta é uma frequência natural, sugere-se um procedimento mais sistemático tal como análise modal experimental.

É apresentado um método baseado nas respostas monofásico e bifásico para classificação de padrões de escoamento. Embora considerem o método como aceitável, a discriminação entre padrões ainda parece um pouco subjetiva.

No trabalho de Giraudeau *et al.* (2013) visa-se relacionar os padrões de escoamento bifásico às forças induzidas pelo escoamento. Como é utilizado sensor de fibra ótica para medição da fração de vazio local instantânea, foi possível caracterizar adequadamente o escoamento.

Observou-se que a relação entre o valor RMS do sinal de força e a velocidade superficial de mistura, varia conforme o padrão de escoamento. Os padrões de escoamento com maior variação de momento apresentam maior força RMS. Para FVG de até 75%, o valor RMS da força aumenta com o aumento da fração de vazio e então decai para frações de vazio superiores.

Sobre a DEP do sinal de força, a frequência principal diminui com o aumento do diâmetro e aumenta linearmente com o aumento da velocidade superficial de mistura. Notou-se que quanto maior a velocidade superficial de mistura, maior o número de componentes principais na DEP. O espectro médio obtido do sinal relativo à fração de vazio tem a mesma forma do espectro do sinal de força. Assim, as ondas de fração de vazio e as estruturas periódicas são as principais fontes de excitação do sistema fluido-estrutura.

Para o padrão de escoamento bolhas o espectro é mais largo, para o padrão de escoamento do tipo golfadas o espectro é mais estreito. A depender da quantidade de gás e do padrão de escoamento, o número de frequências principais muda. Em alguns padrões, como no do tipo bolhas para FVG equivalente a 25%, até 5 frequências principais foram observadas. A força de excitação para escoamento do tipo bolhas são as ondas de fração de vazio. A força de excitação para escoamentos do tipo golfada são as próprias golfadas. Na transição entre os padrões de escoamento do tipo golfadas para bolhas, o colapso das golfadas faz com que um filme líquido retorne para a golfada precedente, gerando violentas oscilações, tais oscilações causam a excitação medida. Nesta transição também estão presentes ondas de fração de vazio. Para altas frações de vazio, a excitação é distribuída em uma faixa ampla. Os espectros têm características particulares de acordo com o padrão de escoamento.

Para adimensionalização da DEP, dada uma mesma FVG utilizaram o proposto em Riverin *et al.* (2006), análogo ao utilizado em Giraudeau *et al.* (2011). Dessa forma os dados de mesma FVG colapsaram em uma forma triangular, exceto para o caso de FVG equivalente a 25% em que o colapso foi parcial.

Para colapso dos dados experimentais referentes a diversas FVG uma nova forma de adimensionalizar os dados foi proposta. Assim procedendo obtiveram bom colapso dos dados, e boa predição da DEP, em comparação com seus dados experimentais.

Utilizaram adimensionalização da frequência equivalente a de Langre *et al.* (2006) que leva em conta não apenas o diâmetro e a velocidade superficial de mistura, mas também a fração volumétrica de gás homogênea.

Propuseram uma fórmula para calcular a primeira frequência principal do espectro que se ajustou adequadamente aos dados testados, exceto para a condição de fração de vazio equivalente a 25%.

Apesar de o equacionamento proposto ter apresentado resultados adequados para os dados dos experimentos realizados, como alguns fatores foram obtidos por ajuste do modelo aos dados, resta saber se para dados de outros experimentos os fatores utilizados nas equações serão adequados.

Para normalização da força RMS, foi utilizado o mesmo equacionamento proposto em Langre *et al.* (2006). Os pontos experimentais ficaram abaixo do máximo proposto por Giraudeau *et al.* (2011), mas se apresentam dispersos no gráfico força RMS *versus* número de Weber.

No trabalho de Al-Hashimy *et al.* (2016), com base em experimentos em trechos horizontais de tubulação acrílica, observou-se que a vibração da tubulação tem características mistas de um sistema aleatório e periódico. Essa avaliação foi qualitativa, isto é não foram aprofundadas as características do sinal associadas por meio de um método de modo a justificar tal conclusão.

Notou-se que o aumento da velocidade superficial da fase líquida (água), para uma velocidade superficial da fase gasosa (ar comprimido) constante, aumenta o deslocamento máximo (medido com acelerômetro, no ponto central da tubulação de teste) e diminui a frequência principal observada.

No trabalho de Sim *et al.* (2010) a frequência principal também diminui com o aumento da velocidade superficial de líquido, no entanto, os testes foram realizados a FVG constante e, portanto, a velocidade superficial da fase gasosa pode assumir diversos valores. Em Al-Hashimy *et al.* (2016), a velocidade superficial da fase gasosa é constante.

No artigo de Ortiz-Vidal *et al.* (2017) duas correlações são apresentadas, uma entre o desvio padrão da aceleração e a velocidade de cisalhamento e a outra correlação é entre as frequências principais do escoamento e diversas variáveis do escoamento multifásico, aqui omitidas por simplicidade.

Pelos experimentos foi observado que as frequências principais medidas coincidem com as calculadas. Notou-se que a excitação nessas frequências era constante, já que a resposta em cada frequência principal também era constante ao longo do tempo. Constatou-se que para escoamento monofásico: quanto maior a velocidade, maior a vibração estrutural; para velocidades maiores, menores as frequências onde se observa o primeiro pico. A frequência principal

variou muito pouco, mesmo para grandes variações de velocidade. Tais observações concordam com o trabalho de Evans *et al.* (2004).

Para escoamento bifásico notou-se que para o escoamento em padrão de golfadas, a frequência de passagem do pistão é observada na resposta em vibração. No caso de escoamento em bolhas e bolhas dispersas, a resposta em vibração se assemelha à resposta quando em escoamento monofásico. Foi observado que quanto maior a velocidade superficial de mistura, menor a frequência do primeiro pico (em oposição com o observado por Langre *et al.* (2006), Riverin *et al.* (2006), Riverin e Pettigrew (2007), Giraudeau *et al.* (2011), Ortiz-Vidal *et al.* (2013), Giraudeau *et al.* (2013) e em concordância com o notado por Sim *et al.* (2010), Al-Hashimy *et al.* (2016)).

Curiosamente, um dos autores de Ortiz-Vidal *et al.* (2017) é também autor de Giraudeau *et al.* (2011), Giraudeau *et al.* (2013). Os três autores de Ortiz-Vidal *et al.* (2017) são também autores de Ortiz-Vidal *et al.* (2013). Ou seja, para condições experimentais muito semelhantes, em alguns trabalhos os autores observam que quando a velocidade superficial de mistura aumenta a frequência principal aumenta. Em outros trabalhos observaram o contrário.

Observou-se que no padrão de escoamento homogêneo, mesmo para grandes variações de velocidade, a resposta em vibração varia pouco. Associou-se isto ao amortecimento ser elevado nesse padrão de escoamento. No caso do escoamento tipo pistonado e para frações de vazio mais elevadas, as variações da resposta em vibração são mais afetadas pela variação da velocidade superficial de mistura.

Quanto maior a FVG, maior a frequência principal. Isto foi associado à redução massa hidrodinâmica. O desvio padrão da aceleração aumenta com o aumento da velocidade de cisalhamento e apresenta boa relação quadrática. Quanto maior a fração de vazio, maior o desvio padrão da aceleração. Há variação de acordo com o comprimento da tubulação e de acordo com o padrão de escoamento.

2.2.1 Resumo dos Principais Resultados

Para o escoamento monofásico de líquido, os trabalhos de Evans *et al.* (2004), Ortiz-Vidal *et al.* (2013), Ortiz-Vidal *et al.* (2017) apontam que quanto maior a velocidade superficial de líquido, maior a amplitude da resposta em vibração e menor a frequência principal. A frequência principal varia pouco mesmo com grandes variações de velocidade superficial. Quanto maior o diâmetro, menor a vibração, segundo Evans *et al.* (2004).

Para o escoamento bifásico, segundo Langre *et al.* (2006), Riverin e Pettigrew (2007), Giraudeau *et al.* (2011), Ortiz-Vidal *et al.* (2013), Giraudeau *et al.* (2013), quanto maior a velocidade superficial, maior a amplitude da vibração e as frequências principais. Em oposição, os trabalhos de Sim *et al.* (2010), Al-Hashimy *et al.* (2016), Ortiz-Vidal *et al.* (2017) indicam que quanto maior a velocidade superficial, menor a amplitude de vibração e a frequên-

cia principal.

De acordo com Giraudeau *et al.* (2011), quanto maior o diâmetro, maior a vibração e menor a frequência principal. Sobre a força RMS, observando os gráficos dos artigos de Giraudeau *et al.* (2011) e Giraudeau *et al.* (2013) da força RMS normalizada versus o número de Weber, observa-se uma tendência oposta da mesma em relação ao diâmetro.

Os principais adimensionais utilizados foram: Reynolds - Re (monofásico e de mistura), Número de Weber - We , Número de Strouhal - St , frequência adimensional - \bar{f} (baseado na definição de St), DEP adimensional - $\bar{\Phi}$, Força RMS adimensional - $\overline{F_{rms}}$ e Aceleração RMS adimensional $\overline{A_{rms}}$.

2.2.2 Discussão sobre Vibração Induzida por Escoamento

Adimensionais são extensivamente utilizados para entendimento do fenômeno e colapso dos dados. Os resultados são dependentes da adequada escolha dos grupos adimensionais.

Nessa tese nenhum dos adimensionais encontrados pôde ser utilizado, visto que para sua estimativa é necessário o conhecimento das vazões de líquido e gás, ou das velocidades superficiais de mistura. Caso se conheça de antemão tais valores não há sentido em desenvolver métodos para sua estimativa.

As estruturas do escoamento multifásico, golfadas, bolhas, interface entre líquido e gás, excitam a estrutura.

Os autores tratam os fenômenos como periódicos, transitórios e aleatórios omitindo a informação de se um método estatístico foi utilizado para classificação dos mesmos.

Em alguns trabalhos não são informadas as frequências de aquisição dos sinais, portanto, não é claro se foram analisadas frequências superiores às mostradas nos gráficos dos espectros. Sugere-se averiguar se componentes de frequências maiores que as mostradas nos gráficos estão presentes nos sinais relacionados ao fenômeno.

As frequências das estruturas periódicas mudam ao longo do escoamento, portanto, em certo ponto do escoamento uma frequência poderá ser preponderante enquanto em outro, outra frequência poderá sê-lo. Como os pontos fazem parte da mesma estrutura mecânica (uma tubulação, por exemplo), a resposta à excitação em um ponto poderá ser transmitida e se manifestar no outro. Isso pode impactar em excitação e resposta de banda larga.

Diversas formas podem ser utilizadas para gerar condições de escoamento análogas dada uma bancada experimental. Por exemplo, para injeção de líquido pode-se optar por utilizar uma bomba de deslocamento positivo, centrífuga ou a própria energia potencial do líquido, controlando a vazão por meio de diferentes tipos de válvulas. Cada escolha transfere momento ao líquido de forma diferente.

Com uma bomba de deslocamento positivo, se alternativa, possivelmente a pressão

de líquido ao longo do tempo será similar à forma de pulsos, como resultado do movimento alternativo do pistão. No caso de uma bomba centrífuga, como o fluido é centrifugado, a pressão do líquido poderá possuir uma componente diretamente relacionada à frequência de giro do eixo de tal bomba (e, portanto do fluido por ela bombeado).

Dessa forma, mesmo para uma mesma condição de escoamento em termos de vazões, pressões, frações de vazio e padrão de escoamento, os trechos de tubulação utilizados nas bancadas responderão à excitação imposta pelo fluido conforme o método de injeção de fluidos escolhido. Por isso, sugere-se verificar a influência dos métodos de injeção, mistura e controle de vazão dos fluidos nos parâmetros observados levantados na revisão de bibliografia.

Nos trabalhos de Langre *et al.* (2006) a Ortiz-Vidal *et al.* (2017), os autores buscam fixar o trecho de tubulação analisado, supondo que isso será suficiente para que os efeitos da bancada não sejam transferidos para o trecho sob análise. No entanto, por não serem apresentados em tais trabalhos maiores detalhes, sugere-se que o efeito da bancada experimental seja mais bem avaliado. Tal reavaliação poderá revelar frequências principais nos sinais de força e pressão diversas das levantadas em tais estudos.

Nota-se que há divergência entre autores e até em trabalhos diferentes de mesmos autores sobre a relação entre frequências principais e velocidade superficial. Alguns afirmam que a relação é direta, enquanto outros afirmam que é inversa. Este ainda é um ponto a ser mais bem compreendido. Sugere-se que a hipótese de que há influência da bancada, injeção, mistura, controle de fluidos nos experimentos seja avaliada.

Para definição dos parâmetros modais do sistema fluido-estrutura, sugere-se a realização de análise modal experimental, variando as condições do escoamento e observando tal impacto nos parâmetros. Nos trabalhos estudados isso não foi realizado.

O número de frequências principais do sinal de força aumenta com o aumento da velocidade superficial.

A excitação imposta pelo escoamento depende da estrutura, assim como a resposta à excitação. Uma tubulação mais longa poderá ter excitação em diversas frequências associadas à própria golfada, como já discutido. A resposta a tal excitação dependerá, por exemplo, dos pontos de suporte da estrutura. Dessa forma, mesmo que as mesmas condições de escoamento, no sentido das variáveis pressão, FVG e temperaturas sejam as mesmas, a excitação e a resposta em um certo ponto da estrutura poderão ser distintas. Resta saber se em relação à excitação/resposta em vibração, há alguma característica intrinsecamente ligada ao escoamento, que possa ser extraída e a partir da mesma, as informações do escoamento (pressão, temperatura, FVG etc) possam ser recuperadas.

Em todos os trabalhos se observa que há relação entre vibração e parâmetros do escoamento, tal como FVG, indicando a potencialidade em se monitorar um parâmetro por meio do outro. Isso serve como uma justificativa para que no presente trabalho se busque essa

associação, como já discutido no Capítulo 1.

Na próxima seção será visto como são obtidos os parâmetros do escoamento.

2.3 Estimação de Parâmetros do Escoamento Multifásico

Como já expresso no Capítulo 1, o monitoramento da vazão de gás ou da fração volumétrica de gás na entrada da bomba do BCS é importante porque proporciona maior produção e longevidade ao conjunto de BCS, o que por sua vez, aumenta o retorno financeiro do poço de petróleo. No entanto, a estimativa de tais parâmetros não é trivial. A seguir discutem-se o estado da técnica de tal monitoramento e as diferenças entre cenários em que se estimam parâmetros do escoamento multifásico que por sua vez permitem o monitoramento do BCS.

2.3.1 Testes de Produção

Uma das formas mais convencionais adotadas para estimativa das vazões e, conseqüentemente, da FVG se dá com os dados obtidos no teste de produção. O teste de produção é uma operação em que pelo acionamento de válvulas direciona-se o escoamento de um poço produtor de petróleo para um separador gás-líquido. Nesse separador, a mistura multifásica proveniente do poço é separada nas fases líquida e gasosa e a vazão de cada fase medida individualmente. Possuindo os valores das vazões de líquido e gás além da pressão e temperatura nos pontos onde são feitas as medições de vazão, utilizando relações *black oil* é possível estimar as vazões em uma outra referência de pressão e temperatura.

Não é comum a medição de pressão e temperatura exatamente na sucção da bomba do BCS, o que se faz é adotar os sensores mais próximos como referência. Pode-se utilizar, por exemplo, a medição de temperatura que se faz próximo à carcaça do motor elétrico, e a medição de pressão na base do mesmo, descontando dessa última a pressão devido à coluna hidrostática de líquido entre os pontos. Para uma explicação mais detalhada sobre os testes de poço e modelos *black oil*, recomenda-se referir-se à Thomas (2001).

As condições de operação prévias ao teste de poço são modificadas durante o teste de poço já que o caminho percorrido pelo petróleo entre o poço e o separador de testes é diferente do caminho percorrido entre o poço e o separador de produção. Além disso, as condições termodinâmicas dos dois separadores podem ser diferentes. Isso faz com que os parâmetros estimados durante a operação e o teste de poço sejam diferentes. O teste de produção ou de poço, como o próprio nome diz, é utilizado principalmente para monitoramento do desempenho do poço de petróleo. Portanto, o monitoramento da operação do BCS por esse teste estará sujeito a erros.

2.3.2 Medição de Vazão Multifásica

Outra forma de se obter parâmetros do escoamento multifásico se dá pela Medição de Vazão Multifásica - MVM. Para detalhamento dos princípios da MVM sugere-se a leitura de Falcone *et al.* (2009).

O artigo de Thorn *et al.* (2012) traz uma revisão bibliográfica sobre os principais métodos e tecnologias disponíveis comercialmente, empregados na MVM. Segundo tal autor, o problema de medição de vazão volumétrica no escoamento multifásico pode ser entendido como um problema de obtenção da fração volumétrica de gás (α) e de água (β) e das velocidades instantâneas do gás (v_g), da água (v_a) e do óleo (v_o), tal como expresso na equação 2.10. Supõe-se que a área da seção transversal de escoamento (A) seja conhecida.

$$Q = A \{ \alpha v_g + \beta v_a + [1 - (\alpha + \beta)] v_o \} \quad (2.10)$$

Para a medição de vazão mássica, adicionalmente, o conhecimento das densidades de cada fase é requerido.

Dada a complexidade do problema, principalmente duas estratégias têm sido aplicadas para redução da dificuldade na obtenção das vazões. Na primeira, a fase líquida é separada da fase gasosa e são utilizados em conjunto instrumentos de medição específicos para escoamento bifásico e monofásico. Na segunda, associam-se medições de velocidade de uma fase com modelos matemáticos empíricos para estimar as velocidades das outras fases.

Idealmente, os medidores de vazão multifásica - MVM devem ser suficientemente acurados para a aplicação em questão e funcionar independente do padrão de escoamento e da proporção entre as fases. No entanto, nem sempre essas limitações são atendidas por todas as técnicas e instrumentos disponíveis.

Conforme o autor, os MVM podem ser divididos em 4 categorias. Quando há (classe 1) ou não (classe 2) separação das fases antes da medição. Para a classe 1, quando há (1a) ou não (1b) separação completa entre as fases gás e líquida. Para a classe 2, quando são (2a) ou não (2b) realizadas medições diretas da fração e velocidade das fases. Todos os medidores se encaixam em tais classes.

Especificamente sobre a medição de fração de cada fase, os dois métodos comercialmente mais empregados se baseiam em técnicas função da atenuação de raios gama e da impedância elétrica. São também usadas técnicas baseadas na medida da atenuação de microondas e absorção de radiação infravermelha.

Para medição de velocidade das fases, o método mais utilizado é o da correlação cruzada de variáveis medidas tais como, por exemplo, a densidade, permissividade e condutividade elétrica, entre outras. As medições são feitas entre dois locais diferentes de um trecho

de tubulação. Também são utilizados métodos baseados na diferença de pressão entre pontos da tubulação e modelos empíricos para predição do escorregamento entre as fases.

Ainda no mesmo trabalho, citam-se alguns tópicos atuais de pesquisa como métodos tomográficos, acústicos, eletromagnéticos de alta frequência, baseados em ressonância magnética e análise local dos fluidos. Acredita-se que com o desenvolvimento de tais técnicas a acurácia e capacidade dos MVM deverão aumentar nos próximos anos.

Importante destacar que segundo os autores, a maioria dos medidores de vazão multifásica opera com erros na medição de líquido, gás e água, de respectivamente, 5%, 5% e 2,5% aproximadamente. Ainda que para fins fiscais tais valores sejam elevados, para o monitoramento e controle da operação e produção, os mesmos podem ser considerados baixos.

Se por um lado, a MVM carrega consigo baixos erros, levantam-se alguns desafios relacionados a seu uso: (i) Elevados *Capital Expenditure* - CAPEX e *Operational Expenditure* - OPEX. (ii) Riscos operacionais em equipamentos que usam fontes de radiação. Em algumas condições, mesmo que se disponha dos recursos financeiros, o risco pode inviabilizar a utilização desses medidores. (iii) A maioria dos equipamentos não é apropriada para uso no leito marinho, o que pode dificultar a estimação da vazão de poços satélites submarinos. (iv) Dificuldade em lidar com mudanças na composição dos fluidos, com instabilidades nos padrões de escoamento e operar em extremos de frações de fluidos. (v) Confiabilidade para operação em meios agressivos, pouco acessíveis, com elevadas pressões e temperaturas, tais como o fundo do poço de petróleo. (vi) Necessidade de recalibrações e manutenção periódicas. (vii) Ausência de normas internacionais com diretrizes sobre instalação, calibração e especificação de MVM.

Complementarmente, sugere-se também a leitura da revisão bibliográfica sobre MVM presente no trabalho de Figueiredo (2016). Além de tal revisão, o trabalho apresenta uma alternativa baseada na utilização de números adimensionais que caracterizam o escoamento multifásico, na razão de energia de sinais de ultrassom e Redes Neurais Artificiais (RNAs) para associação de tais variáveis à FVG. Os dados foram obtidos a partir de experimentos em laboratório com petróleo/ar, soluções aquosas de glicerina/ar e misturas de água/óleo/ar/poliamida. Os menores erros obtidos foram inferiores à 30%.

Embora o erro ainda seja muito maior que os de MVV comerciais é interessante destacar que o estudo apresenta uma alternativa baseada em RNAs. Em Thorn *et al.* (2012) são citados diversos trabalhos, além do medidor comercial *Esmer MFM* de tipo 2b, em que RNAs são utilizadas para associação entre parâmetros medidos e do escoamento multifásico. Acredita-se que essa seja uma tendência da área.

2.3.2.1 MVM Utilizando Sinais de Vibração

Por se utilizar de características extraídas a partir de sinais de vibração, o trabalho de Carvalho (2018) é o mais relevante para esta Tese sobre o tópico "Medição de Vazão

Multifásica".

Em tal trabalho um trecho vertical ascendente de uma tubulação de cerca de 2 polegadas de diâmetro e 10 metros de comprimento foi submetido ao escoamento bifásico de água e ar, com distintos padrões de escoamento e FVGs. Concomitante à medição de variáveis de processo, como temperaturas, pressões e vazões de água e ar, foram realizadas medições de aceleração em 4 pontos na parede da tubulação e o escoamento fotografado em uma câmera de visualização.

Da análise das transformadas de Fourier dos sinais de vibração, foi observado que na medida em que o *Reynolds* de mistura aumenta, em geral, maiores são as amplitudes das componentes espectrais. Observou que as maiores amplitudes estão na faixa entre 10 e 250 Hz, mas que há uma faixa entre 2400 e 2800 Hz que, claramente, segue uma relação direta com o *Reynolds* de mistura. Observou ainda que há uma redução brusca da amplitude em tal faixa quando o padrão de escoamento muda de Golfadas ou Agitado para Bolhas Dispersas. Já que a resposta em vibração nessa faixa de frequências se relaciona ao *Reynolds* de mistura, concluiu que o mecanismo de excitação nessa frequência era a turbulência, e que a mesma é mais intensa nos padrões Golfadas e Agitado que no padrão de Bolhas Dispersas.

Da análise tempo-frequência constatou que a intensidade do sinal de vibração é a maior quando há a passagem da interface entre a bolha de Taylor e o pistão de líquido (Região 2 – R2), e maior que quando passa o pistão de líquido (R3), que por sua vez é maior que quando passa a bolha de Taylor (R1). Já que observou que o principal mecanismo de excitação é a turbulência, concluiu que isso acontece porque a turbulência em $R2 > R3 > R1$.

Ainda nessa análise observou que na faixa de frequência entre 2400 e 2800 Hz, o sinal se caracteriza por pulsações, semelhante a um sinal modulado. Sendo que as maiores amplitudes do sinal ocorrem na passagem da interface pelo sensor. Observou que a frequência dos pulsos é próxima à frequência das golfadas, no escoamento tipo golfadas. Para medição do número de pulsações, aplicou-se a transformada *wavelet* contínua - CWT (*Wavelet* mãe Morlet, com frequência central de 200 Hz) no sinal de vibração, estimou-se a energia do espectrograma para a faixa de frequência entre 2400 e 2800 Hz e utilizou-se o algoritmo *Automatic Multiscale-based Peak Detection* – AMPD para obtenção dos picos. Após tal procedimento calculou-se a frequência média entre picos vizinhos do sinal de energia para estimativa da frequência das golfadas nos padrões de escoamento tipo Golfadas e Agitado.

Na análise do sinal do tempo, o sinal de vibração é filtrado na já citada faixa de frequências. Na sequência, utilizou-se a transformada de Hilbert e se obteve o envelope do sinal. Em seguida, filtrou-se o envelope do sinal utilizando um filtro *Butterworth* com frequência de corte equivalente a 12 Hz. No sinal resultante, utilizando o algoritmo AMPD são obtidos os picos e estimada a frequência média entre picos vizinhos para estimativa da frequência das golfadas. O autor obteve resultados semelhantes para a frequência das golfadas, utilizando as

duas técnicas descritas.

Para cálculo da velocidade da bolha de Taylor, utilizou a correlação cruzada entre dois envelopes, o primeiro obtido para um determinado acelerômetro e o segundo para o acelerômetro localizado à jusante desse. O atraso em que a função de correlação cruzada apresenta a maior amplitude é considerado o tempo de trânsito da bolha de Taylor entre os dois sensores. Como se conhece a distância entre os mesmos, é possível calcular a velocidade como a razão entre a distância e o tempo de trânsito. Método semelhante ao citado em Thorn *et al.* (2012). Concluiu-se que os resultados distam até cerca de 20% das velocidades estimadas a partir de modelos empíricos obtidos na literatura.

Ainda no trabalho de Carvalho (2018), observou-se que há uma relação quadrática entre desvio padrão do envelope dos sinais de vibração e a FVG de referência (estimada por meio de um sistema de fechamento rápido de válvulas). Utilizando o ajuste quadrático obteve erros de cerca de 20%. As FVG estimadas para os maiores valores de Reynolds de mistura apresentaram os menores erros.

Para distinção entre os padrões de escoamento, realiza uma extração de características, em que os sinais de vibração dos sensores são filtrados entre 2400 e 2800 Hz, o envelope obtido é também filtrado, obtendo-se então os valores RMS e o coeficiente de correlação de Pearson do sinal resultante. Nesse espaço em que as dimensões são os valores RMS e o coeficiente de correlação de Pearson, obteve uma separação entre os pontos representativos dos padrões Golfadas, Agitado e Bolhas Dispersas. Com tal critério, cerca de 94% dos padrões de escoamento são corretamente classificados.

Foi o primeiro autor que se tem conhecimento a analisar o efeito da bomba de injeção de líquido sobre os resultados. Ponto importante comentado na seção 2.2.2. Avaliou que em escoamento monofásico de água, na maior vazão de líquido possível de se atingir com a bomba utilizada para injeção (uma bomba de cavidades progressivas - BCP), o espectrograma dos sinais de vibração não apresentou a característica de pulsação observada nos sinais relativos ao escoamento bifásico.

Avaliou-se também o efeito da injeção de gás, ao aplicar seus métodos propostos para o escoamento ascendente de uma bolha de ar em um meio em que o líquido encontra-se estagnado. Observou que as maiores amplitudes do espectrograma obtido com a STFT encontravam-se presentes na faixa de 2000 a 10000 Hz. Nesse trabalho testou-se o método do envelope, da energia (obtida pela integração do espectrograma da STFT) e da correlação cruzada para as faixas de frequências (i) 2400-2800 Hz e (ii) 2000-10000 Hz, comparando com a velocidade de referência da bolha alongada (estimada pelas imagens).

Os métodos da energia e da correlação cruzada foram melhorados quando se utilizou a faixa de frequências de 2000 a 10000 Hz. O método do envelope foi o que obteve velocidades mais próximas da velocidade real. Tal método apresentou o mesmo resultado, inde-

pendente da faixa de frequências filtradas. Como nesse experimento não há injeção de líquido e a injeção de gás ocorre em um instante diferente daquele em que se realizam as medições, a única fonte de excitação do sistema são os diferentes níveis de turbulência presentes no escoamento ascendente da bolha. Os resultados mostraram que os métodos aplicados funcionam adequadamente porque se baseiam no mecanismo de excitação existente no escoamento.

No trabalho, cita-se que a excitação primária do padrão de escoamento do tipo Bolhas Dispersas é transitória. No entanto, argumentação complementar não é apresentada. Pela análise de outros autores, o que se observou para tal padrão de escoamento foram ondas de fração de vazio Azzopardi e Baker (2003) caracterizadas em Riverin e Pettigrew (2007) e Riverin *et al.* (2006) como um mecanismo de excitação aleatória de banda estreita.

É citado que a transformada de Fourier não é apropriada para analisar fenômenos transitórios e que, por isso, para os escoamentos do tipo Golfadas e Agitado seria realizada análise tempo-frequência. No entanto, pelo próprio texto, subentende-se que os escoamentos de tipos Golfadas e Agitado são uma composição de eventos periódicos e aleatórios. A variação da turbulência é proporcional a passagem das estruturas do escoamento (pistão de líquido e bolha de Taylor) e define a periodicidade. A existência de turbulência define a aleatoriedade. Portanto, dentro da própria argumentação do trabalho, nenhum dos padrões se encaixaria na definição de temporário, ou transitório. Isso justifica o desenvolvimento do classificador nessa Tese proposto, apresentado na seção 4.2 para caracterização sistemática em trabalhos futuros.

Em alguns testes, variou-se a vazão de líquido com a variação da velocidade de rotação do eixo da BCP e não se observou alteração das frequências principais do sinal de resposta em vibração. Nesses testes, operou-se com a maior vazão de líquido praticável, ou seja, com o maior nível de turbulência possível, em outras palavras, com uma excitação aleatória intensa. Em tal condição, as componentes de maior intensidade do sinal de vibração foram observadas na mesma faixa (3 picos entre 2000 e 3000 Hz) de quando o escoamento era multifásico. Como esse tipo de excitação é tratada como aleatória (AZZOPARDI; BAKER, 2003), e não há relação das mesmas com o movimento do eixo da BCP, acredita-se, assim como o autor, que as respostas de maior amplitude no escoamento bifásico ocorrem nas frequências naturais do sistema.

Destaca-se que ao utilizar uma faixa de frequências nas análises, e não os valores individuais das frequências, supera-se o desafio associado a variações das frequências naturais em função das proporções dos fluidos no escoamento multifásico.

Com o método do envelope, o autor obteve estimativas satisfatórias e equivalentes para a velocidade da bolha de Taylor em um escoamento em líquido estagnado, independentes da frequência de filtragem do sinal de vibração. Levantam-se duas hipóteses para isso: (i) a ocorrência da modulação se dá em uma faixa de frequências mais ampla que apenas aquela observada visualmente nos espectrogramas. Generalizando tal hipótese, chega-se a segunda hi-

pótese de que: (ii) a modulação poderia atuar sobre todas as frequências observadas.

Sugere-se em trabalhos futuros a utilização de critérios sistemáticos para definição das frequências de filtragem. Já que no trabalho a pulsação aparenta maior intensidade nas prováveis frequências naturais. Alvitra-se a realização de análise modal para definição das mesmas. O sinal poderia ser filtrado entre uma ou mais frequências naturais.

2.3.3 Medição Virtual de Vazão

Comumente são realizados modelos da malha de produção, em geral utilizando softwares como o *Marlin* (software de propriedade da Petrobras), *Pipesim*, *Olga* e *Leda*. Os dois primeiros e os dois últimos softwares simulam, respectivamente, condições permanentes e transitórias de escoamento. Nos modelos incluem-se distâncias entre poço e sistema de produção, propriedades dos fluidos, características do reservatório entre outras.

Com tais modelos é possível calcular variáveis que possam ser confrontadas com medições. Por exemplo, dada uma condição de operação simulada, pode-se comparar a pressão medida na cabeça do poço com a estimada pelo modelo. Como os modelos são paramétricos, pode-se ajustar tais parâmetros (distâncias, diâmetros, propriedades dos fluidos), ou obter um fator de ajuste a ser aplicado sobre os resultados do modelo, até que se obtenha um erro considerado satisfatório entre as variáveis medidas e estimadas. A esses ajustes, no jargão da indústria, dá-se o nome de calibração de modelo. Uma vez calibrado o modelo, é possível calcular, por exemplo, vazões de líquido e gás e estimar a FVG na sucção do BCS. A este método dá-se o nome de Medição Virtual de Vazão.

Citam-se três limitações do método. Em primeiro lugar, para correta medição de vazão, vários métodos necessitam de que as aproximações realizadas pelos modelos que descrevem os fluidos, o reservatório e o escoamento multifásico através de linhas, curvas, junções e válvulas estejam corretas. Dada a complexidade dos fenômenos envolvidos e o atual estado da técnica da modelagem do escoamento multifásico, os modelos ainda apresentam limitações e as variáveis obtidas, incertezas. Em segundo lugar, alguns métodos exigem tempo de análise de especialistas. O tempo envolvido na modelagem, calibração do modelo e análise pode ocasionar uma ação de controle tardia não permitindo a prevenção de falhas. Por fim, os métodos são em geral empregados para monitoramento do poço de petróleo e não são específicos para o BCS, cabendo a um perito a associação da condição do poço com a condição do BCS.

Para uma revisão de bibliografia específica sobre medição de vazão virtual se recomenda a leitura de Jadid (2017). Dentre os trabalhos ali trazidos, destaca-se que alguns apontam desvios percentuais entre alguns parâmetros medidos e obtidos por MVV de cerca de 5%. O baixo desvio aponta que o uso de MVV é uma técnica promissora que justifica seu desenvolvimento.

Cita-se também o trabalho de Cramer *et al.* (2011) que aponta que a *Shell* utiliza

um sistema de medição virtual em cerca de 60% dos projetos de produção *offshore*. Tal sistema permite desde o comissionamento do poço estimar as condições operacionais utilizando modelos físicos. Tão logo se disponham dados da operação, o modelo utilizado para estimação dos parâmetros operacionais é trocado para um modelo orientado por dados. No trabalho são trazidos três exemplos bem sucedidos de monitoramento de poços utilizando tal sistema.

No trabalho de Heddle *et al.* (2012) são apresentados resultados do sistema de medição de vazão virtual da *British Petroleum*, utilizado entre 2006 e 2011 em 300 poços de 20 campos, espalhados pelos 4 continentes. O sistema fornece estimativas de parâmetros da produção e se baseia na calibração de modelos físicos com dados reais. Como esse sistema apenas automatizou um procedimento já realizado internamente em tal companhia, isso foi apontado como a causa da velocidade e do sucesso na implantação do sistema. Os autores apontaram que o uso de modelos que se utilizam inteiramente de dados estava sendo avaliado.

No trabalho de Haouche *et al.* (2012) cita-se o sistema da *Total* baseado na calibração de modelos físicos. O trabalho destaca-se dos demais por apresentar um estudo de caso de medição virtual de vazão de um campo em que o método de elevação artificial é o BCS. Os autores constataram melhora da medição ao modificar o modelo padrão utilizado para a bomba do BCS.

A modificação proposta consiste em adotar para o fluido o valor de sua densidade de mistura. Dessa forma, quando a quantidade de gás presente no escoamento aumenta, a densidade de mistura e o diferencial de pressão esperado da bomba do BCS se reduzem. O modelo padrão se baseava em curvas de desempenho da bomba com água. Os autores consideram que independente do percentual de gás, dada uma vazão total, a altura manométrica se mantém constante. Estudos aqui mostrados anteriormente demonstram que essa premissa nem sempre é verdadeira.

Há que se destacar que há diferenças entre o proposto nessa tese e o proposto na medição de vazão virtual em sistemas de produção equipados com BCS. Nesse, utilizam-se dados dos sensores presentes em todo o sistema. Por exemplo, podem ser utilizados sinais de pressão e temperatura na cabeça do poço de petróleo, à montante e à jusante da válvula *choke*, no separador de produção, nos pontos de junção das linhas de diversos poços e também, se o poço for equipado com BCS, sinais medidos no BCS - pressão de sucção e descarga, temperatura da carcaça do motor, velocidade de rotação do eixo etc. Com esses sinais, na medição virtual, monitora-se a produção em diversos níveis. Em um nível global, pode-se monitorar as vazões de todo um campo de petróleo ou UEP com intuito de alocação da produção. Em um nível específico, é possível a partir dos dados globais, monitorar a operação de um poço e de suas máquinas.

No proposto nessa pesquisa, visa-se estimar somente o percentual de gás na sucção da bomba do BCS e utilizam-se apenas sinais de vibração do conjunto de BCS, pois acredita-se

que dessa forma seja possível melhorar a estimativa da FVG. Com uma estimativa confiável de FVG na admissão do BCS, acredita-se que seja possível operar de maneira mais longa o conjunto de BCS, com aumento de lucro do poço.

Sobre os trabalhos de Cramer *et al.* (2011), Heddle *et al.* (2012), Haouche *et al.* (2012) é interessante notar que retratam um movimento geral da indústria do petróleo na direção da utilização de métodos baseados em modelos e dados para estimação de parâmetros da produção. Como a aplicação de Inteligência Artificial representa a tecnologia mais atual, conforme Diamandis *et al.* (2014) seguindo uma evolução exponencial, acredita-se que com a utilização de modelos baseados em dados oriundos de tal aplicação e também da Ciência de Dados seja possível melhorar ainda mais o desempenho da medição virtual.

Na próxima seção é apresentado o estado da técnica do monitoramento de bombas do BCS, um conceito que possui interseção com a estimação de parâmetros no escoamento multifásico. Nesse caso a fração de vazio é um dos parâmetros monitorados, em diversos pontos inclusive na admissão da bomba do BCS. Naquele, monitora-se exclusivamente o BCS e não apenas a fração de vazio, embora tal parâmetro, como já mostrado anteriormente assuma protagonismo.

2.4 Monitoramento em Bombas de BCS

O monitoramento de BCS, no que diz respeito a sua integridade, tradicionalmente é realizado via análise do sinal de corrente elétrica. No início do uso da técnica, cartas amperimétricas em papel eram traçadas por um marcador de tinta ao longo de toda operação. Periodicamente tais cartas eram inspecionadas por especialistas que realizavam o diagnóstico do sistema. Com o tempo, diversas assinaturas relacionando o padrão das cartas amperimétricas com anomalias operacionais foram colecionadas, servindo como referências para os especialistas. Atualmente o sinal de corrente elétrica do motor elétrico é transmitido para sistemas de monitoramento digitais em uma sala de controle. Para maiores detalhes sobre tais técnicas, referir-se à Takacs (2017).

Embora não tenham sido encontrados trabalhos específicos sobre o assunto, é perceptível que o sinal de corrente elétrica do motor BCS varia de acordo com a condição do escoamento multifásico. Acredita-se que o estudo da relação da corrente elétrica com o ponto de operação do BCS, à semelhança do que se busca nessa tese e em outros trabalhos possa proporcionar ganhos para o estado da técnica do monitoramento de BCS.

A Petrobras realiza inúmeros testes com seus conjuntos de BCS, dentre eles, testes de integração (*String Integration Tests - SIT*), de fábrica (*Factory Acceptance Tests - FAT*) e testes de desempenho em regime multifásico de escoamento. Em tais testes, comumente mede-se aceleração na carcaça dos equipamentos em diversas condições operacionais. Ao longo dessas medições, os especialistas notaram que os espectros dos sinais de aceleração variavam de

acordo com o ponto de teste. No entanto, não eram observadas relações simples, capazes de associar os espectros e, conseqüentemente os sinais, às condições de operação (vazões, diferença de pressão entre entrada e saída, torque entre outras).

Vislumbrou-se que a pesquisa, desenvolvimento e aplicação de métodos que promovessem tal associação aprimorariam o monitoramento da operação dos BCS. Com monitoramento adequado, os parâmetros da operação do BCS, tais como abertura de válvulas e velocidade de rotação do motor elétrico do BCS podem ser ajustados de forma a maximizar ganhos.

Assim, a Petrobras procurou a Universidade Estadual de Campinas - Unicamp e em 2010, com a anuência da Agência Nacional do Petróleo - ANP, foi criado o projeto de pesquisa intitulado "Análise de Vibrações em Bombas Centrífugas Operando em Regime de Escoamento Multifásico". Financiado por tal projeto os principais trabalhos acadêmicos produzidos foram os de Foresti (2014), Ricardo (2014) e Jimenez (2014).

Ao final dessa etapa, concluiu-se que as técnicas estudadas poderiam ser aprimoradas e que a bancada experimental utilizada, por não retratar com fidelidade todos os equipamentos do BCS, era inadequada. Assim, optou-se pela continuidade da pesquisa e construção de um sistema muito semelhante a um poço de petróleo, ou a um *Skid-BCSS*.

Com a ciência da ANP, o projeto "Identificação do Ponto de Operação de Bombas Centrífugas Operando em Regime de Escoamento Multifásico através de Análise de Vibrações" foi então criado para continuidade das atividades de pesquisa. A bancada detalhada na seção 4.1.1 foi inaugurada em 2018 e segue como principal aparato experimental para continuação dos estudos em tal área. Até o final de sua construção, dentro do contexto de tal projeto, foram desenvolvidos os trabalhos de Garpelli (2018) e Lima (2018).

Entre o primeiro e o atual projeto, se tem conhecimento dos trabalhos de Oliveira (2014), que embora não se baseie em sinais de vibração, mas em sinais de ultrassom, é motivado pela mesma problemática e de Rodriguez (2016), com abordagem semelhante aos de Ricardo (2014).

Nessa seção esses trabalhos serão detalhados. A metodologia dessa tese foi desenvolvida baseada na análise de cada um desses trabalhos.

2.4.1 Principais Trabalhos

No trabalho de Foresti (2014), oito métodos de Detecção e Identificação de Falhas (Tradução livre de *Fault Detection and Identification* – FDI), originalmente concebidos em Fassois e Sadeghi (1998), Fassois (2001) e Fassois e Sakellariou (2006) foram adaptados para a finalidade de determinação das condições operacionais de uma bomba de BCS operando em regimes de escoamento monofásico e bifásico a partir de sinais de vibração.

Além de simulações numéricas visando testar a funcionalidade dos métodos, foram realizados testes em laboratório para obtenção de uma base de dados. A base de dados foi obtida a partir de experimentos em que uma bomba do BCS, modelo J200N de 4 estágios foi operada com água e ar em diversas proporções. Foram medidos as vazões de água e ar, pressões na admissão e descarga da bomba e o torque mecânico. Uma vez estabelecida uma condição operacional, media-se também aceleração multidirecional em variadas posições da carcaça da bomba. Posteriormente, ainda nas mesmas condições, utilizando *shaker* eletromecânico, excitava-se a carcaça da bomba com uma força conhecida, e eram obtidas força de excitação e as acelerações. Os experimentos foram os mesmos realizados por Ricardo (2014) e parte da base de dados foi compartilhada.

Os métodos empregados utilizaram classificadores. Em uma fase de treinamento, para cada classe de condições operacionais, definem-se valores de referência para alguns parâmetros e funções. Em uma fase de identificação, em que se tem uma condição operacional desconhecida, são estimados os parâmetros e as funções, e tais valores comparados por meio de testes de hipóteses com os valores de referência de cada classe. No final da classificação, relaciona-se o estado desconhecido com uma condição de operação da bomba de BCS, isto é, uma vazão de gás bombeado, por exemplo.

As características extraídas a partir dos sinais de vibração utilizadas nos métodos foram: Densidade Espectral de Potência - DEP, Função Resposta em Frequência - FRF, Função Coerência Ordinária - FCO, parâmetros dos modelos AR e ARX, variância e auto-covariância dos resíduos dos modelos e parâmetros de modelos funcionais agrupados ARX. Para a FRF e a FCO foram utilizadas as relações entre a força de excitação e a aceleração medidas.

Os métodos mais adequados para a estimativa da condição operacional foram os métodos baseados na DEP e na Variância do Resíduo, com desempenhos superiores a 94%, segundo critérios definidos pelo autor. O método Geométrico baseado nos parâmetros do modelo e o método baseado em modelos funcionais agrupados ARX apresentaram resultados aceitáveis, com desempenhos superiores a 80%. Faz-se a ressalva que o método geométrico não permite a determinação da vazão de líquido, apenas da vazão de gás. Os demais métodos apresentaram resultados inferiores a 65% na determinação do ponto de operação. O único método que obteve corretamente o ponto de *surging* foi o método baseado na DEP.

Uma limitação dos métodos reside no fato de realizarem classificações e não regressões. Dessa forma, supondo que treina-se um classificador para distinguir sinais pertencentes à condição de escoamento de gás equivalente a 2 e 3 kg/h, e submete-se a tal classificador um estado referente a uma condição intermediária, por exemplo de 2,5 kg/h, tal estado seria classificado como pertencente a nenhuma ou a uma das duas classes. Em uma regressão, os modelos não possuem tal limitação e um valor é sempre atribuído à saída. Em outras palavras um modelo de classificação não possui capacidade de interpolação.

O método baseado em modelos funcionais agrupados ARX permite a interpolação em relação à vazão de líquido. Mas sua capacidade de interpolação não foi quantificada no trabalho.

No trabalho confirmou-se com base nos resultados obtidos, que as características extraídas a partir dos sinais de vibração e que são utilizadas nos classificadores têm relação com a vazão de gás transportada pela bomba de BCS.

Os métodos baseados na DEP e na FRF foram melhorados quando se desconsideraram componentes em que as funções são próximas a zero. Isso aponta que selecionar apenas algumas componentes para análise pode ser vantajoso.

Notam-se nas FRF obtidas no trabalho que as frequências naturais variam à medida que se varia o ponto de operação. Além disso, pelos estudos de vibração induzida pelo escoamento elencados nessa revisão bibliográfica, como os trabalhos de (WEAVER *et al.*, 2000), Azzopardi e Baker (2003) e Riverin e Pettigrew (2007), entre outros, sabe-se que as frequências naturais se relacionam com as características do escoamento.

Sendo a FRF uma função que caracteriza um sistema mecânico, sistemas de BCS diferentes possuirão FRFs diferentes. Esta representação espectral é específica para cada sistema. Por isso, acredita-se que um modelo treinado utilizando as FRFs de uma BCS não irá gerar aproximações adequadas para fração de vazio ou vazão volumétrica de gás com dados de vibração de outro BCS. A baixa capacidade de generalização utilizando modelos treinados com dados de vibração e processo é uma limitação do atual estado da técnica dos modelos propostos por Foresti (2014), Ricardo (2014) e Rodriguez (2016).

A FCO obtida reflete a relação causal entre força de excitação (causa) e aceleração (efeito). Quando toda a resposta em vibração é ocasionada pela excitação, desconsiderando erros de medição e dificuldades práticas em excitar sistemas na ressonância e anti-ressonância, a FCO equivale a 1 em todas as frequências.

Uma das observações é que nas frequências harmônicas da velocidade de rotação do eixo, a FCO era baixa. Como há desbalanceamento de massa nos rotores e desalinhamentos angular/linear, causados pelas imperfeições fabris e de montagem (API, 1997b) é esperada a existência de forças nessas frequências. Mas como tais forças não são medidas, por isso em suas frequências de ocorrência foram obtidos valores de FCO baixos.

Nas FCOs obtidas é notável a existência de faixas amplas em que a FCO diminui sua amplitude. Nas faixas entre 0-50 Hz e 150-200 Hz, notam-se alguns vales. Uma hipótese é a de que nessas frequências, existam outros mecanismos de excitação, mais fortes que a excitação imposta pelo *shaker*. Como tais entradas não foram contabilizadas, o efeito disso foi atenuar a FCO, semelhante ao efeito causado por forças de desbalanceamento e desalinhamento.

A revisão de literatura sobre vibração induzida por escoamento traz à luz a exis-

tência de forças induzidas pelo escoamento multifásico. Acredita-se que no caso do BCS, um dos mecanismos de excitação sejam também forças impostas pelo escoamento. Se há um vale na FCO, faz-se aqui a hipótese de que há um pico na força de excitação, originário do escoamento e que não foi medido. Seguindo essa linha de raciocínio, indiretamente a análise da FCO permite conjecturar sobre as componentes em frequência da força de excitação do escoamento. Nota-se que são de banda larga e que, pela presença de vales na FCO, ocorrem também em algumas frequências preferenciais.

Os modelos paramétricos AR e ARX visam descrever a dinâmica dos sinais por meio de um número finito de parâmetros, obtidos por procedimentos de identificação de sistemas. Tais modelos podem ser interpretados como extratores de características, a partir das quais, pelos métodos utilizados, classificadores são treinados.

Os parâmetros dos modelos AR e ARX guardam relação apenas com o sinal a partir do qual foram gerados. Um sinal de vibração de outro sistema de BCS, mesmo operando nas mesmas condições será diferente, resultando em parâmetros do modelo AR diferentes e possivelmente em uma classificação diferente para o estado. Isso impacta na redução da capacidade de generalização de modelos que se utilizam dos parâmetros AR.

O método geométrico ajusta hiperplanos a conjuntos de parâmetros do modelo AR que determinam uma classe (um hiperplano por classe). Como são ajustados hiperplanos, seus resultados são melhores quando a coleção de parâmetros de cada classe se aproxima de um hiperplano. Mas essa condição não pode ser garantida *a priori*.

Outros métodos exploram a extração de características para um espaço onde as classes se encontrem linearmente separadas, como, por exemplo, análise de componentes principais (*Principal Component Analysis - PCA*) e análise discriminante linear (*Linear Discriminant Analysis - LDA*) (GÉRON, 2017). Mesmo RNAs, SVMs, entre outros modelos, também fazem isso por meio de estratégias diferentes. Em síntese, a utilização de parâmetros dos modelos AR é interessante à medida que extrai características que variam de acordo com a vazão de gás ou percentual de gás, mas os métodos a eles associados e utilizados no trabalho de Foresti (2014) podem ser melhorados. No caso do método geométrico, sugere-se o ajuste de superfícies não-lineares, ao invés de hiperplanos, que sejam capazes de se contorcer aos parâmetros quando os mesmos ainda não se apresentam linearmente separados em seu hiperespaço.

No método baseado na variância dos resíduos dos modelos faz-se uma transformação de variáveis, do espaço original dos sinais para um espaço de N dimensões, em que N é o número total de classes definidas no treinamento. Cada dimensão “ i ” do espaço N -dimensional representa a variância do resíduo obtido quando se comparam o sinal original e a reconstrução do sinal a partir dos parâmetros do modelo AR referente à classe “ i ”.

Implicitamente nesse método está a condição de que o *manifold* (subespaço no qual os dados se encontram projetados) se desdobra quando se faz a transformação de variáveis

descrita. Tal transformação de variáveis é uma extração de características que, pelos resultados do método, se mostraram sensíveis à condição operacional. Sugere-se que tais características sejam associadas a modelos de regressão, tais como RNA, SVM, entre outros, por exemplo.

O método baseado na função de auto-covariância do resíduo, assim como em outros métodos, realiza a extração de características cuja avaliação em conjunto com modelos de regressão pode levar a resultados interessantes. No entanto, como os resultados de tal método foram insatisfatórios, sugere-se que outras alternativas à extração de características sejam priorizadas.

O método baseado em modelos funcionais utilizado, adaptado de Sakellariou e Fassois (2008), em relação a vazão de líquido, pode ser utilizado para regressão, mas em relação à vazão de gás, opera como um classificador. Mais recentemente, no trabalho de Sakaris *et al.* (2016), foi proposta uma generalização para o método de Sakellariou e Fassois (2008). Fazendo adaptações semelhantes às realizadas em Foresti (2014) o uso do método mais recente poderá permitir a regressão em mais de uma dimensão. Tal modelo pode ser uma alternativa aos modelos de regressão utilizados em outros trabalhos, tais como RNAs e SVMs.

No trabalho de Ricardo (2014) é proposta uma metodologia de otimização dos hiper-parâmetros C , σ e ϵ de modelos SVR (support vector regression) de *kernel* Gaussiano. C representa um parâmetro de regularização, σ é o desvio padrão da gaussiana e ϵ a insensibilidade da margem. Esse método será explicado em detalhes na seção 3.4. A metodologia proposta utiliza Algoritmo Genético para mutação dos parâmetros C , σ e ϵ , de um modelo SVR treinado a partir de um subconjunto de dados de treinamento, visando a minimização dos erros avaliados sobre um subconjunto de validação cruzada.

Foram realizados testes numéricos e experimentos em uma bancada. Nos testes numéricos, utilizou-se um sistema massa-mola-amortecedor de 3 graus de liberdade para avaliar o método de obtenção dos parâmetros ótimos do SVM. Os resultados indicaram a eficácia do método. Avaliou-se também a capacidade do modelo treinado interpolar dados. Para tal, treinou-se o modelo para variáveis dentro de duas faixas extremas e o modelo treinado foi testado com variáveis dentro de uma faixa intermediária às duas faixas extremas.

Os experimentos foram realizados na bancada de BCS do Labpetro, com a bomba de BCS modelo J200N. Foram medidos sinais de vibração e variáveis de processo. Os experimentos foram realizados em conjunto pelos autores de Foresti (2014) e Ricardo (2014).

À partir dos dados de vibração, foram estimadas as Densidades Espectrais de Potência. Como observou-se que os valores nos picos associados às quatro primeiras frequências síncronas (1x, 2x, 3x e 4x) variavam conforme as condições do escoamento, os valores de pico foram utilizados como características associadas ao escoamento. À partir dos dados de processo, foram estimadas a vazão de líquido e gás, o torque e a elevação. Tais variáveis também resguardam relação com a vazão de gás.

Como variáveis de entrada do modelo SVM são utilizados os valores da DEP nas frequências síncronas, a vazão total, o torque e a diferença de pressão entre sucção e descarga da bomba. Como dado de saída é utilizada a vazão de gás.

Foram analisados onze modelos, sendo que a diferença entre eles está no grupo de variáveis utilizado como dados de entrada e nos parâmetros ótimos obtidos. O modelo com menor erro avaliado sobre um conjunto de testes é o que utiliza a vazão total e a elevação como dados de entrada. Dentre os modelos que utilizam os dados de vibração, o melhor modelo é aquele que usa os picos da DEP e a vazão total como dados de entrada.

O décimo primeiro modelo utilizou como dados de entrada para treinamento os picos da DEP e a vazão total, mas apenas relativos às vazões de gás equivalentes a 0, 1 e 3 kg/h. Após o treinamento o modelo foi testado no conjunto de dados referente à vazão de gás de 2 kg/h, visando com isso avaliar sua capacidade de interpolação. O erro obtido foi 30.77%, levando a conclusão que a capacidade de interpolação de tal modelo foi baixa.

Nas conclusões sugere-se a comparação com outros modelos, como RNAs e regressões polinomiais. Essa é uma lacuna a ser explorada e reflete o estado da arte da técnica.

Os resultados, quando se testa a capacidade de interpolação indicam que o modelo SVM representou apenas parcialmente a não-linearidade presente nos dados. Se o modelo fosse completamente capaz de representar tal não-linearidade, mesmo treinado apenas com parte dos dados, ao ser apresentado ao restante dos dados, interpolaria e extrapolaria adequadamente.

Para ilustrar tal comentário, imagina-se uma base de dados (x,y) em que $y = x^2$. Caso seja ajustado adequadamente um modelo polinomial de ordem 2 a um conjunto arbitrário de dados dessa base, a capacidade de interpolação de tal modelo terá erro zero. A avaliação de qual modelo melhor representa a não-linearidade dos dados é também uma lacuna a ser explorada e reflete o estado da técnica. A utilização de Ensemble de métodos (*Bagging*, *Pasting*, *Boosting*, *Stacking*) poderia prover uma melhoria para essa lacuna, uma vez que utiliza a combinação de diversos modelos, cada um provendo uma representação distinta da não-linearidade presente na relação entre os dados de entrada/saída. Acredita-se que a capacidade de generalização dos modelos poderia ser melhorada dessa forma.

Foi utilizado como variável de entrada a vazão total (soma das vazões de líquido e gás) para obter a vazão de gás na saída. Ou seja, utilizou-se um dado de entrada que possui a variável que se deseja estimar. Sugere-se que isso não seja feito, afinal, não se conhece *a priori* a vazão de gás e, conseqüentemente, a vazão total.

Foi realizada seleção de variáveis, ao testar modelos com diferentes agrupamentos de variáveis de entrada e escolher o melhor modelo. Mas ainda é um ponto pouco esclarecido quais variáveis são mais sensíveis à vazão de gás e ao GVF. Para melhoria dessa lacuna, mais frequências poderiam ser utilizadas e outros métodos de seleção de variáveis e extração de características poderiam ser testados, como normalizações distintas dos dados, *wrappers*, filtros,

PCA, LDA, *encoders*, entre outros.

Ademais, foram extraídas características (picos da DEP e médias das variáveis de processo) a partir de sinais, uma alternativa seria a utilização de modelos que extraem automaticamente características a partir da série temporal (redes com células *Long Short Term Memory* - LSTM, por exemplo). Dessa forma não se assumiria de antemão qualquer relação entre características de alto nível e variáveis de saída.

No trabalho de Oliveira (2014) foram realizados dois tipos de experimentos visando correlacionar sinais de ultrassom à FVG e ao padrão de escoamento. O primeiro (montagem simplificada) em um trecho de tubulação vertical, com e sem um eixo metálico passante. O segundo em uma bomba de BCS instrumentada.

No caso da montagem simplificada, foram utilizadas misturas bifásicas de água/ar e óleo/ar, respectivamente nas proporções entre 0 e 20% e entre 0 e 12% FVG. Sincronizadamente às medições de ultrassom, foram realizadas filmagens em alta velocidade. A FVG pode ser estimada pelo processamento das imagens obtidas.

No caso da bomba de BCS instrumentada, foram utilizados estágios da bomba J200N. Os fluidos de teste eram água e ar. Para determinação da FVG na seção onde é feita a medição, foram realizadas simulações numéricas. A FVG estimada pela razão entre vazões de gás e vazão total é diferente da FVG real, uma vez que a estimativa considera um modelo homogêneo, sem deslizamento entre as fases.

Para a montagem simplificada, experimento água/ar, com eixo, o autor concluiu que é possível relacionar a FVG do escoamento e a razão de energia calculada a partir dos sinais de ultrassom.

No caso da BCS, no que se refere à razão de energia, não foi possível observar uma completa separação dos dados: FVG ou padrão de escoamento (bolhas dispersas, intermitência) e razão de energia dos sinais de ultrassom. De forma que mesmas razões de energia estavam associadas à FVG diferentes. As fronteiras de separação entre fenômenos de mesma categoria (considerando a FVG, ou vazões mássicas de ar como categorias) observadas não foram lineares, de forma que associações diretas entre as variáveis não puderam ser estabelecidas.

Ainda para a BCS, no que se refere ao tempo de trânsito, quanto maior a pressão, menor o tempo de trânsito dada uma FVG. Conforme o autor, isto indica que a fase gasosa está mais distante do eixo, nessas condições. Quanto maior a rotação, menor o tempo de trânsito, sendo que o tempo de trânsito reduz mais intensamente para FVG maiores. Em relação à vazão mássica de gás, para uma mesma FVG, seu aumento leva a um aumento do tempo de trânsito.

Como o autor observou que quanto maior a pressão, menor o tempo de trânsito em função da FVG, acredita que para aplicações reais em que as pressões são mais elevadas que a de seu experimento, tal parâmetro possa servir para identificação do padrão de escoamento

na sucção do BCS, mesmo para situações de baixas rotações que em seu experimento não permitiram observação de redução significativa no tempo de trânsito.

O autor conclui que a presença de um eixo metálico central ao escoamento causa forte atenuação no sinal ultrassônico, podendo prejudicar a obtenção de sinais de sensores localizados em algumas posições.

A medição de vazão do escoamento multifásico por meio de sinais de ultrassom, é uma técnica em desenvolvimento (THORN *et al.*, 2012; FIGUEIREDO, 2016). A aplicação de desenvolvimentos recentes adaptados para o BCS poderá melhorar o desempenho do método. Uma vez que levantou-se a hipótese de que para pressões maiores os resultados tendem a melhorar, sugere-se que testes em que as pressões são mais elevadas e próximas à cenários reais sejam realizados.

No trabalho de Rodriguez (2016) visa-se identificar a fração de gás em bombas de BCS por meio de sinais de processo e de vibração, utilizando RNAs. Os dados utilizados são provenientes de dois experimentos.

O primeiro é aquele realizado em Biazussi (2014). O segundo foi realizado conjuntamente com o estudo do desempenho da BCS operando com fluido viscoso em Verde (2016). Além das variáveis já explicitadas por esses autores, coletou-se o sinal de aceleração medido na carcaça das bombas de BCS. Uma vez estabelecido o ponto de operação coletou-se o sinal de vibração, a partir do qual 61 espectros foram obtidos.

No segundo experimento observou-se que no regime bifásico, as transformadas de Fourier discretas dos sinais de aceleração possuíam componentes de maior amplitude em frequências superiores a 4000 Hz, enquanto que no regime monofásico tais componentes eram de menor amplitude. Associou-se o aparecimento de tais componentes ao escoamento bifásico. O sensor localizado no centro da carcaça da bomba foi aquele que apresentou maior vibração medida.

Para os dados do primeiro experimento foram treinadas três RNAs, uma para cada modelo de bomba, sendo que todas possuem a mesma arquitetura. O modelo utilizado consiste na combinação de uma rede neural *Network Finite Impulse Response* – NNFIR com *Lag Space* equivalente a 7, associada a uma rede do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (*Multi Layer Perceptron* - MLP) com três camadas, sendo que as duas primeiras possuem 32 neurônios e a última um neurônio. A ativação das camadas ocultas e de saída são, respectivamente, as funções sigmoide e linear.

A NNFIR funciona como um extrator de características das séries temporais das variáveis medidas, levando à obtenção de 40 características que alimentam a MLP. O algoritmo utilizado para treinamento da rede, isto é, a minimização do erro médio quadrático foi o *Bayesian Regularization Backpropagation*. Os dados de entrada foram os sinais de pressões de entrada e saída, vazão total, potência mecânica e velocidade de rotação do eixo da bomba.

Para o segundo experimento foram treinadas quatro redes. Na primeira rede foram utilizados como entrada os dados de processo (pressões de entrada e saída e torque mecânico) para o total de amostras; na segunda, a média das variáveis de processo e a transformada de Fourier discreta dos sinais vibração para uma curva de desempenho (pressão de entrada de 200 kPa, vazão de líquido correspondente a 120% do BEP, velocidade de rotação do eixo de 3500 rpm, inclinação de 0°); na terceira, transformada de Fourier discreta dos sinais vibração para o total de amostras e na quarta, dados das variáveis de processo e a transformada de Fourier discreta dos sinais vibração para o total de amostras.

Além de utilizarem dados de entrada diferentes, as redes diferem entre si por sua arquitetura. A primeira rede possui mesma arquitetura das redes treinadas com os dados do primeiro experimento. As demais redes são do tipo MLP com duas camadas ocultas e uma camada de saída, sendo a ativação dessa a função sigmoide e daquela a função linear. Para treinamento de tais redes o algoritmo utilizado na minimização do erro médio quadrático foi o Gradiente Conjugado Escalonado.

Como resultado dos modelos que utilizam os dados do primeiro experimento, o erro avaliado sobre os conjuntos de teste dos modelos das bombas P23, P47 e P100 foram respectivamente inferiores a 20, 30 e 10%, resultados considerados satisfatórios. Observou-se que o erro avaliado sobre o conjunto de testes foi menor para o modelo que utilizou maior número de dados no conjunto de treinamento.

Em relação aos resultados obtidos utilizando o segundo experimento, todos os modelos apresentaram erros avaliados sobre o conjunto de treinamento, em sua maioria inferiores a 30%. Os resultados do quarto modelo foram os melhores, indicando que o uso dos dados de vibração em conjunto com os dados de processo fornece uma regressão mais precisa que quando se usam apenas os dados de processo. Esses resultados indicam também que o uso de dados de processo em conjunto com os dados de vibração melhoram os resultados de um modelo que usa apenas os dados de vibração.

Explica-se que os erros foram mais elevados em relação aos modelos do primeiro experimento porque o número de dados disponíveis era menor. É ressaltado que o uso de dados de vibração levou ao aumento do número de pontos para treinamento das redes. Enquanto cada condição operacional oferece apenas 3 variáveis médias de processo, são obtidos 61 espectros de vibração para a mesma condição, fazendo com que os modelos que se valerem desses dados tivessem maior número de pontos para treinamento e melhor desempenho.

No caso do segundo modelo do segundo experimento, concluiu-se que mesmo com poucos dados experimentais - 13 pontos, o modelo gerou resultados comparáveis a um modelo com mais pontos - 131 pontos.

Ressalta-se que nesse trabalho associou-se vibração à fração volumétrica de gás, e não à vazão mássica de ar, apesar da óbvia associação entre as mesmas. Diferentemente do

feito em Ricardo (2014) e Foresti (2014). A informação da FVG é mais importante para o monitoramento do BCS que a da vazão de gás. Por isso seu uso é recomendado para trabalhos futuros.

Foram observadas componentes em frequências próximas a 4000 Hz no escoamento bifásico. A explicação da origem e do surgimento de tais componentes atualmente ainda é uma lacuna do conhecimento. No atual momento, os estudos de 2-FIV focaram na medição de vibração em frequências inferiores, já que a passagem das estruturas periódicas do escoamento bifásico, tais como bolhas, golfadas e esteiras de bolhas se dá em frequências inferiores, como trazido na revisão bibliográfica do tema.

Uma hipótese não verificada pelo autor é a de que para algumas condições do escoamento bifásico a turbulência seja o mecanismo de excitação preponderante. Conforme descrito em alguns trabalhos, a turbulência é uma excitação de vórtices não correlacionados, portanto interpretada como uma excitação aleatória (AZZOPARDI; BAKER, 2003). Um sistema mecânico excitado por uma força aleatória responde com maior amplitude em suas frequências naturais. Levanta-se aqui a hipótese de que as vibrações observadas próximas a 4000 Hz sejam uma resposta do sistema à excitações aleatórias do escoamento bifásico, e não uma faixa de frequências preferencial da excitação. Se esta hipótese for verdadeira, sistemas diferentes apresentariam picos em frequências diferentes. Essa hipótese carece de investigação.

Assim como no trabalho de Ricardo (2014), foi utilizado como dado de entrada a vazão total para obter o percentual de gás na saída. Ou seja, utilizou-se um dado de entrada que possui a variável que se deseja estimar. Reforça-se a sugestão de que isso não seja feito, afinal, não se conhece *a priori* a FVG e, conseqüentemente, a vazão total.

Cita-se que foram realizados testes com os dados do segundo modelo para determinar os parâmetros de maior influência no desempenho da RNA. Sugere-se, assim como no caso do trabalho de Ricardo (2014) que a seleção de variáveis seja realizada a partir de métodos sistemáticos e não de maneira arbitrária, como em geral foi realizado. Com isso, acredita-se que possa aumentar o conhecimento disponível sobre a relação entre variáveis de entrada/saída do problema de monitoramento de BCS em escoamento bifásico.

Não fica claro qual método de avaliação dos hiper-parâmetros ótimos para cada rede foi utilizado. Métodos sistemáticos como o apresentado em Ricardo (2014) ou mesmo uma busca em grade Géron (2017) poderiam levar à obtenção de redes com melhor desempenho que as obtidas.

Nesse trabalho foram sugeridos testes de outros modelos além de RNA. Essa sugestão é importante, já que há a possibilidade de que outros modelos capturem a relação entre os dados mais adequadamente.

No trabalho de Garpelli (2018) analisou-se a estatística dos sinais de processo coletados e processados e avaliou-se a relação entre as variáveis medidas e a condição de operação

de uma bomba de BCS operando em regime monofásico e bifásico de escoamento. Para tal avaliaram-se os sinais de pressão na sucção e descarga, torque, vazões mássicas de água e ar e velocidade de rotação do eixo de uma bomba de BCS em escoamento bifásico. Foi verificado que:

- O torque médio apresenta uma tendência de diminuição com o aumento da vazão mássica de gás. Mas que a condição de *surging* não foi possível de ser identificada apenas com essa informação.
- O desvio padrão do torque para vazões pequenas e elevadas de água (ou seja, excluindo uma faixa intermediária de vazões) aumenta na medida em que se aumenta a vazão mássica de ar. Assim como no caso do torque médio, tal informação não foi suficiente para identificação do ponto de *surging*.
- A assimetria e a curtose dos sinais, embora variassem com a condição de operação, não mostraram resultados que permitissem direta associação entre as mesmas e a operação em *surging*.
- Em relação a entropia de Shannon, quando avaliada no sinal do torque, para as condições de pressão de sucção de 400 kPa e velocidade de rotação de 3000 rpm observa-se que entropias com menores valores indicam operação estável da bomba. A entropia de Shannon do sinal de pressão de descarga reduz com o aumento da vazão de líquido, atinge um mínimo na vazão de líquido associada ao *surging* e então aumenta com o aumento da vazão de líquido.
- A transformada de Fourier dos sinais de pressão na descarga e vazão de líquido, para vazões maiores ou iguais à vazão de ocorrência do *surging*, na pressão de 400 kPa indica a ocorrência de picos em frequências inferiores a 2 Hz. Tais picos não estão presentes para vazões de líquido inferiores a do *surging*. Os sinais de torque não revelaram qualquer tendência.
- A análise cepstral não apresentou resultados satisfatórios, a não ser a observação da atenuação do cepstrum próximo a 2 Hz quando a vazão de líquido é superior a vazão associada ao *surging*, apenas nas condições de 1800 rpm, vazão de ar de 4, 6, 8 e 10 kg/h e pressão na entrada de 400 kPa.
- Em relação à transformada *wavelet* contínua (do inglês *continuous wavelet transform* - CWT) para os sinais de pressão de descarga no escoamento monofásico, não foram observadas variações significativas em suas amplitudes em frequências inferiores à 5 Hz ao longo do tempo. No escoamento bifásico, observou-se o aparecimento de componentes inferiores a 5 Hz quando em *surging*. A intensidade de tais componentes aumentou quando a condição de operação era a zona de degradação. Se observou relação entre a

CWT do sinal de pressão de descarga e a ocorrência do surging apenas na pressão de 400 kPa. A CWT do sinal de vazão mássica de líquido apresentou as mesmas características. O autor não identificou relações entre a CWT do sinal do torque e a vazão de gás.

- Em relação à transformada wavelet discreta, foi realizada uma análise do desvio padrão e da curtose dos coeficientes das aproximações e dos detalhes obtidos para os sinais de pressão de descarga e vazão de líquido, para diversas *wavelets* bases, escalas e níveis de decomposição, sem contudo observar relação entre os momentos estatísticos e a condição operacional.

Em relação à assimetria e à curtose e, portanto, à distribuição estatística dos sinais, pelos resultados nota-se que variam conforme a condição de operação. Como as distribuições estatísticas variam, levanta-se a hipótese de que a natureza dos sinais, no que se refere à serem estacionários, transitórios, aleatórios ou periódicos pode variar de acordo com a condição de operação. A variação da distribuição em função da vazão de ar dá indícios de que a distribuição estatística dos sinais seja uma característica sensível ao escoamento.

Apesar de não ter sido verificada uma relação direta entre as características extraídas e a condição de *surging*, mapeou-se uma série de características de alto nível que variam com a variação da condição de operação. Essas características poderiam ser utilizadas como entradas em modelos não-lineares (RNAs, SVR, entre outros) visando representar uma associação mais complexa.

Observando os espectrogramas apresentados pelo autor, no *surging* e na zona de degradação, observa-se que coexistem fenômenos transitórios e não-transitórios em baixas frequências. Como exemplo, toma-se a figura 2.8 em que uma componente a cerca de 1 Hz não se apresenta até cerca de 5 segundos de aquisição, quando se manifesta e cessa sua presença por volta de 25 segundos de aquisição. Tal componente, qualitativamente parece ser transitória. Coexistindo com tal fenômeno se observa a componente de cerca de 0.5 Hz que se manifesta durante toda a medição com amplitude constante, equivalente a cerca de 0.02 (unidade omitida pelo autor). Tal constatação corrobora a hipótese levantada no comentário acerca da análise da assimetria e da curtose de que possa haver uma variação das características do sinal em função da condição de operação.

Observa-se também nos espectrogramas obtidos pelo autor como, por exemplo, no apresentado na figura 2.9 que alguns fenômenos não se mantêm em uma mesma frequência ao longo do tempo. Na figura nota-se nos instantes iniciais um evento a uma frequência ligeiramente inferior a 0.5 Hz que à medida que o tempo passa, reduz sua frequência e, em cerca de 20 s de medição aumenta sua frequência atingindo, ao final da medição, valores ligeiramente superiores à 0.5 Hz.

Tal fenômeno se assemelha à variação dos formantes observados na vocalização hu-

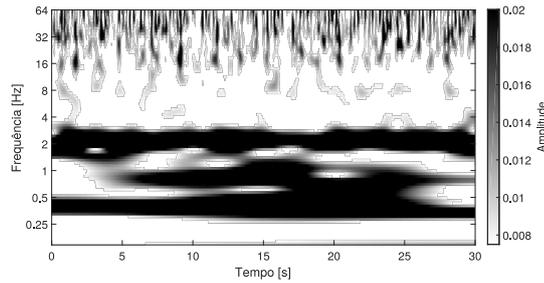


Figura 2.8 – Espectrograma do sinal de pressão, ponto imediatamente após o *surging* (GARPELLI, 2018).

mana. Como exemplo de tais fenômenos, referir-se ao trabalho de Peeters e Rodet (1998). Nos espectrogramas ali mostrados observa-se que as frequências da voz de uma locutora se modificam ao longo do tempo enquanto a mesma canta, mantendo proximidade a uma frequência central. Para uma definição e discussão sobre o conceito de "formantes", recomenda-se a leitura de Titze *et al.* (2015).

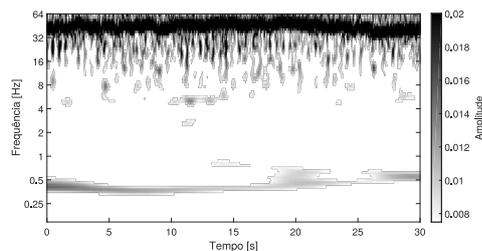


Figura 2.9 – Espectrograma do sinal de pressão, ponto de *surging* (GARPELLI, 2018).

Como no experimento mediu-se a pressão da descarga da bomba de BCS e o som é uma variação de pressão, isso associado à observação de que o espectrograma da pressão de descarga da bomba mostra um fenômeno semelhante ao observado no espectrograma da pressão sonora, levanta-se a hipótese de que possa haver similaridade entre os fenômenos observados nos experimentos e estudados na área de processamento de voz. Isso será explorado na metodologia dessa tese para desenvolvimento de modelos semelhantes ao utilizados nessa área para reconhecimento de voz, fonemas e palavras.

Foram observadas características semelhantes entre a CWT dos sinais de pressão de descarga da bomba de BCS e a vazão mássica de água medida à jusante da bomba de injeção (*booster*) utilizada. Ou seja, se observou uma correlação entre esses dados. No entanto, não se sabe a relação de causa e efeito entre os dois sinais.

Em outras palavras, não se sabe se as características observadas na pressão de descarga são causadas pela vazão mássica de líquido e, portanto, pela forma que a bomba *booster* alimenta a bomba de BCS com líquido; se as características da pressão de descarga da BCS influem na forma que a bomba *booster* é capaz de alimentar a BCS e, portanto, nas características do sinal de vazão de líquido; ou se há um acoplamento entre a *booster* e a BCS, de forma

que haja uma mútua interação entre os sistemas. Esse comentário é semelhante ao realizado no estudo de vibração induzida por escoamento bifásico, em que se levanta a hipótese que os sinais de vibração levantados nas tubulações podem variar conforme a forma que se injetam água e ar. Isso representa uma limitação do estado da técnica. Assim como no caso de vibração induzida por escoamento bifásico, sugere-se aqui melhor avaliação de tal influência.

O trabalho mais recente relacionado ao monitoramento de BCS é o de Lima (2018). Nessa dissertação é apresentado um estudo das deformações mecânicas radiais, medidas na carcaça de uma bomba de BCS, próximo de seu último estágio, em regime de escoamento monofásico e água/ar. O procedimento experimental adotado e o experimento foi realizado em conjunto com o autor dessa tese e é análogo ao do trabalho de Garpelli (2018), exceto pela medição de deformação mecânica. A análise visa relacionar os valores médios, RMS, o desvio padrão, os coeficientes da transformada de Fourier discreta (discrete Fourier transform - DFT), e da CWT (utilizou-se a *wavelet* de Morse como *wavelet* mãe) dos sinais de deformação mecânica com a condição de operação.

Como resultados, observou-se que:

- Para velocidade de rotação de 1800 rpm e pressão de sucção de 100 kPa, a deformação mecânica média e seu valor RMS aumentam à medida que se aumenta a vazão mássica de ar. Um comportamento indefinido se observa para 3000 rpm e 100 kPa. Para a pressão de 400 kPa, em ambas as velocidades de rotação testadas, isto é 1800 e 3000 rpm, observa-se aumento da deformação média e seu valor RMS com o aumento da vazão mássica de ar.
- Não foi observada uma relação entre o desvio padrão dos sinais de deformação mecânica e a condição de operação.
- De maneira geral, para uma mesma vazão de gás, a partir do ponto de *surging*, há um aumento na deformação mecânica média com a diminuição da vazão de líquido.
- Em alguns pontos de maior vazão de líquido, há também um aumento da deformação média. Este efeito foi associado ao baixo rendimento mecânico observado em tais pontos, que promove conversão da energia mecânica em calor, vibração, ruído e deformação mecânica.
- A DFT do sinal de deformação mecânica evidencia o surgimento de picos em frequências equivalentes a cerca de 0.5 Hz, para todas as vazões de líquido menores ou iguais às do ponto de *surging*, e para todas as vazões mássicas de ar, exceto a vazão mássica de ar equivalente a 4 kg/h. Não foram identificadas características relacionadas ao escoamento para frequências superiores a 2 Hz, às quais atribuiu a caracterização de ruído.

- Pela análise da CWT, identificou-se com mais clareza que pela análise da DFT que componentes não estacionárias de frequências até 1 Hz aparecem no espectrograma a partir do *surging*.

Descobriu-se que a deformação média e seu valor RMS guardam relação com a vazão mássica de ar transportado. Isso credencia tal variável como candidata a formar uma base de dados de treinamento de um modelo de regressão (RNA, SVM entre outros).

Pela análise qualitativa dos espectrogramas nota-se dentro da zona de operação instável que os eventos de baixas frequências possuem características não-periódicas e não estacionárias. Por exemplo, tomando a figura 2.10, no espectrograma relativo ao ponto de operação M10 apresenta pulsações próximas a 1 Hz. Na mesma figura, o espectrograma referente ao ponto M12, cuja FVG é maior, mostra característica de sinal transitório para eventos cuja frequência se situa entre 0.25 e 0.5 Hz. Em tal curva esses eventos tem a duração aproximada de 10 segundos, e se manifestam a partir de cerca de 15 segundos de medição. Isso corrobora a hipótese feita em relação ao trabalho de Garpelli (2018), de que a operação no escoamento bifásico modifica as características dos sinais do sistema.

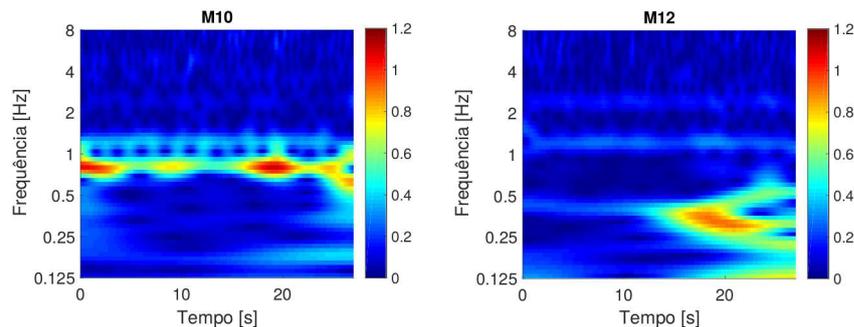


Figura 2.10 – Espectrogramas do sinal de deformação (LIMA, 2018).

Embora a análise tenha evidenciado como promissora a utilização da tensão mecânica como associada à condição de operação do BCS, vale a ressalva de que o estado da técnica, devido a dificuldades práticas reconhecidas pelo próprio autor para instalação de extensômetros em sistemas de BCS reais, atualmente inviabiliza tal aplicação fora do ambiente controlado de um laboratório. Contudo, como apontado pelo autor, a utilização de sensores de fibra ótica, insensíveis a longas distâncias entre sensor e sistema de aquisição, pode ser o caminho a ser seguido para que tal técnica seja aplicada em um BCS real.

Vale a ressalva também que a deformação mecânica é uma característica que varia conforme a força externa. Buscam-se características que variem principalmente com a FVG, visando aumentar a capacidade de generalização dos métodos utilizados para regressão entre diversas variáveis e a FVG.

Como a força de excitação não foi medida, resta incógnito se a excitação possui apenas as componentes equivalentes às observadas no sinal de resposta, isto é, na deformação mecânica, ou se a força de excitação possui diversas frequências, mas devido a uma atenuação, o BCS responde com maiores amplitudes apenas em suas frequências de ressonância. Também não é sabido quais são as características da função resposta em frequência que relaciona a excitação com a deformação mecânica, não se sabe, por exemplo, se a FRF é também função da condição operacional. Para o caso da FRF que relaciona a força de excitação com o deslocamento, como se observa no trabalho de Foresti (2014) há uma relação entre condição operacional e FRF.

2.5 Classificação de Sinais

Como observado previamente, os termos periódico e aleatório são utilizados para descrever os fenômenos da vibração induzida pelo escoamento bifásico, notou-se também que alguns fenômenos no caso específico do BCS parecem ser transitórios. Mas não se sabe ainda se dentro de uma análise quantitativa estatística os sinais são de fato pertencentes a uma dessas classes (transitório, aleatória, periódico). Não se sabe também se há relação da classe com a FVG, se fenômenos de classes distintas se sobrepõem em um dado ponto de operação e se há para alguma frequência uma tendência de mudança em função da FVG. Existem propostas na literatura como será visto nessa seção para avaliar o grau de desorganização do sinal e até mesmo para avaliação da classe, mas não foi encontrado um trabalho que permitisse obter o grau de informação sobre o sinal aqui buscado. Isso motivou o desenvolvimento do classificador, como será mostrado no Capítulo Metodologia.

Alguns trabalhos apresentam propostas semelhantes ao aqui desenvolvido, dentre eles cita-se o trabalho de Arruda e Godoy (1989) que apresenta as bases para o desenvolvimento do classificador aqui proposto. Determinam-se limiares teóricos para as funções: Espectro de Potência, Densidade Espectral de Energia e Densidade Espectral de Potência. A comparação de tais funções com os limiares teóricos permite a classificação dos sinais como transitório, periódico ou aleatório.

O trabalho apresenta algumas limitações em relação a sua aplicação para sinais reais. Muitas vezes sinais reais se apresentam como a combinação de sinais de classes diferentes. Por exemplo, um sinal formado por um sinal periódico e ruído, ambos na mesma frequência. Para tal tipo de sinal, o classificador proposto em Arruda e Godoy (1989) não é capaz por si só de determinar a classe. Tal limitação será superada com o desenvolvimento aqui proposto.

Outros trabalhos também se prestam a classificação de picos como, por exemplo, o trabalho de Röbel (2003) no qual apresenta-se uma forma de distinguir um pico como transitório ou não-transitório. No método apresentado, estima-se o valor do descritor Centro de Gravidade da energia instantânea do sinal (*Center of Gravity* - COG) e compara-se a estimativa com um

limiar definido empiricamente. Caso a quantidade seja maior que o limiar, o pico é classificado como transitório.

Em tal trabalho, à semelhança deste, é necessária a detecção de um pico para posterior classificação do mesmo. Não é apresentada uma forma de se especificar o sinal não-transitório como pertencente a outras classes.

No trabalho de Zivanovic *et al.* (2004) é apresentado um estudo da distribuição estatística de três descritores: *Normalized Bandwidth Descriptor* (NBD), *Normalized Duration Descriptor* (NDD) e *Frequency Coherence Descriptor* (FCD) para três classes de sinais: senoidal, bandas laterais e ruído. Observou-se empiricamente que cada descritor possui uma distribuição estatística específica de acordo com a classe do sinal. Tal distribuição caracteriza a classe. Portanto, para cada descritor é possível determinar um limiar que discrimina um tipo de sinal do outro. Dessa forma é possível estabelecer uma árvore de decisão que classifica um sinal desconhecido. Posteriormente, no trabalho de Zivanovic *et al.* (2008), os autores modificam os métodos desenvolvidos em Zivanovic *et al.* (2004) para diferentes níveis de ruído e modulações.

Uma comparação pode ser realizada entre o método que será apresentado na sessão 4.2 e o de Zivanovic *et al.* (2004). As diferenças são: esse permite a classificação de um pico como uma banda lateral (característica de sinais janelados e também de sinais modulados) enquanto aquele não o permite; esse não permite diretamente a classificação de um pico como um fenômeno transitório, enquanto aquele o permite (embora utilizando também o método do trabalho de Röbel (2003) que o precedeu isso seria possível); esse utiliza como referência a distribuição estatística obtida a partir de testes empíricos. Aquele utiliza como referência a distribuição estatística teórica de alguns tipos de sinais (transitório, periódico, aleatório). As semelhanças são: ambos requerem que exista e seja detectado um pico, ambos se valem da distribuição estatística de quantidades.

Há ainda o trabalho de Golestani *et al.* (2009) em que é proposto um método gráfico, P&H, para classificação de um sinal como determinístico ou aleatório. O método se utiliza de uma projeção do sinal em uma seção de Poincaré, seguido do cálculo da Complexidade Fractal ($L(k)$) obtida pelo método de Higushi. Conforme os autores, se o sinal é determinístico (caos determinístico ou senoidal), a Complexidade Fractal possui um padrão oscilatório à medida que k aumenta. Se o sinal é aleatório (ruído branco - distribuições uniforme e gaussiana, ruído colorido, ruído colorido que passou por uma transformação não-linear), o padrão é de diminuição monotônica de $L(k)$ com o aumento de k . O método foi testado também para sinais compostos com características mistas de sinal determinístico e aleatório e observou-se que à medida que o ruído aumenta, o padrão do gráfico da Complexidade Fractal versus k se aproxima ao padrão característico de um sinal aleatório.

Nesse trabalho não é necessária a identificação de um pico para aplicação do método, apesar de que em alguns casos o sinal poderia ser filtrado de maneira a permitir a avaliação

individual dos picos pelo método. Se dois sinais, um transitório e o outro periódico forem determinísticos, o método os classificará como determinísticos, mas não fará distinção entre as classes, à diferença do trabalho aqui apresentado.

Outros métodos não se utilizam do conteúdo espectral dos sinais, mas em medidas gerais de sua complexidade. Como exemplo cita-se o trabalho de Balasubramanian *et al.* (2015) em que três quantidades (entropia aproximada, complexidade de Lempel-Ziv e a entropia de Shannon) são utilizadas para discriminar entre si sinais periódicos, caóticos e aleatórios. Os autores mostram que o desempenho de cada quantidade depende do tamanho da sequência avaliada, do nível de ruído presente no sinal e da quantização aplicada ao sinal para estimativa das quantidades.

As métricas utilizadas se baseiam no fato de que sinais mais desorganizados (caóticos e aleatórios) são mais complexos que sinais organizados (periódicos) e que, portanto, medidas de complexidade tais quais as quantidades utilizadas, serão maiores para sinais mais complexos/desorganizados que para sinais menos complexos/organizados, permitindo assim uma comparação entre eles.

Na mesma linha de Balasubramanian *et al.* (2015), situam-se os trabalhos de Zhang *et al.* (2016) e de Zhang *et al.* (2017). Em ambos propõem-se melhorias para a discriminação entre sinais: aleatórios, compostos pela soma de sinais periódicos e aleatórios, caóticos e periódicos. Nos trabalhos, verifica-se o desempenho de algumas medidas de complexidade. Em Zhang *et al.* (2016) da Complexidade de Lempel-Ziv e em Zhang *et al.* (2017) da entropia aproximada e entropia amostrada. Nos dois trabalhos as quantidades são avaliadas quando se codifica o sinal estudado conforme três arranjos: *Two-State Symbolic* (TSA), *Multi-State Symbolic* (MSA) e *Encoding Symbolic Approach* (ESA), sendo esse proposto nos trabalhos. Concluem que há melhorias na discriminação entre os sinais quando se utiliza a codificação ESA.

Os métodos aplicados em Balasubramanian *et al.* (2015), Zhang *et al.* (2016) e Zhang *et al.* (2017), à diferença daquele aqui desenvolvido, caracteriza o sinal como um todo e não cada uma de suas componentes espectrais. Ademais, não permite a classificação de um sinal desacompanhado de outros. No trabalho não é abordada a distinção de sinais transitórios dos demais. Como pontos positivos: o método não necessita da existência e detecção de picos em uma representação espectral, condições necessárias para aplicação do método aqui desenvolvido; discrimina entre duas classes caótico e aleatório, a classe caótica não é abordada no presente trabalho.

No trabalho de Alves *et al.* (2017b) avalia-se a evolução de duas quantidades: acurácia da predição (A_τ) e seu desvio relativo (D_τ), ambos em função do instante de tempo (τ) em que é feita a predição para o valor da série temporal (maiores detalhes sobre os modelos utilizados para obtenção de predições em Alves *et al.* (2016), Alves *et al.* (2017a)). Se o sinal é caótico, $\ln(A_\tau)$ e $\ln(D_\tau)$, respectivamente, decresce e cresce com o aumento de τ . Se o sinal

é aleatório, os dois logaritmos são próximos a zero. Por fim, se periódico, $\ln(D_\tau)$ é próximo a zero e $\ln(A_\tau)$ elevado, ambos aproximadamente constantes em função de τ .

Ainda sobre a determinação da natureza do sinal como periódico, caótico ou aleatório baseada na avaliação da complexidade dos sinais, situa-se o trabalho de Jauregui *et al.* (2018). Nesse, utiliza-se uma representação paramétrica (em função de um parâmetro α) dos sinais em um plano formado pelas dimensões "complexidade estatística" e "entropia de Rényi" (obtida pela generalização da Entropia de Shannon). Em tal plano, os sinais periódicos são representados por linhas verticais; os caóticos e aleatórios, respectivamente, por curvaturas negativas e positivas nas imediações de $\alpha = 0$.

Nota-se que há diferenças entre os métodos e entre as definições das classes de sinais utilizadas. Acredita-se que parte das diferenças se deva à área de origem dos métodos, as quais ensejam necessidades e terminologias diferentes. A saber, o trabalho de Arruda e Godoy (1989) se origina no processamento de sinais aleatórios; Röbel (2003), Zivanovic *et al.* (2004) e Zivanovic *et al.* (2008) são oriundos da área de processamento de voz; Golestani *et al.* (2009), Balasubramanian *et al.* (2015), Alves *et al.* (2017b) e Jauregui *et al.* (2018) provém da área da Física, embora em Golestani *et al.* (2009) o método seja aplicado em exemplos de múltiplas áreas. Em Zhang *et al.* (2016) e Zhang *et al.* (2017), a origem é o processamento de sinais biológicos.

2.6 Principais Conclusões da Revisão Bibliográfica

De posse de todo o material analisado, concluiu-se que:

- Os estudos envolvendo o desempenho do BCS em escoamento bifásico são majoritariamente empíricos ou semi-empíricos e buscam a compreensão do fenômeno físico. Verifica-se que é inovador o uso de modelos baseados inteiramente em dados, foco desse trabalho.
- Os estudos baseados na vibração induzida por escoamento bifásico confirmam que há uma relação entre variáveis do escoamento multifásico e a vibração de estruturas mecânicas. Portanto, é pertinente buscar tal associação.
 - Nesses estudos afirma-se que o padrão de escoamento interfere nas características dos sinais. Usam-se os termos transitório, aleatório e periódico para descrição dos sinais analisados, mas de maneira qualitativa. Não foram utilizados métodos que permitam a classificação de maneira quantitativa e inequívoca dos sinais. Para tanto, o método proposto nessa tese se mostra relevante.
- Para obtenção da FVG há diversas abordagens, apesar disso, é ainda hoje um tópico em aberto e passível de pesquisas como aquela aqui desenvolvida.

- A associação de vibração e parâmetros do escoamento multifásico em BCS é uma pesquisa recente, sendo os primeiros trabalhos encontrados de 2014. Esses resultados são o ponto de partida para a pesquisa aqui realizada.
 - Observou-se em tais estudos que os modelos utilizados possivelmente não são capazes de apresentar resultados satisfatórios quando se varia a inclinação do BCS ou se utiliza para monitoramento um sensor diferente daquele utilizado no treinamento dos modelos. Os modelos aqui apresentados buscam solucionar essas limitações do atual estado da técnica.
- Os métodos existentes para classificação de sinais não levam em conta a possibilidade da coexistência de fenômenos com características diferentes em uma mesma frequência. O método aqui proposto permite tal caracterização. Acredita-se que isso contribua para a compreensão do fenômeno de vibração do BCS induzida pelo escoamento bifásico e também para a medição de vazão monofásica em tubulações.

No próximo Capítulo serão apresentados os conceitos matemáticos necessários para compreensão desse trabalho, e os métodos propostos nessa tese.

3 MATERIAIS

Neste Capítulo os principais conceitos utilizados para desenvolvimento desse trabalho serão apresentados.

3.1 Coeficientes de Correlação de Spearman e Pearson

Como visto, alguns trabalhos buscaram observar as relações entre sinais do BCS e do escoamento multifásico (GARPELLI, 2018; LIMA, 2018). Há formas de se realizar isso em que se obtém uma quantidade que descreve a similaridade entre variáveis. Por exemplo, utilizando os coeficientes de correlação de Pearson e Spearman.

O coeficiente de Pearson (r_P) de duas variáveis x e y é dado pela equação 3.1 e mede a relação linear entre ambas. As médias de x e y são dadas por \bar{x} e \bar{y} .

$$r_P(x,y) = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2(y - \bar{y})^2}} \quad (3.1)$$

O coeficiente de Spearman (r_S) avalia quanto a relação entre tais variáveis pode ser descrita por uma função monótona. Portanto, mesmo que a relação seja não linear, tal coeficiente é capaz de expressar a presença de relação entre as variáveis.

Para obtenção do coeficiente de correlação de Spearman entre x e y , obtém-se o posto das variáveis, rg_x , rg_y e calcula-se o coeficiente de Pearson entre rg_x e rg_y como mostrado na equação 3.2. A operação de posto agrupa o índice que cada observação de um vetor tem, em uma ordenação crescente dos valores. Supondo uma variável $x = [0.5, 0.3, 0.8, 10]$, seu posto será $rg_x = [2, 1, 3, 4]$.

$$r_S(x,y) = r_P(rg_x, rg_y) \quad (3.2)$$

A figura 3.1 mostra duas funções, uma linear (y_1) e uma não linear (y_2). O coeficiente de Pearson para a função linear é equivalente a 1. Isso indica que há uma relação perfeitamente linear entre ambas. Para a função não linear, o coeficiente de Pearson é equivalente a 0.86. Isso indica que há uma relação entre x e y_2 mas essa relação não é perfeitamente linear.

Analisando o coeficiente de Spearman para x e y_2 , conclui-se que de fato há uma relação entre as variáveis e que tal relação pode ser descrita por uma função monótona. Para x e y_1 observa-se o mesmo. Ou seja, mesmo quando a relação é não linear, o coeficiente de Spearman quantifica adequadamente a intensidade da relação existente.

Quando a correlação é perfeita e direta (aumenta x , aumenta y) o valor dos coeficientes encontrados será 1. Quando a correlação é perfeita e inversa (diminui x , diminui y)

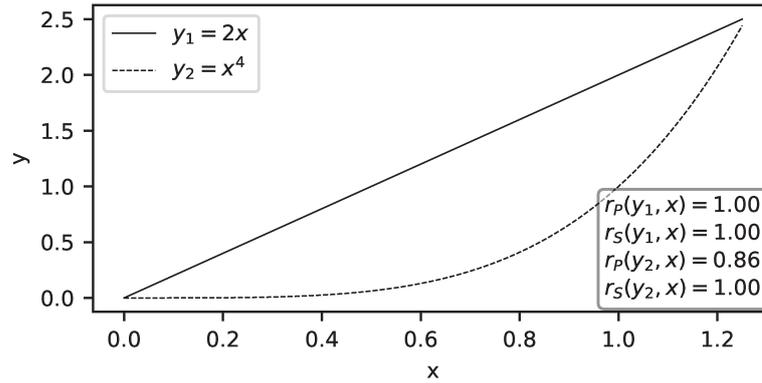


Figura 3.1 – Exemplos dos resultados dos coeficientes de correlação.

será encontrado -1. Quando não há correlação o valor é zero. Valores intermediários indicam situações intermediárias.

Para avaliação da relação entre variáveis existem alternativas aos coeficientes de correlação. Por exemplo, caso se buscasse avaliar a relação entre duas variáveis x_1 , x_2 e y , poderiam ser ajustados modelos lineares (uma reta, por exemplo $\hat{y} = k \cdot x_1$) e não lineares (uma rede neural, por exemplo) entre x_1 , x_2 e y e avaliar o erro médio quadrático (MSE) dos ajustes. Se o modelo linear entre x_1 e y possui menor MSE que o modelo linear entre x_2 e y isso seria um indício de que a relação entre x_1 e y é mais forte que a entre x_2 e y . Isso pode ser explorado inclusive para a seleção de variáveis mais relacionadas ao problema para posterior treinamento de modelos. Outros métodos além dos coeficientes de correlação podem ser revistos no trabalho de Guyon e Elisseeff (2003).

Embora existam proposições mais recentes e sofisticadas que o uso dos coeficientes de correlação como, por exemplo, as citadas no parágrafo anterior, optou-se por seu uso porque até o momento não foi realizada uma análise quantitativa da relação entre as variáveis. As únicas análises realizadas foram gráficas (GARPELLI, 2018; LIMA, 2018). Acredita-se que com o uso de r_P e r_S se aprofunde na avaliação da relação entre vibração (x) e FVG (y).

3.2 Tipos de Sinais

Conforme Bendat e Piersol (2011), os sinais podem ser divididos entre determinísticos e aleatórios. Dentre os determinísticos, diversas subdivisões podem ser feitas, como mostrado na figura 3.2. Dentre os sinais determinísticos, serão tratados o senoidal e o transitório, em destaque na mesma figura e exemplificados à seguir.

Considerando uma senoide, tal qual a representada na equação 3.3, um exemplo de sinal senoidal (y_{sen}) pode ser obtido amostrando tal função a uma taxa de aquisição constante f_s , conforme expresso em 3.4. A figura 3.3 ilustra um sinal senoidal.

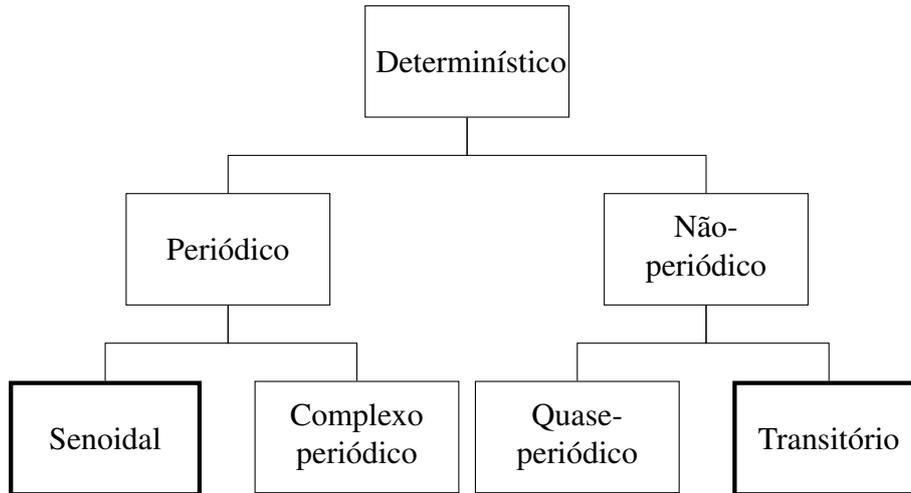


Figura 3.2 – Classificação de séries temporais determinísticas (adaptado de Bendat e Piersol (2011)).

$$f(t) = A \cdot \text{sen}(2\pi\omega t + \theta) \quad (3.3)$$

$$y_{\text{sen}} = f(k) = A \cdot \text{sen}(2\pi\omega k / f_s + \theta) \quad (3.4)$$

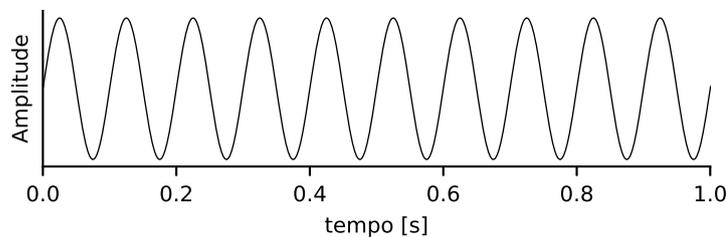


Figura 3.3 – Exemplo de sinal Senoidal ($\omega = 10$ Hz).

Definindo o produto das funções senoide e exponencial, como em 3.5, um exemplo de sinal transitório (y_{tra}) pode ser obtido amostrando a função a uma taxa de aquisição f_s , como expresso em 3.6. A figura 3.4 ilustra um sinal transitório.

$$f(t) = A \cdot \text{sen}(2\pi\omega t + \theta) \cdot e^{(-\lambda t)} \quad (3.5)$$

$$y_{\text{tra}} = f(k) = A \cdot \text{sen}(2\pi\omega k / f_s + \theta) \cdot e^{(-\lambda k / f_s)} \quad (3.6)$$

Os sinais aleatórios podem ser classificados como mostrado na figura 3.5. Dentre esses, destacam-se os sinais estacionários ergódicos e os não-estacionários. Os mesmos encontram-se destacados na mesma figura.

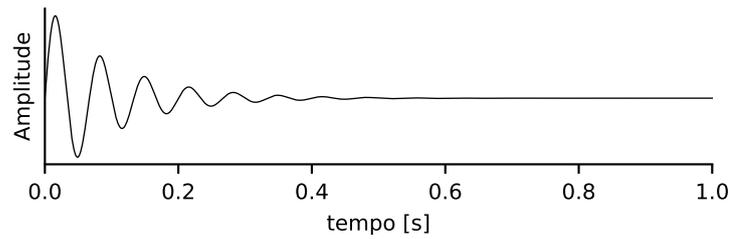


Figura 3.4 – Exemplo de sinal Transitório ($w = 15$ Hz).

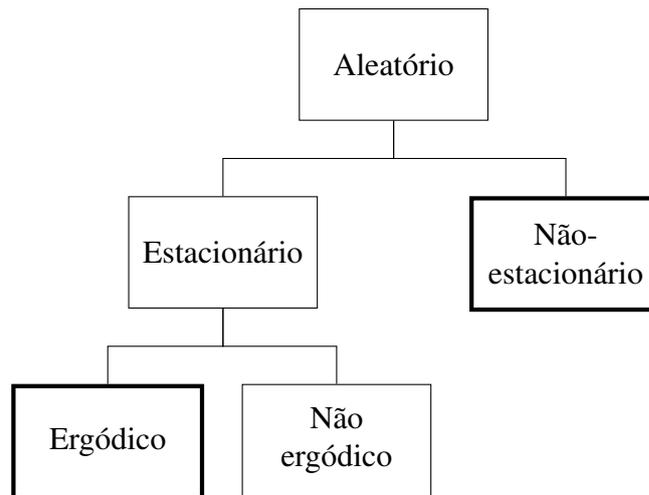


Figura 3.5 – Classificação de séries temporais aleatórias.

Um sinal aleatório estacionário ergódico pode ser obtido pela filtragem de uma sequência cujas amostras possuem distribuição normal (ARRUDA; GODOY, 1989). As características do filtro determinarão quais componentes em frequência estarão presentes no sinal. A figura 3.6 ilustra tal sinal cuja frequência é cerca de 20 Hz. Um sinal aleatório não-estacionário (y_{ran_ns}) pode ser obtido pela multiplicação do sinal estacionário ergódico (y_{ran_s}) por um fator determinístico ($a(k)$).

$$y_{ran_ns} = y_{ran_s} \cdot a(k) \quad (3.7)$$

As equações de 3.3 a 3.7 apenas exemplificam alguns tipos de sinais. Para uma definição completa de cada tipo de sinal, indica-se o livro texto de Bendat e Piersol (2011). Apesar da existência de definições teóricas, a discriminação entre os tipos de sinal nem sempre é clara. A dificuldade em classificar os tipos de sinal pode ser ilustrada por meio alguns exemplos.

No primeiro exemplo, tomam-se dois sinais, dos quais um é senoidal e respeita a equação 3.4, com $w = 15$ Hz. O outro é transitório descrito pela equação 3.6, em que $w = 15$ Hz e $\lambda = 0.1$. Supondo que os dois sinais foram amostrados com $f_s = 2000$ Hz durante 0.2

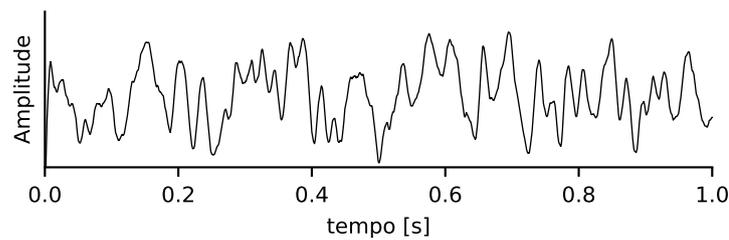


Figura 3.6 – Exemplo de sinal Aleatório Estacionário Ergódico ($w_0 = 20$ Hz).

segundos, os sinais obtidos seriam aqueles ilustrados na figura 3.7. Nota-se que para esta janela de aquisição, a olho nú ambos se sobrepõem.

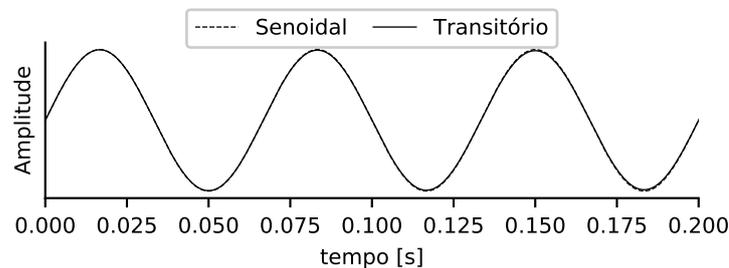


Figura 3.7 – Semelhança entre sinais de tipos distintos.

No segundo exemplo, somam-se 2 sinais, um senoidal como aquele descrito no parágrafo anterior e um aleatório, cuja frequência central do filtro é $w_0 = 15$. Supondo 1 segundo de amostragem à 2000 Hz, o sinal obtido é ilustrado na figura 3.8. Trata-se de um sinal que não se encaixa perfeitamente em nenhuma das definições anteriores.

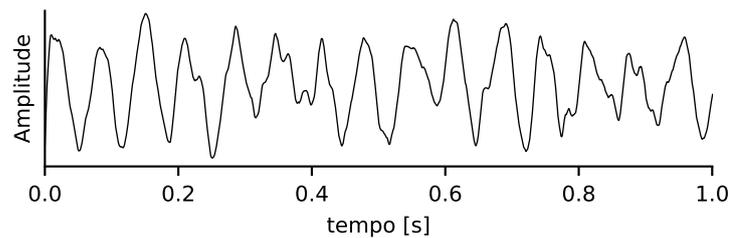


Figura 3.8 – Soma de sinais de mesmas frequências.

Os dois exemplos dados ilustram uma dificuldade real encontrada no tratamento de sinais. O primeiro exemplo ilustra a dificuldade em se determinar o tempo de medição adequado para correta caracterização do sinal. O segundo ilustra que efeitos de naturezas diferentes podem se sobrepor resultando em um sinal que não se encaixa perfeitamente em definições.

3.3 Processamento de Sinais

Antes de apresentar o desenvolvimento do classificador de sinais nesse trabalho proposto, será apresentada a base teórica principal para seu desenvolvimento. Quatro conceitos chave serão revistos: representações espectrais, erro de representação, características estatísticas teóricas da função DEP e a função densidade de probabilidade (*probability density function* - PDF).

A transformada de Fourier discreta (TFD) X de uma sequência $x(n)$ com N termos pode ser definida como mostrado na equação 3.8, em que k e n representam o k -ésimo e o n -ésimo termos de, respectivamente, $X(k)$ e $x(n)$ (ARRUDA; HUALLPA, 2008).

$$X = X(k) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{-n \cdot k} \quad (3.8)$$

W_N na equação 3.8 é obtido como mostrado na equação 3.9, em que i é o número imaginário.

$$W_N = e^{2\pi \cdot i / N} \quad (3.9)$$

Essa definição de TFD difere de outras como, por exemplo, das encontradas em Bendat e Piersol (2011) e Kay (1987) pela presença do termo $1/N$ na equação 3.8. A presença desse termo implica em sua ausência na transformada inversa de Fourier, como mostrado na equação 3.10.

$$x = x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X(k) W_N^{n \cdot k} \quad (3.10)$$

A partir desta definição, Arruda e Godoy (1989) e Arruda e Huallpa (2008) propuseram a representação de sinais periódicos e quasi-periódicos por meio do Espectro de Potência (*power amplitude spectrum* - PAS), X_{pas} , definido na equação 3.11.

$$X_{pas} = |X|^2 \quad (3.11)$$

Para sinais transitórios a representação é dada pela densidade espectral de energia (*energy spectral density* - ESD), X_{esd} , mostrada na equação 3.12.

$$X_{esd} = \frac{|X|^2}{\Delta f^2} \quad (3.12)$$

A discretização em frequência é dada por Δf , como mostrada na equação 3.13, em que f_s representa a taxa de aquisição do sinal.

$$\Delta f = f_s/N \quad (3.13)$$

Para sinais aleatórios ergódicos e estacionários, o uso da densidade espectral de potência (*power spectral density* - PSD), X_{psd} é sugerido. Uma estimativa de X_{psd} para uma frequência de aquisição contínua é dada pela equação 3.14 (BENDAT; PIERSOL, 2011). Nessa equação, $E[\cdot]$ representa a esperança matemática. Foi considerado que a média de conjunto de n_d conjuntos de sinais se aproxima da esperança matemática.

$$\hat{X}_{psd}(f) = \frac{1}{T} \cdot E \left[|X(f, T)|^2 \right] \quad (3.14)$$

Em que, $X(f, T)$ representa a transformada finita de Fourier, definida como na equação 3.15.

$$X(f, T) = \int_0^T x(t) e^{-2\pi \cdot i \cdot f \cdot t} dt \quad (3.15)$$

O valor da transformada finita de Fourier em frequências discretas f_k é mostrado na equação 3.16.

$$X(f_k) = \Delta t \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{-n \cdot k} \quad (3.16)$$

Considerando que:

$$\Delta t = T/N \quad (3.17)$$

A equação 3.16 pode ser reescrita como:

$$X(f_k) = T \cdot \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{-n \cdot k} \quad (3.18)$$

Usando a definição de TFD (equação 3.8), a equação 3.18 pode ser reescrita como:

$$X(f_k) = T \cdot X \quad (3.19)$$

Substituindo a equação 3.19 na equação 3.14 obtém-se a estimativa para a DEP em frequências discretas, como mostrado na equação 3.20.

$$\hat{X}_{psd} = \frac{1}{T} \cdot E \left[|T \cdot X|^2 \right] = T \cdot E \left[|X|^2 \right] \quad (3.20)$$

Considerando que:

$$T = 1/\Delta f \quad (3.21)$$

A forma final para \hat{X}_{psd} , usada para estimar a DEP é mostrada na equação 3.22.

$$\hat{X}_{psd} = E \left[\frac{|X|^2}{\Delta f} \right] \quad (3.22)$$

Essa definição difere de outras definições como, por exemplo, a mostrada em Kay (1987) porque aqui a TFD foi multiplicada por $1/N$.

Dada uma taxa de amostragem arbitrária, considerem-se uma sequência que tenha $N1$ termos e também uma segunda sequência, equivalente a primeira, mas truncada em $N2 < N1$. Em se considerando isso, as discretizações de frequência (equação 3.13) obtidas para a primeira e segunda sequências serão, respectivamente, Δf_1 and Δf_2 .

Para um resultado similar, duas aquisições diferentes do mesmo processo poderiam ser realizadas. Cada aquisição poderia ter taxa de aquisição e tempo total de amostragem diferentes, resultando em distintas discretizações de frequência. Consequentemente, a razão entre as discretizações de frequência obtidas se dá pela equação 3.23.

$$\Delta = \Delta f_2 / \Delta f_1 \quad (3.23)$$

No trabalho de Arruda e Godoy (1989) os autores apresentam os efeitos da variação de amplitude observadas em X_{pas} , X_{esd} e X_{psd} como função de Δ para cada tipo de sinal: transitório, aleatório e periódico. Aqui denomina-se esse efeito como erro de representação. Esse foi um resultado essencial explorado no desenvolvimento do classificador proposto nessa tese. A tabela 3.1 apresenta o erro de representação derivado do citado trabalho.

Tabela 3.1 – Erro de representação dos sinais.

Sinal \ Repr.	Periódico	Aleatório	Transitório
X_{pas}	1	Δ	Δ^2
X_{psd}	Δ^{-1}	1	Δ
X_{esd}	Δ^{-2}	Δ^{-1}	1

Os resultados da tabela 3.1 mostram que todos os termos da diagonal principal são equivalentes a 1. Isso significa que representando os picos de um sinal periódico, aleatório e transitório respectivamente por X_{pas} , X_{psd} , e X_{esd} resulta em nenhum erro de representação (considerando que erros de rebatimento e *leakage* são evitados pelo uso de janelas e filtros analógicos, por exemplo).

Para melhor compreensão da tabela 3.1, um exemplo será dado. Suponham-se duas estimativas da DEP à partir de um mesmo sinal amostrado. A primeira, \hat{X}_{psd1} , e a segunda, \hat{X}_{psd2} , estimadas à partir de, respectivamente, n_{d1} and $n_{d2} = 2 \cdot n_{d1}$ médias. Isso leva à discretização em frequência de Δf_1 para a primeira estimativa e $\Delta f_2 = 2 \cdot \Delta f_1$ para a segunda. De acordo com a equação 3.23 isso resulta em $\Delta = 2$. O trabalho de Arruda e Godoy (1989) expressa que se a componente do sinal é transitória (coluna "Transitório" da tabela 3.1) e utiliza-se a DEP como representação (linha " X_{psd} " da tabela 3.1) a razão entre \hat{X}_{psd1} e \hat{X}_{psd2} deverá ser igual a Δ . No dado exemplo, deveria ser igual a 2. Suponha-se que a razão obtida tenha sido igual a 1. Isso significaria que o sinal é, na verdade, aleatório, porque 1 é o valor da linha " X_{psd} " e coluna "Aleatório" na tabela.

Como base para desenvolvimento do classificador proposto é ainda necessário rever algumas características estatísticas da função DEP. Para estimação da DEP, médias devem ser realizadas. De acordo com Bendat e Piersol (2011), se o número de médias, n_d , é grande, por exemplo $n_d \geq 30$, a estimativa da DEP (\hat{X}_{psd}) terá aproximadamente uma distribuição Gaussiana, como descreve a equação 3.24.

$$\hat{X}_{psd}(f) \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (3.24)$$

O valor médio μ e a variância σ^2 são descritos respectivamente pelas equações 3.25 e 3.26.

$$\mu = E[\hat{X}_{psd}(f)] = X_{psd}(f) \quad (3.25)$$

$$\sigma^2 = Var[\hat{X}_{psd}(f)] = X_{psd}^2(f)/n_d \quad (3.26)$$

Como primeira abordagem no desenvolvimento do classificador, considera-se na equação 3.25 que o estimador da DEP é *unbiased* apesar de que se sabe que esse não é o caso, como discutido em Schmidt (1985) e Bendat e Piersol (2011). Para as janelas *boxcar* e *Hanning*, sabe-se que o viés dos estimadores espectrais da DEP são proporcionais respectivamente a $1/T$ and $1/T^2$. Então na abordagem aqui considerada a aproximação é válida para longos tempos de amostragem, T .

Além disso, de acordo com Bendat e Piersol (2011), uma transformação logarítmica torna a distribuição de X_{psd} ainda mais próxima a uma distribuição Gaussiana, como se mostra na equação 3.27.

$$\log[\hat{X}_{psd}(f)] \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (3.27)$$

Nesse caso, a média μ e a variância σ^2 assumem os valores aproximados mostrados respectivamente pelas equações 3.28 e 3.29.

$$\mu = E[\log[\hat{X}_{psd}(f)]] \simeq \log[X_{psd}(f)] \quad (3.28)$$

$$\sigma^2 = \text{Var}[\log[\hat{X}_{psd}(f)]] \simeq 1/n_d \quad (3.29)$$

O último, porém não menos importante conceito a ser revisado se refere à PDF de uma distribuição Gaussiana. Sendo x uma variável contínua aleatória com distribuição Gaussiana, com média μ e desvio padrão σ ; sua PDF pode ser dada pela equação 3.30.

$$p(x, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (3.30)$$

3.4 Método de Estimação da FVG Baseada em ε -ESVR

Esse método foi utilizado por Ricardo (2014) e baseou-se no trabalho de Stoean *et al.* (2006) que empregou regressão por vetores suportes (*support vector regression* - SVR) sendo os hiper-parâmetros ótimos do SVR obtidos por meio de computação evolutiva (ε -Evolutionary Support Vector Regression, ou ε -ESVR).

No trabalho de Ricardo (2014) foram obtidas medições de vibração e vazões mássicas de ar em diversos pontos de operação do BCS. Foram então obtidas as DEPs dos sinais de vibração, totalizando n funções. Essas DEPs (x) que possuem m linhas espectrais em conjunto com as vazões mássicas de ar (y) formam o conjunto de dados sobre os quais aplicou-se o ε -ESVR.

Para compreender o modelo paramétrico ε -SVR didaticamente apresenta-se primeiro o caso em que se ajusta um hiperplano, dado pela equação 3.31 a um conjunto de dados (x, y) . Nesse ajuste, os parâmetros do modelo são w e b e o $\langle w, x \rangle$ denota o produto interno entre w e x .

$$\hat{y} = \langle w, x \rangle + b \quad (3.31)$$

Pode-se definir uma margem de precisão ε que contenha a maioria dos pontos ajustados. Dado um ponto i do conjunto de dados, ao valor absoluto da diferença entre \hat{y}_i e a margem, atribuem-se ξ_i , ou ξ_i^* quando tal ponto está respectivamente, abaixo ou acima da margem. Na figura 3.9 mostram-se as margens do ajuste de largura 2ε dentro da qual ajustou-se uma reta (hiperplano do caso 2D) e as medidas ξ , ξ^* .

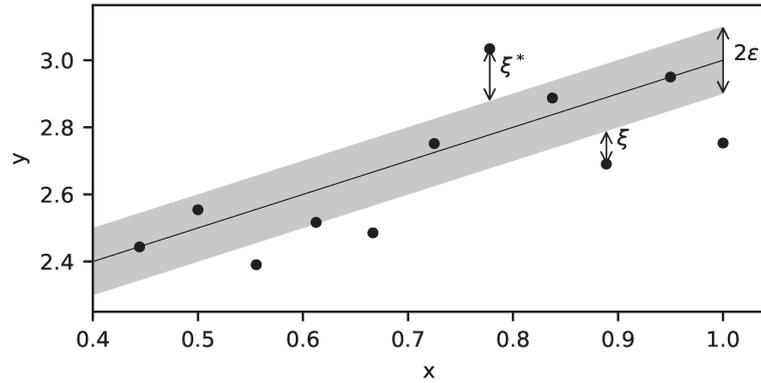


Figura 3.9 – Ajuste SVR.

Os parâmetros w e b podem ser obtidos pela minimização da função objetivo 3.32 sujeita às restrições da equação 3.33. Esse é o problema *primal* do SVR.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3.32)$$

$$\text{s.a. } y_i - \hat{y}_i \leq \varepsilon + \xi_i \quad (3.33)$$

$$\hat{y}_i - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

O parâmetro ε da equação 3.33 representa uma tolerância admitida para o ajuste. Pontos dentro dessa tolerância não aumentam o segundo termo da função objetivo, pontos fora da margem penalizam o termo proporcionalmente a C e ao valor absoluto da diferença entre o ponto e a margem. Valores muito pequenos de ε forçam o modelo a se contorcer aos dados, já que qualquer ponto de treinamento minimamente fora da estreita faixa de ajuste causará o aumento da função objetivo. Em síntese, valores muito pequenos de ε levam a falta de generalização do modelo, erro denominado sobreajuste. Valores muito elevados de ε tem o efeito contrário e levam a modelos incapazes de capturar a complexidade dos dados, ou seja, levam à existência de um viés nos resultados preditos pelo modelo.

O parâmetro C da equação 3.32 é um fator de penalidade, Quanto maior C , maior o valor da função objetivo para os pontos fora da margem ajustada. Valores de C elevados levam ao sobreajuste. Valores pequenos de C tem o efeito contrário.

Para solução do problema *primal* aplica-se o método dos multiplicadores de Lagrange (LUENBERGER *et al.*, 1984). Obtém-se a função Lagrangiana, deriva-se a mesma em relação a w , b , ξ e ξ^* e iguala-se cada derivada a zero. Assim chega-se ao problema em sua forma *dual*, representado pelas equações 3.34 e 3.35 em que α e α^* são os multiplicadores de Lagrange.

$$\mathbf{max} \quad -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \langle x_i, x_j \rangle - \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (3.34)$$

$$\mathbf{s.a.} \quad \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (3.35)$$

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C$$

Nota-se que é um problema de maximização em que a função objetivo é função apenas do produto interno de x , além de y e dos multiplicadores de Lagrange. A obtenção dos multiplicadores de Lagrange ótimos leva aos parâmetros w pela equação 3.36. Essa equação é obtida quando se deriva a função Lagrangiana em relação à w .

$$w = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad (3.36)$$

Para obtenção de b , a forma mais direta é aplicar as condições de Karush-Kuhn-Tucker, isto é, que a multiplicação entre as restrições da equação 3.33 e os multiplicadores de Lagrange equivale a zero. Isso leva as seguintes estimativas para b :

$$b = y - \langle w, x \rangle - \varepsilon \quad \text{para } 0 < \alpha_i < C \quad (3.37)$$

$$b = y - \langle w, x \rangle + \varepsilon \quad \text{para } 0 < \alpha_i^* < C \quad (3.38)$$

Para o caso em que a regressão é não-linear, utilizam-se funções Kernel, $K(w, x)$ para representar as não-linearidades presentes nos dados como mostrado na equação 3.39.

$$\hat{y} = K(w, x) + b \quad (3.39)$$

$K(w, x)$ representa a função *Kernel*, ou produto interno *Kernel* entre $\Phi(w)$ e $\Phi(x)$, como mostrado na equação 3.40. Em que Φ representa uma função que mapeia seu argumento de um espaço Real de m dimensões para um espaço H de q dimensões, i.e. $\Phi : R^m \mapsto H^q$.

$$K(w, x) = \langle \Phi(w), \Phi(x) \rangle \quad (3.40)$$

Algumas funções *Kernel* têm a característica de realizar operações em R^m que seriam análogas ao produto interno realizado em H^q . Dentre elas, destaca-se a função de base radial gaussiana, mostrada na equação 3.41.

$$K(w, x) = e^{-\frac{\|w-x\|_2^2}{2\sigma^2}} \quad (3.41)$$

O parâmetro σ da equação 3.41 representa o desvio padrão da distribuição normal ou, de forma simples, quão ampla é abertura da função $K(w, x)$. A figura 3.10 exemplifica tal função para o caso de uma dimensão, isto é, $m = 1$ e $w = 0$, para dois valores de σ .

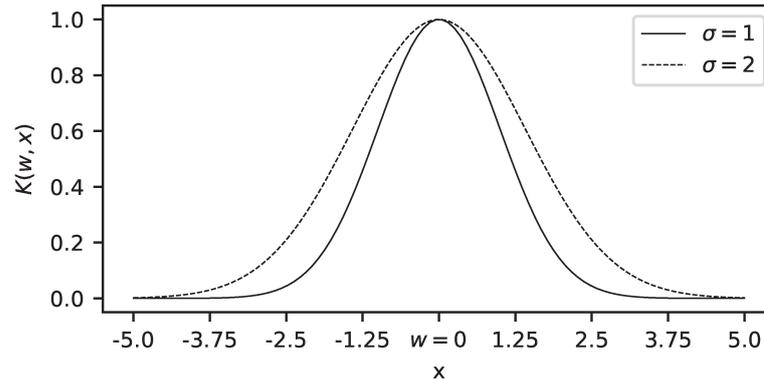


Figura 3.10 – Função Kernel de base radial gaussiana.

Quando se utiliza uma função *Kernel* para a aproximação buscada, como a mesma torna possível representar produtos internos pela própria função, o termo $\langle x_i, x_j \rangle$ da equação 3.34 pode ser reescrito como apenas $K(x_i, x_j)$. Isso permite ajustar o problema de otimização na forma *dual* válido para o caso em que a aproximação se dá por uma função linear, para o caso em que a aproximação se dá por uma função *Kernel*, resultando no problema da equação 3.42, sujeita às restrições da equação 3.43.

$$\mathbf{max} \quad -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^N y_i(\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (3.42)$$

$$\mathbf{s.a.} \quad \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (3.43)$$

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C$$

Assim procedendo obtém-se os parâmetros w e b seguindo os mesmos procedimentos do caso linear.

Uma abordagem introdutória e pragmática para o método de máquinas de vetores suportes (*Support Vector Machines* - SVM. Nomenclatura utilizada quando o problema estudado é o de classificação) pode ser encontrada em Géron (2017), Géron (2019). Para uma abordagem mais formal do problema referir-se a Haykin (2009) que também traz o caso de SVR para regressão linear. Para o caso mais geral de uma aproximação não linear, tal como aquela aqui realizada, referir-se a Smola e Schölkopf (2004).

Nota-se que embora os parâmetros w e b sejam encontrados pela otimização, para sua obtenção é necessário além de conhecer (x, y) , utilizar valores arbitrados para σ , C e ε . Observa-se que há um compromisso na escolha dos valores de σ , C , ε . Valores muito altos nos parâmetros resolvem um tipo de problema, mas causam outro. A otimização desses parâmetros leva a obtenção de um modelo SVR ótimo em relação aos mesmos. Os parâmetros ótimos podem ser obtidos pela minimização do MSE, tal como mostra a equação 3.44.

$$\sigma^*, C^*, \varepsilon^* = \mathbf{argmin} \text{MSE}(\hat{y}(\sigma, C, \varepsilon, x), y(x)) \quad (3.44)$$

Nesse ponto, diferentes estratégias podem ser adotadas para a obtenção dos parâmetros ótimos, σ^* , C^* , ε^* . Uma possibilidade é primeiramente dividir o conjunto de dados (x, y) em um subconjunto de treinamento e validação cruzada, denominados à partir daqui, respectivamente, pelos subscritos tr e cv . Após tal divisão, podem-se arbitrar valores dentro de uma faixa para cada parâmetro e realizar-se uma busca em grade, sendo os parâmetros ótimos aqueles cujo modelo treinado utilizando $(x, y)_{tr}$ forneça o menor MSE avaliado sobre $(x, y)_{cv}$.

As estratégias poderão variar com base no método de busca utilizado e também no método de validação cruzada, isto é, se serão utilizados dois subconjuntos (tr e cv , como citado, também referido como método do *hold-out*) ou mais (método *k-pastas*).

Para a solução do problema da equação 3.44 utilizou-se um algoritmo genético (AG). Nessa tese o algoritmo genético que será utilizado pode ser sintetizado em seis etapas, como mostrado à seguir:

1. Cria-se uma população aleatória com n indivíduos, em que cada indivíduo i da população P é representado por $P(i) = [\sigma(i), C(i), \varepsilon(i)]$.
2. Treina-se um modelo SVR para cada indivíduo da população, utilizando seus hiperparâmetros e o subconjunto de treinamento.
3. Calcula-se a função *fitness* ou adaptabilidade de cada indivíduo dessa população. A função *fitness* é o inverso do MSE como mostra a equação 3.45. O MSE é calculado utilizando o modelo SVR de cada indivíduo obtido no passo anterior e os dados de validação cruzada, isto é, y_{cv} e \hat{y}_{cv} .

$$fit = 1/MSE_{cv} \quad (3.45)$$

4. Seleciona-se um número h de herdeiros, sendo $h < n$, para participar da próxima geração. Serão selecionados os h indivíduos com maior *fitness* para a próxima geração.

5. Realizam-se $n - h$ reproduções (*crossover*) dos indivíduos da população inicial, até que a população da próxima geração totalize novamente n indivíduos (h herdeiros e $n - h$ filhos).

- a) Para uma reprodução, primeiramente obtém-se a probabilidade de cada indivíduo ser pai. Para isso normaliza-se o *fitness* da população de maneira que se situe em um intervalo de 0 a 1, como mostra a equação 3.46.

$$\overline{fit} = \frac{fit - \min(fit)}{\max(fit) - \min(fit)} \quad (3.46)$$

A probabilidade será a função *fitness* normalizada, dividida pela soma da mesma, como mostrado na equação 3.47. Isso faz com que as probabilidades de cada indivíduo sejam complementares.

$$p = \frac{\overline{fit}}{\sum_{i=1}^n \overline{fit}(i)} \quad (3.47)$$

- b) Em seguida, pelo método da roleta, seleciona-se um par de indivíduos. A probabilidade de um indivíduo i ser escolhido é $p(i)$. O casal selecionado é composto pelos indivíduos $P(xx) = [\sigma(xx), C(xx), \varepsilon(xx)]$ e $P(xy) = [\sigma(xy), C(xy), \varepsilon(xy)]$. Os índices xx e xy representam os índices dos indivíduos que foram sorteados. É possível que um casal seja formado pelos mesmos indivíduos.
- c) A reprodução segue a equação 3.48 em que j é um índice que identifica o hiperparâmetro. Por exemplo, $P(xx)[1]$ representa $\sigma(xx)$. O índice f representa um filho *(offspring)* gerado pelos indivíduos xx e xy . p_h é a probabilidade do material genético do indivíduo xx ser transmitido para o filho. Esse número é sorteado aleatoriamente à partir de uma distribuição retangular e seu valor está entre 0 e 1.

$$P(f)[j] = P(xx)[j] \cdot p_h + P(xy)[j] \cdot (1 - p_h) \quad (3.48)$$

6. Após as reproduções, realizam-se mutações na população.

- a) Para tanto, atribui-se a todos os hiperparâmetros de todos os indivíduos uma probabilidade aleatória de sofrer mutação. Em seguida define-se um limiar (chance de mutação - c) tal que os hiperparâmetros com probabilidades superiores a esse limiar serão selecionados para mutar. Se ao menos um parâmetro for assim selecionado, o mesmo sofrerá mutação.
- b) O parâmetro j do indivíduo i selecionado para sofrer mutação, o será conforme a equação 3.49 em que F é um escalar que define a força da mutação e ψ um número aleatório sorteado de uma distribuição retangular com valor entre -1 e 1.

$$P(i)[j] = P(i)[j] \cdot (1 + F \cdot \psi) \quad (3.49)$$

7. Repetem-se os procedimentos de 2 a 6 por g gerações. O MSE dos subconjuntos tr e cv é avaliado a cada geração. Observa-se que ambos se reduzem com o decorrer das gerações. O processo é interrompido até que o número de gerações seja equivalente a g , ou até que o MSE_{cv} seja pequeno o suficiente ou pare de diminuir significativamente com o incremento de gerações.

Algumas diferenças podem ser apontadas entre esse algoritmo e o utilizado por Ricardo (2014). Nesse utilizou-se uma concepção próxima à clássica de AG (HOLLAND *et al.*, 1992). Ou seja, é feita a representação dos hiper-parâmetros em cadeias binárias; o *crossover* ocorre em uma posição r de tais cadeias (*crossover* simples) e o número de filhos gerados é proporcional ao *fitness* do indivíduo. Essas diferenças fazem com que os indivíduos mais aptos de uma geração não sejam necessariamente selecionados para a próxima geração, o que pode reduzir a velocidade de convergência e limita a quantização dos números decimais, o que pode reduzir a exatidão do resultado. Embora esses não sejam pontos cruciais para o problema de estimação da FVG, acredita-se que as adaptações aqui propostas aprimorem essas limitações.

3.5 *Hidden Markov Models*

Os modelos ocultos de Markov (*hidden Markov models* - HMM) são estocásticos e modelam a probabilidade de uma dada observação O ter sido gerada por um modelo com parâmetros λ , isto é, obtém $P(O|\lambda)$. Constituem uma técnica utilizada para reconhecimento automático de voz anterior à popularização da inteligência artificial. Na década de 1990 se mostrou mais eficiente em relação às abordagens determinísticas anteriores para o problema de reconhecimento de palavras emitidas por locutores diferentes (YOMA, 1993).

Embora nos dias atuais existam outros modelos, tais como redes que utilizam células *long short-term memory* - LSTM, redes neurais recorrentes (*recurrent neural networks* - RNN), *attention based networks* entre outros com resultados que encorajam seu uso, os HMM ainda são bastante utilizados para o reconhecimento de palavras pois permitem modelar fonemas, difones, palavras inteiras e se adaptam ao problema de reconhecimento de palavras isoladas e frases para vocabulários de diferentes tamanhos.

Um processo de Markov de ordem n é aquele em que a probabilidade de um evento em um certo instante no tempo depende dos n eventos passados. No caso do reconhecimento de palavras, comumente restringe-se o estudo aos de primeira ordem. Um exemplo de processo de Markov de primeira ordem pode ser observado na figura 3.11. Considerou-se no exemplo que existem 3 estados possíveis (s) e que a probabilidade de o próximo estado ser j , sendo que o estado atual é i é $P(j|i) = a_{ij}$. As linhas com setas determinam a probabilidade de transição entre os estados.

A título meramente ilustrativo, cada estado poderia ser pensado como um item de uma cozinha em que s_1 , s_2 e s_3 representariam respectivamente um liquidificador, uma batedeira

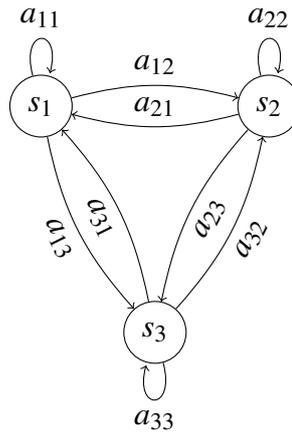


Figura 3.11 – Exemplo de processo de Markov ergódico de primeira ordem.

e um forno. Suponha-se que para realizar uma receita, o primeiro item utilizado seja a batedeira. A probabilidade de se usar na sequência o forno é $P(3|2) = a_{23}$. Caso esse modelo representasse uma receita de pão, seria razoável esperar que a_{23} possuísse um valor elevado, afinal, após bater todos os ingredientes a massa de pão é assada (desconsiderou-se aqui o descanso da massa e o tempo de fermentação, por simplicidade).

As probabilidades podem ser organizadas matricialmente na forma da equação 3.50. Dado certo estado, a soma das probabilidades dos próximos estados possíveis é igual a 1. Ou seja, a soma dos elementos de uma linha de A é igual a 1.

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (3.50)$$

Para entender o conceito de HMM, outro exemplo ilustrativo será dado. São consideradas três máquinas com um visor digital. Cada máquina possui um botão que se apertado faz com que sejam gerados dois números aleatórios, indicados no visor. As máquinas são operadas por um usuário dentro de uma sala que se comunica com um indivíduo fora da mesma. O operador pressiona T vezes os botões e informa a sequência de números resultantes para o indivíduo. O indivíduo não conhece a ordem em que o operador acionou as máquinas (informação oculta). O indivíduo conhece apenas a sequência gerada (informação observável) dada pelo vetor de observações O com T termos, conforme equação 3.51. Os HMM nesse contexto visam estimar a probabilidade da ordem dos acionamentos (informação oculta), dada a sequência de números (informação observável).

$$O = [O_1, \dots, O_t, \dots, O_T] \quad (3.51)$$

Cada observação O_t é composta por L termos (L é a dimensão de O_t), como mostrado na equação 3.52. No caso particular do exemplo $L = 2$, pois cada máquina gera dois números aleatórios.

$$O_t = [O_{t1}, \dots, O_{tk}, \dots, O_{tL}]^t \quad (3.52)$$

Além dos termos já apresentados, consideram-se: N , número de estados do modelo; S é a informação oculta, isto é, uma sequência com T termos contendo o índice do estado s que gerou a observação O_t ; $b_j(O_t)$ é a densidade de probabilidade do estado s_j gerar a observação O_t . B é um vetor que agrupa os elementos b_j , sendo esses as funções densidade de probabilidade da observação O_t , como se mostra na equação 3.53. Ao vetor que contem a probabilidade de cada estado ser o estado inicial ($t = 1$) atribui-se a letra π . Um HMM é representado pela matriz A , pela função B e pelo vetor π . Diz-se que um HMM possui os parâmetros $\lambda = (A, B, \pi)$.

$$B(O_t) = [b_1(O_t), \dots, b_j(O_t), \dots, b_N(O_t)] \quad , \quad b_j(O_t) = p(O_t | s_j) \quad (3.53)$$

No exemplo, $N = 3$, pois são três máquinas. S representa uma sequência com T termos, sendo que cada elemento pode ser equivalente a 1, 2 ou 3 quando se refere, respectivamente, às máquinas 1, 2 ou 3. Supondo que $T = 4$, um exemplo possível seria $S = [1, 1, 3, 2]$, que significaria que o primeiro par de números da observação O foi gerado pela máquina 1, o segundo pela 1, o terceiro pela 3 e o último pela 2.

Suponhamos que no exemplo das máquinas, $b_j(O_t)$ siga uma distribuição normal multivariável, com média μ_j e matriz de covariância Σ_j , como mostrado na equação 3.54.

$$b_j(O_t) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^L \det(\Sigma_j)}} e^{-\frac{1}{2}(O_t - \mu_j)' \Sigma_j^{-1} (O_t - \mu_j)} \quad (3.54)$$

Conhecendo os parâmetros μ_j e Σ_j associados a cada estado, dada uma observação O_t é possível obter $b_j(O_t)$. Para o exemplo das máquinas, foram arbitrados valores para μ_j e Σ_j levando à obtenção das figuras 3.12 (A) - (C).

De posse dessas funções, supondo uma observação $O_t = [-3.4, 2.5]^t$, obteve-se $b_j(O_t)$ mostrado na equação 3.55. Esses resultados mostram que a maior probabilidade é da observação ter sido gerada pela máquina 2.

$$B(O_t = [-3.4, 2.5]^t) = [1.51e - 03, 8.69e - 02, 2.56e - 19] \quad (3.55)$$

Um exemplo para a probabilidade de cada estado ser o estado inicial poderia ser $\pi = [0.2, 0.5, 0.3]$, ou seja, para os estados 1, 2 e 3 há, respectivamente, 20, 50 e 30% de probabilidade de terem gerado a primeira observação.

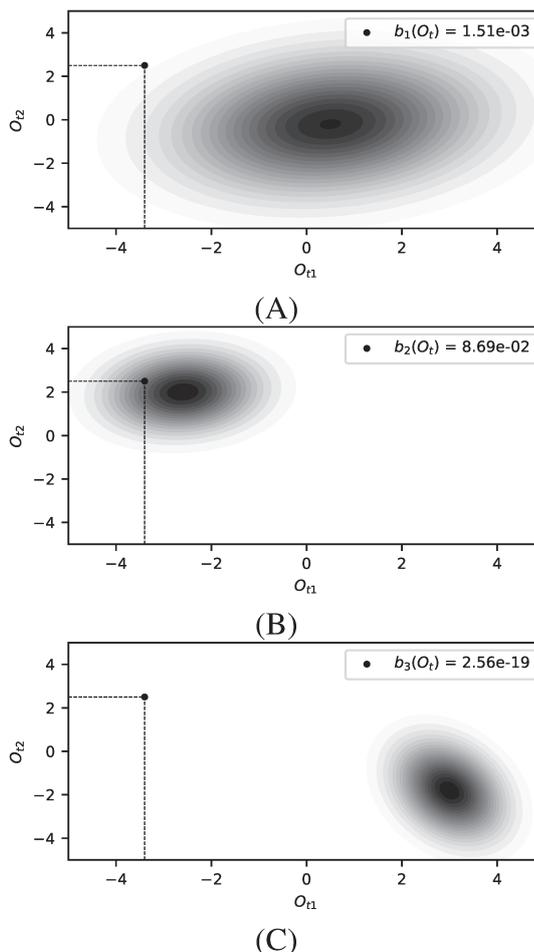


Figura 3.12 – Funções: (A) $b_1(O_t)$, (B) $b_2(O_t)$, (C) $b_3(O_t)$.

Definidos os principais conceitos dos HMMs, resta a solução de três problemas fundamentais. O primeiro, problema de avaliação, consiste em encontrar a probabilidade de a observação ter sido gerada por um determinado HMM. Isto é, deseja-se obter $P(O|\lambda)$. Esse problema envolve também a escolha de HMM que melhor se associem aos dados. Essa escolha é feita pelo modelo l com maior $P(O|\lambda_l)$. O segundo, problema de estimação, trata-se de realizar o ajuste os parâmetros λ de modo que a maximizar $P(O|\lambda)$, isto é maximizar a probabilidade de um dado modelo ter gerado O . O terceiro, problema de decodificação, envolve estimar a informação oculta, S , mais verossímil. Nas próximas seções serão apresentados os algoritmos utilizados para solução desses problemas.

3.5.1 Algoritmo *Forward-Backward*

Para uma dada sequência de informação oculta S , a probabilidade de um HMM com parâmetros λ ter gerado a observação O que possui T termos é dada pela equação 3.56, em que $[t]$ representa o t -ésimo termo da variável que precede os colchetes.

$$P(O|S, \lambda) = \prod_{t=1}^T b_{S[t]}(O_t) \quad (3.56)$$

A probabilidade da sequência S ter sido gerada pelo HMM com parâmetros λ é dada pela equação 3.57 obtida considerando o termo da equação 3.58.

$$P(S|\lambda) = \prod_{t=1}^T a_{S[t-1]S[t]} \quad (3.57)$$

$$a_{S[0]S[1]} = \pi[1] \quad (3.58)$$

A probabilidade conjunta da observação O e da sequência S terem sido geradas por um modelo com parâmetros λ é:

$$P(O, S|\lambda) = P(O|S, \lambda) \cdot P(S|\lambda) \quad (3.59)$$

Assim, a probabilidade de uma dada observação O ter sido gerada por um HMM com parâmetros λ será a soma de $P(O, S|\lambda)$ para todas as sequências possíveis de S , como mostrado na equação 3.60.

$$P(O|\lambda) = \sum_{\forall S} P(O|S, \lambda) \cdot P(S|\lambda) = \sum_{\forall S} \prod_{t=1}^T a_{S[t-1]S[t]} \cdot b_{S[t]}(O_t) \quad (3.60)$$

A variável *forward* (α_t) é definida como a probabilidade de se observar parte da observação (até o t -ésimo termo) e de no t -ésimo termo o estado $S[t]$ ser equivalente a i , para um HMM com parâmetros λ , como mostrado na equação 3.61.

$$\alpha_t(i) = P(O_1, O_2, \dots, O_t, S[t] = i | \lambda) \quad (3.61)$$

O algoritmo *Forward* é definido em três etapas:

1. Define-se para todos os estados i , $i \in \mathbb{Z} | 1 \leq i \leq N$:

$$\alpha_1(i) = \pi[i]b_i(O_1) \quad (3.62)$$

Há ao menos duas possibilidades para determinação de π_i :

a) Arbitra-se um subconjunto S_I de estados s_i que contenha N_I estados iniciais, e então:

$$\pi[i] = 1/N_I, \forall s_i \in S_I. \quad (3.63)$$

$$\pi[i] = 0, \forall s_i \notin S_I. \quad (3.64)$$

b) Ou então, faz-se:

$$\pi[1] = 1 \quad (3.65)$$

$$\pi[i] = 0, \forall i \neq 1. \quad (3.66)$$

2. Obtém-se os valores de $\alpha_t(j)$ para $t = [2, 3, \dots, T]$ utilizando a equação 3.67

$$\alpha_t(j) = \sum_{i=1}^N \alpha_{t-1}(i) \cdot a_{ij} \cdot b_j(O_t) \quad (3.67)$$

3. A probabilidade final é dada pela equação 3.68, sendo que S_F é um subconjunto de estados s_i que contenha N_F estados finais considerados. No caso do HMM mostrado na figura 3.11, todos os estados poderiam ser estados finais ($N_F = N$). No entanto, algumas topologias de HMM levam a um número menor de estados finais possíveis, como nos HMM do tipo esquerda-direita que serão abordados na metodologia dessa tese.

$$P(O|\lambda) = \sum_{\forall s_i \in S_F} \alpha_T(i) \quad (3.68)$$

A variável *backward* é definida como a probabilidade de se observar parte da observação O , do termo $t + 1$ até o termo T final, posto que no t -ésimo termo o estado seja i , para um HMM com parâmetros λ , como mostrado na equação 3.69.

$$\beta_t(i) = P(O_{t+1}, O_{t+2}, \dots, O_T | S[t] = i, \lambda) \quad (3.69)$$

O algoritmo *backward* semelhante ao *forward* pode ser apresentado em três etapas:

1. Obtém-se $\beta_T(i)$:

$$\beta_T[i] = 1/N_F, \forall s_i \in S_F. \quad (3.70)$$

$$\beta_T[i] = 0, \forall s_i \notin S_F. \quad (3.71)$$

2. Obtém-se $\beta_t(i)$ para as demais termos $t = [T - 1, T - 2, \dots, 1]$, utilizando a expressão

$$\beta_t(j) = \sum_{i=1}^N a_{ji} \cdot b_i(O_{t+1}) \cdot \beta_{t+1}(i) \quad (3.72)$$

3. Obtém-se a probabilidade final, dada pela equação 3.73.

$$P(O|\lambda) = \sum_{\forall s_i \in S_I} \pi_i \cdot b_i(O_1) \cdot \beta_1(i) \quad (3.73)$$

Utilizando o algoritmo *forward* ou *backward*, obtém-se $P(O|\lambda)$, isto é, resolve-se o primeiro problema, o de avaliação. A seguir trata-se do algoritmo de Viterbi que resolverá o terceiro problema, o de decodificação.

3.5.2 Algoritmo de Viterbi

O algoritmo de Viterbi estima a sequência de estados mais prováveis (S) para que se tenha uma observação O , isto é, obtém o valor máximo para $P(O, S|\lambda)$. Esse algoritmo pode ser sintetizado em quatro etapas, como mostrado à seguir.

1. Para todos os estados s_i , determinam-se as variáveis $\delta_t(i)$ e $\psi_t(i)$ para o primeiro termo de O utilizando, respectivamente, as expressões 3.74 e 3.75.

$$\delta_1(i) = \pi_i \cdot b_i(O_1) \quad (3.74)$$

$$\psi_1(i) = 0 \quad (3.75)$$

2. São obtidas recursivamente as variáveis $\delta_t(i)$ e $\psi_t(i)$ para os termos $t = [2, \dots, T]$, para todos os estados j , segundo as equações 3.76 e 3.77.

$$\delta_t(j) = \max [\delta_{t-1}(i) \cdot a_{ij}] \cdot b_j(O_t) \quad (3.76)$$

$$\psi_t(j) = \arg \max [\delta_{t-1}(i) \cdot a_{ij}] \quad (3.77)$$

3. São obtidos o valor máximo para $P(O, S|\lambda)$ e o estado $S[T]$ que maximiza tal probabilidade, de acordo com as expressões 3.78 e 3.79.

$$P(O, S|\lambda)^* = \max_{s_i \in S_F} [\delta_T(i)] \quad (3.78)$$

$$s_T^* = \arg \max_{s_i \in S_F} [\delta_T(i)] \quad (3.79)$$

4. Determinação da informação oculta mais provável para $t = [T - 1, \cdot, 1]$. Notar que na equação 3.80 o termo s_{t+1}^* é argumento da função ψ_t definida na equação 3.77.

$$s_t^* = \psi_{t+1}(s_{t+1}^*) \quad (3.80)$$

A obtenção de S^* soluciona o problema a que se propõe o algoritmo, resta solucionar o problema de estimação dos parâmetros λ do HMM. Para tanto será utilizado o algoritmo de Baum-Welch explicado na próxima seção.

3.5.3 Algoritmo de Baum-Welch

Para solucionar o problema de obter estimativas para λ , deve-se obter um modelo com parâmetros capazes de gerar observações o mais verossímeis possível a O . Isto é, deseja-se obter $\hat{\lambda} = (\hat{A}, \hat{B}, \hat{\pi})$ que maximize a verossimilhança, $P(O|\hat{\lambda})$.

Visando isso, primeiramente definem-se algumas variáveis. A probabilidade de transição $\xi_t(i, j)$ do estado i para o estado j , avaliada com t termos da observação O é dada pela equação 3.81.

$$\xi_t(i, j) = P(S[t] = i, S[t + 1] = j | O, \lambda) \quad (3.81)$$

Essa equação pode ser reescrita em função das variáveis *backward* e *forward* como:

$$\xi_t(i, j) = \frac{P(S[t] = i, S[t + 1] = j, O | \lambda)}{P(O | \lambda)} \quad (3.82)$$

$$= \frac{\alpha_t(i) \cdot a_{ij} \cdot b_j(O_{t+1}) \cdot \beta_{t+1}(j)}{P(O | \lambda)} \quad (3.83)$$

$$= \frac{\alpha_t(i) \cdot a_{ij} \cdot b_j(O_{t+1}) \cdot \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) \cdot a_{ij} \cdot b_j(O_{t+1}) \cdot \beta_{t+1}(j)} \quad (3.84)$$

Define-se a probabilidade à posteriori de estar no estado i no termo t da observação como $\gamma_t(i)$, para $t < T$, conforme a equação 3.85.

$$\gamma_t(i) = P(S[t] = i | O, \lambda) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j), \quad (3.85)$$

Define-se também a função auxiliar de Baum, $Q(\lambda', \lambda)$ como mostrado na expressão 3.86. Essa equação é função de dois parâmetros, λ' e λ .

$$Q(\lambda', \lambda) = \sum_{\forall s} P(O, S|\lambda') \cdot \log[P(O, S|\lambda)] \quad (3.86)$$

Essa função tem uma particularidade que justifica seu uso. Quando $P(O|\lambda) \geq P(O|\lambda')$ isso implica em $Q(\lambda', \lambda) \geq Q(\lambda', \lambda')$ (RABINER, 1993). Devido a essa propriedade, considerando λ' os parâmetros de uma iteração e λ os da iteração seguinte, pode-se buscar iterativamente um conjunto de parâmetros λ que faça com que $Q(\lambda', \lambda) \geq Q(\lambda', \lambda')$, pois isso implica que $P(O|\lambda) \geq P(O|\lambda')$. Em outras palavras, o parâmetro λ que maximiza $Q(\lambda', \lambda)$ é o mesmo que maximiza $P(O|\lambda)$.

Tomando o termo $P(O, S|\lambda)$ mostrado na equação 3.60 e aplicando o logaritmo, se obtém:

$$\log[P(O, S|\lambda)] = \log[\pi_{S[1]}] + \sum_{t=1}^{T-1} \log[a_{S[t]S[t+1]}] + \sum_{t=1}^T \log[b_{S[t]}(O_t)] \quad (3.87)$$

Substituindo a equação 3.87 na equação 3.86 resulta na equação 3.88. Essa pode ser entendida como a soma de três termos, sendo que cada termo depende do parâmetro λ' e de cada um dos parâmetros de λ .

$$Q(\lambda', \lambda) = Q_{\pi}(\lambda', \pi) + \sum_{i=1}^N Q_{a_i}(\lambda', a_i) + \sum_{i=1}^N Q_{b_i}(\lambda', b_i) \quad (3.88)$$

Em que $b_i(\cdot)$ é a função densidade de probabilidade do estado i , e:

$$\pi = [\pi_1, \dots, \pi_N] \quad (3.89)$$

$$a_i = [a_{i1}, \dots, a_{iN}] \quad (3.90)$$

Além disso:

$$Q_{\pi}(\lambda', \pi) = \sum_{i=1}^N P(O, S[1] = i | \lambda') \cdot \log(\pi_i) \quad (3.91)$$

$$Q_{a_i}(\lambda', a_i) = \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^{T-1} P(O, S[t] = i, S[t+1] = j | \lambda') \cdot \log(a_{ij}) \quad (3.92)$$

$$Q_{b_i}(\lambda', b_i) = \sum_{t=1}^T P(O, S[t] = i | \lambda') \cdot \log[b_i(O_t)] \quad (3.93)$$

Como $Q(\lambda', \lambda)$ é função de três termos separados, maximiza-se a mesma, maximizando cada um de seus termos separadamente. As restrições para a maximização são:

$$\sum_{j=1}^N \pi_j = 1 \quad (3.94)$$

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \quad (3.95)$$

No caso dos HMM contínuos que modelam a emissão de números contínuos pelos estados (tal como no exemplo das máquinas geradoras de números), a função densidade de probabilidade de cada estado pode ser definida como na equação 3.96. Isso representa um modelo de mistura em que c_{jk} , μ_{jk} e Σ_{jk} são, respectivamente, o coeficiente de mistura, a média e a matriz de covariância do k -ésimo elemento da mistura para o j -ésimo estado. \mathcal{N} é uma função densidade de probabilidade log-côncava e elípticamente simétrica, como a Gaussiana, por exemplo.

$$b_j(O) = \sum_{k=1}^M c_{jk} \cdot \mathcal{N}(O, \mu_{jk}, \Sigma_{jk}) \quad (3.96)$$

No exemplo das máquinas geradoras de números, assumindo que há apenas um elemento na mistura, isto é, $k = 1$, a equação 3.96 toma a forma da equação 3.54.

Para esse modelo de mistura, supondo que há M componentes, há ainda a restrição descrita abaixo:

$$\sum_{k=1}^M c_{jk} = 1 \quad (3.97)$$

Em síntese, o problema de encontrar λ que maximiza $P(O|\lambda)$ é o de maximizar a função 3.98, sujeita às restrições 3.99.

$$\mathbf{max} \quad Q(\lambda', \lambda) = Q_{\pi}(\lambda', \pi) + \sum_{i=1}^N Q_{a_i}(\lambda', a_i) + \sum_{i=1}^N Q_{b_i}(\lambda', b_i) \quad (3.98)$$

$$\mathbf{s.a.} \quad \sum_{j=1}^N \pi_j = 1 \quad (3.99)$$

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1$$

$$\sum_{k=1}^M c_{jk} = 1$$

Esse problema pode ser resolvido pelo método dos multiplicadores de Lagrange (essa etapa é mostrada detalhadamente no apêndice de Yoma (1993)) e as estimativas colocadas em função das variáveis *forward* e *backward*, levando aos parâmetros ótimos:

$$\hat{\pi}_i = \frac{\alpha_1(i) \cdot \beta_1(i)}{\sum_{j=1}^N \alpha_T(j)} = \gamma_1(i) \quad (3.100)$$

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \alpha_t(i) \cdot a_{ij} \cdot b_j(O_{t+1}) \cdot \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \alpha_t(i) \cdot \beta_t(i)} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (3.101)$$

$$\hat{c}_{jk} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)}{\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^M \gamma_t(j, k)} \quad (3.102)$$

$$\hat{\mu}_{jk} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k) \cdot O_t}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)} \quad (3.103)$$

$$\hat{\Sigma}_{jk} = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k) \cdot (O_t - \mu_{jk}) \cdot (O_t - \mu_{jk})'}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j, k)} \quad (3.104)$$

Em que o apóstrofo indica a operação de transposição e:

$$\gamma_t(j, k) = \left[\frac{\alpha_t(j) \cdot \beta_t(j)}{\sum_{j=1}^N \alpha_t(j) \cdot \beta_t(j)} \right] \cdot \left[\frac{c_{jk} \cdot \mathcal{N}(O_t, \mu_{jk}, \Sigma_{jk})}{\sum_{m=1}^M c_{jm} \cdot \mathcal{N}(O_t, \mu_{jm}, \Sigma_{jm})} \right] \quad (3.105)$$

As equações 3.100 - 3.104 são utilizadas iterativamente, até que algum critério de parada seja atingido. Um critério possível é interromper as iterações quando os parâmetros estimados variarem abaixo de um limiar arbitrado. Outra possibilidade é interromper o processo quando $Q(\lambda', \lambda)$ (estimado pelos algoritmos *forward* ou *backward*) variar abaixo de um limite arbitrado. De posse dessas equações resolve-se o segundo problema, de estimação.

Como mostrado, o treinamento de HMM envolve a obtenção de parâmetros que maximizem a verossimilhança. Nessa seção foi apresentada a forma clássica de sua obtenção. No entanto, mais recentemente outros métodos foram desenvolvidos como, por exemplo, utilizando AG (KWONG *et al.*, 2001).

Para um aprofundamento sobre HMM recomendam-se os trabalhos de Rabiner (1993) e Yoma (1993). Ressalta-se que existem outros tipos de HMM, como as recursivas, por exemplo. Essa seção focou apenas nos HMM contínuos pois será o tipo utilizado nesse trabalho.

4 MÉTODOS

Nesse capítulo os métodos desenvolvidos nessa tese serão apresentados.

4.1 Metodologia Experimental

Findados os trabalhos de Ricardo (2014) e Foresti (2014), concluiu-se que a bancada utilizada era adequada apenas para estudar fenômenos relativos ao desempenho da bomba do BCS em escoamento bifásico. Como essa bancada não possuía o motor, selo/protetor e sensor de fundo do BCS, o equipamento testado era muito mais compacto que um conjunto de BCS. Nessa bancada, a bomba do BCS se encontrava fixa à uma estrutura metálica rígida. Essa forma de suporte da bomba muito se diferencia da maneira com que o BCS se apoia em um poço ou em um S-BCSS. Essas limitações levaram a construção de um novo laboratório.

Cientes de tais limitações, em 2013, Petrobras e Unicamp, recorrendo a um projeto de pesquisa com a ANP firmaram o convênio intitulado "Identificação do Ponto de Operação de Bombas Centrífugas Submersas Operando em Regime de Escoamento Multifásico Através de Análise de Vibração". Por meio de tal projeto, durante a realização da presente pesquisa foi construído o Laboratório de Vibrações na Área de Petróleo - Labvip, equipado com um conjunto de BCS completo montado no interior de uma cápsula basculante, à semelhança de um poço de petróleo e de um S-BCSS. Tal facilidade tem a vantagem de representar com fidelidade a dinâmica vibratória do conjunto de BCS, algo impossível até então.

4.1.1 Infraestrutura Experimental

Um esquema simplificado da bancada experimental montada pode ser observado na figura 4.1. A água é bombeada à partir do tanque pela bomba *Booster (motor/pump 1)* até a cápsula BCS (*10"capsule*). A vazão pode ser controlada por meio da rotação da *Booster* e pela válvula "V3". O ar é captado da atmosfera, comprimido pelo compressor e injetado na bomba do BCS por meio de um colar de injeção, fixado no corpo da bomba do BCS, próximo a sua sucção. A vazão de gás é controlada pela válvula "V7". A mistura bifásica água-ar escoava para o tanque onde ocorre a separação gravitacional das fases. A válvula "V8" controla a vazão do escoamento bifásico.

As variáveis medidas estão indicadas na figura 4.1 e os instrumentos utilizados para sua medição encontram-se elencados na tabela 4.1. O conjunto de BCS instalado é composto pelos equipamentos listados na tabela 4.2.

O conjunto de BCS está instrumentado com dez acelerômetros triaxiais (modelo PCB 604B11) fixados em sua carcaça, sendo seis sensores localizados na bomba, dois no pro-

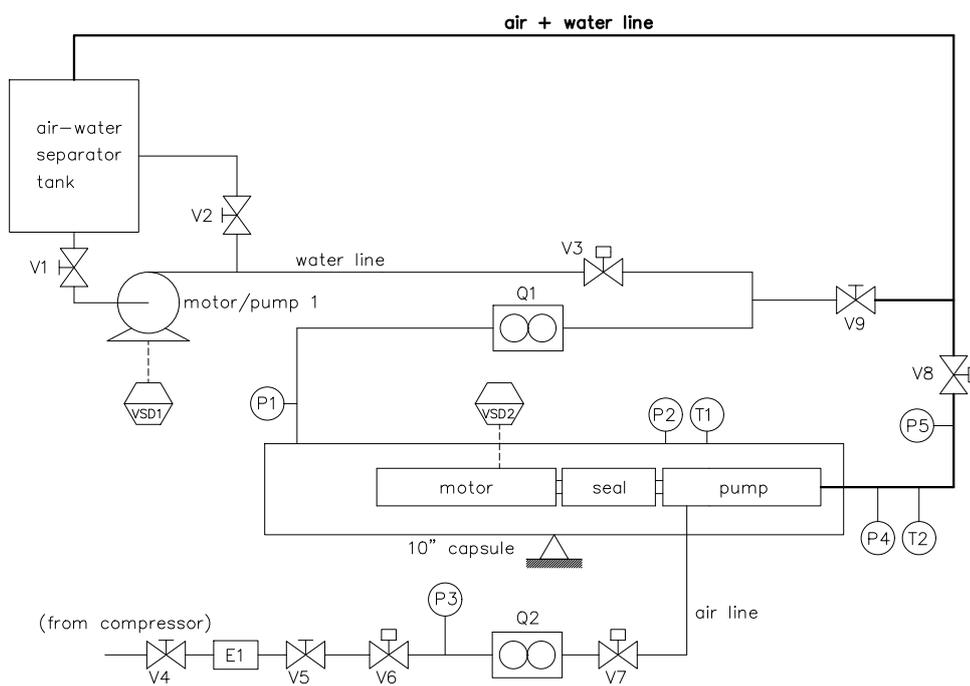


Figura 4.1 – Infraestrutura experimental do Labvip.

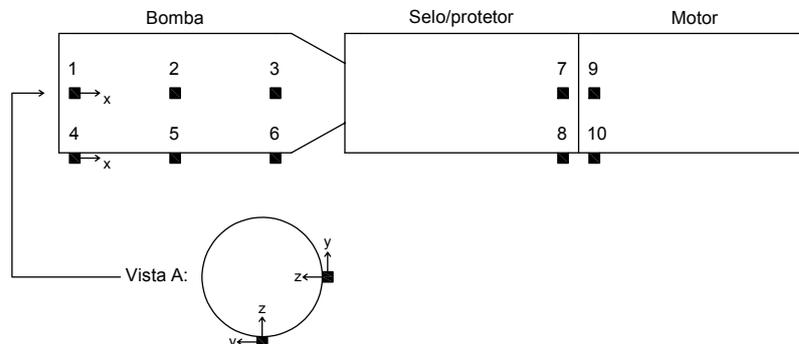


Figura 4.2 – Posição dos acelerômetros no conjunto de BCS.

tetor e dois no motor. Na bomba, dois sensores estão próximos à descarga, dois no meio e dois próximos à sucção. No selo/protetor e no motor os sensores estão posicionados próximos aos mancais de escora. No caso do selo/protetor, tal mancal está em sua base. No caso do motor, o mancal está próximo ao conector elétrico, em seu topo. Em uma mesma posição, cada sensor está a 90° um do outro. A figura 4.2 ilustra a posição dos acelerômetros.

Na figura 4.3 (A) e (B) é possível observar a cápsula dentro da qual está montado o conjunto de BCS. Nota-se também a estrutura que permite a inclinação da cápsula e os mangotes de sucção e descarga. Na figura 4.3 (C) observam-se os dois acelerômetros montados na posição dos mancais de escora do motor elétrico e a cápsula, aberta para instalação do conjunto de BCS. Na figura 4.3 (D), da direita para a esquerda notam-se: o colar de injeção de ar montado ao redor

Tabela 4.1 – Variáveis medidas e instrumentos utilizados.

Variável	Significado	Instrumento	Modelo
Q1	Vazão mássica de água.	Medidor de vazão Coriolis	Micro-Motion F300S355CQBZPZZZ
P1	Pressão na entrada da cápsula.	Sensor de Pressão	PCB 1502B01FJ500PSIG
P2	Pressão de sucção da bomba do BCS.	Sensor de Pressão	PCB 1502B01FJ500PSIG
T1	Temperatura de sucção da bomba do BCS.	Termoresistência PT-100	ECIL T513
P4	Pressão na descarga da cápsula.	Sensor de Pressão	PCB 1502B01FJ500PSIG
T2	Temperatura na descarga da cápsula.	Termoresistência PT-100	ECIL T513
Q2	Vazão mássica de ar.	Medidor de vazão Coriolis	Micro-Motion CMFS015M313N2BZPCZZ
P3	Pressão na linha de ar.	Sensor de Pressão	PCB 1502B01FJ500PSIG
XS	Vibração na tubulação de água.	Acelerômetro triaxial	PCB 604B11

Tabela 4.2 – Conjunto de BCS.

Componente	Descrição
Bomba	Modelo P43, 9 estágios, série 400.
Selo/protetor	BSLSL, FSB3 XLT FER SSCV STD PN AN.
Motor	31hp/445V/45A, série 450, modelo FMHX.
Sensor de fundo (SFD)	Centrilift Centinel.

da admissão da bomba do BCS, seus seis acelerômetros, um centralizador e a tampa da cápsula.

4.1.2 Ensaio Realizados

Utilizando a infraestrutura experimental descrita, realizaram-se testes de desempenho com água e uma mistura bifásica de água-ar conforme se mostra na tabela 4.3. O método de testes aqui explicado concorda com os testes de desempenho bifásicos descritos em Verde (2011), Ricardo (2014), Foresti (2014), Biazussi (2014), Verde (2016), Garpelli (2018), Lima (2018),

Antes de iniciar os testes, circulava-se água pela cápsula de BCS. Em seguida, com

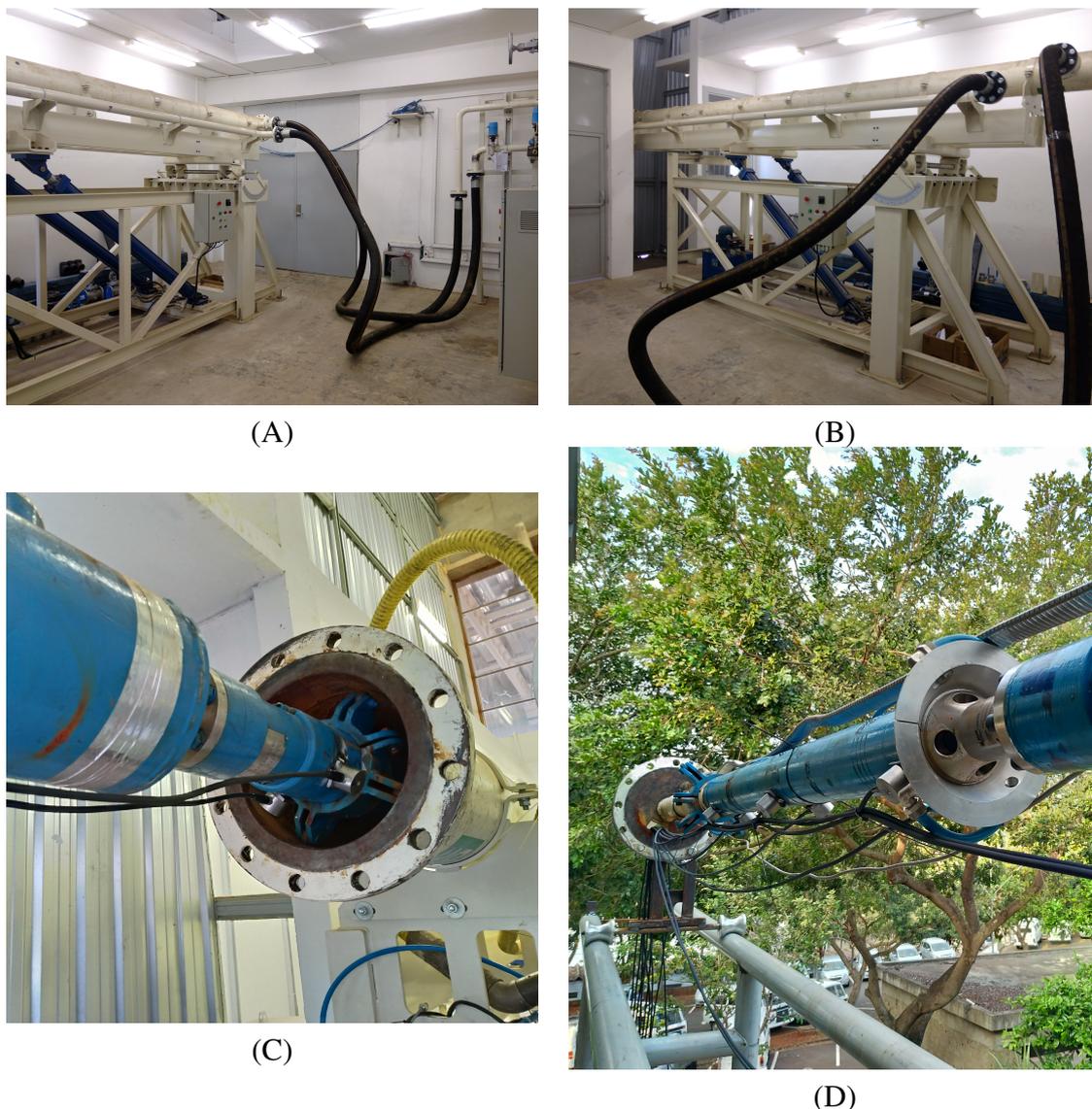


Figura 4.3 – Fotos da cápsula e do conjunto de BCS do Labvip.

a válvula V8 aberta em 45%, controlava-se a velocidade de rotação da bomba *booster* - w_b , pelo seu conversor de frequências (*variable speed driver* - VSD) até que se atingisse a pressão de sucção em P2 desejada (um dos valores da coluna " P_{in} [bar]" da tabela 4.3). Ao longo desse procedimento, visava-se que a vazão de água estivesse próxima à vazão correspondente ao BEP da velocidade de rotação estabelecida para os testes do BCS, $Q_{bep@w}$. Para que a vazão se estabelecesse próxima ao BEP, atuava-se em V8.

Uma vez estabelecidas P_{in} e $Q_{bep@w}$ procedia-se à partida do BCS. A partida foi configurada no VSD do conjunto de BCS para ser executada em rampa de 30 s desde 0 até 40 Hz. Após a partida, atuava-se em V8 e em w_b até que se reestabelesse P_{in} e a vazão fosse próxima a $Q_{bep@w}$ para 40 Hz. O conjunto era deixado nessas condições por cerca de 30 minutos.

Após essa manobra, acelerava-se o BCS até uma das velocidades de rotação busca-

das no teste de desempenho bifásico (coluna "w [rpm]" da tabela 4.3). Aumentava-se a velocidade de rotação do BCS a uma taxa de 1 Hz/min atuando em seu VSD. Durante esse processo atuava-se em w_b e em V8 para que se reestabelecem-se $Q_{bep@w}$ e P_{in} .

Estabelecidos P_{in} , w e $Q_{bep@w}$ abria-se a válvula V8 até que a diferença entre P2 e P4 fosse próxima a zero, condição chamada de *open-flow*. Isso levava a uma queda em P2 que era compensada pelo aumento da velocidade de rotação da *booster*. Quando se operava com água-ar, a pressão P3 era estabelecida em 0.5 bar acima de P2 por meio da atuação sobre V6 e em seguida abria-se a válvula V7 até que se fosse obtida a vazão de ar desejada (coluna \dot{m}_{ar} da tabela 4.3).

Em seguida, abria-se uma válvula manual localizada na tampa da cápsula. Caso houvesse ar preso no topo da cápsula, o mesmo era purgado para o tanque. Caso não houvesse era possível perceber a passagem apenas de líquido. Em seguida fechava-se essa válvula. Esse procedimento foi essencial para garantir que antes da obtenção dos dados associados a um ponto operacional, todo o ar comprimido entrava apenas na bomba e não se acumulava na cápsula. Pontos operacionais em que não era possível garantir a purga total do ar foram descartados.

Caso esse procedimento não tivesse sido adotado, haveria um erro na medição de vazão de ar. Não seria possível afirmar que a vazão de ar medida correspondia ao volume de ar que entrava na bomba do BCS. Esse erro se propagaria para a estimativa da FVG (equação 2.5).

Uma vez estabelecido o ponto operacional aguardavam-se cerca de 30 segundos e procedia-se à aquisição simultânea das variáveis mostradas na tabela 4.1 e dos sinais de vibração do BCS. A taxa de aquisição empregada foi a de 4096 Hz, o total de pontos por sinal foi 525056 resultando em um tempo total de amostragem de cerca de 128 s.

Para obtenção do próximo ponto operacional, fechava-se V8. Isso causava um aumento em P2 que era reduzida pela diminuição de w_b . Em alguns casos isso causava um aumento de \dot{m}_{ar} que era compensado pelo fechamento de V7. Ao fechar V7, muitas vezes P2 se reduzia. Para se elevar P2 aumentava-se w_b . Há aqui um processo iterativo que termina quando se reestabelecem \dot{m}_{ar} e P_{in} .

Reduzia-se a vazão de líquido até que a vazão de líquido fosse próxima a zero - condição chamada de *shut-off*, ou que o sistema se instabilizasse ao ponto de não ser possível controlá-lo - condições de *surging* e *gas-lock*. Buscaram-se onze pontos entre a condição de *open-flow* e *shut-off*.

Antes de realizar os experimentos planejava-se testar com o BCS nas inclinações de 0, 45 e 90 graus. No entanto, embora a cápsula tenha sido projetada para trabalhar na vertical, nessa condição uma porção da cápsula excedia a área delimitada pelos suportes da bancada, causando um momento de tombamento na estrutura podendo forçar os parafusos de suporte. Ademais, os mangotes ficavam muito deformados. Além disso, após certo tempo nessa inclinação a cápsula descia sem que se fosse realizado qualquer acionamento e se mantinha em 80

Tabela 4.3 – Matriz de testes.

inc.	bomba	w [rpm]	P_{in} [bar]	\dot{m}_{ar} [kg/h]	#pontos
0	original	3000	1	0, 2, 4, 6, 8.	45
			4	2, 4, 6, 8, 10, 15.	57
35	remanufaturada	2700	2	0, 2, 4, 6.	37
			4	0, 2, 4, 6, 8.	47
		3000	2	2, 4, 6, 8.	28
			4	0, 2, 4, 6, 8.	52
71	original	2700	2	0, 2, 4, 6, 8.	27
			4	0, 2, 4, 6, 8.	40
		3000	2	2, 4, 6, 8.	21
			4	0, 2, 4, 6, 8.	43

graus. Por isso optou-se por uma inclinação inferior de 71 graus como a máxima. A inclinação de 35 graus foi escolhida para que fosse intermediária entre 0 e 71 graus.

Em uma primeira sequência de testes operou-se a bancada com um torquímetro adaptado para ser instalado entre o selo/protetor e o motor elétrico. No entanto, após meses de testes observou-se que a vibração do conjunto de BCS em um dado dia excedeu anormalmente os limites da norma API (1997b). Observou-se também o aumento da corrente elétrica do motor do BCS, indicando que havia um possível travamento em algum ponto do sistema. Escutou-se um ruído anormal. Optou-se então pela interrupção dos testes e investigação acerca da causa. Nenhum dado dessa sequência de testes foi utilizado nessa tese.

Constatou-se a falha do torquímetro. Os parafusos que mantinham o torquímetro preso a sua carcaça se desprenderam e roçaram no medidor até que se desgastassem os próprios parafusos (figura 4.4 (A)), os mancais e o corpo metálico do instrumento (figuras 4.4 (C) e (D)). Como consequência, o óleo dielétrico/lubrificante do selo/protetor e do motor elétrico do BCS se contaminou com partículas metálicas (figura 4.4 (B)). Caso o BCS fosse operado nessas condições, haveria uma falha elétrica no motor. Concluiu-se que era necessário que o conjunto fosse enviado à oficina de manutenção de BCS da Petrobras em Mossoró para que o mesmo fosse reparado. Essa etapa consumiu cerca de um ano do trabalho.

Após o retorno do BCS, na segunda rodada de testes o conjunto foi operado sem o torquímetro, nas condições de 0 e 71 graus por cerca de um mês. Após uma análise preliminar dos dados concluiu-se que era necessário realizar mais testes com o conjunto inclinado, para que fosse possível avaliar a capacidade dos modelos estudados em extrapolar resultados para uma inclinação diferente (35 graus) das utilizadas para seu treinamento (0 e 71 graus).

Dessa feita, uma nova rodada de testes, com o conjunto inclinado a 35 graus foi planejada. Ao tentar partir o conjunto, a velocidade de rotação do eixo do BCS não superou 800 rpm. A corrente elétrica do motor elétrico atingiu 40 A, mesmo para tão baixa velocidade de rotação. Esse valor é próximo do limite máximo do motor. A hipótese levantada foi de travamento

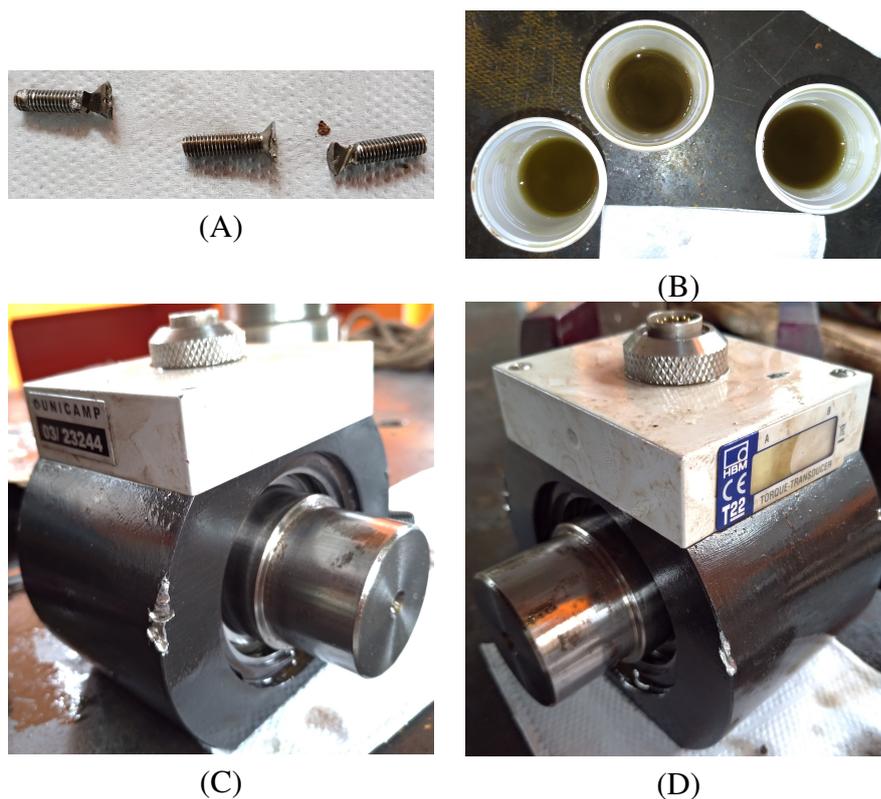


Figura 4.4 – Fotos da consequência da falha do torquímetro.

do eixo do conjunto de BCS. Alguns procedimentos foram realizados, tais como a variação do sentido de giro do conjunto, a operação em *open-flow* e *shut-off* mas sem sucesso.

Concluiu-se que seria necessário sacar o conjunto de dentro da cápsula até que se encontrasse a parte (bomba, selo/protetor ou motor) cujo eixo estava travado. Ao fazê-lo, constatou-se que o eixo da bomba (bomba original) não girava livremente, uma vez desacoplado do restante do conjunto. Como havia uma bomba sobressalente de mesmo modelo no laboratório, mas com número de estágios diferentes, foi possível desmontar ambas e trocar as partes defeituosas que causaram o travamento. A figura 4.5 (A) mostra as partes da bomba original desmontada.

Acredita-se que porque o conjunto ficou imerso em água por muito tempo sem que fosse operado isso causou a oxidação dos anéis espaçadores metálicos. Em condições normais esses não se atritariam com os mancais radiais dos difusores. Oxidados, com suas dimensões ligeiramente maiores houve atrito excessivo, causando o travamento do eixo.

Após a manutenção da bomba, a mesma (bomba remanufaturada) foi instalada novamente na cápsula, como mostrado na figura 4.5 e realizaram-se os testes com a inclinação de 35 graus. Ao longo dessa campanha, a pandemia de Sars-Covid-2 atingiu o Brasil. Isso forçou a interrupção dos testes e obtenção apenas dos pontos elencados na tabela 4.3.

Originalmente planejava-se na terceira campanha reobter os dados para as inclinações de 0 e 71 graus. Planejava-se também que na inclinação de 0 graus, a pressão na admissão



(A)



(B)

Figura 4.5 – Fotos da nova montagem.

fosse 2 e 4 bar e não 1 e 4 bar, e que nessa inclinação fosse testada a velocidade de rotação de 2700 rpm. Devido à pandemia isso não foi possível.

Ambas as bombas, original e remanufaturada, possuem 9 estágios, modelo P-43. Mas os estágios não são idênticos, devido a diferenças fabris, e assim cada bomba terá particularidades diferentes. Isso é inerente do processo de fabricação e montagem das mesmas. A bomba original foi manufaturada em uma oficina especializada, enquanto que a remanufaturada o foi por este autor. Dessa forma, teve-se que se conviver com a possibilidade de diferenças mecânicas entre ambas e com a possibilidade de isso adicionar algum efeito imprevisível na variabilidade dos dados medidos.

4.1.3 Objetivo dos Experimentos

Ao final do experimento, as séries temporais dos sinais: vibração do conjunto de BCS, pressões na sucção (P2) e descarga (P4), temperatura na sucção (T1) e as vazões mássicas de água (Q1) e ar (Q2) foram coletadas. Para estimação da FVG é necessário conhecer as vazões volumétricas na sucção da bomba.

A vazão volumétrica de água (Q_l) e ar (Q_g) na sucção pode ser obtida como:

$$Q_l = Q1/\rho_l \quad (4.1)$$

$$Q_g = Q2/\rho_g \quad (4.2)$$

Sendo que ρ_l e ρ_g representam a massa específica da água e do ar, nas condições de P2 e T1. Para o cálculo de ρ_g considerou-se o ar um gás ideal, conforme a equação 4.3, em

que P_2 é a pressão absoluta em Pascal, e T_1 a temperatura absoluta em Kelvin. A constante universal de gás perfeito R para o ar foi $287.0530 \text{ J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$

$$\rho_g = P_2 / (287.0530 \cdot T_1) \quad (4.3)$$

Para obtenção de ρ_l foi utilizado o equacionamento proposto em Cooper e Doolley (2007) e Wagner e Kretschmar (2008) aqui omitido por simplicidade. Essas relações são válidas para temperaturas entre 0 e 800°C e pressões menores ou iguais a 100 MPa.

De posse de Q_l e Q_g usando a equação 2.5 obtém-se a FVG de cada condição operacional.

Assim, ao final dos testes obteve-se um banco de dados contendo os sinais de vibração, as pressões de sucção e descarga e a temperatura de sucção. Cada um desses sinais associado a um valor médio de FVG. Com isso visa-se: buscar modelos baseados em dados que associem os sinais à FVG, identificar a relação entre os sinais e a FVG e classificar cada tipo de sinal, utilizando-se o classificador apresentado na próxima seção. Tal banco de dados é inédito para um conjunto de BCS completo.

4.2 Classificador de Sinais

Nesta seção, usando os conceitos previamente apresentados, o desenvolvimento do classificador de sinais é apresentado. Considerem-se duas estimativas para a DEP, \hat{X}_{psd1} e \hat{X}_{psd2} de um sinal amostrado y , sendo que para a primeira e para a segunda estimativa, n_{d1} e n_{d2} médias foram realizadas, respectivamente.

Se a taxa de aquisição e o número total de termos usados em cada estimativa não variam, este processo leva a duas distintas discretizações da frequência, Δf_1 e Δf_2 . As equações 4.4 e 4.5 descrevem este procedimento.

$$\hat{X}_{psd1}(f) \rightarrow n_{d1} \rightarrow \Delta f_1 \quad (4.4)$$

$$\hat{X}_{psd2}(f) \rightarrow n_{d2} \rightarrow \Delta f_2 \quad (4.5)$$

Tomando o logaritmo de cada estimativa, o resultado é descrito por uma distribuição normal, como mostrado nas equações 4.6 e 4.7.

$$\log[\hat{X}_{psd1}(f)] \sim N(\log[X_{psd1}(f)], 1/n_{d1}) \quad (4.6)$$

$$\log[\hat{X}_{psd2}(f)] \sim N(\log[X_{psd2}(f)], 1/n_{d2}) \quad (4.7)$$

Subtraindo $\log[\hat{X}_{psd2}]$ de $\log[\hat{X}_{psd1}]$ e aplicando a propriedade do logaritmo obtém-se a equação 4.8.

$$\log[\hat{X}_{psd1}(f)] - \log[\hat{X}_{psd2}(f)] = \log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right] \quad (4.8)$$

A esperança matemática para a operação de subtração é:

$$\begin{aligned} \mu = E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)] - \log[\hat{X}_{psd2}(f)]] = \\ E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\hat{X}_{psd2}(f)]] \end{aligned} \quad (4.9)$$

A variância pode ser obtida por:

$$\begin{aligned} \sigma^2 = \text{Var}[\log[\hat{X}_{psd1}(f)] - \log[\hat{X}_{psd2}(f)]] = \\ \text{Var}[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] + \text{Var}[\log[\hat{X}_{psd2}(f)]] \end{aligned} \quad (4.10)$$

Aplicando a equação 3.29 para cada estimativa e substituindo as variâncias resultantes na equação 4.10 obtém-se a equação 4.11:

$$\sigma^2 = 1/n_{d1} + 1/n_{d2} \quad (4.11)$$

Ou seja, a subtração termo-a-termo das duas estimativas da DEP obtidas à partir de um número de médias diferentes segue uma distribuição normal, com a média e a variância dadas, respectivamente, pelas equações 4.9 e 4.11. Isso pode ser resumido pela equação 4.12.

$$\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right] \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (4.12)$$

Se o sinal é aleatório ergódico e estacionário, como mostrado na tabela 3.1, não há erro de representação ao representar tal sinal pela DEP, independentemente de Δf_1 e Δf_2 e, conseqüentemente de, n_{d1} e n_{d2} . Então, a seguinte relação é válida:

$$X_{psd2}(f) = X_{psd1}(f) \quad (4.13)$$

Substituindo a equação 4.13 em 4.9, a média para esse caso é:

$$\mu = E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\hat{X}_{psd2}(f)]] = 0 \quad (4.14)$$

Substituindo as equações 4.11 e 4.14 na equação 4.12, a relação da equação 4.15, válida para sinais aleatórios ergódicos e estacionários é obtida.

$$\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right] \sim N \left(0, \frac{1}{n_{d1}} + \frac{1}{n_{d2}} \right) \quad (4.15)$$

Se o sinal é transitório, usando o erro de representação expresso na tabela 3.1, a seguinte relação se aplica:

$$X_{psd2}(f) = \Delta \cdot X_{psd1}(f) \quad (4.16)$$

Substituindo a equação 4.16 em 4.9, se obtém o seguinte:

$$\begin{aligned} \mu &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\hat{X}_{psd2}(f)]] = \\ &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\Delta \cdot \hat{X}_{psd1}(f)]] = \\ &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log(\Delta) + \log[\hat{X}_{psd1}(f)]] = \\ &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log(\Delta)] - E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] = \\ &= -\log(\Delta) \end{aligned} \quad (4.17)$$

Substituindo a equação 4.11 e o resultado final da equação 4.17 na equação 4.12, obtém-se a equação 4.18, válida para sinais transitórios.

$$\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right] \sim N \left(-\log(\Delta), \frac{1}{n_{d1}} + \frac{1}{n_{d2}} \right) \quad (4.18)$$

Se o sinal é periódico, de acordo com o erro de representação mostrado na tabela 3.1, a seguinte relação se aplica:

$$X_{psd2}(f) = X_{psd1}(f)/\Delta \quad (4.19)$$

Substituindo a equação 4.19 na equação 4.9, o seguinte é obtido:

$$\begin{aligned} \mu &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\hat{X}_{psd2}(f)]] = \\ &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)/\Delta]] = \\ &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)] - \log(\Delta)] = \\ &= E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] - E[\log[\hat{X}_{psd1}(f)]] + E[\log(\Delta)] = \\ &= +\log(\Delta) \end{aligned} \quad (4.20)$$

Seguindo os mesmos passos das outras classes de sinais, substituindo a equação 4.11 e o resultado da equação 4.20 na equação 4.12, a relação mostrada na equação 4.21 é obtida, válida para o sinal periódico.

$$\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right] \sim N \left(+\log(\Delta), \frac{1}{n_{d1}} + \frac{1}{n_{d2}} \right) \quad (4.21)$$

Até aqui, para uma variável contínua aleatória $\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right]$, o valor médio e a variância foram derivados de acordo com a classe do sinal. A tabela 4.4 apresenta um resumo dos resultados.

Tabela 4.4 – Parâmetros da função densidade de probabilidade.

Tipo de sinal	x	μ	σ^2
Periódico	$\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right]$	$+\log(\Delta)$	$\frac{1}{n_{d1}} + \frac{1}{n_{d2}}$
Aleatório		0	
Transitório		$-\log(\Delta)$	

Substituindo os valores da tabela 4.4 na equação 3.30, o gráfico da PDF para cada classe de sinal pode ser observado na figura 4.6.

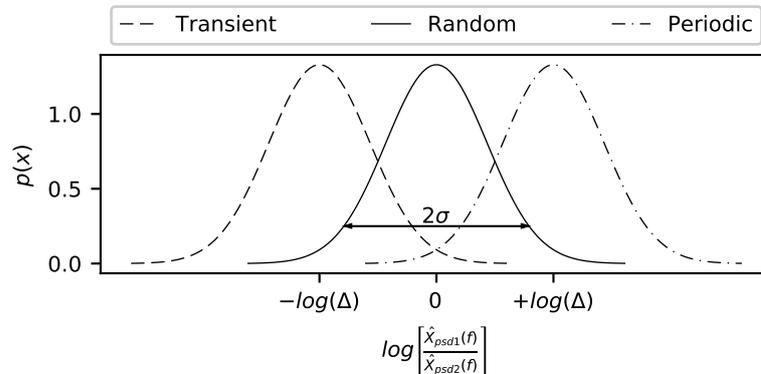


Figura 4.6 – Probability density functions for signal classes.

A figura 4.6 mostra que tomando duas estimativas da DEP para o mesmo sinal amostrado, sendo cada estimativa realizada à partir de um número diferente de médias, para a razão do logaritmo das estimativas haverá uma densidade de probabilidade associada a cada classe. Consequentemente, razões com valores próximos a $-\log(\Delta)$, 0 e $+\log(\Delta)$ tem uma densidade de probabilidade maior dentro das distribuições das classes, respectivamente, transitório, aleatório e periódico.

Também pode ser notado que em um processo no qual $\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right]$ se reduz (no decurso do tempo, por exemplo) o sinal seria classificado como periódico, aleatório e transitório, nesse sequência. A classe "aleatório" representa uma classe intermediária, de transição entre as classes "periódico" e "transitório".

As três PDFs podem ser pensadas como classificadores independentes. As PDFs proveem a densidade de probabilidade de o sinal ser transitório, aleatório ou periódico, isto é, p_{tra} , p_{ale} e p_{per} . A classe do sinal é aquela associada à maior densidade de probabilidade, para uma dada razão entre as estimativas da DEP.

Para quantificar a probabilidade associada a cada classe, uma alternativa possível seria a de integrar cada PDF entre dois valores. Ao fazer isso, três valores de probabilidades, cada qual associada a uma classe é obtido. No entanto, os classificadores são independentes, ou seja, o modelo usado para obter p_{tra} não considera a existência de outros modelos que forneçam por exemplo, p_{ale} , p_{per} ou outras densidades de probabilidades; ou seja, as probabilidades não são complementares. Para melhor compreender isso, suponha-se uma integração das três PDFs de $-\infty$ até $+\infty$. A soma dos resultados será 300%, apesar de o intervalo ser o mesmo.

Por isso, esse procedimento não será adotado. Ao invés disso, será normalizada a densidade de probabilidade da classe pela soma das densidades de probabilidade de todas as classes, conforme a equação 4.22.

$$\hat{P}_k = \frac{P_k}{\sum_{j=1}^K P_j} \quad (4.22)$$

Em síntese, para classificar uma componente espectral de uma série temporal, duas estimativas da DEP devem ser obtidas; para uma dada frequência o logaritmo da razão entre as duas estimativas é usado como variável de entrada na PDF (equação 3.30) de cada classe usando os parâmetros da tabela 4.4. Assim procedendo, três valores de densidade de probabilidade são obtidos, p_{tra} , p_{ale} , e p_{per} . Esses valores são então substituídos na equação 4.22, para estimar as probabilidades complementares para cada classe: \hat{P}_{tra} , \hat{P}_{ale} , \hat{P}_{per} .

Esse é o classificador proposto, que se encontra apresentado como um algoritmo na tabela 4.5.

4.3 Simulações Numéricas

De posse do classificador desenvolvido deseja-se testá-lo para alguns sinais simulados cuja classe é previamente conhecida, de forma a verificar a funcionalidade do classificador. Essa seção apresenta os cinco exemplos numéricos testados. No primeiro, os resultados do classificador são comparados com os resultados do trabalho de Arruda e Godoy (1989) (considerado como o estado da arte da técnica) que é o principal trabalho aprimorado com o presente classificador. O segundo exemplo apresenta o efeito da contaminação em sinais de uma classe particular com sinais de uma outra classe no desempenho do classificador. O terceiro exemplo demonstra a aplicação em um sistema linear invariante no tempo (*linear time invariant* - LTI) e como a análise das probabilidades pode ajudar na determinação de características do próprio sistema. Apesar de o classificador ter sido desenvolvido para sinais estacionários, o quarto

Tabela 4.5 – Algoritmo do Classificador.

-
1. Determinar a frequência de interesse, f , para a análise.
 2. Obter duas estimativas para a DEP ($n_d \geq 30$):
 - a) $\hat{X}_{psd1}(f) \rightarrow n_{d1} \rightarrow \Delta f_1$
 - b) $\hat{X}_{psd2}(f) \rightarrow n_{d2} \rightarrow \Delta f_2$
 3. Calcular $\Delta = \frac{\Delta f_2}{\Delta f_1}$.
 4. Obter a razão $\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right]$
 5. Obter a densidade de probabilidade para cada hipótese: p_{tra} , p_{ran} e p_{per} (equação 3.30, parâmetros da tabela 4.4).
 6. Determinar a classe e as probabilidades:
 - a) O maior valor de p determina a classe.
 - b) Aplicar a equação 4.22 em p_{tra} , p_{ran} e p_{per} para se obter \hat{P}_{tra} , \hat{P}_{ran} , \hat{P}_{per} .
-

exemplo visa avaliar o desempenho do classificador quando se analisam sinais não estacionários. No quinto exemplo se mostra como o classificador pode ajudar a determinar o tempo de amostragem adequado para um sinal estacionário.

4.3.1 Sinais Compostos por Múltiplas Frequências

Nesse experimento, semelhante ao realizado no trabalho de Arruda e Godoy (1989), três diferentes tipos de sinais com frequências diferentes foram somados. O sinal resultante terá cada uma de suas componentes classificada usando o classificador aqui proposto. A taxa de aquisição usada para simulação foi $f_s = 750$ Hz e $N = 1125000$ pontos foram gerados.

O primeiro sinal é periódico e segue a equação 4.23, onde a frequência w é equivalente a 50 Hz.

$$y_{per} = f(k) = A \cdot \text{sen}(2\pi\omega k / f_s) \quad (4.23)$$

O segundo sinal é transitório e segue a equação 4.24, onde $\lambda = 0.112$ e a frequência w é 100 Hz.

$$y_{tra} = f(k) = A \cdot \sin(2\pi\omega k/f_s) \cdot e^{(-\lambda k/f_s)} \quad (4.24)$$

O último sinal é aleatório (y_{ran}), obtido pela filtragem de um ruído branco Gaussiano filtrado com um filtro tipo *finite impulse response* (FIR) para que se obtenha um pico em aproximadamente 150 Hz. Este é o mesmo procedimento adotado no trabalho Arruda e Godoy (1989). A ordem do filtro FIR foi 2000.

O sinal resultando é a soma de y_{per} , y_{tra} , e y_{ran} e é mostrado na figura 4.7.

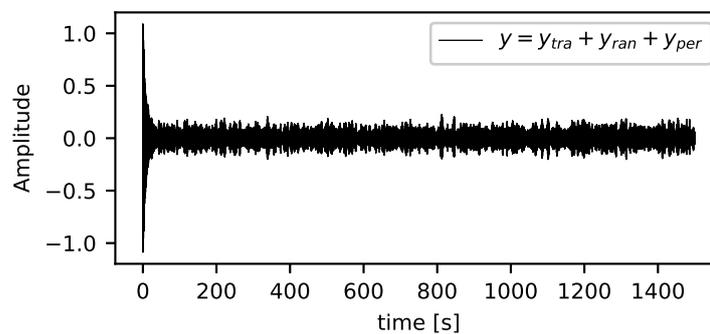


Figura 4.7 – Representação no tempo do sinal.

4.3.2 Soma de Sinais com a Mesma Frequência

Sinais de classes diferentes mas de mesma frequência (sinais mistos) ocorrem na natureza. Um exemplo é aquele de sinais corrompidos com ruído. O sinal resultante é de difícil caracterização devido ao ruído. Essa simulação visa demonstrar que o classificador é adequado para representar sinais mistos.

Nesse experimento, os sinais apresentados na tabela 4.6 foram adicionados. E e P_m representam, respectivamente, a energia do sinal (equação 4.25) e a potência média (equação 4.26).

$$E = \sum_{k=0}^{N-1} y(k)^2 / f_s \quad (4.25)$$

$$P_m = \sum_{k=0}^{N-1} y(k)^2 / N \quad (4.26)$$

Todos os sinais têm apenas componentes em 100 Hz. A taxa de amostragem e o número de amostras usados foram, respectivamente, 400 Hz e 245760 pontos. A geração dos sinais periódicos, transitórios e aleatórios seguiu o mesmo procedimento adotado no exemplo da seção 4.3.1.

Tabela 4.6 – Propriedades dos sinais.

Signal	E	P_m
y_{per}	$307.2 (E_{per})$	$0.5 (P_{per})$
$y_{tra_{small}}$	$E_{per}/2$	$P_{per}/2$
y_{tra}	E_{per}	P_{per}
$y_{tra_{large}}$	$2E_{per}$	$2P_{per}$
$y_{ran_{small}}$	$E_{per}/2$	$P_{per}/2$
y_{ran}	E_{per}	P_{per}
$y_{ran_{large}}$	$2E_{per}$	$2P_{per}$

A primeira parte desse experimento visa avaliar o efeito da contaminação de um sinal periódico (caracterizado pela equação 4.27) e sinais aleatórios na classificação do sinal resultante. Para isso, um sinal aleatório com baixa energia e potência média foi acrescido a um sinal periódico (equação 4.28). Então, a energia e a potência média do sinal aleatório foram progressivamente aumentadas (equações 4.29 e 4.30).

$$y_0 = y_{per} \quad (4.27)$$

$$y_1 = y_{per} + y_{ran_{small}} \quad (4.28)$$

$$y_2 = y_{per} + y_{ran} \quad (4.29)$$

$$y_3 = y_{per} + y_{ran_{large}} \quad (4.30)$$

A segunda parte desse experimento tem propósito semelhante a da anterior. No entanto, o objetivo será avaliar a interinfluência de sinais transitórios e periódicos. Para isso, além da equação 4.27, as equações 4.31 a 4.33 foram usadas.

$$y_4 = y_{per} + y_{tra_{small}} \quad (4.31)$$

$$y_5 = y_{per} + y_{tra} \quad (4.32)$$

$$y_6 = y_{per} + y_{tra_{large}} \quad (4.33)$$

Por fim, foi avaliado como os sinais aleatórios e transitórios são mutuamente afetados. Os sinais das equações 4.34 a 4.37 foram então gerados e o classificador aplicado.

$$y_7 = y_{ran} \quad (4.34)$$

$$y_8 = y_{ran} + y_{tra_{small}} \quad (4.35)$$

$$y_9 = y_{ran} + y_{tra} \quad (4.36)$$

$$y_{10} = y_{ran} + y_{tra_{large}} \quad (4.37)$$

4.3.3 Sistema Linear—Viga em Balanço

Nesse experimento, um sistema LTI é simulado. O sistema escolhido é uma viga em balanço; suas propriedades estão listadas na tabela 4.7.

Tabela 4.7 – Propriedades da Viga.

Propriedade	Valor
Módulo de Young	200 <i>GPa</i>
Comprimento total	15.5 <i>cm</i>
Espessura	1 <i>mm</i>
Largura	2.1 <i>cm</i>
Densidade	7860 <i>kg/m</i> ³

A viga foi modelada pelo método dos elementos finitos (MEF). Arbitrariamente quatro elementos e cinco nós foram usados. O tipo de elemento usado foi a viga de Euler–Bernoulli, no qual cada nó tem dois graus de liberdade: deslocamento vertical v e inclinação $\theta = \frac{dv}{dx}$. Como a viga é engastada em uma das extremidades, no total o sistema terá oito graus de liberdades (GDL), numerados de 0 a 7, como indicado na figura 4.8.

A matriz de massa usada foi a matriz de massa consistente. O amortecimento (C) foi modelado como proporcional a matriz de massa (M) e de rigidez (K), de acordo com a equação 4.38. Mais detalhes sobre o MEF, viga de Euler–Bernoulli e uma descrição completa de cada matriz podem ser encontrados em Kwon e Bang (2000).

$$C = 1 \times 10^{-5} \cdot (M + K) \quad (4.38)$$

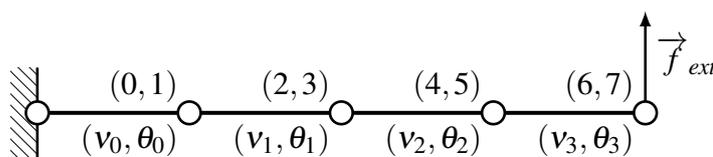


Figura 4.8 – Viga em balanço.

A função de receptância que caracteriza o sistema e representa a relação no domínio da frequência entre a força de excitação (aplicada no GDL 6) e o deslocamento (também do GDL 6) pode ser observada na figura 4.9.

Os oito picos correspondentes às frequências naturais amortecidas (w_d) puderam ser representados pelo modelo. Os valores de cada frequência natural amortecida são apresentados na equação 4.39. Um aprofundamento sobre como obter a função de receptância e w_d pode ser encontrado em Kwon e Bang (2000) e Maia e Silva (1997).

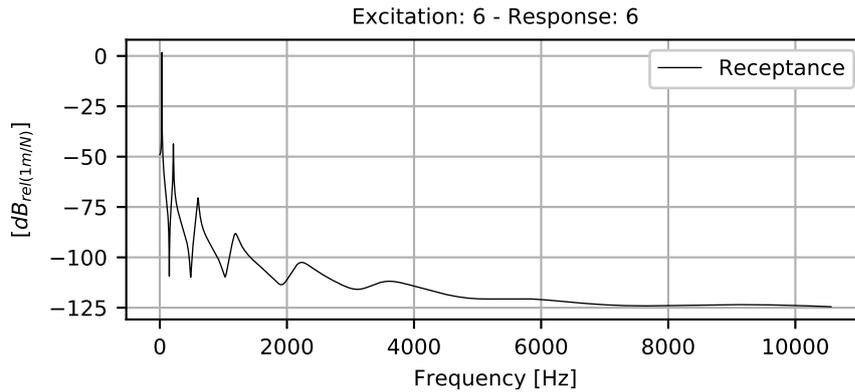


Figura 4.9 – Função de receptância da viga em balanço.

$$w_d = [33.9, 212.8, 599.7, 1182.4, \\ 2195.5, 3512.5, 5515.7, 8801.8] \text{Hz} \quad (4.39)$$

O experimento numérico consiste na aplicação de forças verticais (f_{ext}) no GDL 6, como mostrado na figura 4.8 e obter o deslocamento vertical no mesmo nó, usando a solução da equação diferencial do sistema, equação 4.40. Nessa, u representa o vetor formado pelos deslocamentos e inclinações de todos os nós. Foi considerado que o sistema parte do repouso, i.e.: $u(t=0) = 0$ e $\dot{u}(t=0) = 0$.

$$M \cdot \ddot{u} + C \cdot \dot{u} + K \cdot u = f_{ext} \quad (4.40)$$

O sistema foi simulado considerando que as forças aplicadas possuem apenas uma componente em 100 Hz e 245760 pontos foram gerados usando uma taxa de amostragem de 300 Hz.

Três forças, f_{tra} , f_{ran} e f_{per} foram aplicadas separadamente, cada uma classificada pelo classificador desenvolvido, respectivamente, como transitória, aleatória e periódica. Para cada força a solução da equação diferencial foi obtida e o classificador aplicado a v_3 ,

4.3.4 Sinais Não-Estacionários

Nesse experimento, o desempenho do classificador é avaliado quando o mesmo classifica dois sinais não estacionários, apesar de ter sido desenvolvido para classificação de sinais estacionários.

O primeiro é um sinal tipo *chirp linear*, descrito pela equação 4.41, na qual ω_0 e ω_1 representam, respectivamente, as frequências iniciais e finais no tempo inicial e no tempo final (T). A taxa de variação da frequência é equivalente à k e segue a equação 4.42.

$$y_{chirp}(t) = \sin \left[2\pi \left(\omega_0 t + \frac{k}{2} t^2 \right) \right] \quad (4.41)$$

$$k = \frac{\omega_1 - \omega_0}{T} \quad (4.42)$$

Para o sinal simulado, consideraram-se os parâmetros, $\omega_0 = 20$ Hz, $\omega_1 = 40$ Hz, taxa de aquisição de 200 Hz, 3000 pontos.

O próximo teste consiste na classificação de um sinal não estacionário, descrito pela equação 4.43. O fator determinístico $a(k)$ é apresentado pela equação 4.44. O sinal estacionário y_{ran_s} é obido da mesma maneira que na seção 4.3.1, mas para uma frequência de 20 Hz.

$$y_{ran_ns}(k) = y_{ran_s} \cdot a(k) \quad (4.43)$$

$$a(k) = 1.025 \cdot k \quad (4.44)$$

4.3.5 Escolha do Tempo de Amostragem

Um ponto de dificuldade na aquisição de sinais se refere a seleção do tempo de medição adequado para a caracterização do sinal. Esses exemplos dessa seção visam ilustrar como o classificador desenvolvido pode ser utilizado para esta finalidade.

Os sinais estudados são y_{tra} , y_{ran} , e y_{per} da seção 4.3.2 e têm 245760 pontos. As simulações dessa seção envolveram a seleção de janelas de observação com n termos, em que n pertence a um subconjunto cujo valor inicial, final e o passo entre os valores correspondem a n_{ini} , n_{fin} , e ps , respectivamente, de acordo com a equação 4.45. Todas as janelas começam do primeiro termo do sinal.

$$n \leq N \mid n \in (n_{ini} = N/20, n_{fin} = N, ps = N/20) \quad (4.45)$$

O classificador foi então aplicado a cada segmento de sinal. Ao fazer isso foi possível avaliar as probabilidades de cada classe como função do comprimento do sinal (ou tempo de amostragem, T , já que as variáveis se relacionam pela equação 4.46).

$$T = N/fs \quad (4.46)$$

4.4 Treinamento de Modelos Tipo ϵ -ESVR

Esse método tem duas etapas, pré-processamento dos sinais e treinamento. No total, como se observa somando a coluna $\#pontos$ da tabela 4.3, foram obtidos 392 pontos operaci-

onais (101 - 0°, 160 - 35°, 131 - 71°), para cada ponto operacional foram obtidos os sinais de vibração de 10 acelerômetros que medem em 3 direções.

A partir de cada sinal de vibração (com N termos), obteve-se a DEP (utilizando o periodograma de Welch, número de pontos por segmento igual a $N/30$ e passo equivalente a $N/60$). Isso resulta em 8750 raias espectrais para cada DEP. Assim, a matriz X contendo todos os 392 pontos experimentais tem 11760 linhas ($392 \text{ pontos} \times 10 \text{ sensores} \times 3 \text{ direções de medição} = 11760$) e 8750 colunas, isto é, $X \in \mathbb{R}^{(11760,8750)}$.

Para cada ponto operacional foram obtidas as médias no tempo dos sinais de pressão de descarga e sucção, temperatura de sucção e vazões volumétricas de água e ar. Com base nos valores médios foram obtidas estimativas para a FVG (y). Dessa forma, $y \in \mathbb{R}^{(11760,1)}$. Os modelos treinados realizam mapeamentos do tipo $X \mapsto y$.

Os dados foram divididos em um conjunto de treinamento e de testes, como será detalhado na seção 4.7. Os dados de treinamento foram divididos em dois subconjuntos, um de treinamento (tr) com 80% dos dados e um de validação cruzada (cv) com 20%. Para validação cruzada utilizou-se o método do *hold-out* (GÉRON, 2019).

Adotou-se a normalização de X , conforme equação 4.47 em que μ_i e σ_i se referem, respectivamente, à média e ao desvio padrão de todos os termos da i -ésima coluna de X (X_i).

$$\bar{X}_i = \frac{X_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (4.47)$$

Com base nesses subconjuntos de dados pré-processados, partiu-se para o treinamento dos modelos ε -ESVR. Para o AG foi considerada uma população de 20 indivíduos, chance de mutação de 20%, força de mutação equivalente a 0.2 e 2 herdeiros. Considerou-se o modelo como treinado após o decorrer de 300 gerações ou caso o MSE avaliado no conjunto de validação cruzada aumentasse ou parasse de diminuir.

4.5 Treinamento de Modelos Baseados em \hat{P}_{ale}

Dado um sinal de vibração, de posse do classificador de sinais é possível encontrar para cada componente de tal sinal sua probabilidade em ser aleatória, \hat{P}_{ale} . Acredita-se que essa característica possua relação com a FVG.

Diversos modelos que realizam o mapeamento $\hat{P}_{ale} \mapsto FVG$ serão avaliados. Para tanto, primeiramente os subconjuntos de dados utilizados para treinamento e testes são divididos. Esse procedimento será detalhado na seção 4.7.

Uma vez definido um subconjunto de treinamento contendo alguns pontos operacionais relativos a alguns sensores e inclinações obtém-se para cada sinal de vibração os valores

de \hat{P}_{ale} e FVG. Para obtenção de \hat{P}_{ale} são utilizadas duas DEPs, uma obtida à partir de 30 médias (DEP_{nd1}) e a outra à partir de 60 (DEP_{nd2}).

Selecionam-se apenas os valores de \hat{P}_{ale} em algumas frequências consideradas mais relacionadas a FVG. Para tanto utilizam-se dois critérios. O primeiro critério define que são selecionadas as componentes cujos coeficientes de correlação de Person ou Spearman são maiores que 0.2. Coeficientes avaliados entre FVG e \hat{P}_{ale} . O segundo critério define que são selecionadas apenas as componentes associadas a picos. Para detecção dos picos faz-se uma varredura em intervalos espaçados 1 Hz um do outro. Dentro desse intervalo considera-se um pico a componente que possui amplitude maior que a média da amplitude de todas as componentes da DEP do sinal. Os dois critérios de seleção resultam em dois subconjuntos diferentes de componentes selecionadas. Ao final toma-se como componentes apenas a interseção desses subconjuntos.

Esse procedimento é importante para o adequado funcionamento do classificador. Como já apresentado, para certa frequência, a quantidade que define a \hat{P}_{ale} é baseada na razão entre DEP_{nd1} e DEP_{nd2} naquela frequência. Suponha-se uma componente do sinal com valor muito próximo a zero. Ao representá-la pelas DEPs o valor obtido nunca será idêntico a zero, pois haverá: erros relacionados ao instrumento de medição, ruído na medição, erros de digitalização e erros devido à representação de números em computador digital. Dessa forma a razão entre as duas DEPs poderá resultar em um número imprevisível. Mesmo se não houvesse tais erros e as estimativas representassem com exatidão o fenômeno, isto é, se se obtivesse 0 para as duas representações, para a estimativa de \hat{P}_{ale} seria obtido 0 dividido por 0, que é indefinido.

Com as variáveis selecionadas parte-se para o treinamento de modelos do tipo sigmoide, ε -ESVR e MLP. O modelo sigmoide segue a equação 4.48.

$$\hat{y} = \frac{1}{1 + e^{-[X \times w + b]}} \quad (4.48)$$

Essa função foi escolhida porque representa uma relação não-linear e existe entre 0 e 1, mesma faixa de valores possíveis para a FVG. No treinamento dos modelos, obtém-se w e b que minimizam o erro médio quadrático entre a FVG real (y) e a FVG estimada (\hat{y}).

A rede neural treinada é do tipo perceptron de múltiplas camadas (*multi layer perceptron* - MLP) com 3 camadas, respectivamente com 7, 7 e 1 neurônios em cada, sendo a função de ativação a função sigmoide. Assim como para o treinamento da sigmoide, foi utilizado o método de Adam (KINGMA; BA, 2014), com taxas de aprendizado e de decaimento exponencial para o primeiro momento equivalentes a 0.001 e 0.5.

4.6 Treinamento de Modelos Baseados em HMM

Esse método consiste em treinar HMMs, utilizar tais modelos como extratores de características e utilizar tais características para o treinamento de um dentre quatro tipos de mo-

delos adicionais possíveis. O método é composto por nove etapas. Os métodos de treinamento dos HMMs e dos modelos consecutivos seguem os fluxogramas, respectivamente das figuras 4.10 e 4.11.

A primeira etapa do treinamento dos HMM consiste em pré-processar o sinal de vibração. Para cada sinal obtém-se sua transformada de Fourier de tempo curto (*short-time Fourier transform* - STFT). Foram consideradas 30 divisões do sinal no tempo, com 50% de sobreposição entre os segmentos, resultando em uma STFT que representa 59 instantes com 8750 raias espectrais.

Um exemplo da STFT assim obtida pode ser vista na figura 4.12 (A). Nota-se que a maioria dos fenômenos para esse exemplo se encontra até 1000 Hz. A ampliação entre 0 e 1000 Hz está mostrada na figura 4.12 (B). Nota-se uma faixa entre 700 e 800 Hz com eventos com diferentes características, mostrada na figura 4.12 (C). Observa-se que a frequência principal de algumas componentes oscila em torno de seu valor central, fenômeno semelhante à variação dos formantes observados na vocalização humana. Nota-se ainda que as amplitudes não são constantes e bandas laterais estão presentes. Algumas componentes, como aquela por volta de 760 Hz parecem pulsar, como mostrado em detalhes na figura 4.12 (D). Como a quantidade de dados e sensores é muito extensa, os demais gráficos foram omitidos, embora observações semelhantes tenham sido feitas.

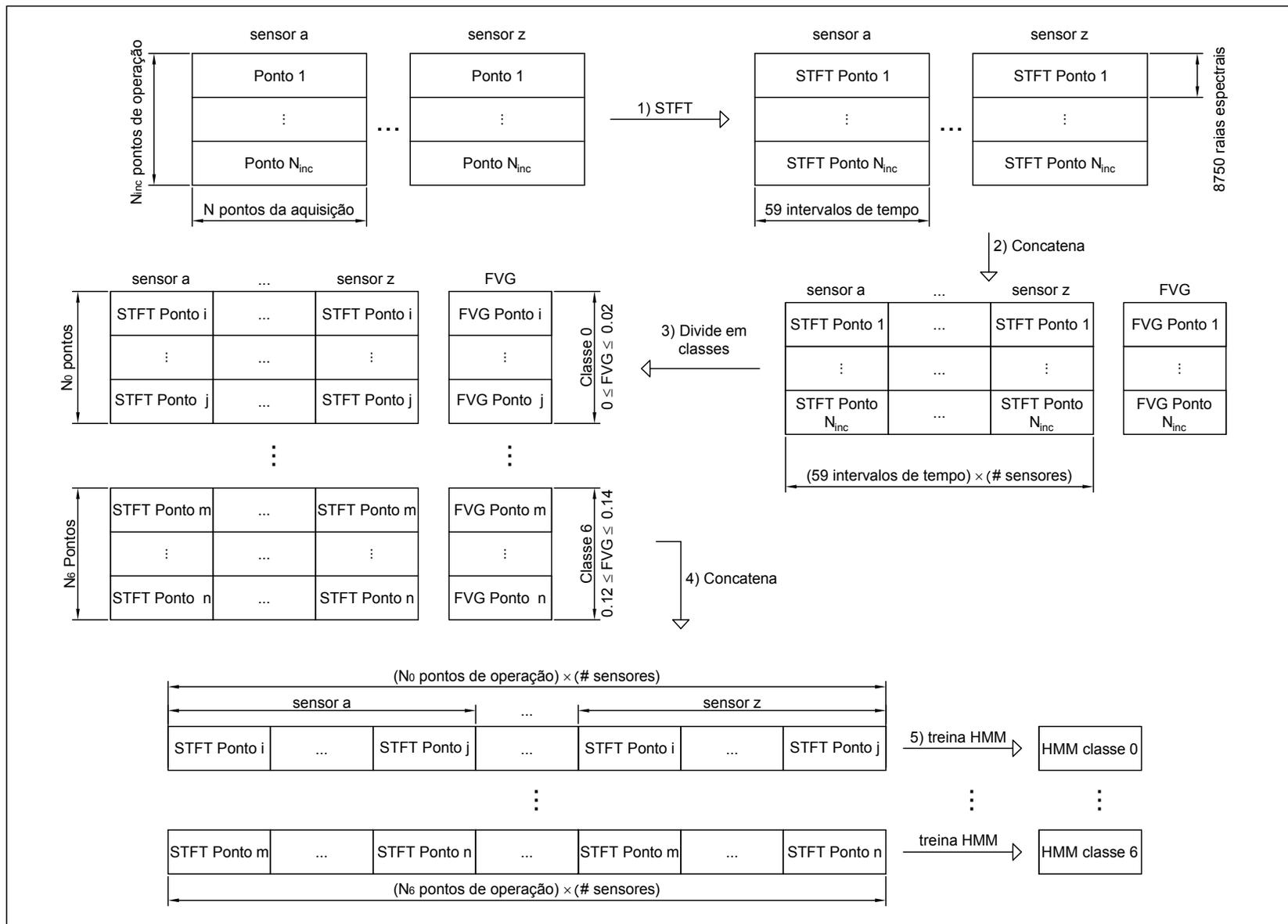


Figura 4.10 – Treinamento dos HMM.

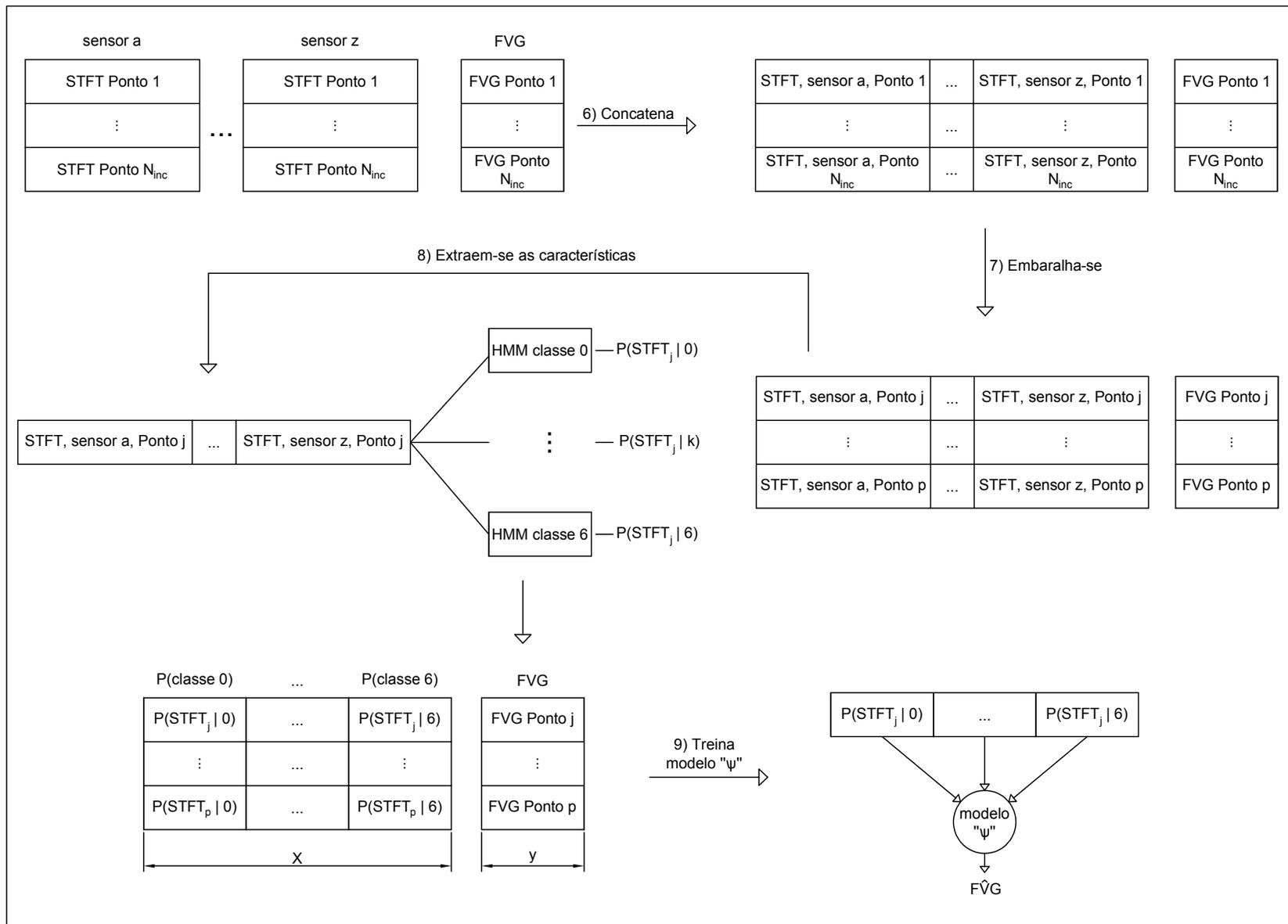


Figura 4.11 – Treinamento dos modelos subsequentes.

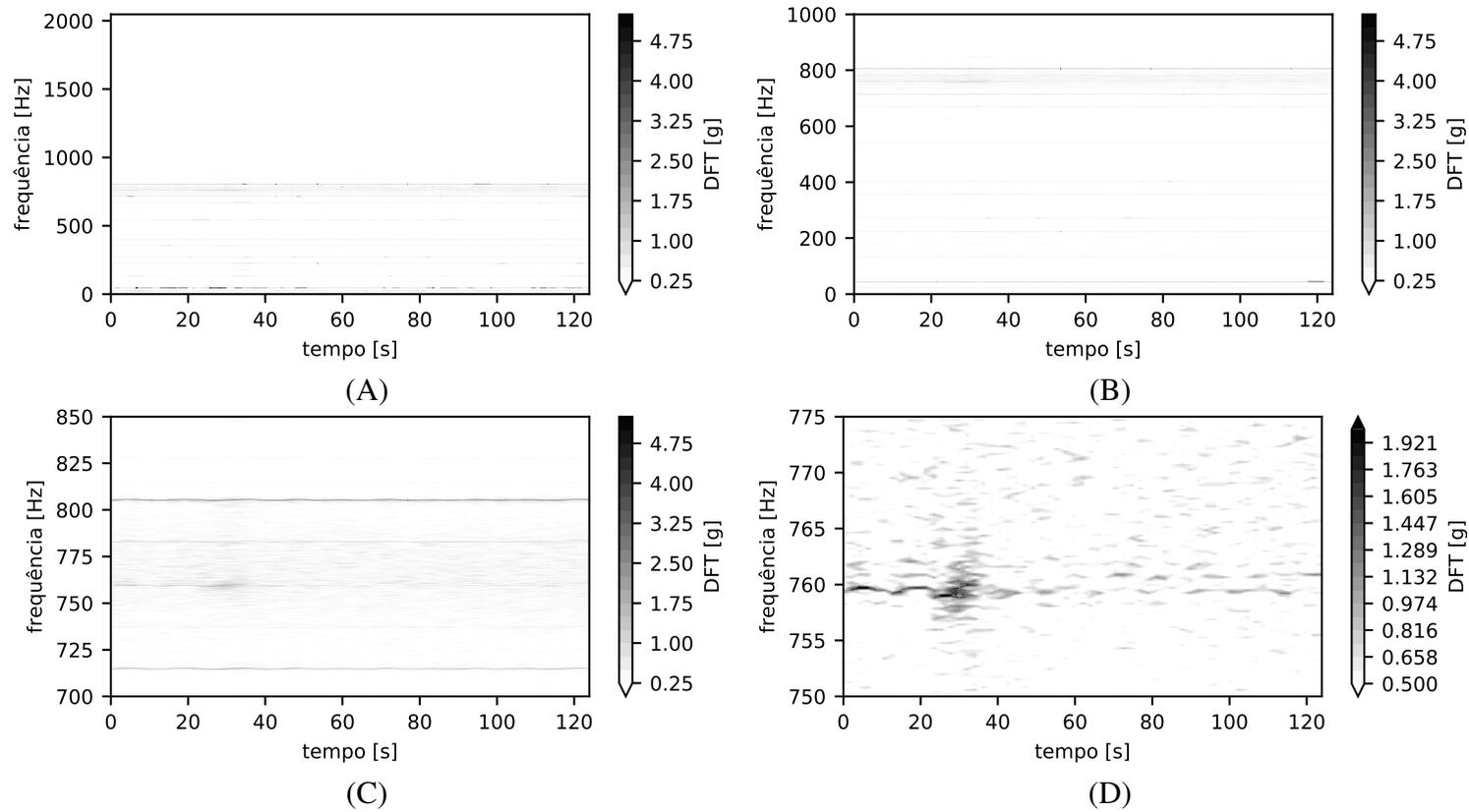


Figura 4.12 – Espectrogramas para o sensor BCS4Z, $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 1.881$ bar, cápsula a 35° , $m_g = 3.917$ kg/h, $m_l = 19208.40$ kg/h, $FVG = 5.778\%$: (A) Completo; (B) Ampliação entre 0 e 1000 Hz; (C) Ampliação entre 700 e 850 Hz; (D) Ampliação entre 750 e 775 Hz.

Esses gráficos, além de evidenciar semelhanças com o sinal de voz, mostram padrões semelhantes aos observados nos sinais de pressão, figuras 2.9 e 2.8 (GARPELLI, 2018) e de deformação, figura 2.10 (LIMA, 2018), embora em frequências distintas.

Na segunda etapa do método, primeiramente selecionam-se as componentes cujo módulo dos coeficientes de correlação de Pearson ou Spearman sejam maiores que 0.2. Isso é feito visando selecionar apenas as componentes espectrais das STFTs mais relacionadas a FVG. Em seguida normaliza-se cada raia espectral usando como referência as componentes espectrais dos dados para escoamento monofásico de água. Feito isso, agrupam-se as STFTs dos sensores relativas a um mesmo ponto de operação.

No problema de reconhecimento de palavras faladas, treina-se um HMM para cada palavra que se visa identificar à partir de um sinal de pressão acústica. É, portanto um problema de classificação. Para tornar compatíveis esse problema e o de estimação de FVG, na terceira etapa divide-se a FVG em classes. Cada classe representa uma faixa de FVG igual a 0.02. A classe 0 se refere ao intervalo em que $0 \leq FVG < 0.02$, a classe 1 ao intervalo $0.02 \leq FVG < 0.04$ e assim sucessivamente até a classe 6, em que $0.12 \leq FVG < 0.14$. Cada classe possuirá, portanto, uma quantidade diferente de pontos.

Na quarta etapa concatenam-se as STFTs relativas a um grupo de sensores e pontos operacionais pertencentes a uma dada classe. Esse conjunto de observações em série forma a matriz de observação que será utilizada na quinta etapa para treinamento do HMM referente a cada classe.

Foram utilizadas HMM do tipo esquerda-direita com três ou cinco estados. Na figura 4.13 mostra-se um HMM com cinco estados. A arquitetura esquerda-direita é comumente empregada para modelagem de palavras faladas Yoma (1993).

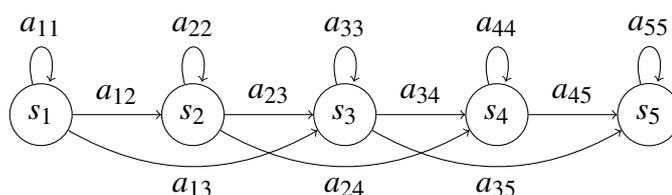


Figura 4.13 – HMM do tipo esquerda-direita com 5 estados.

A inicialização aplicada para a matriz de transição e para o vetor de estados iniciais seguiu, respectivamente, as equações 4.49 e 4.50, conforme Yoma (1993).

$$A = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.05 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0 & 0.90 & 0.05 & 0.05 & 0 \\ 0 & 0 & 0.95 & 0.05 & 0.05 \\ 0 & 0 & 0 & 0.90 & 0.10 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.49)$$

$$\pi = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \quad (4.50)$$

Na sexta etapa as STFTs são concatenadas e na sétima os pontos são embaralhados, mas mantendo a relação entre STFT e FVG, visando evitar a formação de uma relação acidental entre pontos. Na oitava etapa, utiliza-se cada HMM como extrator de características. Algumas STFTs de um subconjunto de sensores são apresentadas a cada um dos sete HMMs obtidos após a etapa 5. Utilizando os algoritmos *backward* ou *forward* estima-se a probabilidade dessa observação ter sido gerada por cada modelo e aplica-se a esse valor o logaritmo natural. Dessa forma obtém-se a verossimilhança de cada modelo.

Cada STFT possui dimensão $\mathbb{R}^{(59,8750)}$, após a apresentação aos sete modelos HMM, obtém-se um vetor de características com dimensão \mathbb{R}^7 , em que cada característica é o logaritmo da probabilidade da observação ter sido gerada por um modelo (verossimilhança).

Ao final da etapa oito, obtém-se a matriz de características X com dimensões $\mathbb{R}^{(N_{inc},7)}$, em que N_{inc} é o número de pontos de operação de uma inclinação.

Na etapa nove busca-se uma associação $X \mapsto y$, em que y é a FVG. Para esse fim, normaliza-se a matriz X segundo a expressão 4.47 e quatro mapeamentos distintos são propostos.

No primeiro mapeamento utiliza-se a função Sigmoide, descrita pela equação 4.48. O modelo resultante da utilização da HMM e da função sigmoide será referido daqui em diante como HMM-S.

No segundo mapeamento atribui-se a uma observação a FVG do modelo de maior verossimilhança. Por exemplo, observações cujo modelo com maior verossimilhança é o que representa a classe 2 terão FVG equivalente a 0.4. Esse modelo, resultante da associação do HMM e subsequente classificação será referido como HMM-C.

No terceiro mapeamento treina-se um modelo ε -ESVR à partir das características extraídas pelos HMM. Esse modelo será referido como HMM- ε -ESVR.

No quarto mapeamento treina-se uma rede neural MLP com 3 camadas, respectivamente com 7, 7 e 1 neurônios em cada, sendo a função de ativação a função sigmoide. Assim como no método HMM-S, Foi utilizado o método de Adam (KINGMA; BA, 2014), com taxas de aprendizado e de decaimento exponencial para o primeiro momento equivalentes a 0.001 e 0.5. Denominou-se esse método como HMM-MLP.

Há mais semelhanças entre o problema de reconhecimento de palavras faladas e o problema de estimação de FVG. No cenário de reconhecimento de palavras faladas (denominado cenário A), uma palavra é falada (fala ou elocução) por diferentes indivíduos (locutores). Os sinais de pressão sonora de várias elocuições de uma mesma palavra emitidas por diversos locutores são obtidos e busca-se obter modelos que realizem a associação entre os sinais e cada palavra. Deseja-se que independentemente do locutor e da elocução, uma palavra proferida seja reconhecida corretamente.

Esse problema possui semelhanças com o de identificação de FVG no BCS utilizando sinais de vibração (denominado cenário B). Cada sensor poderia ser tratado como um locutor diferente. A FVG de um ponto de operação representaria uma palavra. O sinal de vibração mecânica obtido em uma dada condição de operação estaria para o cenário B assim como o sinal de pressão sonora está para o cenário A. Aqui visa-se obter modelos que associem os sinais de vibração à FVG.

Dois subproblemas podem ser tratados à partir do cenário B. No primeiro, problema 1, o sensor é análogo ao locutor do cenário A e busca-se, portanto, independentemente do sensor que uma mesma FVG seja identificada corretamente. Essa abordagem visa avaliar a falta de generalização para sensores diferentes, um problema observado para o estado da técnica.

No problema 2 considera-se o conjunto união dos dados de todos os sensores obtidos para uma certa inclinação como um único locutor. Diferentes inclinações estariam para o cenário B assim como diferentes locutores estão para o cenário A. Essa abordagem visa avaliar a falta de generalização para inclinações diferentes observado no estado da técnica da estimação da FVG utilizando sinais de vibração.

Para avaliar o desempenho dos modelos propostos será utilizada a divisão de dados apresentada na seção seguinte.

4.7 Divisão dos Dados e Nomenclatura dos Modelos

Um dos objetivos desse trabalho é avaliar a funcionalidade dos métodos para dois problemas: (1) quando se treina um modelo com alguns sensores e se testa o modelo para sensores diferentes; (2) quando se treina um modelo para algumas inclinações e se testa o modelo para uma inclinação diferente.

As matrizes X e y foram então divididas em dois conjuntos, de acordo com cada problema. Um deles será utilizado para treinamento e o outro para testes (ts). Os dados de treinamento serão separados dos dados de testes de acordo com o problema em análise, como mostrado a seguir.

4.7.1 Problema 1

Para o problema 1, utilizaram-se os dados relativos aos 131 pontos de operação na inclinação de 71° . Foram formados três subconjuntos que serão usados para treinamento, cada um composto por dados dos seguintes sensores:

(X) B1X, B2X, B3X, P7X e M9X;

(Y) B1Y, B2Y, B3Y, P7Y e M9Y;

(Z) B1Z, B2Z, B3Z, P7Z e M9Z.

O conjunto de teste (ts), por sua vez se associa a algum dos sensores:

(X) B4X, B5X, B6X, P8X e M10X;

(Y) B4Y, B5Y, B6Y, P8Y e M10Y;

(Z) B4Z, B5Z, B6Z, P8Z e M10Z.

Dessa forma, treina-se um modelo com dados de sensores que medem em certa direção (X, Y ou Z) e testa-se o mesmo com dados de sensores que medem na mesma direção, mas estão posicionados à 90° desses (referir-se à figura 4.2).

Para o caso de modelos baseados em HMM, avaliaram-se também duas arquiteturas esquerda-direita. Uma com 3 estados, a outra com 5.

4.7.2 Problema 2

Para o problema 2, foram utilizados subconjuntos de dados de duas inclinações dentre as três possíveis. Nomearam-se os subconjuntos como 1, 2 ou 3, se referindo, respectivamente aos seguintes pares de inclinações ($0^\circ, 35^\circ$), ($0^\circ, 71^\circ$), ou ($35^\circ, 71^\circ$). O conjunto de teste associado a cada subconjunto é formado pela inclinação deixada de fora do treinamento.

Dessa forma treinam-se modelos com dados de sensores em algumas inclinações e testam-se os modelos com dados dos mesmo sensores, mas em uma inclinação diferente.

Para os modelos de referência ε -ESVR será apresentado apenas os resultados obtidos para o subconjunto 1, pois os resultados obtidos foram muito semelhantes quando se utilizaram os demais subconjuntos.

É possível especificar subconjunto de dados obtidos em cada parte do BCS. Assim procedendo, o grupo formado pelos sensores localizados em todas as partes, pelos sensores da bomba, do protetor e do motor são referidos, respectivamente, pelas letras, T, B, P, M.

Definido um subconjunto de inclinações e sensores, seleciona-se a direção de medição que será utilizada. Assim formam-se três subconjuntos: X, Y ou Z, em que cada letra representa a direção de medição dos sensores.

Dessa forma, para o problema 2 são possíveis os subconjuntos: 1,2,3, referentes às inclinações; T, B, P, M, relacionados a um subgrupo de sensores localizados em uma parte do BCS e X, Y, Z, relativos à direção de medição do sensor. Combinando em série os indicadores de subconjuntos dos dados, obtém-se o código dos modelos avaliados. A nomenclatura dos modelos será detalhada na seção seguinte.

4.7.3 Nomenclatura dos Modelos

Para o problema 1 os modelos são denominados por meio de um código com até quatro termos (posições - pos.). Para o problema 2, o código tem cinco termos. A figura 4.14 apresenta um fluxograma para determinação do código dos modelos.

Como exemplo serão explicados códigos de dois modelos arbitrários para os problemas 1 e 2. O código HMM- ϵ -ESVR-1X3, por exemplo, significa que utilizou-se HMM para extração de características e que essas foram utilizadas como entrada para um modelo ϵ -ESVR. Visava-se avaliar o problema 1 e, portanto, foram utilizados os dados da inclinação de 71° dos sensores que medem na direção X. O modelo HMM possuía 3 estados.

O código \hat{P}_{ale} -MLP-21TZ significa que a característica extraída à partir dos sinais de vibração foi \hat{P}_{ale} e que a mesma foi utilizada como entrada para um modelo MLP. Visava-se avaliar o problema 2 e foram utilizados para treinamento os dados das inclinações de 0° e 35° de todos os sensores na direção Z.

Para o problema 1, a posição 4 só se aplica para modelos HMM. Para o problema 2, quando se utilizou o modelo de referência ϵ -ESVR apenas as inclinações de 0° e 35° (equivalente ao código 1 da posição 3) foram utilizadas, como explicado na seção anterior.

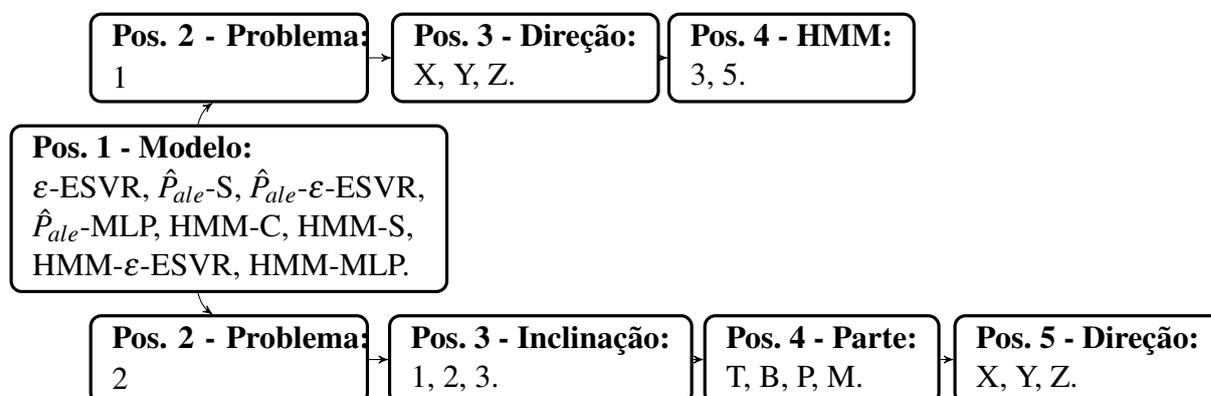


Figura 4.14 – Nomenclatura dos modelos.

4.8 Avaliação dos Modelos

Os modelos serão avaliados sob a ótica do erro médio quadrático (*mean square error* - MSE), sendo o erro definido pela equação 4.51 e o MSE pela equação 4.52. Um modelo é tão melhor, quanto menor for seu MSE avaliado no subconjunto de testes.

$$e_i = \hat{y}_i - y_i \quad (4.51)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (4.52)$$

Em termos práticos, para o monitoramento do BCS não há muita diferença se estima-se uma FVG, por exemplo, entre 10% ou 14% e a FVG verdadeira é 12%. Por isso, considerou-se um modelo adequado quando o valor estimado está contido em uma faixa cujo erro absoluto é menor que 0.02. Critério expresso pela desigualdade $y - 0.02 \leq \hat{y} \leq y + 0.02$.

Analisou-se também o histograma do erro absoluto. Um modelo é melhor quando muitas amostras possuem baixo erro absoluto, ou seja, quando a mediana do erro absoluto avaliado no subconjunto de testes (\tilde{E}_{ts}) é pequena.

Para avaliar o desempenho dos modelos e realizar a comparação entre esses utilizou-se o coeficiente de determinação, R^2 , expresso pela equação 4.53 em que \bar{y} representa a média de y , como definido em Rao *et al.* (1973).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N e_i^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.53)$$

A figura 4.15 apresenta alguns exemplos de modelos com seus respectivos coeficientes R^2 . O modelo y_0 representa aquele cuja estimativa é equivalente ao valor real e possui R^2 equivalente a um. Quando a predição é uma reta horizontal equivalente ao valor médio de y , como exemplificado pelo modelo y_1 , R^2 equivale a zero. Os modelos y_2 e y_3 , com R^2 menores que zero possuem desempenho inferior ao dessa reta horizontal.

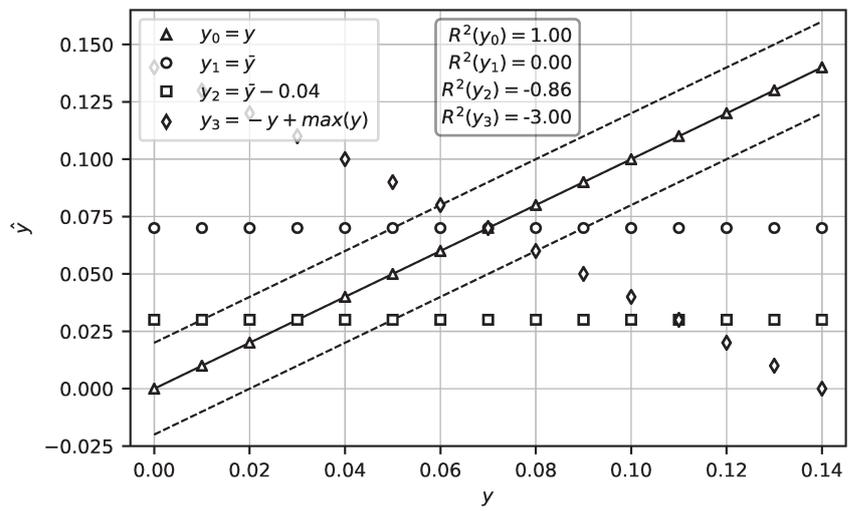


Figura 4.15 – R^2 obtidos para exemplos de modelos.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesse capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia proposta.

5.1 Simulações Numéricas

5.1.1 Sinais Compostos por Múltiplas Frequências

Uma estimativa para a PSD de y obtida usando $n_d = 30$ é mostrada na figura 5.1. Como o sinal é composto pela soma de três sinais em frequências diferentes, três picos podem ser observados, como esperado.

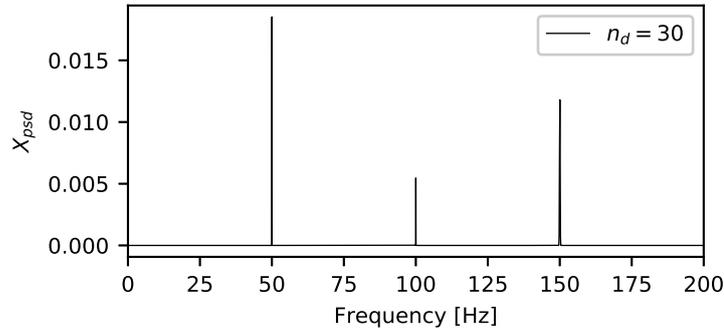


Figura 5.1 – PSD do sinal.

Utilizando o classificador para cada uma das frequências, as probabilidades encontradas são apresentadas na tabela 5.1. Há 99% de probabilidade das componentes a 50 e 100 Hz serem, respectivamente, periódica e transitória. Para a componente a 150 Hz, há 98% de chance de ser aleatória.

Tabela 5.1 – Resultados da análise.

$f[Hz]$	\hat{P}_{tra}	\hat{P}_{ran}	\hat{P}_{per}
50	0.00	0.01	0.99
100	0.99	0.01	0.00
150	0.01	0.98	0.01

Uma visualização gráfica da obtenção das densidades de probabilidade é mostrada nas figuras 5.2–5.4. Nessas, a linha pontilhada vertical cruza o eixo das abscissas no valor encontrado para a razão $\log \left[\frac{\hat{X}_{psd1}(f)}{\hat{X}_{psd2}(f)} \right]$, obtido para $n_{d1} = 30$ e $n_{d2} = 60$.

Como conclusão desse experimento, cada pico foi corretamente classificado, em acordo com o encontrado por Arruda e Godoy (1989), indicando o correto funcionamento do classificador.

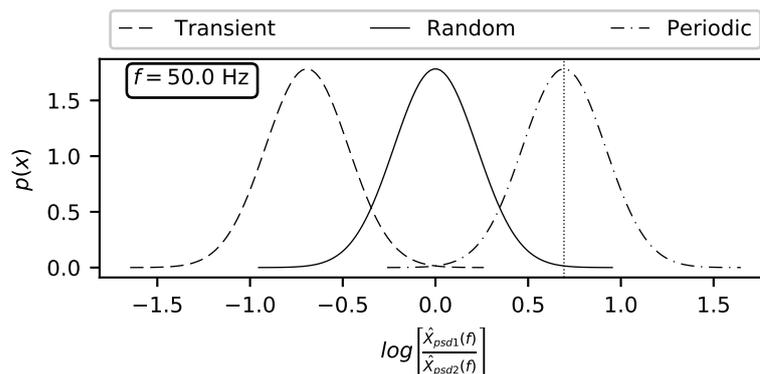


Figura 5.2 – Classificação da componente a 50 Hz.

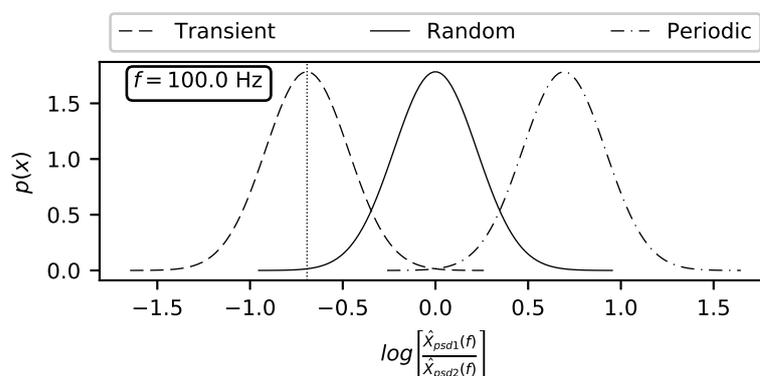


Figura 5.3 – Classificação da componente a 100 Hz.

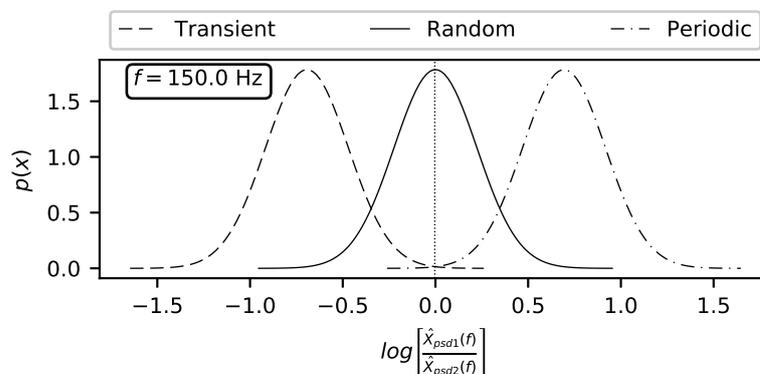


Figura 5.4 – Classificação da componente a 150 Hz.

5.1.2 Soma de Sinais com a Mesma Frequência

As probabilidades encontradas aplicando o classificador para os sinais, y_0 a y_3 de cada classe são listadas na tabela 5.2. Deve ser notado que a probabilidade de o sinal ser periódico é reduzida e que sua probabilidade de ser aleatório aumenta a medida que o sinal aleatório é adicionado. A classe mais provável para o sinal é sempre "periódica" e a segunda mais provável é "aleatória".

Para os sinais da segunda parte do experimento, os resultados obtidos mostram que a medida que o sinal periódico é corrompido com um sinal transitório, a probabilidade do sinal

ser periódico se reduz, enquanto a de ser aleatório aumenta.

A energia e a potência média do sinal transitório adicionado não foram grandes o suficiente para que houvesse uma transição completa entre as classes "periódica" e "transitória". Para y_6 , a classe resultante foi "aleatória". Como discutido na seção 4.2, à luz do classificador proposto, a classe "aleatória" também representa uma classe de transição entre as classes "periódica" e "transitória".

Para os sinais da última parte desse experimento, adicionando-se o sinal transitório no sinal aleatório reduz-se a probabilidade do sinal ser aleatório e aumenta-se sua probabilidade de ser transitório, à medida que a energia do sinal transitório aumenta.

Tabela 5.2 – Probabilidades obtidas.

Signal	\hat{P}_{tra}	\hat{P}_{ran}	\hat{P}_{per}
y_0	0.000	0.008	0.992
y_1	0.000	0.018	0.982
y_2	0.000	0.034	0.966
y_3	0.000	0.087	0.913
y_4	0.000	0.076	0.924
y_5	0.000	0.270	0.730
y_6	0.000	0.757	0.243
y_7	0.008	0.984	0.008
y_8	0.038	0.960	0.002
y_9	0.331	0.669	0.000
y_{10}	0.815	0.185	0.000

Um sinal transitório pode ser qualitativamente descrito por um número reduzido de amostras que persistem apenas por um período finito com respeito a duração total do sinal. Uma análise tempo-frequência utilizando espectrogramas (baseados na transformada de Fourier de tempo curto ou em transformada *wavelet* contínua, por exemplo) evidenciaria essa característica no sinal mas não forneceria a probabilidade da componente ser "transitória" objetivo desse classificador.

Em conclusão, verificou-se que o classificador desenvolvido serviu ao propósito de classificação de sinais mistos, algo até então impossível de posse dos classificadores existentes.

5.1.3 Sistema Linear-Viga em Balanço

Os resultados da classificação de v_3 para cada uma das três forças, f_{tra} , f_{ran} e f_{per} são mostrados na tabela 5.3.

Essa tabela mostra que dada uma excitação, as probabilidades obtidas são idênticas tanto para a excitação quanto para a resposta. Em outras palavras, notou-se que a natureza da resposta é equivalente a da excitação. Isso porque em um sistema LTI a resposta é igual à excitação escalada (escalada pela amplitude da função resposta em frequência - FRF) e transladada

no tempo (pela fase da FRF), e essas operações não afetam a natureza do sinal; esse resultado é coerente com o esperado.

Tabela 5.3 – Probabilidades obtidas.

Signal	\hat{P}_{tra}	\hat{P}_{ran}	\hat{P}_{per}
f_{tra}	0.993	0.007	0.000
$v_3(f_{tra})$	0.993	0.007	0.000
f_{ran}	0.008	0.984	0.008
$v_3(f_{ran})$	0.008	0.984	0.008
f_{per}	0.000	0.008	0.992
$v_3(f_{per})$	0.000	0.008	0.992

Para a excitação f_{ran} , a resposta v_3 pode ser vista na figura 5.5. Sem que se saiba qual a frequência de excitação, o conteúdo em frequência do sinal de resposta pode ser verificado observando os picos em uma representação arbitrária no domínio da frequência, como por a PAS, figura 5.6. Notam-se duas componentes, uma a 33.9 Hz e a outra a 100 Hz.

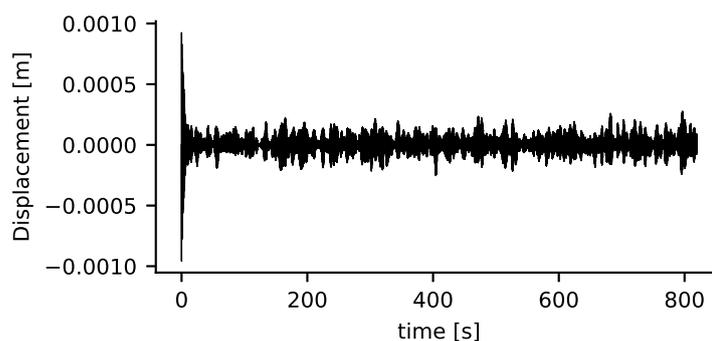


Figura 5.5 – Deslocamento nodal, v_3 .

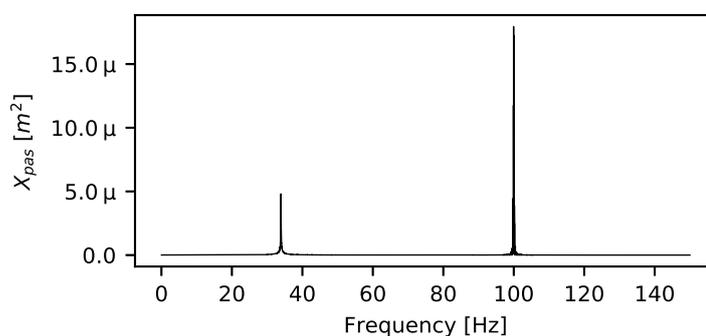


Figura 5.6 – Espectro de Potência de v_3 .

Para a força de excitação sob avaliação, a resposta na componente de 100 Hz já foi classificada como aleatória. No entanto, a natureza da resposta a 33.9 Hz é desconhecida. Aplicando o classificador nessa frequência o resultado obtido é $(\hat{P}_{tra}, \hat{P}_{ran}, \hat{P}_{per}) = (0.999, 0.001, 0.000)$. Ou seja, a resposta é transitória.

A solução da equação 4.40 é composta pela soma da solução geral e particular. A solução geral depende da força de excitação. A solução particular depende das condições iniciais e do sistema mecânico e é composta por seus modos de vibrar. É esperado que a solução particular para sistemas amortecidos, dissipativos, se desvaneça com o tempo ou, em outras palavras, que a solução seja transitória. Conseqüentemente, encontrar uma resposta em vibração transitória em 33.9 Hz, equivalente a frequência natural do primeiro modo de vibrar (ver equação 4.39), é esperado. Para as outras forças de excitação consideradas nas simulações essa componente também foi observada; ela foi sempre classificada como transitória, como esperado.

Em conclusão, ao usar o classificador foi possível distinguir a componente relacionada à solução particular daquela relacionada à solução homogênea. Ademais, os resultados obtidos qualificam o classificador como um método para analisar as características da excitação de um sistema LTI usando apenas sua resposta em vibração.

5.1.4 Sinais Não-Estacionários

Para o sinal do tipo *chirp linear* assumindo que suas componentes em frequência não são conhecidas *a priori*, o primeiro passo anterior à aplicação do classificador é encontrar os picos do sinal. Para tanto, a DEP do sinal, considerando 30 médias foi arbitrariamente usada. Uma ampliação entre as frequências de 14 Hz e 46 Hz da DEP do sinal é mostrada na figura 5.7.

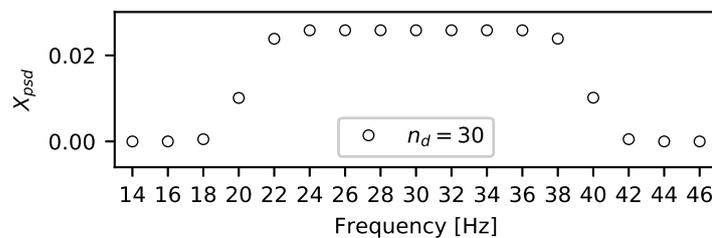


Figura 5.7 – PSD do sinal *chirp*.

Nota-se na DEP que não há picos isolados, mas um platô entre 20 e 40 Hz. Os valores acima de zero se referem a onze componentes entre 20 e 40 Hz, com incrementos de 2 Hz. Em uma primeira análise, o classificador deveria ser aplicado a essas componentes.

Porém, o classificador usa duas estimativas para a DEP. Para a segunda, 60 médias foram realizadas. Nesse caso, como o *chirp* tem 3000 termos, cada segmento de sinal usado para obter a segunda DEP terá 50 termos, como mostrado na equação 5.1.

$$N_2 = N/n_{d2} = 3000/60 = 50 \quad (5.1)$$

Como o sinal foi gerado com a taxa de aquisição $f_s = 200$ Hz, isso levou a uma discretização em frequência de 4 Hz, como mostrado na equação 5.2. Com essa discretização em frequência, apenas as componentes em 20, 24, 28, 32, 36 e 40 Hz serão representadas pelas duas estimativas da DEP. Conseqüentemente, o classificador foi aplicado apenas a tais componentes.

$$\Delta f_2 = f_s/N_2 = 200/50 = 4 \quad (5.2)$$

Ao fazer isso, foram obtidos os resultados listados na tabela 5.4. Nota-se que todas as componentes foram classificadas como aleatórias. Baseado nesse resultado, classifica-se o *chirp* como um sinal aleatório.

Tabela 5.4 – Probabilidades obtidas.

Componente [Hz]	\hat{P}_{tra}	\hat{P}_{ran}	\hat{P}_{per}
20	0.017	0.983	0.000
24	0.000	0.998	0.002
28	0.000	0.999	0.000
32	0.000	0.999	0.000
36	0.000	0.998	0.002
40	0.016	0.984	0.000

O resultado indica que após classificar o sinal como aleatório, a representação espectral com menor erro de representação ocorre quando se usa a DEP. De fato, duas estimativas da DEP obtidas a partir de números de médias distintos levaram a espectros com amplitudes semelhantes, como mostrado na figura 5.8.

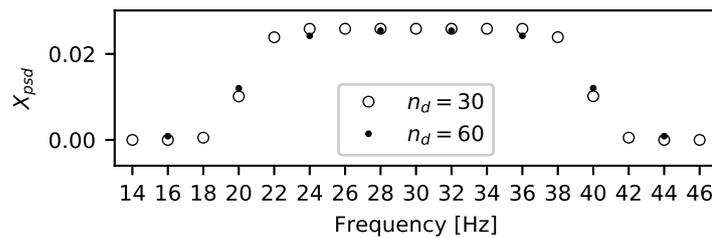


Figura 5.8 – DEPs do *chirp*.

Para o segundo sinal testado, a presença de um pico em 20 Hz foi observada na representação espectral aqui omitida por simplicidade. Depois de sua classificação, as seguintes probabilidades foram obtidas: $(\hat{P}_{tra}, \hat{P}_{ran}, \hat{P}_{per}) = (0.000, 0.991, 0.009)$. Ou seja, o sinal foi classificado como aleatório.

Os resultados dos dois teste possibilitaram a representação de dois sinais aleatórios não-estacionários por meio de uma função geralmente usada para representação de sinais aleatórios estacionários sem que se introduzam erros de representação. Faz-se a ressalva que a

representação no domínio da frequência não permite a observação do sinal ao longo do tempo, algo que seria possível por meio de representações tempo-frequência como, por exemplo, espectrogramas obtidos pelas transformadas contínua de *Wavelet* e de Fourier de tempo curto (MALLAT, 2008; RIOUL; VETTERLI, 1991).

5.1.5 Escolha do Tempo de Amostragem

Os resultados obtidos para os sinais y_{ran} , y_{per} , e y_{tra} são mostrados, respectivamente, nas figuras 5.9, 5.10 e 5.11.

Nota-se que para y_{ran} , a partir de $n = 61440$, a classe do sinal se mantém em "aleatório". Esse ponto é representado por um quadrado no gráfico. Como $f_s = 400$ Hz, para esse sinal, um tempo de aquisição de $T = 61440/400 = 153.6$ s foi suficiente para sua caracterização.

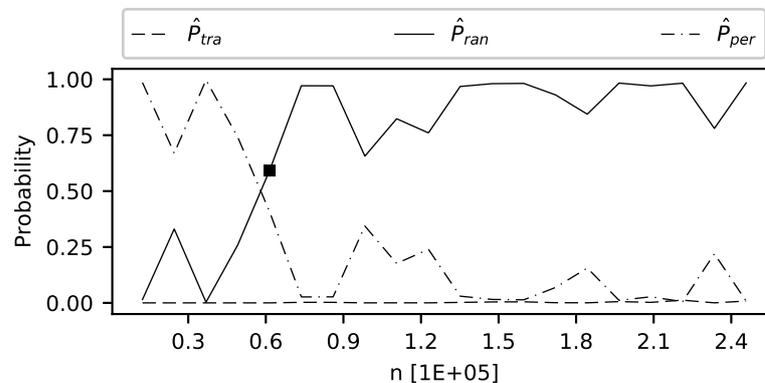


Figura 5.9 – Classificação de $y_{tra}(n)$.

Para o sinal periódico, mesmo a janela de menor comprimento avaliada, isto é, $n = 12288$ equivalente a $T = 30.72$ s, foi suficiente para uma caracterização adequada.

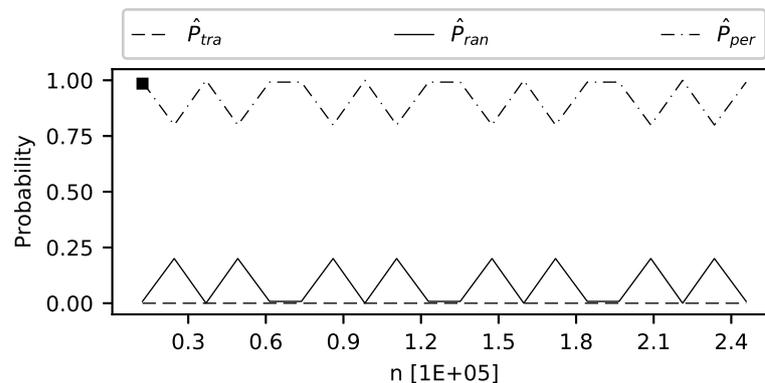


Figura 5.10 – Classificação de $y_{per}(n)$.

Para o sinal transitório, mesmo em $n = N$, não é claro qual classe é predominante durante todo o tempo. Ao invés disso, observa-se que para a menor janela estudada a classe predominante é "periódico", para janelas de tamanho intermediário "aleatório" e para as maiores janelas, a classe oscila entre "aleatório" e "transitório". Essa oscilação poderia indicar que a

classe do sinal varia ao longo do tempo, ou que a aquisição deveria ter sido realizada por mais tempo até que alguma classe se mantivesse.

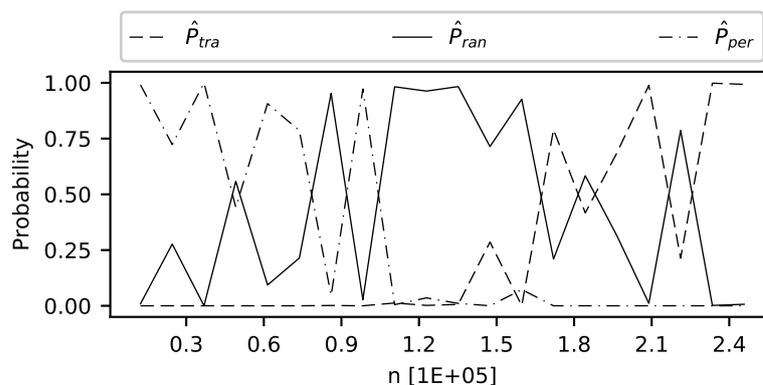


Figura 5.11 – Classificação de $y_{tra}(n)$.

Re-amostrando o sinal y_{tra} por um tempo maior, até que o comprimento total do mesmo fosse $2N$, e aplicando os mesmos procedimentos de classificação descritos, o resultado obtido para uma janela de comprimento $N \leq n \leq 2N$ pode ser observada na figura 5.12. Nota-se que desde $n = 233472$ equivalente a $T = 583.68$ a classe se mantém como "transitória". Assim, a hipótese de que a aquisição deveria ter sido realizada por mais tempo é assumida como verdadeira.

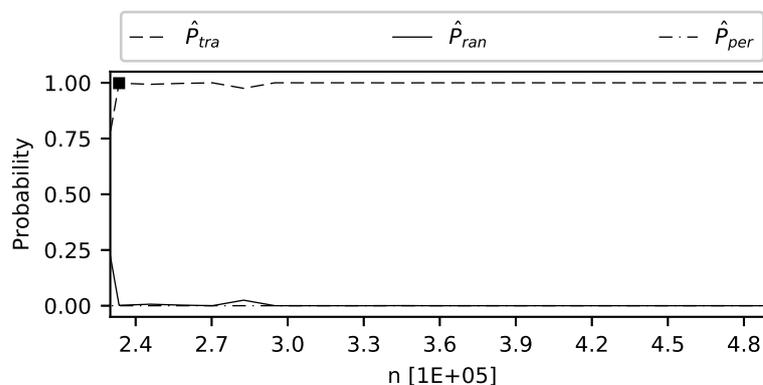
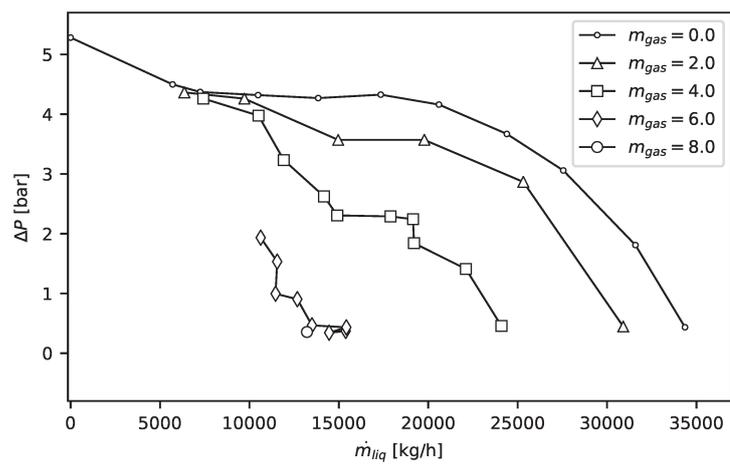


Figura 5.12 – Classificação de $y_{tra}(n)$.

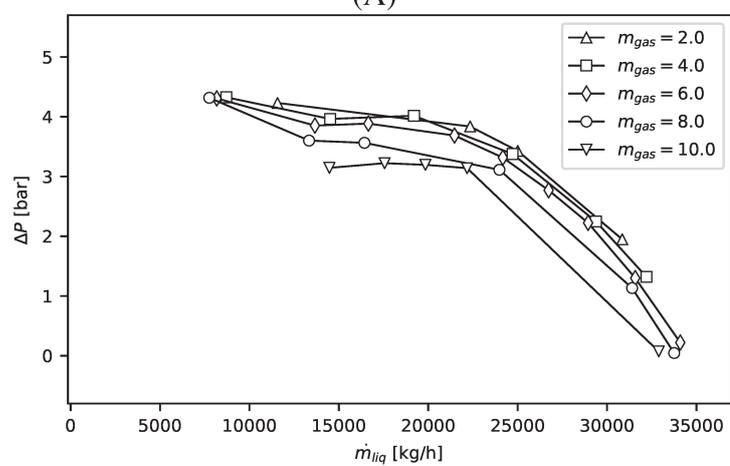
Em resumo, foi mostrado que o classificador proposto orienta na escolha do tempo de aquisição adequado para classificação de sinais.

5.2 Curvas de Desempenho Bifásico

A partir da metodologia experimental foi possível obter as curvas de desempenho bifásico da bomba P43. As curvas para a inclinação de 0° , 35° e 71° estão mostradas, respectivamente, nas figuras 5.13, 5.14 e 5.15. Os dados em forma de tabela encontram-se no Apêndice A.

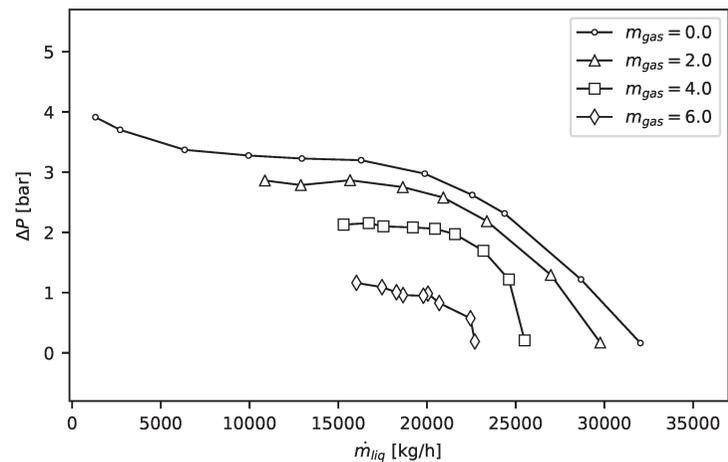


(A)

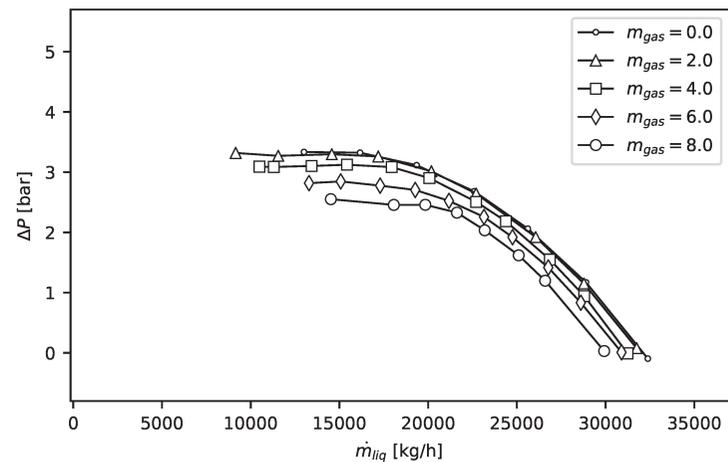


(B)

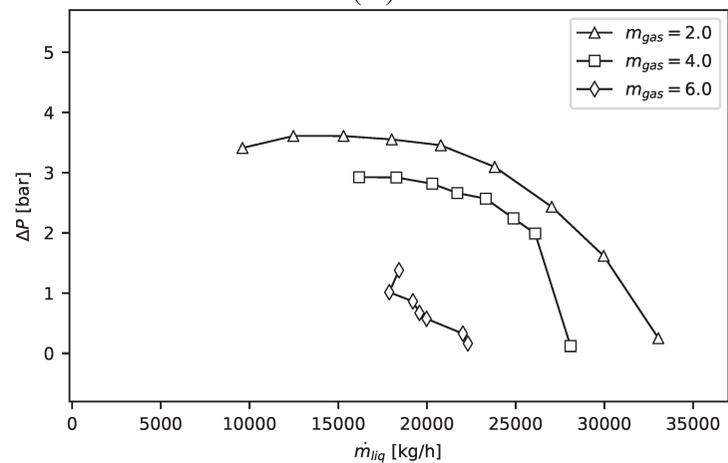
Figura 5.13 – Curvas de desempenho para inclinação 0° : (A) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 1$ bar; (B) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 4$ bar.



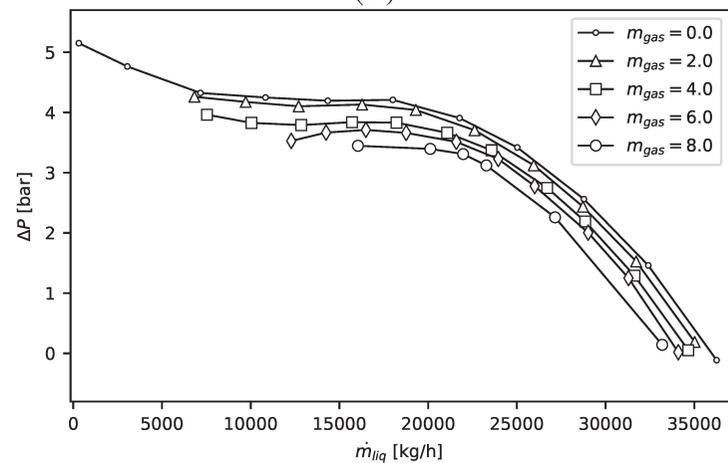
(A)



(B)

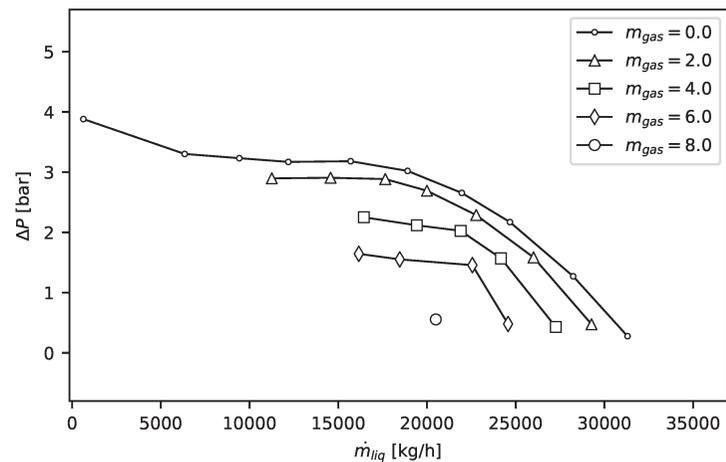


(C)

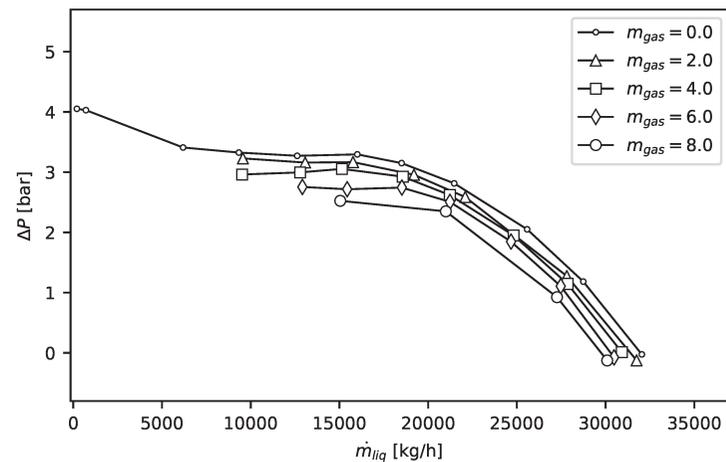


(D)

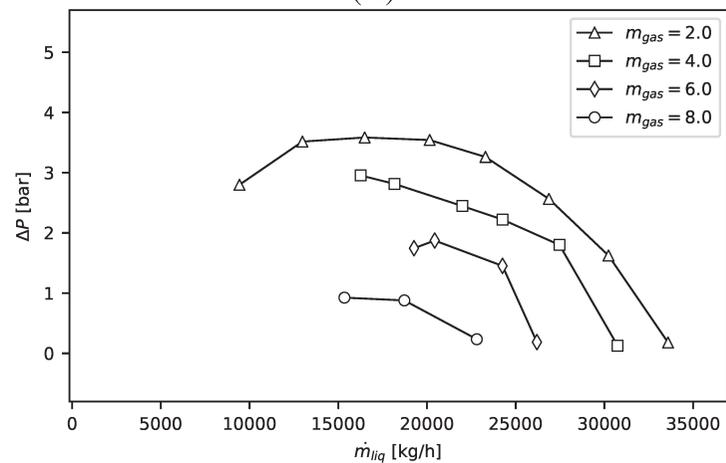
Figura 5.14 – Curvas de desempenho para inclinação 35°: (A) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (B) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 4$ bar; (C) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (D) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 4$ bar.



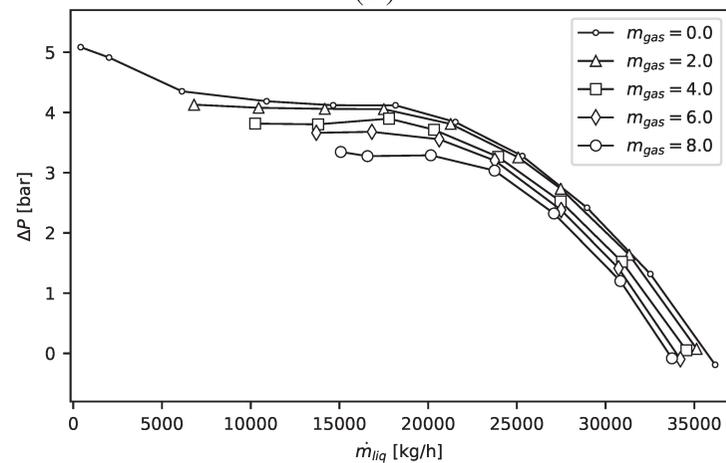
(A)



(B)



(C)



(D)

Figura 5.15 – Curvas de desempenho para inclinação 71° : (A) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (B) $w = 2700$ rpm, $P_{in} = 4$ bar; (C) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 2$ bar; (D) $w = 3000$ rpm, $P_{in} = 4$ bar.

Observa-se que, independentemente da inclinação, as curvas relativas ao escoamento bifásico se aproximam da curva relativa ao escoamento monofásico com o aumento da pressão de sucção. Ou seja, quanto maior a pressão de sucção menor a degradação do desempenho, conforme o esperado (BIAZUSSI, 2014; VERDE, 2016).

Nota-se que a distância das curvas bifásicas para a monofásica quase não se alteraram em função da velocidade de rotação, possivelmente pela pequena diferença entre as duas velocidades de rotação, 2700 e 3000 rpm.

Comparando as figuras 5.13 (B), 5.14 (D) e 5.15 (D) nota-se que as curvas praticamente se sobrepõem, indicando que independente da inclinação, mantidas as velocidades de rotação e pressão de sucção, o desempenho é praticamente o mesmo.

Esse resultado, à primeira vista parece diferir do observado por Verde (2016). Mas esse autor cita que a diferença por ele observada no desempenho se deveu à estratificação do escoamento observada à montante da sucção da bomba quando a inclinação variou. O mesmo não aconteceu nos experimentos que geraram as curvas aqui apresentadas, pois se utilizou um misturador imediatamente à frente da admissão da bomba. Ou seja, em uma análise mais detalhada se observa que na verdade os resultados concordam com os de Verde (2016) e atestam a funcionalidade do misturador.

Comparando as figuras 5.14 e 5.15, nota-se que as curvas da bomba com a inclinação de 35° são quase iguais a quando a bomba está a 71°. Isso indica que apesar de a bomba ter sido remanufaturada, os dados de processo foram praticamente equivalentes aos da bomba antes de ter sido remanufaturada.

Nos experimentos aqui trazidos, uma vez estabelecida a vazão mássica de ar, ao se reduzir a vazão de líquido encontrou-se uma vazão mínima possível para operação contínua. Vazões inferiores a essas causavam uma oscilação muito grande nos sinais de pressão de sucção e descarga e vazões. Observou-se que nessas condições nem todo ar era admitido pela bomba e se acumulava no topo da cápsula o que levava a erro de medição na vazão de ar e erro de cálculo da FVG. Por isso esses pontos foram descartados. Acredita-se que tais pontos sejam os pontos de *surging*. No entanto, para que essa hipótese fosse confirmada, seria necessário observar tais pontos como pontos de máximo em cada curva de vazão de ar.

5.3 Análise das Classes dos Sinais de Vibração do BCS

Como já mencionado, foram utilizados dados de 10 sensores, cada sensor medindo em 3 direções e no total foram obtidos 392 pontos operacionais. Em cada ponto operacional os sinais de vibração foram medidos. A partir de cada sinal obteve-se uma representação da DEP com 30 médias e uma segunda com 60 médias, de maneira a obter a classe (transitório, aleatório ou periódico) de cada componente. Assim procedendo obteve-se uma matriz M1 com 11760 linhas (10 sensores \times 3 direções \times 392 pontos de operação) e 4376 colunas (número de com-

ponentes espectrais). Cada elemento da matriz representa a classe obtida para uma componente espectral.

Primeiramente verifica-se a relação entre a probabilidade de uma componente ser aleatória (\hat{P}_{ale}) e a FVG. Acredita-se que haja uma relação entre ambas as variáveis. Para tanto, selecionam-se as componentes espectrais cujos coeficientes de Pearson ou Spearman sejam maiores ou iguais a 0.2. Em seguida, selecionam-se das DEPs apenas seus picos. Em cada DEP, foi considerada como pico a componente distante das demais pelo menos por 1 Hz e com amplitude maior que a média da amplitude da DEP. Esse procedimento foi realizado visando a retirar da análise componentes pouco relacionadas a FVG. Componentes do espectro associadas a ruído de medição são assim eliminadas.

Aplicando esse procedimento, das 4376 componentes restam apenas 56 relacionadas ao fenômeno. Isso resulta em uma matriz M2 com 11760 linhas e 56 colunas, isto é, com 658560 elementos. Desses elementos, 27% são transitórios, 66% aleatórios e 7% periódicos.

Isso é um indicativo de que os fenômenos observados nos sinais de vibração dos testes e que se associam a FVG são em maior parte aleatórios.

Dada uma coluna de M1 ou M2, ou seja, uma certa frequência espectral é possível calcular o número de vezes em que cada classe foi obtida. A partir disso é possível calcular qual a classe que por mais vezes se associou a cada frequência espectral. As classes resultantes de tal processo estão apresentadas para todas as componentes na figura 5.16. Nessa figura a linha se refere ao resultado da classificação para a matriz M1 e os círculos para M2. Como se vê a maioria das componentes selecionadas encontra-se até cerca de 550 Hz. A figura 5.17 apresenta uma ampliação para essa faixa de frequências. Por essa análise, assim como na anterior, constata-se que a maioria das componentes são aleatórias na maior parte dos pontos de operação.

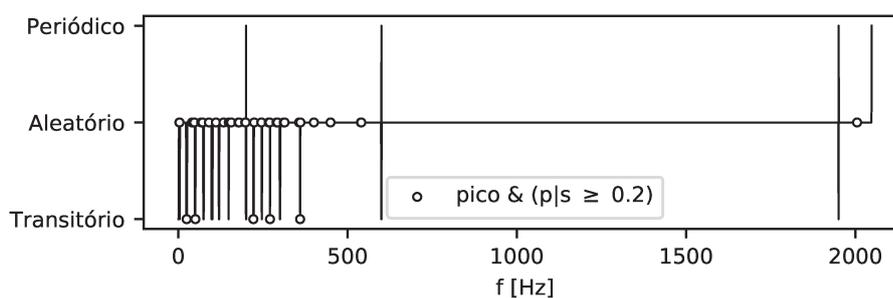


Figura 5.16 – Classificação das componentes.

Uma segunda análise se refere à avaliação da intensidade da relação entre as oito variáveis de processo: FVG, vazão mássica de água (\dot{m}_{liq}) e ar (\dot{m}_{gas}), vazão volumétrica de água (\dot{Q}_{liq}) e ar (\dot{Q}_{gas}), pressão de sucção (P_{in}) e descarga (P_{out}) e temperatura na admissão da bomba (T_{in}) e \hat{P}_{ale} .

Para tanto, uma matriz M3 semelhante a M1 pode ser criada, diferindo no conteúdo de cada elemento. Enquanto que em M1 cada elemento representa a classe de cada componente

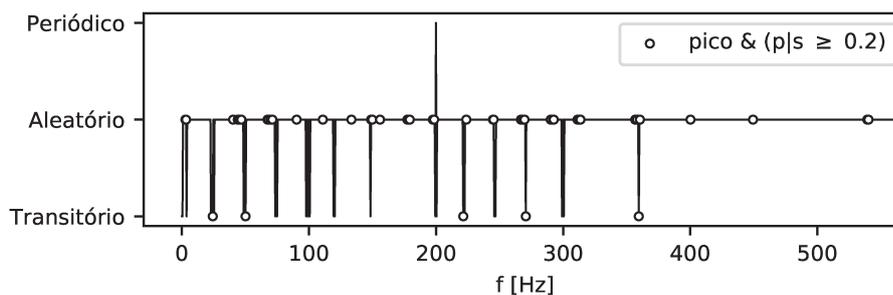


Figura 5.17 – Classificação das componentes [0-550] Hz.

Tabela 5.5 – Número de componentes selecionadas.

Modelo	GVF	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}	\dot{Q}_{gas}	\dot{Q}_{liq}	P_{in}	P_{out}	T_{in}
T	56	35	43	90	42	51	192	185
BX	56	56	46	85	45	35	138	161
BY	60	59	43	127	43	71	149	169
BZ	66	61	47	127	47	51	135	167
PX	94	113	103	183	102	104	292	221
PY	111	125	64	240	63	129	265	222
PZ	143	176	81	328	80	166	330	259
MX	95	128	191	197	189	191	441	352
MY	122	114	135	268	133	256	469	401
MZ	102	117	164	214	163	161	411	349

espectral, na nova matriz cada elemento representa \hat{P}_{ale} . As componentes dessa matriz podem ainda ser selecionadas, deixando apenas aquelas consideradas como picos cujos coeficientes de correlação de Pearson ou Spearman sejam maiores ou iguais a 0.2. Procedimento semelhante ao que levou a formação de M2.

O resultado do número de componentes selecionadas pode ser observado na tabela 5.5. Os resultados dessa seleção foram apresentados para todos os sensores, para os sensores da bomba, protetor e motor e para as direções de medição X, Y e Z. A coluna 'modelo' se refere ao subconjunto de dados utilizado. Por exemplo, o modelo 'BX' se refere aos dados referentes aos sensores da bomba cujo eixo de medição é X.

Vale a ressalva que essa seleção depende do par de variáveis analisadas. Por exemplo, para todos os sensores (modelo 'T'), quando se avalia a relação entre as variáveis: FVG e \hat{P}_{ale} , isso resulta na seleção de 56 componentes; número distinto de 43 obtido quando se avalia a relação entre as variáveis: \dot{m}_{liq} e \hat{P}_{ale} . Esse procedimento leva a obtenção de uma matriz para cada variável de processo, cada uma com o número de colunas expresso na tabela 5.5.

Como se vê na tabela 5.5 existem ao menos 56 componentes, à depender do grupo de sensores que se utiliza que possuem uma relação com a FVG. Isso justifica a utilização da variável \hat{P}_{ale} como uma característica sensível a mudança de FVG, em outras palavras, como características de entrada de modelos.

Tabela 5.6 – Mediana do valor absoluto do coeficiente de correlação de Pearson (obtido entre a variável expressa em cada coluna e \hat{P}_{ale}).

Modelo	GVF	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}	\dot{Q}_{gas}	\dot{Q}_{liq}	P_{in}	P_{out}	T_{in}
T	0.212	0.22	0.224	0.219	0.224	0.226	0.224	0.259
BX	0.215	0.219	0.221	0.224	0.222	0.23	0.226	0.238
BY	0.218	0.213	0.228	0.218	0.228	0.233	0.231	0.267
BZ	0.212	0.218	0.219	0.22	0.219	0.246	0.241	0.261
PX	0.217	0.227	0.222	0.22	0.222	0.22	0.234	0.241
PY	0.219	0.219	0.224	0.225	0.224	0.23	0.241	0.252
PZ	0.22	0.223	0.222	0.224	0.222	0.23	0.238	0.252
MX	0.22	0.22	0.23	0.228	0.23	0.222	0.238	0.237
MY	0.22	0.217	0.225	0.22	0.225	0.225	0.246	0.245
MZ	0.216	0.219	0.229	0.223	0.229	0.22	0.24	0.244

Tabela 5.7 – Mediana do valor absoluto do coeficiente de correlação de Spearman (obtido entre a variável expressa em cada coluna e \hat{P}_{ale}).

Modelo	GVF	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}	\dot{Q}_{gas}	\dot{Q}_{liq}	P_{in}	P_{out}	T_{in}
T	0.216	0.211	0.215	0.21	0.215	0.228	0.229	0.258
BX	0.218	0.225	0.218	0.212	0.217	0.247	0.242	0.264
BY	0.225	0.215	0.22	0.218	0.222	0.235	0.244	0.258
BZ	0.232	0.209	0.221	0.229	0.221	0.236	0.239	0.262
PX	0.235	0.223	0.219	0.23	0.219	0.233	0.238	0.245
PY	0.225	0.217	0.23	0.218	0.229	0.228	0.238	0.254
PZ	0.22	0.221	0.21	0.219	0.21	0.234	0.238	0.259
MX	0.218	0.217	0.221	0.221	0.222	0.23	0.242	0.237
MY	0.221	0.223	0.224	0.216	0.225	0.231	0.242	0.252
MZ	0.219	0.212	0.217	0.214	0.217	0.226	0.244	0.253

Utilizando tais matrizes é possível obter a mediana dos valores absolutos dos coeficientes de correlação de Pearson e Spearman obtidos entre cada variável de processo (ou seja, cada uma das matrizes) e \hat{P}_{ale} (ou seja, cada coluna das matrizes).

Em seguida são obtidas as medianas dos valores absolutos dos coeficientes de correlações. Isso visa a mostrar qual a relação para a maioria das componentes entre a característica \hat{P}_{ale} e cada variável de processo. Os resultados podem ser observados para os coeficientes de Pearson e Spearman, respectivamente nas tabelas 5.6 e 5.7.

Analisando essas tabelas se conclui que para a maioria das componentes selecionadas, o grau de relação entre a variável \hat{P}_{ale} e as variáveis de processo é baixo, próximo ao limiar de corte definido de 0.2.

A partir das tabelas 5.5, 5.6 e 5.7 é possível realizar uma terceira análise em que se visa compreender o grau de relação entre variáveis de acordo com o eixo de medição ou a parte da máquina.

Para se analisar o grau de relação de acordo com o eixo de medição, definido um

eixo de medição, somam-se as medianas dos modelos que possuem tal eixo de medição. Por exemplo, para se analisar o grau de relação no eixo X, de acordo com o coeficiente de correlação de Pearson, somam-se as linhas da tabela 5.6 referentes aos modelos BX, PX e MX.

Para análise do grau de relação de acordo com a parte da máquina, definida uma parte, somam-se as medianas dos modelos que possuem tal parte. Como exemplo, para análise do grau de relação no motor, de acordo com o coeficiente de correlação de Spearman, somam-se as linhas da tabela 5.7 referentes aos modelos MX, MY e MZ. Esse procedimento pode também ser realizado com a tabela 5.5

Esse método resulta em 3 tabelas, obtidas a partir das tabelas 5.5, 5.6 e 5.7. Com base nessas tabelas resultantes é possível ordenar as somas da menor para a maior, resultando em uma classificação em ordem crescente de relação entre as variáveis de processo e a variável \hat{P}_{ale} . Esse resultado está expresso nas tabelas 5.8, 5.9 e 5.10.

Tabela 5.8 – Classificação baseada no número de componentes selecionadas.

Modelo	GVF	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}	\dot{Q}_{gas}	\dot{Q}_{liq}	P_{in}	P_{out}	T_{in}
T	2	5	3	6	1	4	8	7
X	1	2	6	5	3	4	8	7
Y	5	3	1	2	6	4	8	7
Z	5	3	1	2	6	4	8	7
B	5	3	6	2	1	4	7	8
P	5	3	1	6	2	8	4	7
M	1	2	5	3	6	4	8	7

Analisando tais tabelas, conclui-se que no geral (modelo T), a FVG é a segunda, primeira ou quarta menos relacionada a \hat{P}_{ale} de acordo com os critérios, respectivamente, coeficientes de Pearson, Spearman e número de componentes selecionadas.

Observa-se que pelos coeficientes de Spearman a FVG é mais relacionada a \hat{P}_{ale} , (quarta em uma ordem crescente) que pelo coeficiente de Pearson (primeira em ordem crescente). Isso dá indícios que a relação entre FVG e \hat{P}_{ale} é não linear. Isso justifica a utilização de modelos não lineares visando associar as duas variáveis, como se verá na próxima seção.

Tabela 5.9 – Classificação baseada na soma das medianas do coeficiente de Pearson.

Modelo	GVF	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}	\dot{Q}_{gas}	\dot{Q}_{liq}	P_{in}	P_{out}	T_{in}
T	1	4	2	3	5	7	6	8
X	1	2	4	6	3	5	7	8
Y	2	1	4	3	5	6	7	8
Z	1	2	4	3	5	6	7	8
B	1	2	4	3	5	7	6	8
P	1	3	5	2	4	6	7	8
M	1	2	6	4	3	5	7	8

Tabela 5.10 – Classificação baseada na soma das medianas do coeficiente de Spearman.

Modelo	GVF	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}	\dot{Q}_{gas}	\dot{Q}_{liq}	P_{in}	P_{out}	T_{in}
T	4	2	3	5	1	6	7	8
X	3	5	4	2	1	6	7	8
Y	4	2	1	3	5	6	7	8
Z	2	3	5	4	1	6	7	8
B	2	3	4	5	1	6	7	8
P	5	3	2	4	1	6	7	8
M	4	2	1	3	5	6	7	8

Em relação a direção de medição, pelo critério de número de componentes selecionadas, nota-se na tabela 5.8 que nas direções Y e Z a relação entre FVG e \hat{P}_{ale} é mais forte que na direção X. Pelos critérios dos coeficientes de Pearson e Spearman, Y é a variável mais sensível.

Em relação a parte da máquina em que se observa maior relação entre FVG e \hat{P}_{ale} , o critério de número de componentes selecionadas aponta para a bomba ou o protetor como a parte mais sensível. Pelo critério do coeficiente de Pearson não se observa uma parte mais sensível que a outra. Pelo critério do coeficiente de Spearman, a parte mais sensível é o protetor.

Interessante notar que as variáveis T_{in} , P_{out} , P_{in} são aquelas que mais vezes figuram como as variáveis mais relacionadas a \hat{P}_{ale} . Como mostrado por meio de exemplo numérico, quando se obtém a \hat{P}_{ale} de uma componente do sinal de resposta, obtém-se a mesma \hat{P}_{ale} para a componente do sinal de excitação. As pressões são fontes de excitações do BCS, então não causa surpresa que ambas se relacionem com a \hat{P}_{ale} do sinal de excitação e resposta, tal como os resultados apontam. Os trabalhos de Evans *et al.* (2004) e (SIM *et al.*, 2010) corroboram a existência de relação entre as pressões e a vibração.

Em relação a T_{in} , a temperatura do fluido na sucção impacta na temperatura das partes metálicas do conjunto. E essa temperatura impacta nas folgas entre as peças e no grau de atrito. Assim, um aumento na temperatura poderia modificar a natureza do sinal em algumas componentes, devido a uma mudança das folgas e do atrito. No entanto esta hipótese carece de mais investigações que fogem do objetivo dessa tese.

Uma simples plotagem de \hat{P}_{ale} como função da FVG para a componente espectral de maior coeficiente de correlação de Pearson ou Spearman obtido entre a FVG e \hat{P}_{ale} evidencia uma nuvem de 11760 pontos, tal como a mostrado na figura 5.18. Essa figura mostra que essa nuvem de pontos possui uma concentração maior de pontos cujo valor de \hat{P}_{ale} se aproxima de um para FVG menores.

Essa observação pode ser mais bem vista definindo um intervalo de FVG para análise e calculando dentro desse intervalo de FVG qual o percentual de pontos foi classificado como aleatório, isto é, qual o percentual de pontos dentro da totalidade de pontos do intervalo

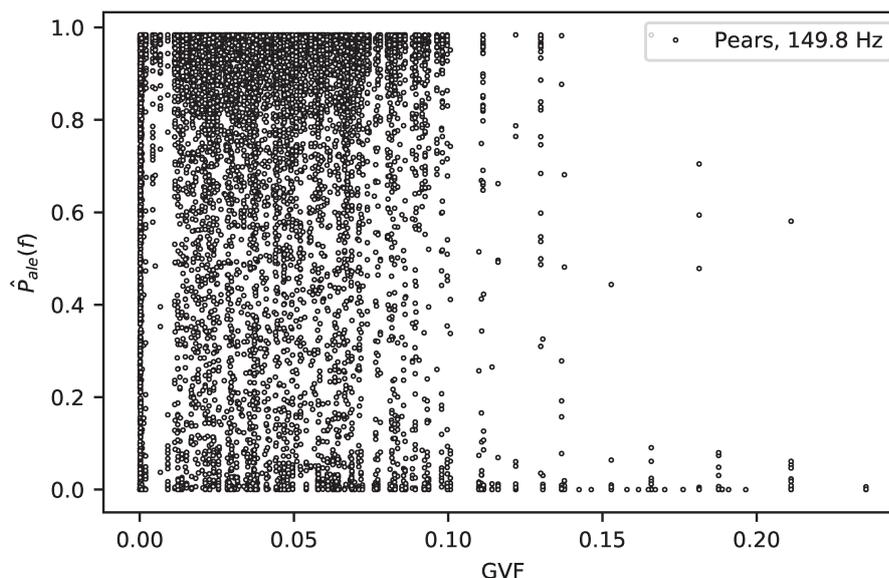


Figura 5.18 – Relação entre FVG e \hat{P}_{ale} , todos os dados.

possui $\hat{P}_{ale} > 0.5$. O intervalo pode então ser deslocado para a uma faixa de FVG um pouco maior e repetido o processo. Assim procedendo para as três frequências com maior coeficientes de Pearson resulta a figura 5.19. O mesmo pode ser feito para essas componentes utilizando como dados a probabilidade de as componentes serem transitórias, resultando na figura 5.20.

Nessas figuras se observa que a tendência das componentes a 149.8 e 70.2 Hz é de diminuição de \hat{P}_{ale} e aumento em sua probabilidade em serem transitórias (\hat{P}_{tra}) com o aumento da FVG. Para a componente a 269.6 Hz a tendência é o inverso. Nota-se que não há uma unanimidade para a tendência de todas as componentes.

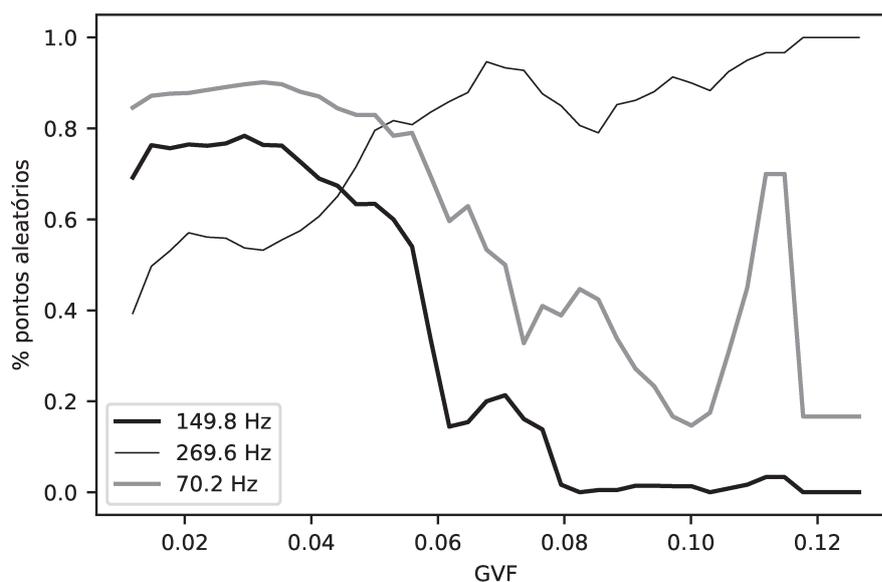


Figura 5.19 – Relação entre FVG e \hat{P}_{ale} , todos os dados.

Em síntese, os fenômenos observados nos sinais de vibração e que se relacionam a

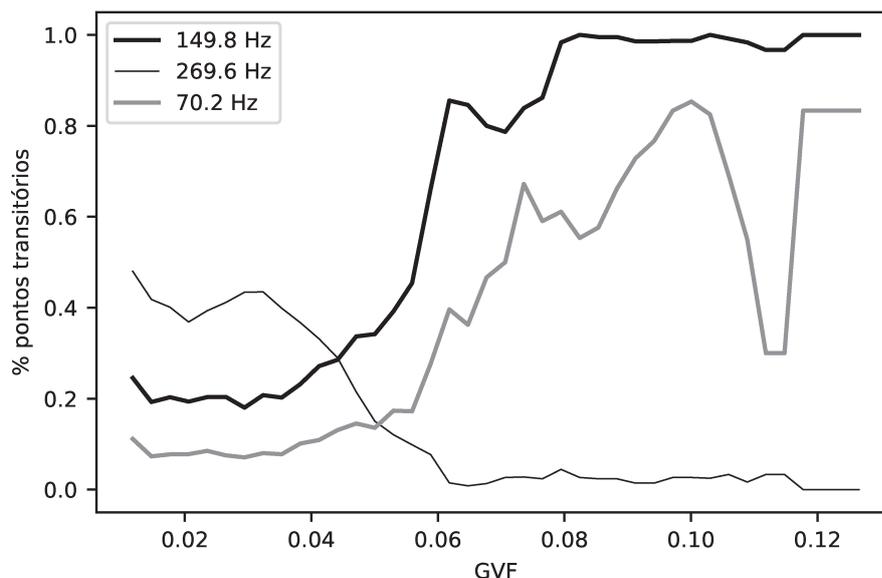


Figura 5.20 – Relação entre FVG e \hat{P}_{ale} , todos os dados.

FVG são formados pela sobreposição de fenômenos transitórios, aleatórios e periódicos. Em sua maior parte são fenômenos aleatórios ou transitórios. Para a maioria das componentes a relação entre a FVG e \hat{P}_{ale} é fraca. Essa relação é um pouco maior para os sinais do protetor e no eixo de medição 'Y'. A relação entre a \hat{P}_{ale} e a FVG aparenta ser não-linear. Existem outras variáveis de processo mais relacionadas a \hat{P}_{ale} , como por exemplo a Temperatura na sucção, a Pressão de descarga e a Pressão de sucção. Não há uma tendência unânime para todas as componentes em aumentar \hat{P}_{ale} com o aumento da FVG. A tendência varia de acordo com a componente.

O fato de grande parte das componentes mais relacionadas à FVG possuírem características de sinais aleatórios justifica a utilização da DEP, do desvio padrão e da potência média do sinal, ou seja, métricas comumente utilizadas para representação de sinais aleatórios, visando relacionar vibração e FVG tal como realizado por Evans *et al.* (1999), Evans *et al.* (2004), Ortiz-Vidal *et al.* (2013), Carvalho (2018) dentre tantos outros apresentados na Revisão Bibliográfica. Como algumas componentes são também transitórias em algum ponto operacional, o uso de STFT e CWT é igualmente justificável.

Como já mencionado anteriormente não foi possível operar em pontos cuja vazão de líquido é inferior a vazão do *surging*. Dessa forma, os padrões de escoamento no interior do impelidor foram em sua maioria o *Bubble* (figura 2.5-A) e o *Agglomerated Bubble* (figura 2.5-B) e para alguns pontos de menor vazão de líquido o padrão *Gas Pocket* (figura 2.5-C). Somado a isso, recorda-se que na sucção do BCS utiliza-se um dispersor de bolhas que impede a formação de golfadas. Assim, o principal mecanismo de excitação devido ao escoamento bifásico no interior do impelidor são ondas de fração de vazão (AZZOPARDI; BAKER, 2003; RIVERIN; PETTIGREW, 2007; SIM *et al.*, 2010; GIRAUDEAU *et al.*, 2013) e turbulência (ORTIZ-VIDAL *et al.*, 2013), excitações tratadas como aleatórias de banda larga. Os resultados obtidos de que a maioria das componentes relacionadas a FVG são aleatórias é condizente com

a literatura.

Notaram-se também algumas componentes selecionadas que possuem características de sinais transitórios. Componentes transitórias também foram observadas para outros sinais como os de pressão e deformação mecânica em experimentos semelhantes ao dessa tese (GARPELLI, 2018; LIMA, 2018) e também em sinais de vibração para tubulação em escoamento vertical ascendente de uma mistura água-ar (CARVALHO, 2018). Como não foi realizada a visualização do escoamento, não foi possível associar sua existência a algum fenômeno do escoamento multifásico.

Uma hipótese para seu aparecimento é a mesma encontrada no trabalho de Carvalho (2018). Foi observado que a turbulência variava ao longo do tempo e para alguns padrões de escoamento (pistonado, por exemplo) havia uma frequência central. Essa hipótese justificaria principalmente a natureza transitória de componentes assíncronas.

Uma hipótese adicional é a de que há uma dificuldade de o conversor de frequências e de o motor elétrico manterem a rotação e o torque constantes em algumas condições operacionais, em especial quando há muito gás. O motor elétrico poderia sofrer oscilações na frequência de rotação gerando a ocorrência de excitações com amplitude maior que zero nos instantes em que a rotação varia. Excitações, portanto transitórias. O fato de isso ocorrer é plausível quando se leva em conta de que o torque do eixo é proporcional a corrente elétrica e que essa é tradicionalmente utilizada para inferir a tendência da FVG, como apresentado na Revisão de Literatura. Essa hipótese concorda com o observado em Garpelli (2018), em que se verificou uma relação inversa entre torque e FVG. Essa hipótese justificaria principalmente a natureza transitória de componentes síncronas. Essa hipótese poderia justificar também a transitoriedade observada por Garpelli (2018) em algumas componentes dos espectros de pressão (ver figuras 2.8 e 2.9), já que a pressão é gerada como consequência da rotação do eixo da bomba.

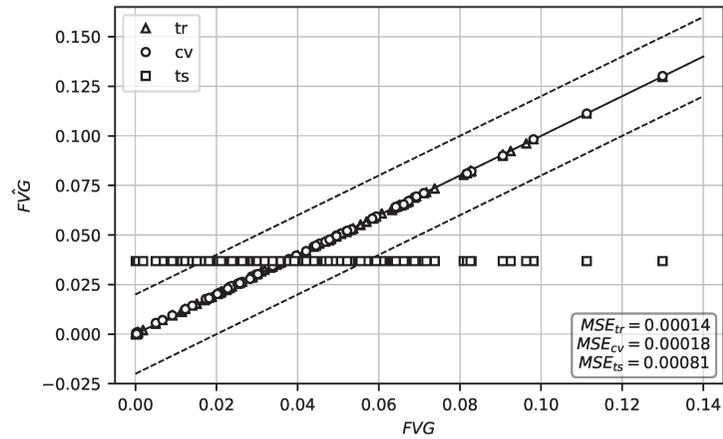
Acredita-se que a excitação causada pelo escoamento ocupou uma banda estreita do espectro até cerca de 550 Hz. Isso condiz com o apresentado por Riverin e Pettigrew (2007) e Giraudeau *et al.* (2013), embora nesses trabalhos as frequência máximas observadas quando o escoamento é do tipo bolhas tenha sido inferior a 550 Hz. Como a excitação se dá em uma ampla frequência notou-se nos espectros dos sinais de vibração múltiplos picos assíncronos. Tais picos podem ser ressonâncias, o que também estaria em acordo com o observado por Riverin e Pettigrew (2007). Os estudos de Giraudeau *et al.* (2011), Giraudeau *et al.* (2013) sugerem que com o aumento de diâmetro a frequência dominante da excitação causada pelo escoamento bifásico diminui. Isso condiz com o que foi observado, isto é, que os principais eventos relacionados a vibração induzida pelo escoamento bifásico ocorrem em baixas frequências.

5.4 Modelos ε -ESVR

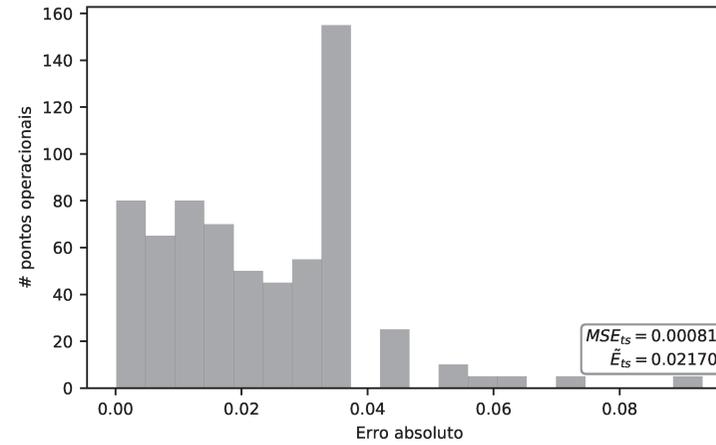
Para os modelos ε -ESVR treinados, foram obtidos os resultados sumarizados na tabela do apêndice B. Avaliam-se primeiramente os resultados para o problema de gerar estimativas que generalizem para dados provenientes de sensores diferentes, mas que medem na mesma direção que aqueles utilizados no treinamento - problema 1.

Nota-se que nos modelos treinados, os erros avaliados sobre os subconjuntos tr e cv são semelhantes. Isso indica que não houve sobreajuste. Quando se analisa os MSE_{ts} nota-se que foram muito maiores que MSE_{tr} e MSE_{cv} . Isso indica que os modelos propostos não resolvem o problema para o qual foram propostos. Esses modelos possuem R^2 próximo de zero, o que significa que para qualquer DEP na entrada é gerada sempre a mesma saída.

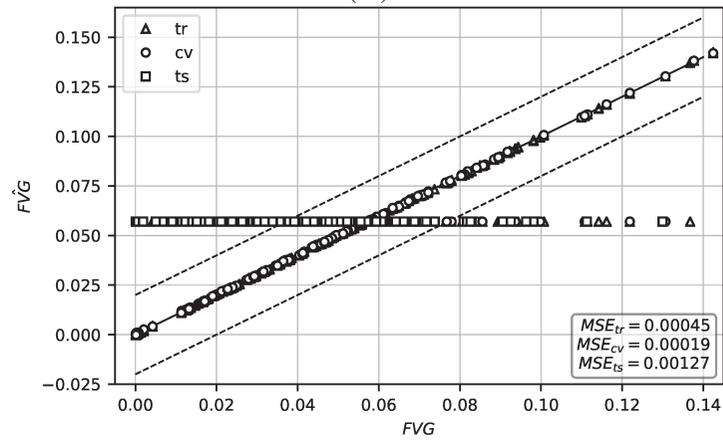
Quando se observa os resultados gerados pelo modelo de melhor desempenho ε -ESVR-1X na figura 5.21 (A), nota-se que de fato, para os subconjuntos tr e cv os resultados estimados são quase equivalentes aos resultados verdadeiros. Mas os resultados gerados pelo modelo para sensores diferentes se apresentam como uma reta horizontal. Isso mostra que o modelo não conseguiu capturar a física imbuída no problema.



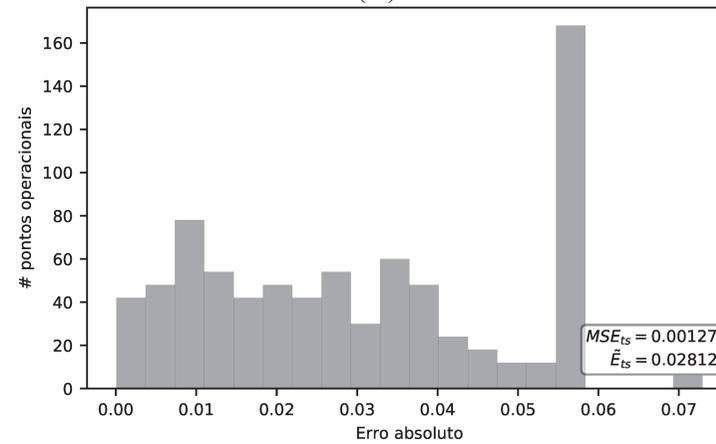
(A)



(B)



(C)



(D)

Figura 5.21 – (A) Predições, modelo ε -ESVR-1X, $R^2=-0.0017$; (B) Histograma dos erros absolutos, modelo ε -ESVR-1X, $R^2=-0.0017$; (C) Predições, modelo ε -ESVR-21BX, $R^2=-0.5621$; (D) Histograma dos erros absolutos, modelo ε -ESVR-21BX, $R^2=-0.5621$.

O histograma dos erros absolutos do modelo ε -ESVR-1X pode ser visto na figura 5.21 (B), nota-se que a mediana do erro absoluto de tal modelo é equivalente a 0.02170, portanto maior que o critério prático adotado de 0.02.

Para o problema de obter estimativas que generalizem em dados de uma inclinação diferente daquelas relativas aos dados de treinamento - problema 2, nota-se que o MSE_{ts} dos modelos é muito superior a MSE_{tr} e/ou MSE_{cv} o que indica que os modelos não generalizaram bem para a inclinação de 71° .

De fato, ao se observar na figura 5.21 (C) as estimativas geradas pelo modelo de melhor desempenho ε -ESVR-21BX, se observa que independente dos dados de entrada, a saída sempre recai sobre uma reta horizontal. Obteve-se $R^2 = -0.5621$ que é menor que zero, esse resultado é pior que caso o modelo gerasse dados sobre a reta horizontal de menor MSE possível. O histograma da figura 5.21 (D) evidencia que a maioria dos erros absolutos é menor que 0.0281, fora do limite prático adotado de 0.02.

Em síntese, dado um conjunto de dados de vibração (X) e de FVG (y), o modelo ε -ESVR é capaz de realizar um mapeamento $X \mapsto y$ com MSE muito pequenos, representando o estado da arte para esse tipo de problema. Isso fora observado no trabalho de Ricardo (2014). No entanto, quando se avalia a capacidade desse tipo de modelo de generalizar para sensores ou inclinações diferentes das utilizadas no treinamento, se observou que o mapeamento realizado apresenta erros muito elevados, inviabilizando o uso da técnica. Conclui-se que o modelo ε -ESVR mapeia bem localmente os dados, apenas. Isso justifica a necessidade de desenvolver métodos que realizem um mapeamento mais geral.

5.5 Modelos Baseados em \hat{P}_{ale}

Como visto na seção 5.3, detectou-se uma relação ainda que fraca entre a \hat{P}_{ale} de algumas componentes e a FVG. Tal relação é possivelmente não linear, dado que os coeficientes de Spearman são em geral maiores que os de Pearson. Nessa seção, os mesmos modelos de regressão utilizados na seção anterior foram empregados, mas utilizando como entrada os valores de \hat{P}_{ale} das componentes selecionadas.

Assim procedendo, para os diferentes modelos testados foram obtidos os resultados elencados nas tabelas C.1, C.2 e C.3 do Apêndice C.

Para o problema 1, todos os modelos de maior R^2 foram aqueles relacionados ao subconjunto de dados 1X. A figura 5.22 apresenta as predições de tais modelos para os subconjuntos de treinamento e validação cruzada. A figura 5.23 apresenta as predições de tais modelos para o subconjunto de testes. Nota-se que à exceção do modelo \hat{P}_{ale} - ε -ESVR-1X, os demais aparentam conseguir capturar as não linearidades imbuídas nos dados, sendo o modelo \hat{P}_{ale} -MLP-1X o de melhor desempenho.

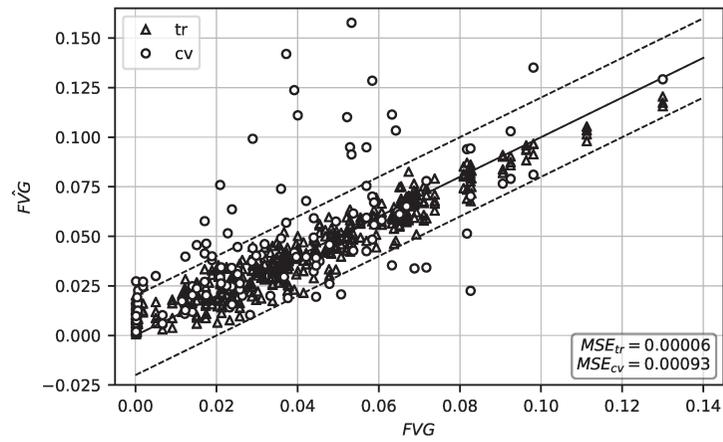
A figura 5.22 apresenta os histogramas dos erros absolutos dos melhores modelos. Nota-se que a exceção do modelo $\hat{P}_{ale-\varepsilon}$ -ESVR-1X, os demais apresentaram para a maioria dos dados erros absolutos menores que 0.011 para a FVG. Os modelos \hat{P}_{ale} -S-1X e \hat{P}_{ale} -MLP-1X foram melhores que os modelos ε -ESVR-1X, 1Y e 1Z, que representam o estado da arte da técnica.

Em relação ao problema 2, as predições obtidas para os modelos de maiores R^2 podem ser vistas na figura 5.25 para os dados de treinamento e validação cruzada e na figura 5.26 para os dados de teste. Os histogramas dos erros absolutos de tais modelos podem ser vistos na figura 5.27. Como se nota, para os dados de teste, os modelos tiveram desempenho apenas marginalmente superiores ao de uma reta horizontal de menor MSE ($R^2=0$) ou dos modelos ε -ESVR apresentados na seção anterior. O modelo \hat{P}_{ale} -MLP-21TX apresentou a mediana do erro absoluto equivalente a 0.018, o único dentre os melhores modelos cuja mediana foi inferior a 0.02, limiar prático considerado aceitável.

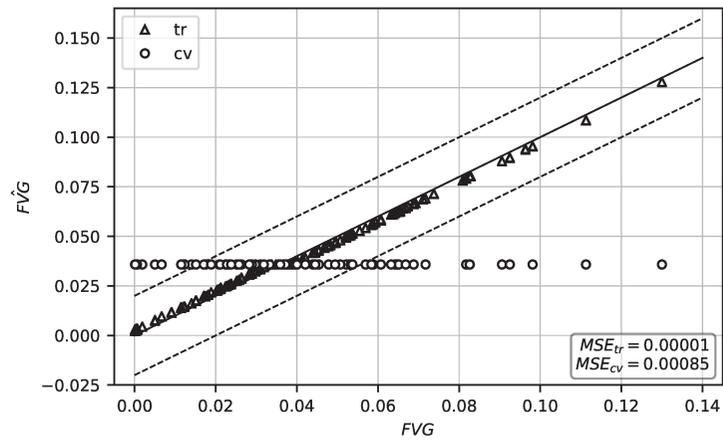
Embora os melhores modelos que utilizam \hat{P}_{ale} tenham tido desempenho superior ao estado da arte da técnica, para a maioria dos modelos o desempenho foi inferior ao de uma reta horizontal de menor MSE possível ($R^2=0$), como mostra a tabela 5.11.

Tabela 5.11 – Percentual de modelos com $R^2 > 0$.

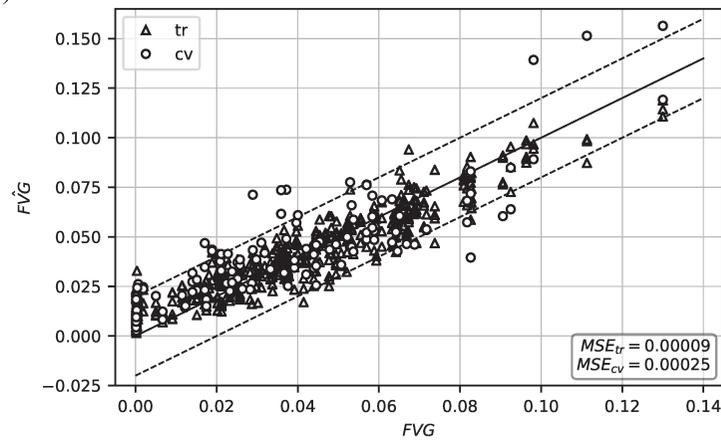
Modelo	Geral	21	22	23
\hat{P}_{ale} -S	0	0	0	0
$\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR	8.3	25.0	0	0
\hat{P}_{ale} -MLP	5.6	16.7	0	0



(A)

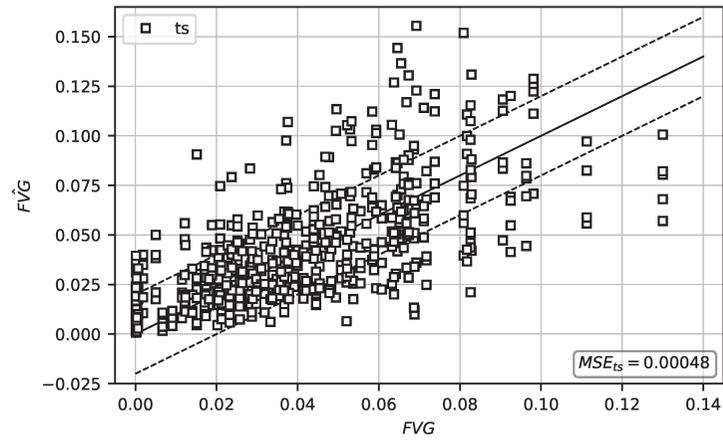


(B)

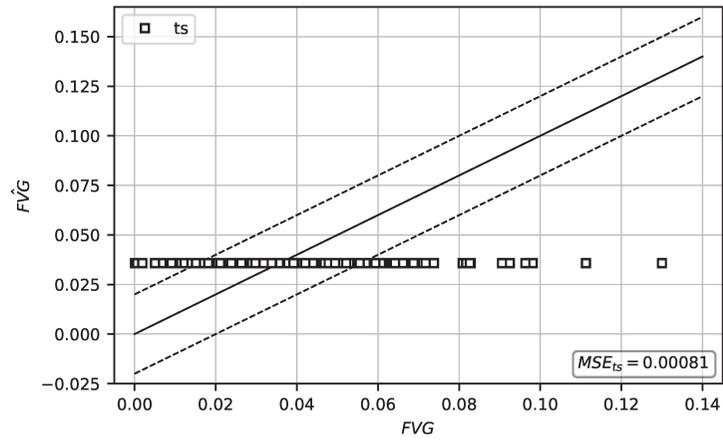


(C)

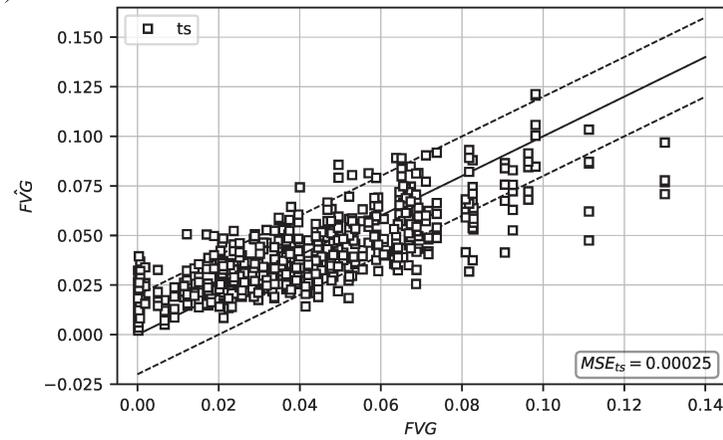
Figura 5.22 – Predições dos modelos (subconjuntos tr e cv): (A) $\hat{P}_{ale-S-1X}$, $R^2=0.4084$; (B) $\hat{P}_{ale-\varepsilon-ESVR-1X}$, $R^2=0$; (C) $\hat{P}_{ale-MLP-1X}$, $R^2=0.6914$.



(A)

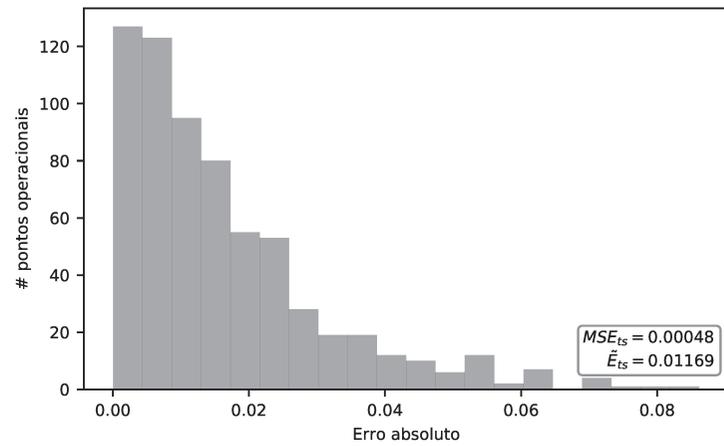


(B)

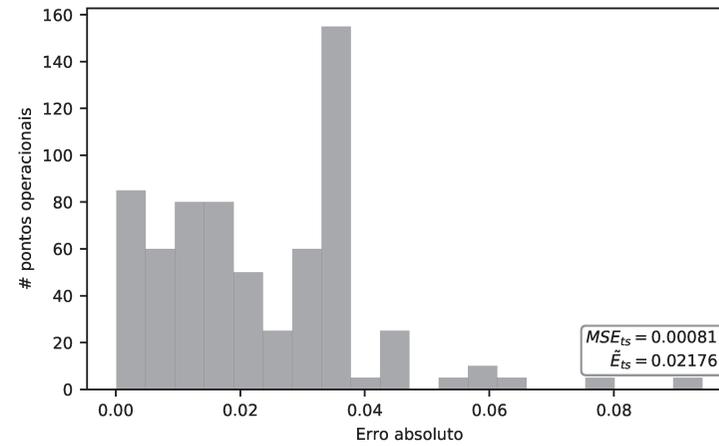


(C)

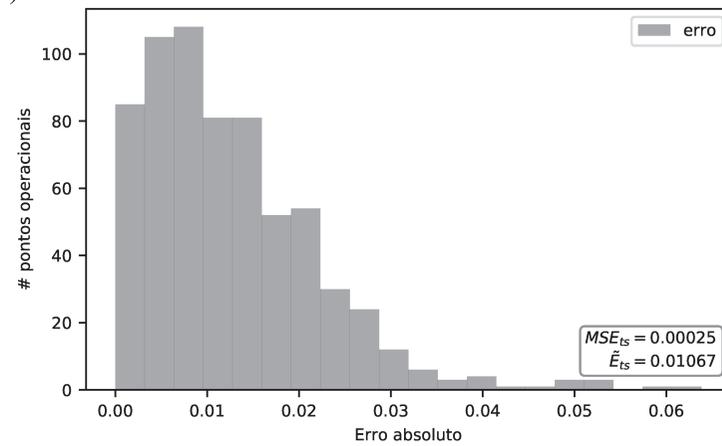
Figura 5.23 – Predições dos modelos (subconjunto de testes): (A) \hat{P}_{ale} -S-1X, $R^2=0.4084$; (B) $\hat{P}_{ale} - \epsilon$ -ESVR-1X, $R^2=0$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-1X, $R^2=0.6914$.



(A)



(B)



(C)

Figura 5.24 – Histogramas dos erros dos modelos: (A) \hat{P}_{ale} -S-1X, $R^2=0.4084$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-1X, $R^2=0$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-1X, $R^2=0.6914$.

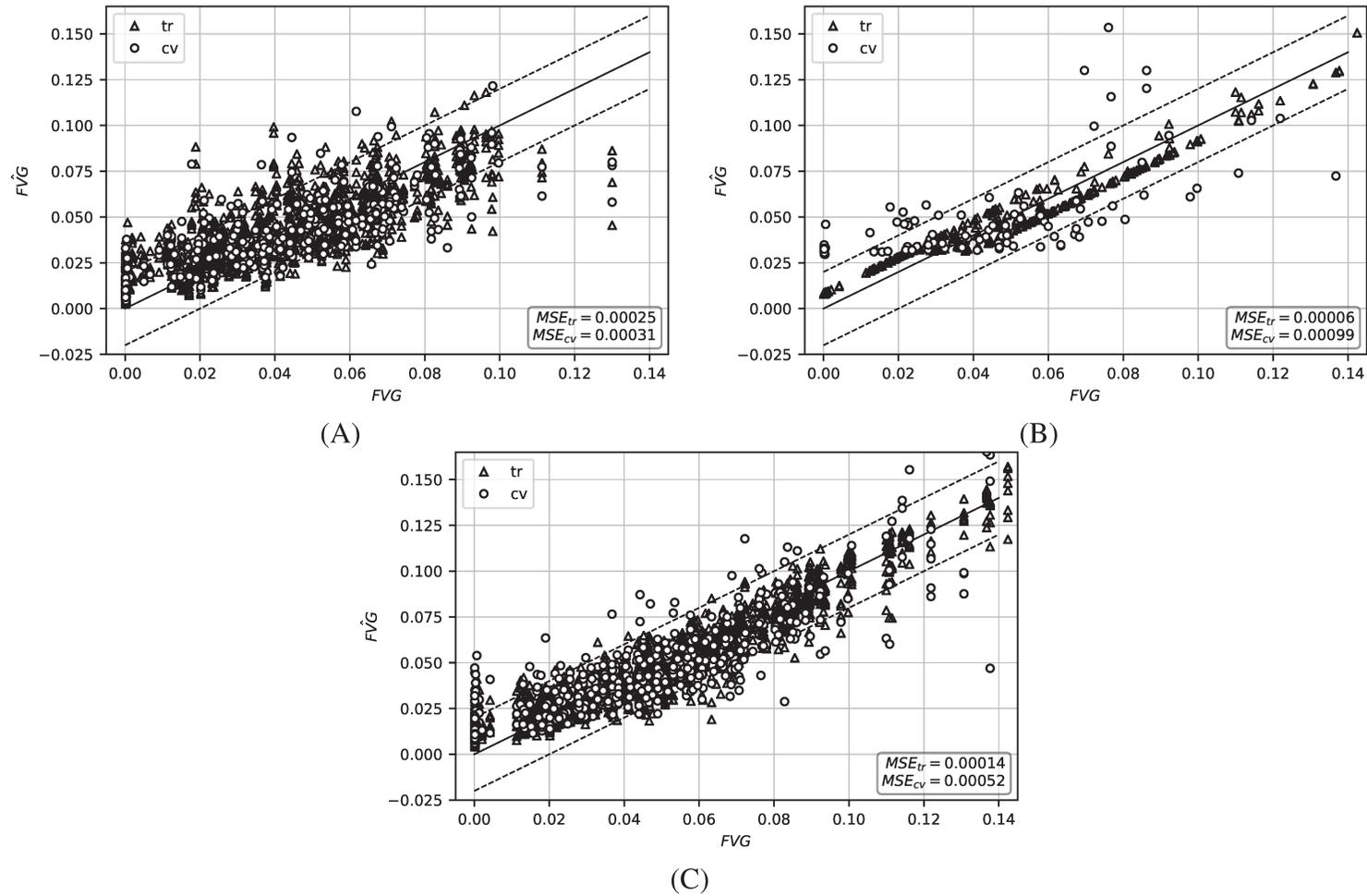
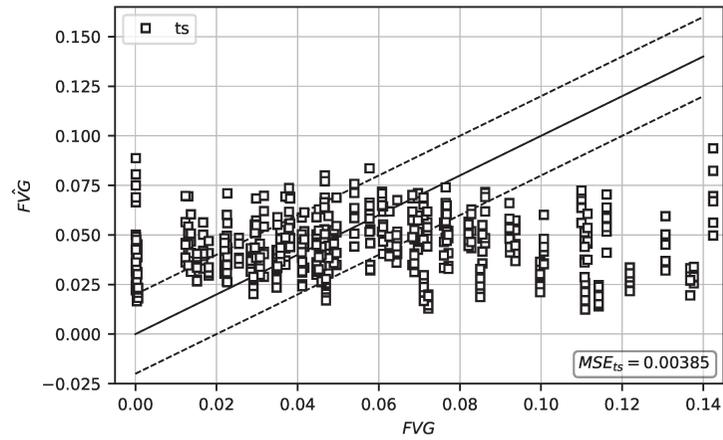
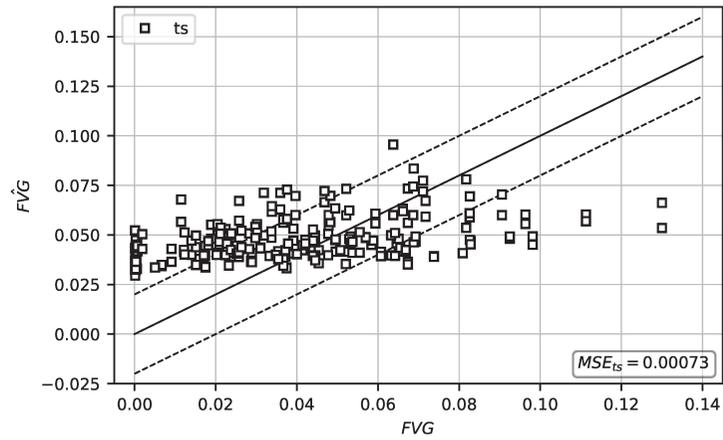


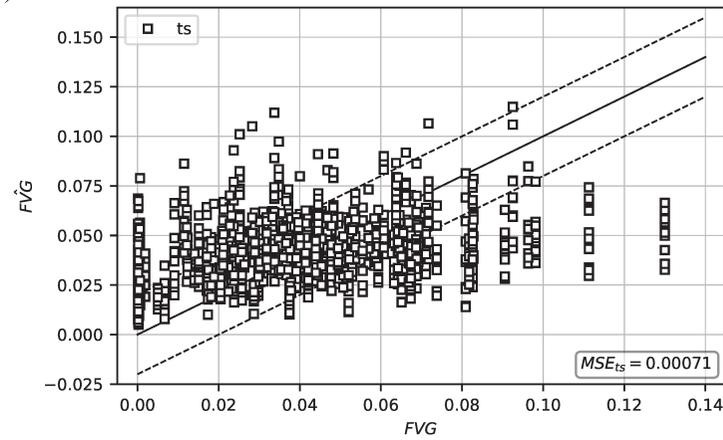
Figura 5.25 – Predições dos modelos (subconjuntos tr e cv): (A) \hat{P}_{ale} -S-23BY, $R^2=-0.0836$; (B) \hat{P}_{ale} - ε -ESVR-21MZ, $R^2=0.1039$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-21TX, $R^2=0.1320$.



(A)



(B)



(C)

Figura 5.26 – Predições dos modelos (subconjunto de testes): (A) \hat{P}_{ale} -S-23BY, $R^2=-0.0836$; (B) \hat{P}_{ale} - ϵ -ESVR-21MZ, $R^2=0.1039$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-21TX, $R^2=0.1320$.

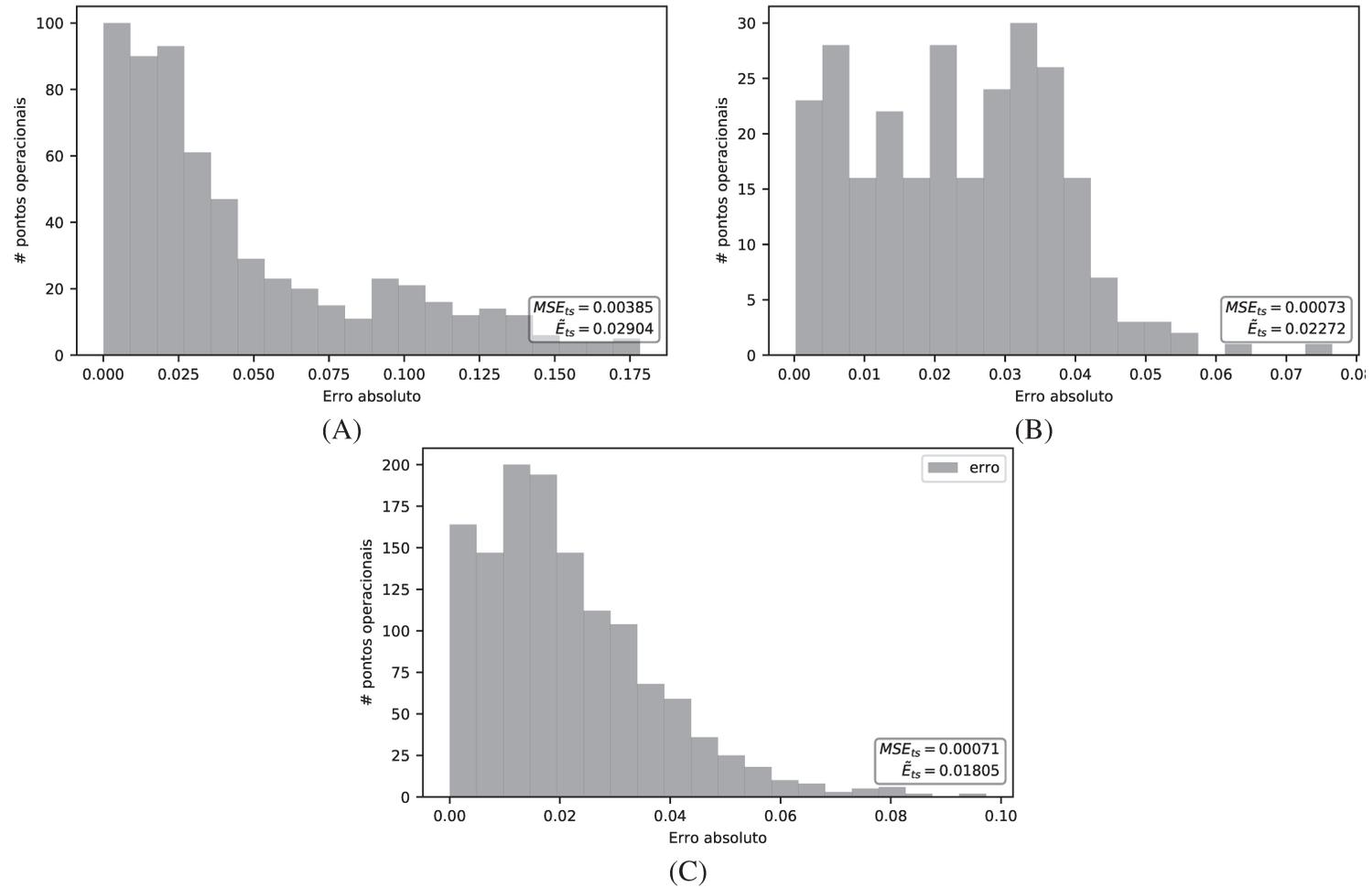


Figura 5.27 – Histogramas dos erros dos modelos: (A) \hat{P}_{ale} -S-23BY, $R^2=-0.0836$; (B) $\hat{P}_{ale} - \varepsilon$ -ESVR-21MZ, $R^2=0.1039$; (C) \hat{P}_{ale} -MLP-21TX, $R^2=0.1320$.

5.6 Modelos Baseados em HMM

Os resultados obtidos para os modelos HMM-S, HMM-C, HMM- ε -ESVR e HMM-MLP encontram-se respectivamente nas tabelas D.1, D.2, D.3 e D.4 do Apêndice D.

Para o problema 1 os melhores modelos foram HMM-S-1X5, HMM-C-1X5, HMM- ε -ESVR-1X5 e HMM-MLP-1X3. Seus coeficientes de determinação foram respectivamente, 0.3831, 0.7548, 0.7960 e 0.7731. A figura 5.28 apresenta as predições dos modelos *versus* resultados esperados para os subconjuntos de treinamento e validação cruzada. A figura 5.29 apresenta esses resultados para o conjunto de testes. Nota-se na mesma que todos os modelos apresentaram resultados melhores que os obtidos pelo estado da técnica, modelo ε -ESVR-1X, já apresentado na figura 5.21 (A).

A maioria dos pontos estimados pelos melhores modelos HMM-S, HMM-C, HMM- ε -ESVR e HMM-MLP encontra-se dentro de uma faixa em que o erro absoluto da FVG é, respectivamente, 0.017, 0.005, 0.008 e 0.007, como se observa nos histogramas dos erros absolutos, figura 5.30. Todos esses valores são menores que o limiar de 0.02, aceitável dentro de um ponto de vista prático do problema. Esses valores são observados na coluna \tilde{E}_{ts} das tabelas. Além disso, comparando essa figura com a 5.21 (B) fica evidente que os modelos tem desempenho superior ao estado da técnica.

Para os modelos HMM-S e HMM-C, os modelos com HMMs com 5 estados proferiram melhores resultados que os HMMs com 3 estados. Para os modelos HMM- ε -ESVR, 2 modelos com 5 estados dentre os 3 treinados obtiveram melhor desempenho que os modelos com HMM com 3 estados. Para os modelos HMM-MLP todos os modelos baseados em HMM com 3 estados tiveram resultados melhores que os baseados em HMM com 5 estados. De maneira geral concluiu-se que com HMM com 3 ou 5 estados, os modelos foram capazes de gerar características dependentes da FVG e menos dependentes da posição do sensor que gerou a característica. Apenas os modelos HMM-S-1Z3, HMM- ε -ESVR-1Y5 e 1Z3 dentre os 24 modelos testados para o problema 1 obtiveram desempenho inferior a reta horizontal de menor MSE ($R^2=0$).

O uso de HMMs para extrair características e a utilização dessas características como entrada para o método ε -ESVR melhorou os resultados desse modelo para o problema 1.

Para o problema 2 os melhores modelos foram HMM-S-22PX, HMM-C-21PX, HMM- ε -ESVR-21BX e HMM-MLP-21BX, cujos coeficientes de determinação foram, respectivamente, 0.0969, 0.2199, 0.2416 e 0.5325. A figura 5.31 apresenta as predições dos modelos *versus* resultados esperados para os subconjuntos de treinamento e validação cruzada. A figura 5.32 apresenta as predições para o subconjunto de testes. Nessa, nota-se que todos os modelos de melhor desempenho apresentaram resultados superiores ao modelo ε -ESVR-21BX que representam o estado da técnica (já apresentado na figura 5.21 (C)).

Faz-se a ressalva de que embora os modelos de melhor desempenho para o problema 2 apresentem R^2 superiores aos obtidos com o estado da técnica, os valores de R^2 são pouco maiores que zero no caso do modelo HMM-S-22PX. Já os modelos HMM-C-21PX, HMM- ϵ -ESVR-21BX e HMM-MLP-21BX apresentam R^2 muito superior à dos demais.

Além disso, como mostrado na tabela 5.12, dentre todos os modelos testados para o problema 2, a menor parte dos modelos possui resultados superiores a da reta horizontal de menor MSE. No geral, os modelos do tipo HMM-MLP foram os que apresentaram maior percentual de modelos com resultados superiores a uma reta horizontal de menor MSE. O cenário em que se utilizam para treinamento os dados das inclinações de 0 e 35° e para testes a inclinação de 71° (coluna "21") foi aquele em que mais modelos superaram a reta horizontal de menor MSE. O cenário mais desafiador foi aquele em que para treinamento e testes foram utilizadas, respectivamente, as inclinações de (35°,71°) e 0° - coluna "23".

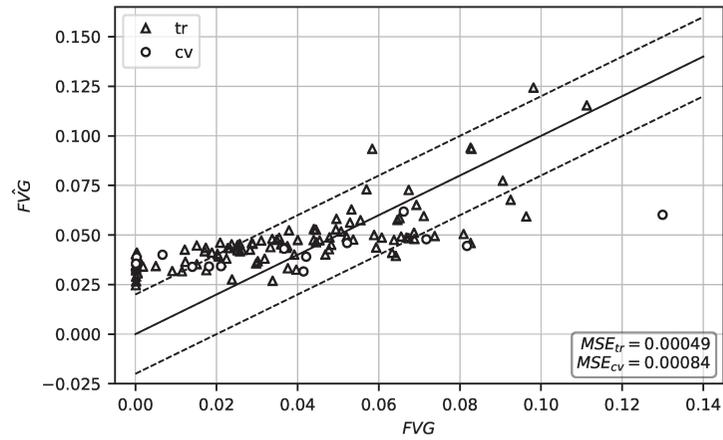
Tabela 5.12 – Percentual de modelos com $R^2 > 0$.

Modelo	Geral	21	22	23
HMM-S	8.3	16.7	8.3	0
HMM-C	2.8	8.3	0	0
HMM- ϵ -ESVR	25.0	50.0	25.0	0
HMM-MLP	27.8	75.0	8.3	0

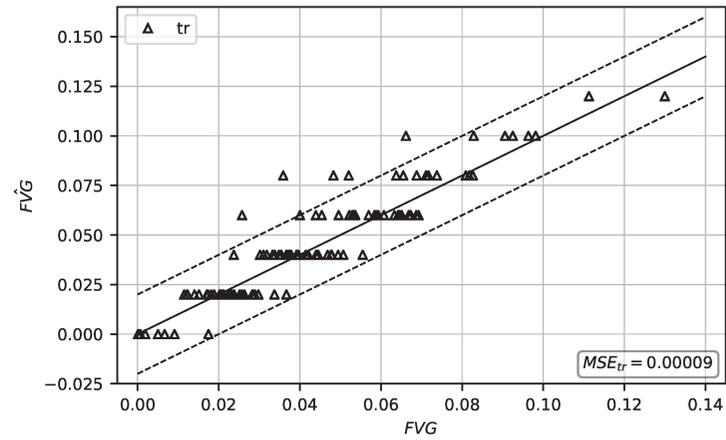
Ainda sobre o problema 2, a maioria dos pontos estimados pelos melhores modelos HMM-S, HMM-C, HMM- ϵ -ESVR e HMM-MLP encontra-se dentro de uma faixa em que o erro absoluto da FVG é, respectivamente, 0.020, 0.015, 0.017 e 0.014, como se observa no histograma dos erros absolutos, figura 5.33. Todos esses valores são menores ou iguais que o limiar prático aceitável de 0.02. Comparando essa figura com a 5.21 (D) fica evidente que todos os melhores modelos têm desempenho muito superior ao estado da arte da técnica.

Em síntese, para o problema 1 os modelos foram capazes de extrair quantidades que resguardam relação com a FVG e são relativamente independentes da posição angular dos sensores. Algo até então impossível pelo estado da arte da técnica.

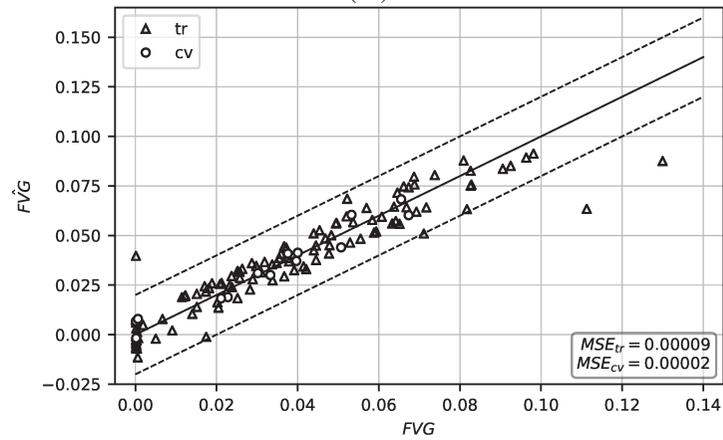
Para o problema 2, algumas soluções como, por exemplo, o modelo HMM-MLP-21BX foram capazes de independente da inclinação prever a FVG com erros inferiores a 0.02 para a maioria dos pontos operacionais, algo até então impossível pelo estado da arte da técnica. No entanto, a maioria dos modelos obtidos apresentou resultados apenas marginalmente melhores que uma reta horizontal que prevê sempre um mesmo valor. Isso indica que o problema 2 é mais desafiador que o problema 1.



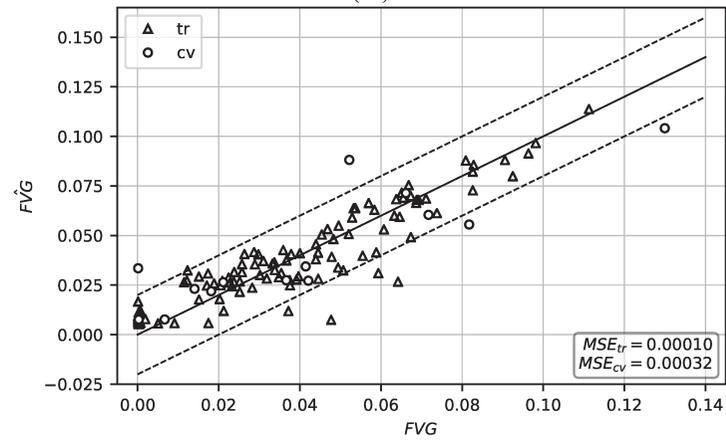
(A)



(B)

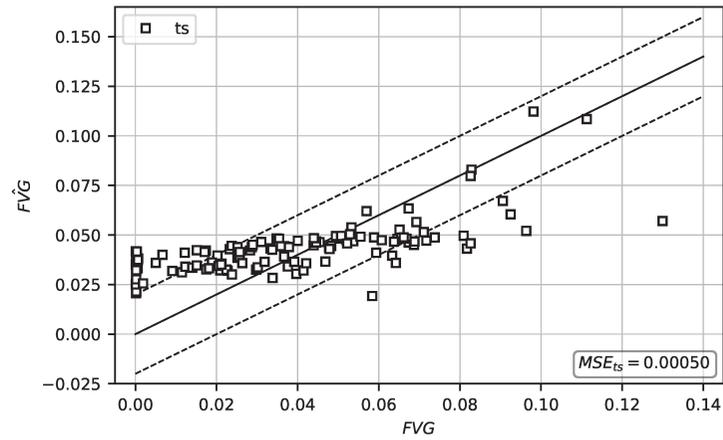


(C)

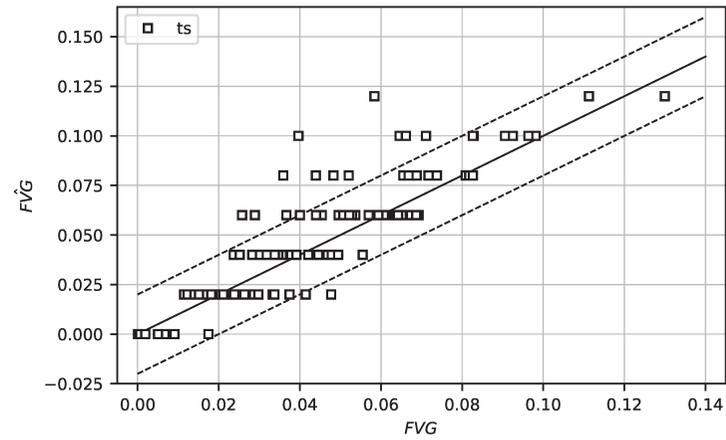


(D)

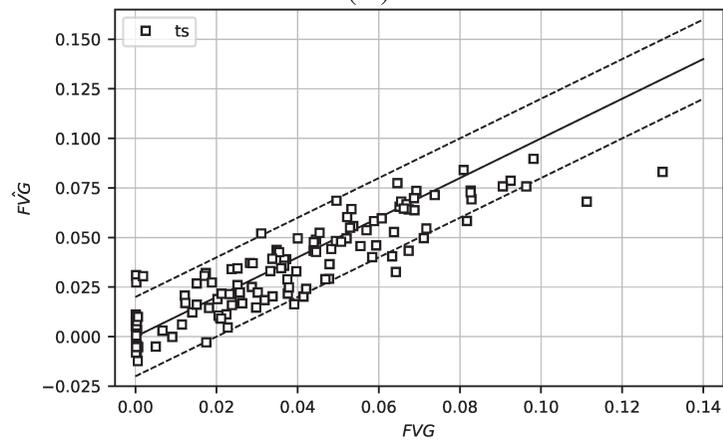
Figura 5.28 – Predições dos modelos (dados dos conjuntos tr e cv): (A) HMM-S-1X5, $R^2=0.3831$; (B) HMM-C-1X5, $R^2=0.7548$; (C) HMM- ϵ -ESVR-1X5, $R^2=0.7960$; (D) HMM-MLP-1X3, $R^2=0.7731$.



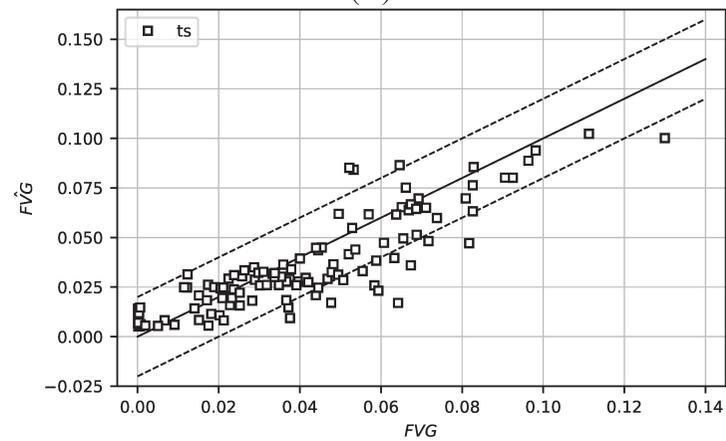
(A)



(B)

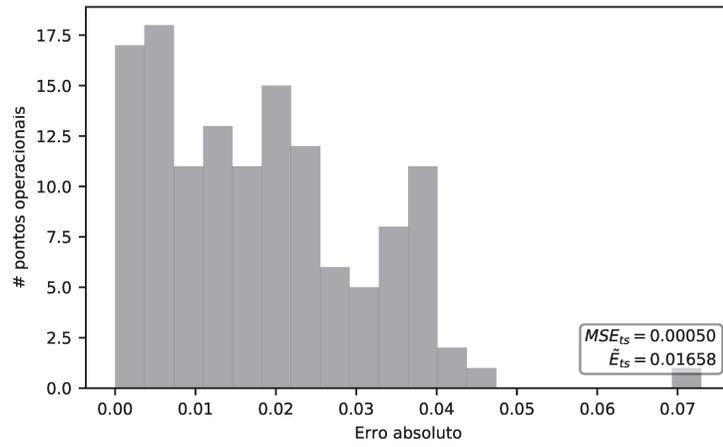


(C)

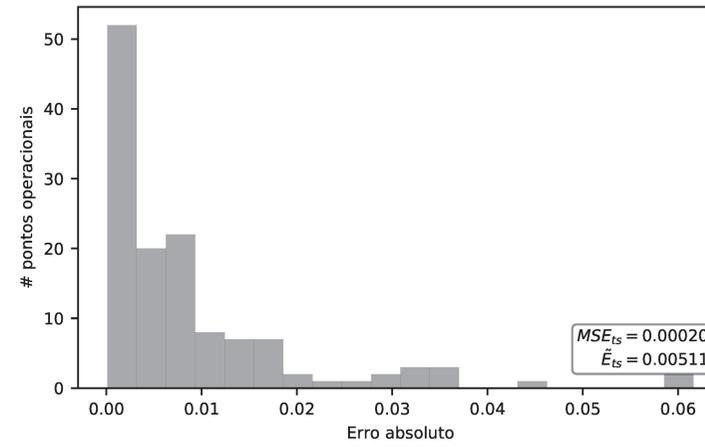


(D)

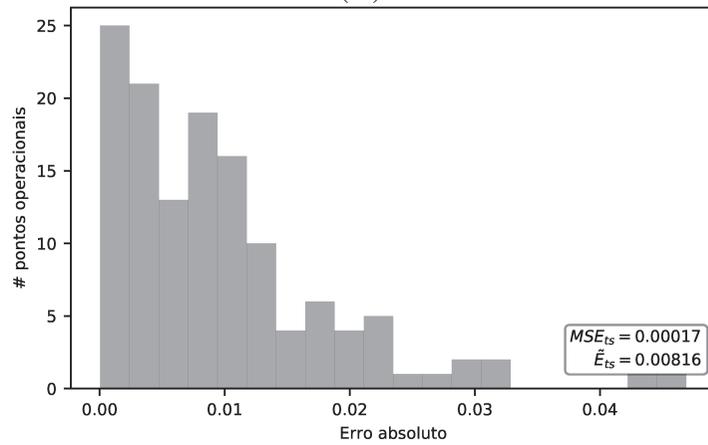
Figura 5.29 – Predições dos modelos (dados do conjunto de testes): (A) HMM-S-1X5, $R^2=0.3831$; (B) HMM-C-1X5, $R^2=0.7548$; (C) HMM- ϵ -ESVR-1X5, $R^2=0.7960$; (D) HMM-MLP-1X3, $R^2=0.7731$.



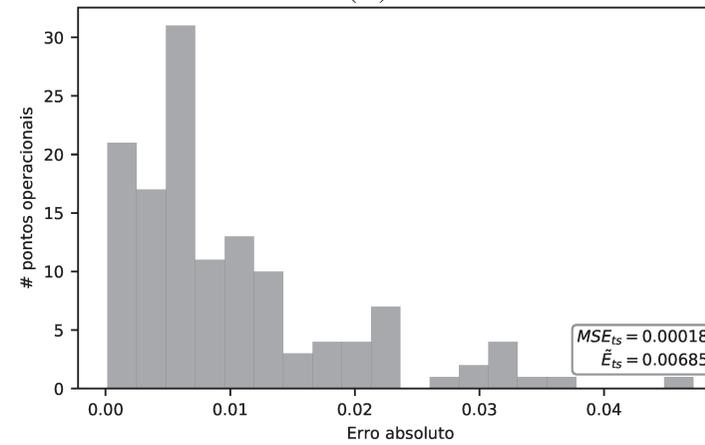
(A)



(B)

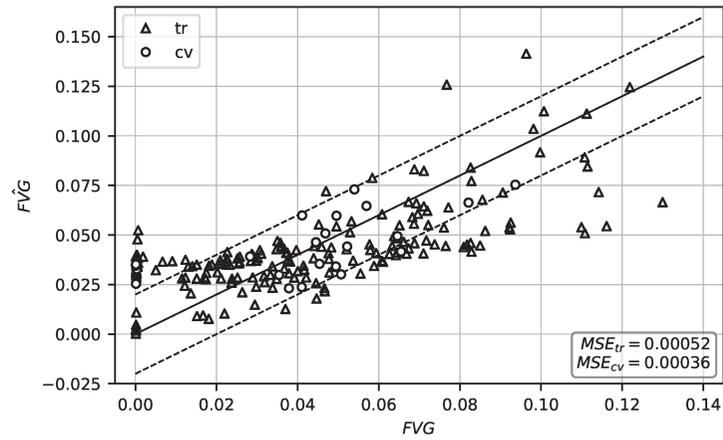


(C)

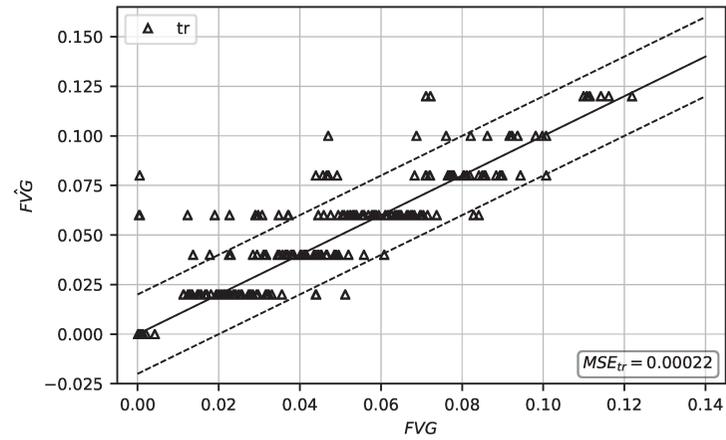


(D)

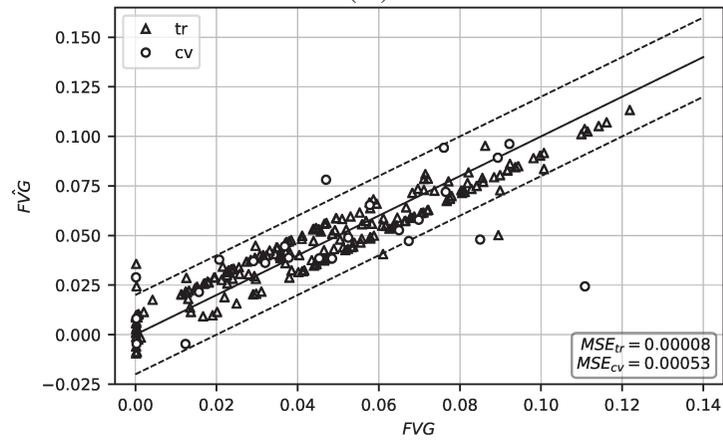
Figura 5.30 – Histogramas dos erros dos modelos: (A) HMM-S-1X5, $R^2=0.3831$; (B) HMM-C-1X5, $R^2=0.7548$; (C) HMM- ϵ -ESVR-1X5, $R^2=0.7960$; (D) HMM-MLP-1X3, $R^2=0.7731$.



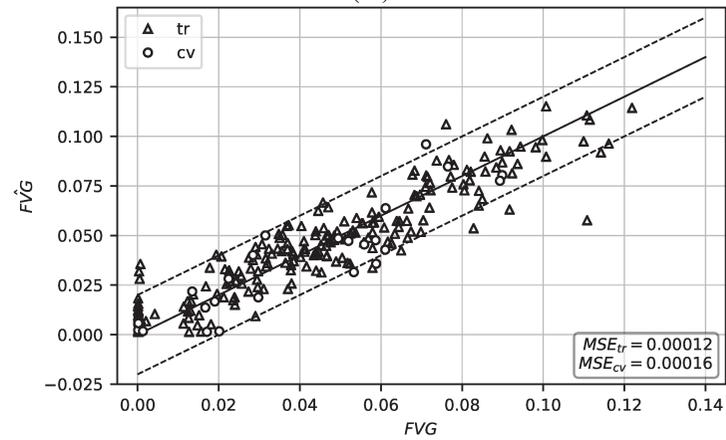
(A)



(B)

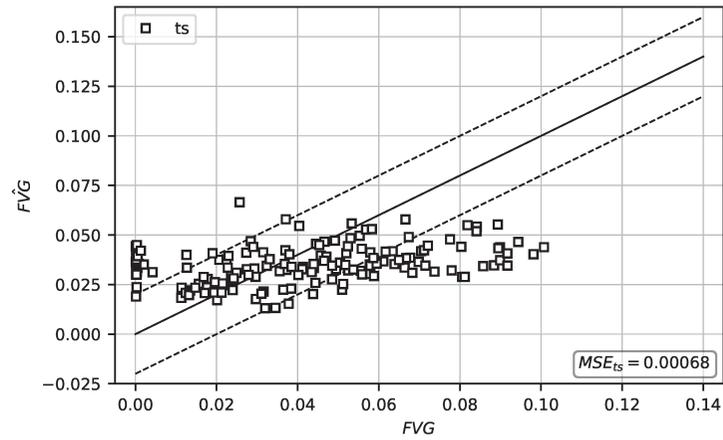


(C)

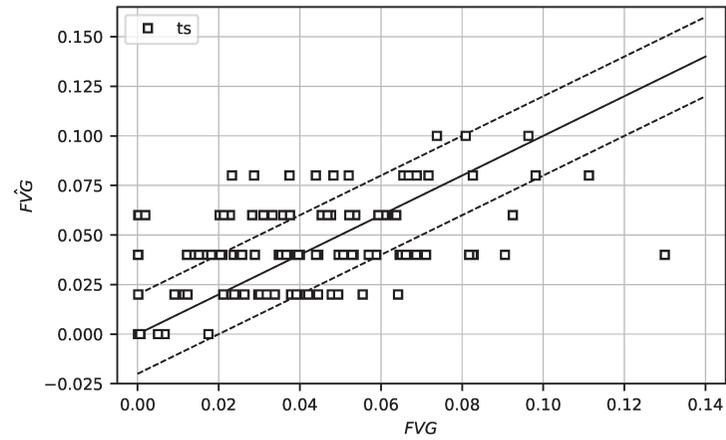


(D)

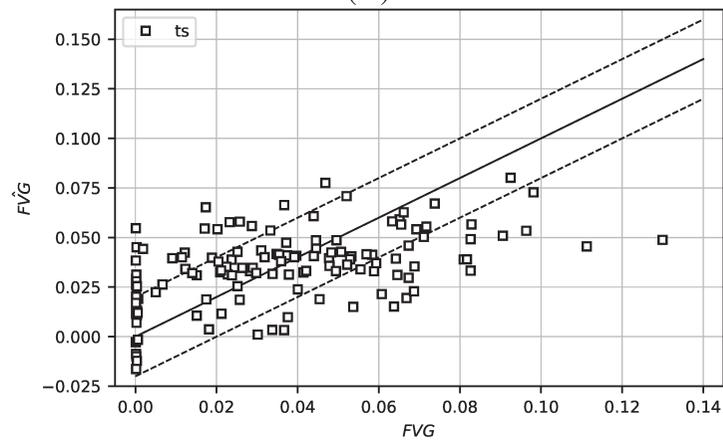
Figura 5.31 – Predições dos modelos (dados dos conjuntos tr e cv): (A) HMM-S-22PX, $R^2=0.0969$; (B) HMM-C-21PX, $R^2=0.2199$; (C) HMM- ϵ -ESVR-21BX, $R^2=0.2416$; (D) HMM-MLP-21BX, $R^2=0.5325$.



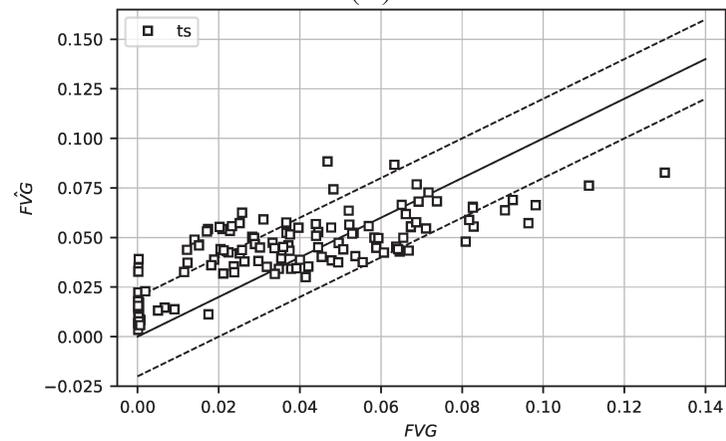
(A)



(B)

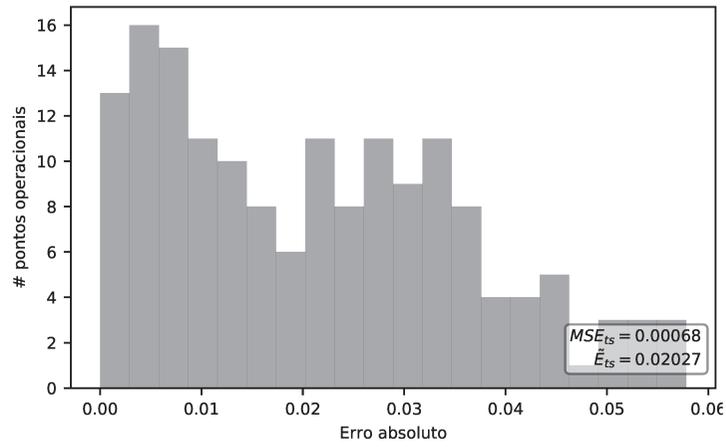


(C)

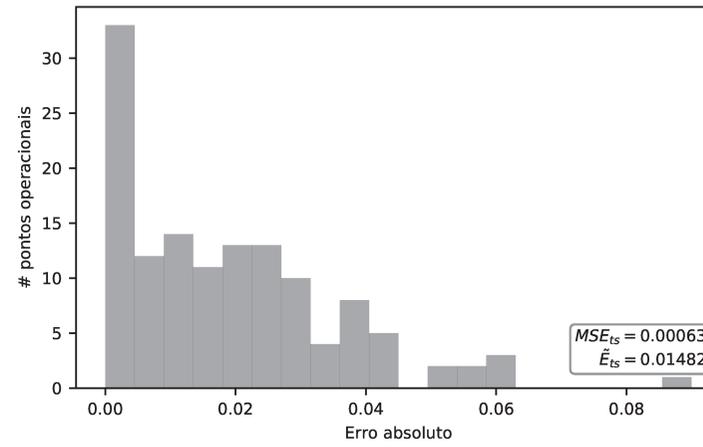


(D)

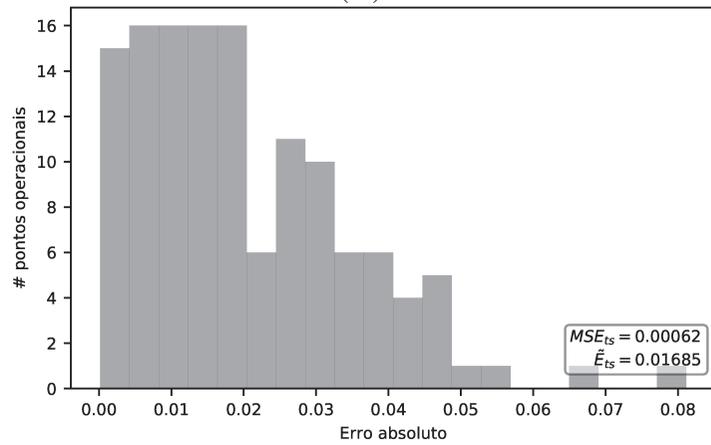
Figura 5.32 – Predições dos modelos (dados do conjunto de testes): (A) HMM-S-22PX, $R^2=0.0969$; (B) HMM-C-21PX, $R^2=0.2199$; (C) HMM- ε -ESVR-21BX, $R^2=0.2416$; (D) HMM-MLP-21BX, $R^2=0.5325$.



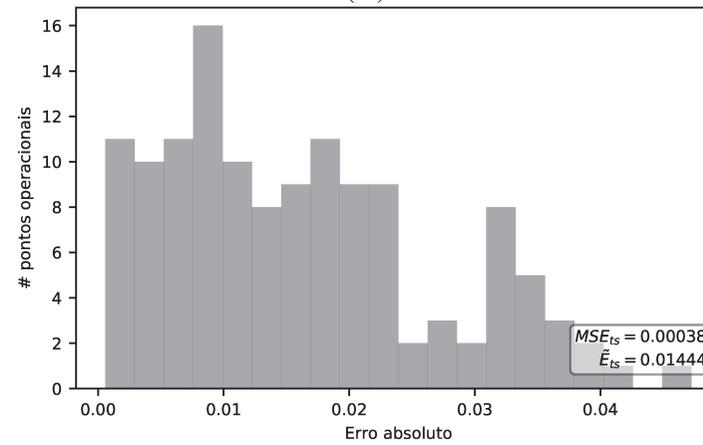
(A)



(B)



(C)



(D)

Figura 5.33 – Histogramas dos erros dos modelos: (A) HMM-S-22PX, $R^2=0.0969$; (B) HMM-C-21PX, $R^2=0.2199$; (C) HMM- ϵ -ESVR-21BX, $R^2=0.2416$; (D) HMM-MLP-21BX, $R^2=0.5325$.

5.7 Comparação Entre os Resultados dos Modelos

Observou-se que o modelo ε -ESVR mesmo utilizando valores ótimos para ε e C tende a se sobre-ajustar aos dados. Como efeito, quando se testa o modelo com um conjunto de dados muito diferente daqueles utilizados para treinamento, o erro encontrado é muito elevado. Isso se deve à característica utilizada como entrada no modelo (DEP) e à capacidade do próprio modelo em representar as não-linearidades imbuídas nos dados.

A tabela 5.13 apresenta os melhores modelos para cada problema e seus respectivos coeficientes de determinação. Conclui-se que quando se utiliza a \hat{P}_{ale} dos picos mais relacionados à FVG ou as probabilidades de um conjunto de sinais ter sido gerado por HMMs como dado de entrada, obtém-se uma melhora da associação entre vibração e a FVG. Isso se observa tanto em relação ao problema 1 quanto em relação ao problema 2. Essa tabela também evidencia que os melhores modelos baseados em HMM apresentam soluções melhores para os problemas 1 e 2 que os modelos baseados em \hat{P}_{ale} .

Tabela 5.13 – Comparação entre os melhores modelos.

Modelo	R^2
ε -ESVR-1X (1Y, 1Z)	-0.0017
\hat{P}_{ale} -MLP-1X	0.6914
HMM- ε -ESVR-1X5	0.7960
ε -ESVR-21BX (21BY, 21BZ)	-0.5621
\hat{P}_{ale} -MLP-21TX	0.1320
HMM-MLP-21BX	0.5325

A tabela 5.14 apresenta os melhores modelos que utilizam ε -ESVR para cada problema e seus respectivos coeficientes de determinação. Nota-se que os modelos que utilizam ε -ESVR são melhorados quando ao invés de utilizar a DEP como entrada utiliza-se \hat{P}_{ale} . Os resultados são ainda melhores quando se utilizam as probabilidades de um conjunto de sinais ter sido gerado por HMMs como dado de entrada.

Tabela 5.14 – Comparação entre modelos que utilizam ε -ESVR.

Modelo	R^2
ε -ESVR-1X (1Y, 1Z)	-0.0017
\hat{P}_{ale} - ε -ESVR-1X	0.0000
HMM- ε -ESVR-1X5	0.7960
ε -ESVR-21BX (21BY, 21BZ)	-0.5621
\hat{P}_{ale} - ε -ESVR-21MZ	0.1039
HMM- ε -ESVR-21BX	0.2416

Enquanto a DEP é uma característica muito suscetível ao sensor (problema 1) e à inclinação do conjunto (problema 2), \hat{P}_{ale} e as probabilidades de um conjunto de sinais ter sido gerado por HMMs se apresentam como características mais independentes a esses problemas.

6 CONCLUSÕES

Com base nos resultados conclui-se que para simulações numéricas: o classificador de sinais distingue sinais de classes diferentes; consegue identificar a ocorrência de eventos de classes diferentes ocorrendo em uma mesma frequência; é capaz de analisar a classe do sinal de excitação utilizando apenas o sinal de resposta; funcionou adequadamente mesmo para sinais não estacionários e oferece um critério para escolha do tempo de amostragem necessário para caracterização do sinal.

Concluiu-se que as curvas de desempenho com água e ar seguem as mesmas tendências observadas em outros trabalhos em relação a variações na pressão de sucção e inclinação do conjunto (BIAZUSSI, 2014; VERDE, 2016). A utilização de uma válvula de purga do ar no topo da cápsula associada a um misturador na admissão da bomba foi suficientes para garantir que todo o ar injetado entrasse apenas na bomba.

Concluiu-se que se o conjunto de BCS permanece desligado por muito tempo, os anéis espaçadores oxidam, causando travamento de eixo e inviabilizando sua reparação. Para solução desse problema recomenda-se operar semanalmente o BCS ou, se não for possível, extrair a bomba de dentro da cápsula após a realização de experimentos e preenchê-la com óleo mineral lubrificante. Sugere-se o óleo Lubrax Turbina Plus 32, ou similar, mesmo óleo utilizado para preenchimento do selo/protetor e motor elétrico do BCS utilizado nesse trabalho.

Os principais fenômenos relacionados ao escoamento multifásico no interior da bomba do BCS são de natureza aleatória e transitória. Os fenômenos aleatórios são associados ao escoamento nos impelidores nos padrões *Bubble* e *Agglomerated Bubble* na maioria dos pontos operacionais e à turbulência.

Sobre os fenômenos transitórios, acredita-se que estejam associados a uma transitoriedade da turbulência e/ou a dificuldade do motor elétrico e do conversor de frequências em manter o torque constantes quando se aumenta a FVG.

Concluiu-se que o método ε -ESVR é insuficiente para solução dos problemas 1 e 2. A utilização de \hat{P}_{ale} ou das probabilidades de um conjunto de dados terem sido gerados por modelos HMM ($P(X|HMM)$) como entradas para modelos de regressão melhoraram o método ε -ESVR.

O método que usa modelos baseados em HMM apresentou resultados melhores que o método que usa \hat{P}_{ale} . Por isso o uso de outros métodos do aprendizado de máquinas utilizados no problema de reconhecimento de voz se mostra promissor.

Para o problema 1 a maioria dos métodos propostos nessa tese apresentou resultados com baixo erro. Os resultados apresentaram coeficientes de determinação superiores ao modelo

de referência e próximos a um.

Para o problema 2 alguns modelos apresentaram resultados muito superiores aos demais. No entanto diversos apresentaram resultados que apontam para necessidade de mais estudos no sentido de solucionar o problema 2.

Em síntese, as principais contribuições desse trabalho foram:

- Um novo classificador de sinais que fornece não apenas a classe dos sinais (transitório, aleatório ou periódico), mas a probabilidade de cada componente pertencer a uma das classes;
- Elaboração de uma base de dados inédita com um conjunto real de BCS que permite associar vibrações mecânicas e FVG;
- Avaliação da natureza das forças de excitação oriundas do escoamento bifásico água-ar durante a operação do BCS, algo até o momento não quantificado;
- Avaliação de limites do método ϵ -ESVR, considerado parte do estado da técnica;
- Identificação de duas novas quantidades que relacionam sinais de vibração e FVG: \hat{P}_{ale} e $P(X|HMM)$;
- Métodos capazes de gerar modelos que generalizam bem para sinais de sensores e inclinações não utilizados no treinamento dos modelos.

7 TRABALHOS FUTUROS

Sugere-se em estudos futuros que o método de estimação de $\hat{P}_{ale}(f)$ seja utilizado em experimentos mais simples em que se possa visualizar o escoamento. Por exemplo, em um estágio de bomba de BCS em que o escoamento é de água-ar, tal qual aquele utilizado por Verde (2016). Dessa forma será possível melhor compreender o surgimento de componentes transitórias nos sinais de vibração.

Para além dos problemas 1 e 2 tratados nessa tese, há ainda ao menos outros dois problemas envolvidos no uso de sinais de vibração para estimação de FVG. Continuando a enumerá-los, o problema 3 é o de estimar a FVG corretamente, mesmo quando são utilizados fluidos diferentes daqueles utilizados durante a obtenção dos dados de treinamento dos modelos. O problema 4 é o de estimar a FVG corretamente, mesmo quando são utilizados conjuntos de BCS diferentes daqueles usados para obtenção dos dados de treinamento dos modelos.

O problema 4 é semelhante ao enfrentado nesse trabalho quando utilizou-se, devido às limitações práticas, os dados de um conjunto original juntamente com dados do mesmo conjunto após sua bomba ser remanufaturada.

A solução dos problemas de 1 a 4 passa por ao menos três sub-problemas: (i) encontrar características tais que, dada a FVG, não variem em função dos sensores, inclinações, fluidos e modelos de BCS; (ii) descobrir as relações não-lineares existentes entre as características extraídas a partir de sinais de vibração e a FVG; (iii) utilizar modelos que representam tais relações.

Em relação ao subproblema (i), acredita-se que características que naturalmente figurem entre 0 e 1, independentemente dos sensores, inclinações, fluidos ou modelos de BCS são promissoras para solução dos problemas. Tanto $\hat{P}_{ale}(f)$ quanto $P(X|HMM)$ figuram entre 0 e 1 por isso acredita-se que o sucesso dos métodos aqui propostos se deva em parte a isso.

Outros métodos de extração de características como, por exemplo, PCA e LDA não possuem essa capacidade. Por isso acredita-se que seu uso resulte em soluções ineficientes para os problemas 1-4. Embora não tenha sido apresentado nos resultados, alguns testes preliminares realizados por esse autor apontam nessa direção. No entanto, existem diversos outros métodos na literatura para extração automática de características. Recomenda-se em trabalhos futuros avaliar tais métodos como, por exemplo, os diversos tipos de *autoencoders* (convolutivo, recorrente, variacional, etc).

Sugere-se utilizar a corrente elétrica do motor e buscar extrair quantidades a partir dessa para relacionar à FVG, já que o aumento da FVG aparenta criar transitoriedades no sinal do torque.

Em relação ao subproblema (ii) sugere-se que mais estudos no âmbito da dinâmica dos rotores, da análise modal operacional e da modelagem física dos fenômenos de interação fluido-estrutura sejam realizados. Pela Revisão de Literatura verificou-se uma carência de estudos que apresentem a relação existente entre vibração de BCS e FVG. Como não há muitos estudos sobre o tópico, utilizam-se modelos com capacidade universal de aproximação como SVR e MLPs, mas que tendem a se sobreajustar aos dados, com prejuízo para generalização dos resultados.

Sugere-se realizar análise modal operacional de BCS em experimentos semelhantes aqueles aqui realizados. Na sequência sugere-se verificar se observa-se algo semelhante ao que fora observado em Evans *et al.* (2004), isto é, que nas ressonâncias há uma relação de aumento de aceleração com o aumento da FVG. Essa abordagem pode contribuir para a solução do subproblema (ii).

Sobre o subproblema (iii), recomenda-se uma investigação exaustiva por tentativa e erro de outros modelos que associem vibração e FVG. Dentre eles destacam-se os métodos mais atuais para reconhecimento de voz, já que os melhores resultados dessa tese foram obtidos quando se utilizaram HMMs - uma das mais tradicionais técnicas para tal problema. Sugere-se em especial a utilização de modelos baseados em atenção, devido aos bons resultados obtidos por esses tipos de modelos para o reconhecimento de voz (VASWANI *et al.*, 2017).

Ainda sobre esse subproblema, recomenda-se a utilização de vários modelos combinados, isto é métodos *ensemble* (*bagging*, *boosting*, *pasting*). Alguns desses modelos poderiam até mesmo não se utilizar de dados de vibração. Como mostrado em trabalhos anteriores, o uso de dados de vibração melhora modelos que usam dados de processo. O uso de modelos que usam dados de processo também podem melhorar modelos que usam apenas dados de vibração.

Ainda se valendo da semelhança identificada entre o problema de reconhecimento de voz e estimação de FVG, sugere-se avaliar a aplicação de *transfer learning* utilizando como base modelos já treinados para uma grande quantidade de dados de voz e treinando parâmetros desses modelos com os dados de vibração de BCS.

Ressalta-se que o problema de estimação de FVG com base em sinais transcende o uso de sinais de aceleração. Alguns métodos baseados em sinais de ultrassom, corrente elétrica do motor, impedância elétrica entre outros que foram apresentados na Revisão de Literatura se mostram promissores. Acredita-se que a melhor solução para esse problema passe pela combinação de diferentes modelos e tipos de sinais. Cada sinal associado a um modelo que justifique seu uso.

Atualmente os acelerômetros utilizados nesse trabalho não são instrumentos possíveis de serem instalados em um poço de petróleo real. Sugere-se projetar soluções para medir vibração em conjuntos de BCS em poços reais. Atualmente, nessas condições, os dados de aceleração são medidos pelo sensor de fundo. Inicialmente planejava-se utilizar os dados do sensor

de fundo do BCS para treinamento de modelos. No entanto tal componente perdeu a comunicação com a interface homem-máquina devido a uma falha de terra e isso não foi possível. Sugere-se em trabalhos futuros viabilizar o uso dos dados do sensor de fundo, visto que esse é o equipamento existente nos BCS.

Boa parte do tempo consumido nesse trabalho foi utilizada na atividade experimental de levantamento do banco de dados de vibração. Essa atividade requer a cooperação de muitas pessoas, apresenta riscos laborais, custo de operação considerável e está sujeita a interrupções por falhas do conjunto de BCS. Conclui-se que é muito difícil obter dados experimentais tais como aqueles aqui utilizados. Além dos dados experimentais, sugere-se o uso de modelos generativos como as GANs (do inglês *generative adversarial networks*) ou mesmo HMMs para criar dados experimentais sintéticos (*data augmentation*). Acredita-se que mais dados são necessários para solucionar problemas de generalização, tais como os problemas 1-4.

Fruto da leitura dos trabalhos de Evans *et al.* (1999), Evans *et al.* (2004), Riverin e Pettigrew (2007), Sim *et al.* (2010), Giraudeau *et al.* (2011), Ortiz-Vidal *et al.* (2013) sugere-se em trabalhos futuros, para experimentos de escoamento multifásico em tubulações, verificar qual é o efeito do aumento da FVG no valor RMS da força de reação de tubulação. Acredita-se que a adição de gás modifique a relação não linear entre as variáveis.

Sugere-se também utilizar avaliar o efeito do escoamento em frequências maiores não avaliadas nesses citados trabalhos. Recomenda-se em trabalhos de 2-FIV avaliar o efeito da bancada, das máquinas utilizadas para injeção de fluidos, da forma como se misturam os fluidos e da influência de eventuais sistemas de controle nos resultados obtidos.

Sendo o valor RMS do sinal uma quantidade que caracteriza sua dispersão, o que está muito ligado ao grau de organização do sinal, sugere-se que seja investigada a relação entre outras medidas de organização, como a entropia do sinal e a FVG.

Recomenda-se em trabalhos futuros, que ao se caracterizar um sinal como periódico, misto, aleatório ou transitório que isso seja feito à luz das probabilidades de cada classe, por exemplo, utilizando o novo classificador apresentado nessa tese.

REFERÊNCIAS

- AL-HASHIMY, Z. I.; AL-KAYIEM, H. H.; TIME, R. W. Experimental investigation on the vibration induced by slug flow in horizontal pipe. **ARPJ Journal of Engineering and Applied Sciences**, v. 11, 2016.
- ALVES, P.; DUARTE, L.; MOTA, L. da. Improvement in global forecast for chaotic time series. **Computer Physics Communications**, Elsevier, v. 207, p. 325–340, 2016.
- ALVES, P.; DUARTE, L.; MOTA, L. da. Alternative predictors in chaotic time series. **Computer Physics Communications**, Elsevier, v. 215, p. 265–268, 2017.
- ALVES, P.; DUARTE, L.; MOTA, L. da. A new characterization of chaos from a time series. **Chaos, Solitons & Fractals**, Elsevier, v. 104, p. 323–326, 2017.
- API. **API RP 11S2**: Recommended practice for electric submersible pump testing. Washington, D.C., 1997.
- API. **API RP 11S8**: Recommended practice on electric submersible pump system vibrations. Washington, D.C., 1997.
- ARRUDA, J. R. F.; GODOY, E. A peak classification technique in digital spectral analysis. In: **Proceedings of the 7th International Modal Analysis Conference**. [S.l.: s.n.], 1989. p. 1582–1586.
- ARRUDA, J. R. F.; HUALLPA, B. N. **Análise Espectral de Sinais e Sistemas Mecânicos Lineares**. [S.l.]: Campinas, 2008. 179 p.
- AZZOPARDI, B.; BAKER, G. Characteristics of periodic structures in gas/liquid two-phase flow. In: **Proceedings of the UK/Japan Two-Phase Flow Meeting**. [S.l.: s.n.], 2003.
- BALASUBRAMANIAN, K.; NAIR, S. S.; NAGARAJ, N. Classification of periodic, chaotic and random sequences using approximate entropy and lempel-ziv complexity measures. **Pramana Journal of Physics**, Springer, v. 84, n. 3, p. 365–372, 2015.
- BENDAT, J. S.; PIERSOL, A. G. **Random data: analysis and measurement procedures**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. v. 729.
- BIAZUSSI, J. L. **Modelo de Deslizamento para Escoamento Gás-Líquido em Bomba Centrífuga Submersa Operando com Líquido de Baixa Viscosidade**. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, 2014.
- CARVALHO, F. d. C. T. **Characterization of two-phase vertical flow in pipes using flow-induced vibration**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2018.
- COOPER, J.; DOOLEY, R. Revised release on the iapws industrial formulation 1997 for the thermodynamic properties of water and steam. **The International Association for the Properties of Water and Steam**, v. 1, p. 48, 2007.

COSTA, B. M. P.; OLIVEIRA, P. d. S.; ROBERTO, M. A. R. Mudline esp: Eletrical submersible pump installed in a subsea skid. In: OFFSHORE TECHNOLOGY CONFERENCE. **Offshore Technology Conference**. [S.l.], 2013.

CRAMER, R. *et al.* Virtual measurement value during start up of major offshore projects. In: INTERNATIONAL PETROLEUM TECHNOLOGY CONFERENCE. **International Petroleum Technology Conference**. [S.l.], 2011.

DIAMANDIS, P. H.; KOTLER, S.; BONO, G. **Abbondanza: il futuro è migliore di quanto pensiate**. [S.l.]: Codice, 2014.

EVANS, R. P.; BLOTTER, J. D.; STEPHENS, A. G. Flow rate measurements using flow-induced pipe vibration. **Journal of fluids engineering**, American Society of Mechanical Engineers, v. 126, n. 2, p. 280–285, 2004.

EVANS, R. P. *et al.* **Two-phase mass flow measurement using noise analysis**. [S.l.], 1999.

FALCONE, G.; HEWITT, G.; ALIMONTI, C. **Multiphase flow metering: principles and applications**. [S.l.]: Elsevier, 2009. v. 54.

FASSOIS, S. D. Identification, model based methods. **Encyclopedia of Vibration**, Academic Press, v. 10, p. 673–686, 2001.

FASSOIS, S. D.; SADEGHI, M. H. An overview of the geometric approach to fault identification in stochastic dynamical systems. In: KATHOLIEKE UNIVERSITEIT LEUVEN. **Proceedings of the International Seminar on Modal Analysis**. [S.l.], 1998. v. 1, p. 35–42.

FASSOIS, S. D.; SAKELLARIOU, J. S. Time-series methods for fault detection and identification in vibrating structures. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, The Royal Society London, v. 365, n. 1851, p. 411–448, 2006.

FIGUEIREDO, M. d. M. F. **Desenvolvimento de uma técnica baseada em medidas ultrassônicas e redes neurais para a identificação do padrão de escoamento e determinação da fração volumétrica de gás de escoamentos multifásicos da indústria petrolífera**. Tese (Dissertação de Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá, 2016.

FLATERN, R. von. **The Defining Series: Electrical Submersible Pumps**. 2015. Acessado em: 02/04/2020. Disponível em: <<https://www.slb.com/resource-library/oilfield-review/defining-series/defining-esp>>.

FORESTI, B. P. **Métodos de diagnóstico de falhas aplicados à identificação de parâmetros do escoamento do bombeio centrífugo submerso**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2014.

GARPELLI, L. N. **Análise de dados experimentais para detecção da queda de desempenho de uma bomba centrífuga submersa**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2018.

GÉRON, A. **Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems**. [S.l.]: O'Reilly Media, 2019.

GIAMPAOLO, T. **Compressor handbook: principles and practice**. [S.l.]: The Fairmont Press, Inc., 2010.

GIRAUDEAU, M.; MUREITHI, N.; PETTIGREW, M. Two-phase flow-induced forces on piping in vertical upward flow: Excitation mechanisms and correlation models. **Journal of Pressure Vessel Technology**, American Society of Mechanical Engineers, v. 135, n. 3, p. 030907, 2013.

GIRAUDEAU, M.; PETTIGREW, M.; MUREITHI, N. Two-phase flow excitation forces on a vertical u-bend tube. In: AMERICAN SOCIETY OF MECHANICAL ENGINEERS. **ASME 2011 Pressure Vessels and Piping Conference**. [S.l.], 2011. p. 103–111.

GOLESTANI, A. *et al.* A new criterion to distinguish stochastic and deterministic time series with the poincaré section and fractal dimension. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, v. 19, n. 1, p. 013137, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1063/1.3096413>>.

GRAVELLE, A. *et al.* Damping of tubes due to internal two-phase flow. **Journal of fluids and structures**, Elsevier, v. 23, n. 3, p. 447–462, 2007.

GUYON, I.; ELISSEEFF, A. An introduction to variable and feature selection. **Journal of machine learning research**, v. 3, n. Mar, p. 1157–1182, 2003.

GÉRON, A. **Hands-on machine learning with Scikit-Learn and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems**. [S.l.]: O'Reilly, 2017.

HAOUCHE, M. *et al.* Virtual flow meter pilot: based on data validation and reconciliation approach. In: SOCIETY OF PETROLEUM ENGINEERS. **SPE International Production and Operations Conference & Exhibition**. [S.l.], 2012.

HARRIS, D. *et al.* Bc-10 the first successful replacement of esps in deepwater brazil. In: SOCIETY OF PETROLEUM ENGINEERS. **SPE Latin America and Caribbean Petroleum Engineering Conference**. [S.l.], 2012.

HAYKIN, S. S. **Neural Networks and Learning Machines**. [S.l.]: Pearson Upper Saddle River, 2009. v. 3.

HEDDLE, R. *et al.* Isis rate & phase: Delivering virtual flow metering for 300 wells in 20 fields. In: SOCIETY OF PETROLEUM ENGINEERS. **SPE Intelligent Energy International**. [S.l.], 2012.

HI. **Determination of Pump Performance When Handling Viscous Liquid**. [S.l.], 1955.

HI. **Effects of Liquid Viscosity on Rotodynamic (Centrifugal and Vertical) Pump Performance**. [S.l.], 2010.

HIBIKI, T.; ISHII, M. Effect of flow-induced vibration on local flow parameters of two-phase flow. **Nuclear Engineering and Design**, v. 185, n. 2, p. 113 – 125, 1998. ISSN 0029-5493. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0029549398002416>>.

HOLLAND, J. H. *et al.* **Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence**. [S.l.]: MIT press, 1992.

JADID, K. M. **Performance Evaluation of Virtual Flow Metering Models and Its Application to Metering Backup and Production Allocation**. Tese (Doutorado) — Louisiana State University, 2017.

- JAUREGUI, M. *et al.* Characterization of time series via rényi complexity–entropy curves. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 498, p. 74–85, 2018.
- JIMENEZ, G. E. C. **Simulação do Controle de Escoamento Multifásico em uma Bomba Centrífuga Submersa - BCS**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2014.
- KAY, S. M. **Modern Spectral Estimation - Theory and Application**. [S.l.]: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1987.
- KINGMA, D. P.; BA, J. Adam: A method for stochastic optimization. **arXiv preprint arXiv:1412.6980**, 2014.
- KWON, Y. W.; BANG, H. **The Finite Element Method Using MATLAB**. [S.l.]: CRC press, 2000.
- KWONG, S. *et al.* Optimisation of hmm topology and its model parameters by genetic algorithms. **Pattern recognition**, Elsevier, v. 34, n. 2, p. 509–522, 2001.
- LANGRE, E. de; RIVERIN, J.; PETTIGREW, M. Random forces resulting from internal two-phase flow on bends and tees. In: AMERICAN SOCIETY OF MECHANICAL ENGINEERS. **ASME 2006 Pressure Vessels and Piping/ICPVT-11 Conference**. [S.l.], 2006. p. 335–340.
- LEA, J. F.; BEARDEN, J. *et al.* Effect of gaseous fluids on submersible pump performance. **Journal of Petroleum Technology**, Society of Petroleum Engineers, v. 34, n. 12, p. 2–922, 1982.
- LIMA, A. A. **Estudo experimental da relação entre a deformação mecânica estrutural e o desempenho de um BCS com escoamento bifásico gás-líquido**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2018.
- LUENBERGER, D. G.; YE, Y. *et al.* **Linear and nonlinear programming**. [S.l.]: Springer, 1984. v. 2.
- MAIA, N. M. M.; SILVA, J. M. M. **Theoretical and Experimental Modal Analysis**. [S.l.]: Research Studies Press, 1997.
- MALLAT, S. **A wavelet tour of signal processing: the sparse way**. [S.l.]: Academic press, 2008.
- MATTOS, E. E. de; FALCO, R. de. **Bombas industriais**. [S.l.]: Interciência, 1998.
- MURAKAMI, M.; MINEMURA, K. Effects of entrained air on the performance of a centrifugal pump: 1st report, performance and flow conditions. **Bulletin of JSME**, The Japan Society of Mechanical Engineers, v. 17, n. 110, p. 1047–1055, 1974.
- OLIVEIRA, B. D. de. **Monitoramento do Desempenho de uma Bomba Centrífuga Submersa com Auxílio da Técnica Ultrassônica**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Federal de Itajubá, 2014.
- ORTIZ-VIDAL, L.; RODRIGUEZ, O. Flow-induced vibration due to gas-liquid pipe flow: Knowledge evolution. In: **PROCEEDINGS OF THE 21st BRAZILIAN CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING-COBEM2011**, ABCM, Natal, RN. [S.l.: s.n.], 2011.

ORTIZ-VIDAL, L. E.; MUREITHI, N. W.; RODRIGUEZ, O. M. Vibration response of a pipe subjected to two-phase flow: Analytical formulations and experiments. **Nuclear Engineering and Design**, Elsevier, v. 313, p. 214–224, 2017.

ORTIZ-VIDAL, L. E.; RODRIGUEZ, O. M.; MUREITHI, N. An exploratory experimental technique to predict two-phase flow pattern from vibration response. In: AMERICAN SOCIETY OF MECHANICAL ENGINEERS. **ASME 2013 Pressure Vessels and Piping Conference**. [S.l.], 2013. p. V004T04A061–V004T04A061.

PATERNOST, G. M. **Estudo Experimental sobre bomba centrífuga operando com fluido viscoso e escoamento bifásico gás-líquido**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2013.

PEETERS, G.; RODET, X. Signal characterization in terms of sinusoidal and non-sinusoidal components. In: **DAFX98 - Digital Audio Effects Workshop**. [S.l.: s.n.], 1998.

PESSOA, R.; PRADO, M. *et al.* Experimental investigation of two-phase flow performance of electrical submersible pump stages. In: SOCIETY OF PETROLEUM ENGINEERS. **SPE Annual Technical Conference and Exhibition**. [S.l.], 2001.

RABINER, L. **Fundamentals of speech recognition**. [S.l.]: PTR Prentice Hall, 1993.

RAO, C. R. *et al.* **Linear statistical inference and its applications**. [S.l.]: Wiley New York, 1973. v. 2.

RICARDO, D. M. M. **Identificação da vazão de gás de uma bomba centrífuga em regime de escoamento multifásico através de dados experimentais**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2014.

RIOUL, O.; VETTERLI, M. Wavelets and signal processing. **IEEE signal processing magazine**, IEEE, v. 8, n. 4, p. 14–38, 1991.

RIVERIN, J.; LANGRE, E. D.; PETTIGREW, M. Fluctuating forces caused by internal two-phase flow on bends and tees. **Journal of sound and vibration**, Elsevier, v. 298, n. 4-5, p. 1088–1098, 2006.

RIVERIN, J.-L.; PETTIGREW, M. Vibration excitation forces due to two-phase flow in piping elements. **Journal of Pressure Vessel Technology**, American Society of Mechanical Engineers, v. 129, n. 1, p. 7–13, 2007.

RÖBEL, A. A new approach to transient processing in the phase vocoder. In: **6th International Conference on Digital Audio Effects (DAFx)**. [S.l.: s.n.], 2003. p. 344–349.

RODRIGUES, R. *et al.* A new approach for subsea boosting-pumping module on the seabed. In: OFFSHORE TECHNOLOGY CONFERENCE. **Offshore Technology Conference**. [S.l.], 2005.

RODRIGUEZ, C. U. C. **Identificação da fração de gás em bombas centrífugas com fluxo líquido-gás usando sinais de vibração e redes neurais artificiais**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2016.

SAKARIS, C.; SAKELLARIOU, J.; FASSOIS, S. A time series generalized functional model based method for vibration-based damage precise localization in structures consisting of 1d, 2d, and 3d elements. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 74, p. 199–213, 2016.

SAKELLARIOU, J.; FASSOIS, S. Vibration based fault detection and identification in an aircraft skeleton structure via a stochastic functional model based method. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 22, n. 3, p. 557 – 573, 2008. ISSN 0888-3270. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327007001793>>.

SCHMIDT, H. Resolution bias errors in spectral density, frequency response and coherence function measurements, I: General theory. **Journal of Sound and Vibration**, Elsevier, v. 101, n. 3, p. 347–362, 1985.

SIM, W. G.; BAE, B.; MUREITHI, N. An experimental study on characteristics of two-phase flows in vertical pipe. **Journal of mechanical science and technology**, Springer, v. 24, n. 10, p. 1981–1988, 2010.

SMOLA, A. J.; SCHÖLKOPF, B. A tutorial on support vector regression. **Statistics and computing**, Springer, v. 14, n. 3, p. 199–222, 2004.

STOEAN, R. *et al.* Evolutionary support vector regression machines. In: IEEE. **2006 Eighth International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing**. [S.l.], 2006. p. 330–335.

TAKACS, G. **Electrical Submersible Pumps Manual: Design, Operations, and Maintenance**. [S.l.]: Gulf professional publishing, 2017.

THOMAS, J. E. **Fundamentos de engenharia de petróleo**. [S.l.]: Interciência, 2001.

THORN, R.; JOHANSEN, G. A.; HJERTAKER, B. Three-phase flow measurement in the petroleum industry. **Measurement Science and Technology**, IOP Publishing, v. 24, n. 1, p. 012003, 2012.

TITZE, I. R. *et al.* Toward a consensus on symbolic notation of harmonics, resonances, and formants in vocalization. **The Journal of the Acoustical Society of America**, ASA, v. 137, n. 5, p. 3005–3007, 2015.

TULSA, T. U. of. **TUALP Publications**. 2017. Acessado em: 07/04/2020. Disponível em: <<http://www.tualp.utulsa.edu/publications.htm>>.

VALE, O. *et al.* Vamps installation and operation at campos basin. In: OFFSHORE TECHNOLOGY CONFERENCE. **Offshore Technology Conference**. [S.l.], 2002.

VASWANI, A. *et al.* Attention is all you need. In: **Advances in neural information processing systems**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 5998–6008.

VERDE, W. M. **Estudo experimental de bombas de BCS operando com escoamento bifásico gás-líquido**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2011.

VERDE, W. M. **Modelagem do Desempenho de Bombas de BCS Operando com Misturas Gás-Óleo Viscoso**. Tese (Tese de Doutorado) — Unicamp, 2016.

WAGNER, W.; KRETZSCHMAR, H.-J. Iapws industrial formulation 1997 for the thermodynamic properties of water and steam. **International steam tables: properties of water and steam based on the industrial formulation IAPWS-IF97**, Springer, p. 7–150, 2008.

WEAVER, D. *et al.* Flow-induced vibrations in power and process plant components—progress and prospects. **Journal of Pressure Vessel Technology**, American Society of Mechanical Engineers, v. 122, n. 3, p. 339–348, 2000.

YOMA, N. B. **Reconhecimento de Palavras Isoladas: Estudo e Aplicação dos Métodos Determinístico e Estocástico**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 1993.

ZHANG, Y. *et al.* To improve performance of entropy methods for analyzing physiological signals using a novel symbolic approach. In: IEEE. **2017 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)**. [S.l.], 2017. p. 1–6.

ZHANG, Y. *et al.* A novel encoding lempel–ziv complexity algorithm for quantifying the irregularity of physiological time series. **Computer methods and programs in biomedicine**, Elsevier, v. 133, p. 7–15, 2016.

ZHU, J. *et al.* A new mechanistic model to predict boosting pressure of electrical submersible pumps esps under high-viscosity fluid flow with validations by experimental data. In: SOCIETY OF PETROLEUM ENGINEERS. **SPE Gulf Coast Section Electric Submersible Pumps Symposium**. [S.l.], 2019.

ZIVANOVIC, M.; RÖBEL, A.; RODET, X. Adaptive threshold determination for spectral peak classification. **Computer Music Journal**, MIT Press, v. 32, n. 2, p. 57–67, 2008.

ZIVANOVIC, M.; RÖBEL, A.; RODET, X. A new approach to spectral peak classification. In: IEEE. **12th European Signal Processing Conference**. [S.l.], 2004. p. 1277–1280.

APÊNDICE A – TABELAS DOS PONTOS DE OPERAÇÃO

Na tabela a seguir encontram-se os valores médios de algumas variáveis de processo referentes a cada ponto operacional. Os valores de pressão manométrica estão em *bar*, a temperatura em graus Celsius e as vazões mássicas em *kg/h*.

Tabela A.1 – Pontos de operação.

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
0	0	3000	0.983	1.418	24.54	0.009	34355.83
1	0	3000	0.934	2.743	25.75	0.009	31585.92
2	0	3000	1.001	4.06	26.21	0.009	27552.6
3	0	3000	1.034	4.704	26.54	0.009	24394.48
4	0	3000	1.065	5.227	26.83	0.009	20598.19
5	0	3000	1.097	5.425	27.12	0.009	17344.03
6	0	3000	1.112	5.382	27.39	0.009	13848.13
7	0	3000	1.128	5.448	27.71	0.009	10482.88
8	0	3000	1.137	5.509	28.16	0.009	7248.13
9	0	3000	1.137	5.636	28.78	0.01	5703.79
10	0	3000	1.143	6.425	28.56	0.009	0.0
11	0	3000	0.973	1.419	28.4	2.183	30905.24
12	0	3000	1.034	3.198	32.05	2.536	27436.89
13	0	3000	1.044	3.911	31.56	2.298	25315.13
14	0	3000	1.064	4.269	31.2	2.617	22365.57
15	0	3000	1.081	4.651	30.71	2.331	19779.86
16	0	3000	1.096	4.701	30.3	2.688	17000.38
17	0	3000	1.107	4.678	29.98	2.447	14964.51
18	0	3000	1.118	5.213	29.74	2.588	11642.46
19	0	3000	1.13	5.39	29.54	2.235	9717.36
20	0	3000	1.137	5.467	29.47	2.811	7083.48
21	0	3000	1.134	5.499	29.28	1.968	6360.6
22	0	3000	1.058	1.515	33.61	4.265	24091.99
23	0	3000	0.978	2.388	36.63	4.101	22104.35
24	0	3000	1.012	2.854	36.37	4.473	19203.04
25	0	3000	1.091	3.333	35.97	4.311	19148.91
26	0	3000	1.03	3.32	36.18	4.214	17884.51
27	0	3000	1.094	3.4	35.29	4.411	14913.72
28	0	3000	1.107	3.731	35.01	4.492	14174.12

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
29	0	3000	1.13	4.363	34.72	4.371	11922.06
30	0	3000	1.178	5.154	34.46	4.154	10505.16
31	0	3000	1.186	5.175	34.26	4.941	8899.07
32	0	3000	1.225	5.488	34.11	4.377	7421.61
33	0	3000	1.117	1.342	37.46	7.183	15480.54
34	0	3000	1.044	1.248	38.82	6.878	14488.44
35	0	3000	1.036	1.408	38.76	6.083	15385.2
36	0	3000	1.063	1.405	38.73	6.335	14457.16
37	0	3000	1.049	1.482	38.46	5.945	15419.89
38	0	3000	1.058	1.524	38.41	6.216	13497.69
39	0	3000	1.096	2.001	38.23	6.049	12679.49
40	0	3000	1.11	2.105	38.08	6.473	11461.95
41	0	3000	1.112	2.645	37.89	5.921	11552.61
42	0	3000	1.13	2.417	37.82	6.958	9347.55
43	0	3000	1.121	3.055	37.7	5.96	10630.51
44	0	3000	1.149	1.504	34.8	7.95	13216.74
45	0	3000	4.134	4.145	35.76	2.602	35665.15
46	0	3000	4.164	5.306	39.85	2.535	33103.93
47	0	3000	4.112	6.059	39.53	2.461	30849.12
48	0	3000	4.211	6.958	39.12	2.784	27946.78
49	0	3000	4.186	7.614	38.79	2.254	25005.79
50	0	3000	4.273	8.109	38.41	2.449	22341.51
51	0	3000	4.217	8.273	38.08	2.679	20236.23
52	0	3000	4.17	8.36	37.82	2.912	17009.87
53	0	3000	4.237	8.391	37.2	2.554	14371.26
54	0	3000	4.241	8.472	37.01	2.478	11570.7
55	0	3000	4.249	8.562	36.87	2.629	8957.37
56	0	3000	4.173	4.352	40.29	4.668	34667.39
57	0	3000	4.075	5.396	43.55	4.197	32198.2
58	0	3000	4.172	6.42	43.35	4.429	29373.68
59	0	3000	4.12	7.1	43.06	4.928	26393.44
60	0	3000	4.103	7.48	42.74	4.268	24714.45
61	0	3000	4.167	7.903	42.49	5.43	21673.96
62	0	3000	4.092	8.108	42.22	4.33	19202.88
63	0	3000	4.18	8.13	42.08	4.894	16920.05
64	0	3000	4.256	8.219	41.7	4.103	14509.52
65	0	3000	4.271	8.498	41.61	5.054	11196.12
66	0	3000	4.293	8.619	41.44	4.014	8706.79

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
67	0	3000	4.137	4.357	45.06	6.145	34093.03
68	0	3000	4.013	5.313	47.22	6.33	31573.51
69	0	3000	4.058	6.282	47.29	5.978	28938.56
70	0	3000	4.134	6.903	47.38	6.463	26731.74
71	0	3000	4.1	7.416	47.23	6.349	24171.8
72	0	3000	4.141	7.826	47.06	6.259	21468.03
73	0	3000	4.233	7.904	46.9	7.383	18533.71
74	0	3000	4.121	8.006	46.72	5.781	16651.61
75	0	3000	4.18	8.031	46.17	5.773	13661.89
76	0	3000	4.256	8.378	45.97	6.995	10749.74
77	0	3000	4.269	8.576	45.85	6.14	8172.68
78	0	3000	4.087	4.132	47.15	8.11	33751.94
79	0	3000	4.143	5.275	46.29	8.445	31399.86
80	0	3000	4.286	6.458	46.16	8.631	28336.4
81	0	3000	4.135	6.812	46.23	11.093	25214.56
82	0	3000	3.948	7.061	46.36	8.484	23979.27
83	0	3000	4.046	7.422	46.44	8.608	21080.52
84	0	3000	4.105	7.605	46.54	8.688	18436.34
85	0	3000	4.156	7.72	46.65	8.365	16432.8
86	0	3000	4.191	7.792	46.78	8.464	13335.49
87	0	3000	4.233	8.179	47.01	8.605	10745.94
88	0	3000	4.234	8.55	47.24	8.07	7756.38
89	0	3000	4.062	4.135	46.48	10.488	32886.72
90	0	3000	4.157	5.435	47.92	10.529	30303.13
91	0	3000	4.081	6.156	47.78	10.68	27773.05
92	0	3000	4.088	6.857	47.68	10.624	24820.97
93	0	3000	4.163	7.302	47.58	10.436	22170.9
94	0	3000	4.129	7.324	47.47	10.48	19839.57
95	0	3000	4.181	7.403	47.41	10.353	17561.02
96	0	3000	4.176	7.321	47.28	10.354	14473.39
97	0	3000	4.221	7.762	47.11	9.068	12653.97
98	0	3000	4.264	8.03	47.08	10.766	9334.95
99	0	3000	4.251	8.441	46.99	10.794	6965.45
100	0	3000	4.112	4.292	48.3	14.496	31054.55
101	35	2700	1.878	2.041	23.6	0.017	32028.45
102	35	2700	1.898	3.118	23.88	0.017	28679.76
103	35	2700	1.909	4.224	24.22	0.017	24372.83
104	35	2700	1.892	4.513	24.44	0.017	22555.64

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
105	35	2700	1.921	4.897	25.39	0.017	19874.23
106	35	2700	1.911	5.11	25.72	0.017	16291.92
107	35	2700	1.916	5.143	25.98	0.017	12949.94
108	35	2700	1.935	5.213	26.34	0.017	9945.2
109	35	2700	1.939	5.31	26.8	0.017	6343.74
110	35	2700	1.882	5.585	27.23	0.019	2708.38
111	35	2700	1.884	5.798	27.47	0.019	1314.13
112	35	2700	1.873	2.044	27.67	2.108	29765.87
113	35	2700	1.868	3.162	27.91	2.072	26980.74
114	35	2700	1.884	4.072	28.2	2.074	23372.5
115	35	2700	1.871	4.451	28.49	2.047	20920.1
116	35	2700	1.881	4.634	28.74	2.039	18638.9
117	35	2700	1.894	4.76	28.98	2.039	15669.11
118	35	2700	1.871	4.657	29.23	1.98	12893.04
119	35	2700	1.947	4.809	29.78	1.816	10867.84
120	35	2700	1.866	2.075	32.57	4.027	25499.73
121	35	2700	1.85	3.069	30.88	4.009	24615.0
122	35	2700	1.86	3.553	31.03	3.964	23182.94
123	35	2700	1.89	3.862	31.14	4.033	21568.44
124	35	2700	1.886	3.946	31.31	3.988	20446.68
125	35	2700	1.881	3.965	31.49	3.917	19208.4
126	35	2700	1.87	3.97	31.78	3.964	17546.85
127	35	2700	1.889	4.043	31.94	3.957	16722.28
128	35	2700	1.883	4.013	32.25	3.851	15305.59
129	35	2700	1.862	2.05	29.29	5.782	22697.69
130	35	2700	1.883	2.456	29.45	5.839	22452.87
131	35	2700	1.904	2.732	29.62	6.093	20692.43
132	35	2700	1.91	2.894	29.79	6.038	20057.65
133	35	2700	1.926	2.874	29.92	6.171	19797.78
134	35	2700	1.919	2.878	30.04	6.19	18653.27
135	35	2700	1.891	2.897	30.26	6.047	18281.61
136	35	2700	1.903	2.994	30.46	6.118	17467.8
137	35	2700	1.929	3.091	30.65	6.083	16024.58
138	35	2700	4.055	3.959	49.55	0.021	32381.71
139	35	2700	4.111	5.282	49.68	0.021	28893.52
140	35	2700	4.035	6.097	49.74	0.021	25616.76
141	35	2700	4.066	6.748	49.8	0.022	22592.69
142	35	2700	4.069	7.185	49.87	0.022	19350.29

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
143	35	2700	4.07	7.394	49.9	0.021	16162.76
144	35	2700	4.057	7.393	50.08	0.021	13002.44
145	35	2700	3.991	4.069	33.61	2.072	31749.46
146	35	2700	4.006	5.157	34.4	2.096	28780.91
147	35	2700	3.992	5.914	34.81	2.025	26062.06
148	35	2700	4.075	6.72	34.93	2.089	22699.94
149	35	2700	4.029	7.045	35.18	2.01	20177.99
150	35	2700	4.026	7.287	35.48	2.022	17191.34
151	35	2700	4.028	7.326	35.73	2.014	14571.91
152	35	2700	3.983	7.255	35.94	1.998	11553.22
153	35	2700	4.016	7.335	36.19	2.001	9151.04
154	35	2700	4.02	4.011	37.01	4.353	31235.52
155	35	2700	4.028	4.972	37.53	4.191	28796.46
156	35	2700	3.99	5.54	38.0	4.279	26853.3
157	35	2700	4.039	6.224	38.55	4.188	24379.89
158	35	2700	4.034	6.542	39.05	4.31	22706.74
159	35	2700	4.03	6.932	39.42	4.192	20068.92
160	35	2700	4.025	7.11	39.81	3.981	17941.96
161	35	2700	3.993	7.117	40.05	3.976	15425.13
162	35	2700	4.003	7.107	40.33	4.008	13430.76
163	35	2700	4.026	7.113	40.53	3.918	11304.38
164	35	2700	3.98	7.072	40.98	3.963	10487.09
165	35	2700	3.985	3.995	41.5	5.526	30897.59
166	35	2700	4.0	4.833	41.87	6.051	28604.22
167	35	2700	4.003	5.421	42.12	5.975	26770.07
168	35	2700	3.999	5.919	42.38	5.949	24753.27
169	35	2700	4.007	6.264	42.63	6.008	23146.66
170	35	2700	4.016	6.54	35.57	6.289	21172.72
171	35	2700	4.004	6.709	35.84	6.446	19270.1
172	35	2700	4.003	6.78	36.28	6.399	17294.3
173	35	2700	3.987	6.834	36.6	6.199	15072.92
174	35	2700	4.003	6.821	36.98	6.37	13285.76
175	35	2700	4.012	4.042	38.1	7.762	29920.83
176	35	2700	4.014	4.598	38.56	8.585	28265.29
177	35	2700	3.981	5.179	38.76	8.27	26592.53
178	35	2700	3.992	5.612	39.07	8.016	25102.41
179	35	2700	4.009	6.044	39.31	8.04	23187.89
180	35	2700	4.012	6.34	39.63	7.708	21622.33

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
181	35	2700	3.992	6.451	39.84	7.963	19837.8
182	35	2700	4.023	6.48	40.04	8.116	18064.33
183	35	2700	4.002	6.655	40.36	7.238	16743.46
184	35	2700	4.006	6.559	40.86	8.226	14516.37
185	35	3000	1.916	2.169	36.68	1.984	33039.6
186	35	3000	1.907	3.526	36.77	1.957	29956.31
187	35	3000	1.896	4.329	36.97	1.93	27031.32
188	35	3000	1.934	5.03	37.17	1.95	23817.61
189	35	3000	1.924	5.38	37.44	1.938	20779.22
190	35	3000	1.925	5.477	37.57	1.943	18016.38
191	35	3000	1.924	5.533	37.67	1.939	15300.94
192	35	3000	1.925	5.535	37.72	1.927	12469.34
193	35	3000	1.927	5.339	39.45	1.913	9604.83
194	35	3000	1.905	2.025	39.67	3.873	28092.43
195	35	3000	1.902	3.891	39.83	3.877	26097.62
196	35	3000	1.895	4.135	40.08	3.953	24878.15
197	35	3000	1.916	4.484	40.14	3.901	23315.03
198	35	3000	1.903	4.564	40.34	3.888	21711.22
199	35	3000	1.913	4.729	40.39	3.929	20295.0
200	35	3000	1.92	4.841	40.52	3.944	18272.25
201	35	3000	1.929	4.854	40.73	3.848	16177.61
202	35	3000	1.909	2.072	40.95	6.385	22305.48
203	35	3000	1.914	2.241	41.01	6.366	22022.53
204	35	3000	1.94	2.515	41.1	6.396	19976.59
205	35	3000	1.929	2.599	41.19	6.357	19576.08
206	35	3000	1.935	2.799	41.27	6.387	19206.24
207	35	3000	1.94	2.955	41.38	6.415	17874.48
208	35	3000	1.904	3.283	41.44	5.898	18423.8
209	35	3000	4.108	3.996	42.47	0.022	36256.26
210	35	3000	4.019	5.479	42.81	0.022	32405.21
211	35	3000	3.994	6.555	43.12	0.022	28776.63
212	35	3000	3.974	7.394	43.34	0.022	25022.9
213	35	3000	3.963	7.87	43.48	0.022	21770.74
214	35	3000	3.996	8.205	43.66	0.022	18009.16
215	35	3000	3.983	8.177	43.94	0.022	14344.48
216	35	3000	4.028	8.277	44.19	0.022	10832.2
217	35	3000	4.012	8.336	44.73	0.022	7168.77
218	35	3000	3.991	8.755	44.95	0.022	3046.79

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
219	35	3000	3.992	9.142	45.11	0.022	312.44
220	35	3000	3.998	4.187	45.24	2.229	35021.84
221	35	3000	3.992	5.517	45.58	2.203	31724.71
222	35	3000	4.016	6.453	45.82	2.135	28723.66
223	35	3000	3.991	7.115	46.07	2.145	25951.55
224	35	3000	3.999	7.704	46.28	2.138	22617.32
225	35	3000	4.002	8.043	46.48	2.068	19305.58
226	35	3000	3.986	8.117	46.8	2.103	16276.93
227	35	3000	4.005	8.108	46.92	2.097	12705.06
228	35	3000	3.992	8.167	47.29	2.058	9718.8
229	35	3000	4.013	8.273	47.42	2.334	6829.24
230	35	3000	3.994	4.046	47.79	3.808	34661.8
231	35	3000	4.017	5.308	48.04	3.838	31623.7
232	35	3000	4.009	6.198	48.22	3.7	28850.61
233	35	3000	4.002	6.749	48.42	3.644	26712.85
234	35	3000	4.026	7.398	48.49	3.734	23567.78
235	35	3000	4.043	7.705	48.67	3.993	21075.08
236	35	3000	4.008	7.839	48.88	3.949	18219.35
237	35	3000	4.065	7.905	49.08	4.01	15707.04
238	35	3000	4.028	7.819	49.29	3.985	12842.55
239	35	3000	4.04	7.867	49.15	3.958	10045.28
240	35	3000	4.048	8.011	49.26	3.829	7537.48
241	35	3000	4.002	4.021	30.5	6.034	34098.45
242	35	3000	4.036	5.286	31.0	6.009	31292.15
243	35	3000	4.009	6.013	31.52	5.987	29018.17
244	35	3000	4.002	6.779	32.15	5.987	26003.32
245	35	3000	3.992	7.219	32.61	5.889	23952.3
246	35	3000	4.023	7.536	33.03	5.903	21587.88
247	35	3000	4.038	7.699	33.42	5.984	18762.02
248	35	3000	3.999	7.71	35.53	5.85	16492.08
249	35	3000	4.007	7.673	35.89	5.943	14248.55
250	35	3000	4.035	7.562	36.45	5.905	12284.44
251	35	3000	3.99	4.132	42.1	7.745	33191.61
252	35	3000	4.022	5.052	42.5	8.8	30818.64
253	35	3000	3.981	5.507	42.85	8.817	29420.62
254	35	3000	4.026	6.285	43.0	8.303	27150.98
255	35	3000	4.01	6.575	43.39	8.807	25682.72
256	35	3000	4.01	7.131	43.89	7.675	23280.35

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
257	35	3000	3.97	7.279	44.14	7.581	21971.54
258	35	3000	4.018	7.413	44.36	7.791	20119.64
259	35	3000	4.024	7.531	44.64	7.494	17907.31
260	35	3000	4.016	7.462	45.02	8.365	16043.61
261	71	2700	1.876	2.153	21.95	0.015	31302.91
262	71	2700	1.982	3.254	22.12	0.015	28240.27
263	71	2700	2.108	4.28	22.22	0.015	24675.19
264	71	2700	2.077	4.733	22.36	0.015	21963.8
265	71	2700	2.161	5.182	22.46	0.015	18908.88
266	71	2700	2.038	5.22	22.74	0.016	15699.38
267	71	2700	2.035	5.206	22.88	0.016	12186.8
268	71	2700	2.066	5.299	23.0	0.015	9424.01
269	71	2700	2.054	5.357	23.45	0.015	6345.4
270	71	2700	2.065	5.947	23.52	0.015	634.09
271	71	2700	1.728	2.203	24.58	2.009	29273.53
272	71	2700	1.849	3.435	24.76	2.034	26004.62
273	71	2700	1.89	4.179	24.94	2.002	22773.36
274	71	2700	1.958	4.65	25.04	2.025	19998.28
275	71	2700	1.979	4.865	25.75	1.976	17650.01
276	71	2700	2.02	4.927	25.91	1.994	14567.13
277	71	2700	2.084	4.982	25.93	2.04	11254.35
278	71	2700	1.741	2.171	26.53	4.078	27258.95
279	71	2700	1.848	3.416	26.66	4.205	24175.2
280	71	2700	1.903	3.93	26.8	4.188	21896.28
281	71	2700	1.981	4.099	26.93	4.203	19431.54
282	71	2700	2.02	4.271	27.08	4.008	16438.49
283	71	2700	1.82	2.3	27.43	5.639	24568.99
284	71	2700	1.884	3.341	27.55	5.656	22558.36
285	71	2700	1.946	3.498	27.83	5.733	18466.11
286	71	2700	1.975	3.62	28.07	5.714	16158.53
287	71	2700	1.894	2.45	28.22	7.523	20498.24
288	71	2700	3.974	3.948	31.35	0.022	32042.24
289	71	2700	4.118	5.302	31.53	0.021	28742.65
290	71	2700	4.244	6.295	31.63	0.021	25576.74
291	71	2700	4.398	7.213	31.8	0.021	21467.83
292	71	2700	4.463	7.613	31.99	0.021	18504.57
293	71	2700	4.065	7.361	31.98	0.021	16008.29
294	71	2700	4.116	7.388	32.13	0.021	12620.18

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
295	71	2700	4.157	7.484	32.5	0.021	9331.94
296	71	2700	4.174	7.584	33.43	0.021	6188.4
297	71	2700	4.177	8.207	33.43	0.021	710.36
298	71	2700	4.171	8.223	33.56	0.021	202.18
299	71	2700	3.973	3.849	34.81	2.219	31745.81
300	71	2700	4.055	5.33	34.95	2.461	27813.07
301	71	2700	4.066	6.171	34.94	2.504	24540.53
302	71	2700	4.138	6.726	35.12	2.247	22088.06
303	71	2700	4.075	7.033	35.34	2.29	19199.54
304	71	2700	4.056	7.223	35.57	2.159	15767.22
305	71	2700	4.003	7.163	35.71	2.198	13070.07
306	71	2700	4.029	7.259	35.86	2.129	9561.36
307	71	2700	3.962	3.972	36.24	4.234	30915.34
308	71	2700	4.02	5.165	36.34	4.101	27856.3
309	71	2700	4.042	5.991	36.43	4.23	24814.6
310	71	2700	4.057	6.677	36.56	4.193	21225.19
311	71	2700	4.05	6.976	36.75	4.05	18569.65
312	71	2700	4.078	7.133	36.98	4.006	15140.01
313	71	2700	4.03	7.027	37.23	4.0	12786.43
314	71	2700	4.024	6.986	37.65	3.905	9511.42
315	71	2700	3.911	3.836	37.85	6.107	30476.51
316	71	2700	4.064	5.171	37.94	5.775	27471.98
317	71	2700	4.011	5.858	38.08	5.825	24670.64
318	71	2700	4.009	6.516	38.12	5.714	21227.08
319	71	2700	4.049	6.793	38.29	5.991	18519.54
320	71	2700	4.024	6.742	38.34	6.139	15436.73
321	71	2700	4.056	6.811	38.55	5.868	12912.56
322	71	2700	3.966	3.839	39.11	7.848	30090.28
323	71	2700	3.975	4.899	39.1	8.163	27263.18
324	71	2700	4.052	5.826	39.06	8.541	23998.71
325	71	2700	4.053	6.402	39.2	7.726	20996.59
326	71	2700	4.121	6.643	39.41	7.396	17915.87
327	71	2700	4.07	6.594	39.64	7.553	15045.18
328	71	3000	1.857	2.037	40.3	2.076	33585.18
329	71	3000	1.985	3.61	40.39	2.121	30228.56
330	71	3000	2.026	4.591	40.42	2.099	26872.1
331	71	3000	2.127	5.388	40.48	2.162	23294.86
332	71	3000	1.91	5.452	40.52	2.052	20154.08

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
333	71	3000	1.873	5.457	40.52	2.026	16489.66
334	71	3000	1.806	5.322	40.6	2.012	12980.45
335	71	3000	1.823	4.622	40.58	2.023	9431.04
336	71	3000	1.839	1.967	40.76	4.051	30743.33
337	71	3000	1.783	3.583	40.8	3.952	27466.53
338	71	3000	1.742	3.964	40.75	4.177	24257.88
339	71	3000	1.796	4.242	40.73	4.175	21990.93
340	71	3000	1.863	4.677	40.82	4.221	18163.93
341	71	3000	1.893	4.848	40.89	3.898	16260.23
342	71	3000	1.801	1.987	41.03	5.836	26196.32
343	71	3000	1.802	3.254	40.98	5.843	24256.85
344	71	3000	1.777	3.65	40.99	5.741	20436.38
345	71	3000	1.796	3.541	41.01	6.026	19269.6
346	71	3000	1.937	2.171	23.51	8.445	22808.65
347	71	3000	2.035	2.913	23.69	8.407	18725.99
348	71	3000	2.101	3.026	23.89	8.395	15346.03
349	71	3000	4.064	3.874	39.96	0.022	36176.43
350	71	3000	4.067	5.385	40.0	0.022	32522.22
351	71	3000	4.07	6.488	39.99	0.022	28952.96
352	71	3000	4.149	7.425	40.04	0.022	25305.74
353	71	3000	4.091	7.932	40.25	0.022	21533.94
354	71	3000	4.1	8.219	40.38	0.022	18160.55
355	71	3000	4.127	8.247	40.25	0.022	14646.1
356	71	3000	4.028	8.215	40.67	0.022	10895.52
357	71	3000	4.073	8.425	40.87	0.022	6124.73
358	71	3000	4.084	8.997	40.95	0.022	2015.39
359	71	3000	4.076	9.16	41.12	0.022	416.3
360	71	3000	4.065	4.141	32.14	2.376	35131.63
361	71	3000	4.121	5.758	32.31	2.298	31327.33
362	71	3000	4.174	6.908	32.42	2.323	27474.58
363	71	3000	4.019	7.274	32.83	2.218	25077.64
364	71	3000	4.063	7.872	33.08	2.282	21268.01
365	71	3000	4.094	8.149	33.11	2.217	17504.3
366	71	3000	4.099	8.159	33.39	2.187	14174.93
367	71	3000	4.135	8.213	33.85	2.286	10449.89
368	71	3000	4.172	8.302	34.27	2.215	6806.79
369	71	3000	4.064	4.113	34.4	4.31	34558.5
370	71	3000	4.073	5.594	34.59	4.367	30920.24

#	Inc.	rpm	P_{in}	P_{out}	T_{in}	\dot{m}_{gas}	\dot{m}_{liq}
371	71	3000	4.136	6.659	34.76	4.352	27466.08
372	71	3000	4.165	7.427	35.03	4.326	23943.88
373	71	3000	4.192	7.905	35.45	4.196	20336.8
374	71	3000	4.161	8.059	35.49	4.084	17801.33
375	71	3000	4.216	8.019	35.87	4.152	13798.46
376	71	3000	4.186	8.001	35.98	4.115	10251.56
377	71	3000	4.031	3.932	36.76	6.424	34215.86
378	71	3000	4.054	5.466	36.94	6.163	30729.07
379	71	3000	4.098	6.479	37.24	6.247	27495.58
380	71	3000	4.134	7.335	37.31	5.971	23755.3
381	71	3000	4.135	7.689	37.62	6.021	20623.76
382	71	3000	4.033	7.712	37.82	6.045	16829.62
383	71	3000	4.024	7.686	37.86	5.749	13698.64
384	71	3000	3.978	7.679	38.36	4.965	11433.86
385	71	3000	4.013	3.93	38.64	7.777	33739.59
386	71	3000	4.048	5.249	38.84	7.711	30833.1
387	71	3000	4.049	6.372	38.99	8.017	27089.89
388	71	3000	4.06	7.094	39.09	7.952	23741.61
389	71	3000	4.086	7.374	39.27	7.918	20151.18
390	71	3000	4.04	7.315	39.61	8.37	16580.61
391	71	3000	4.017	7.362	39.83	7.662	15076.72

**APÊNDICE B – TABELAS DE RESULTADOS DOS MODELOS
 ε -ESVR**

Tabela B.1 – Resultados dos modelos \hat{P}_{ale} -S. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
1X*	14	18	81	0.0217	-0.0017
1Y	14	18	81	0.0217	-0.0017
1Z	14	18	81	0.0217	-0.0017
21TX	202	254	156	0.03286	-0.9222
21TY	202	254	156	0.03286	-0.9222
21TZ	202	254	156	0.03286	-0.9222
21BX*	45	19	127	0.02812	-0.5621
21BY	45	19	127	0.02812	-0.5621
21BZ	45	19	127	0.02812	-0.5621
21PX	55	24	128	0.02848	-0.5814
21PY	55	24	128	0.02848	-0.5814
21PZ	55	24	128	0.02848	-0.5814
21MX	55	24	128	0.02848	-0.5814
21MY	55	24	128	0.02848	-0.5814
21MZ	55	24	128	0.02848	-0.5814

**APÊNDICE C – TABELAS DE RESULTADOS DOS MODELOS
BASEADOS EM \hat{P}_{ale}**

Tabela C.1 – Resultados dos modelos \hat{P}_{ale} -S. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
1X*	6	93	48	0.01169	0.4084
1Y	3	87	93	0.01201	-0.1394
1Z	25	167	277	0.01817	-2.4112
21TX*	96	130	96	0.02219	-0.1873
21TY	84	110	126	0.02497	-0.5504
21TZ	92	117	102	0.02317	-0.25
21BX	90	105	109	0.02334	-0.3462
21BY	72	79	134	0.02486	-0.6514
21BZ	77	82	115	0.02446	-0.4148
21PX	48	95	100	0.02217	-0.2355
21PY	41	143	165	0.02574	-1.0355
21PZ	28	150	206	0.02619	-1.5358
21MX	53	85	121	0.02085	-0.4886
21MY	43	122	158	0.02576	-0.9414
21MZ	45	154	149	0.02192	-0.8306
22TX*	82	96	97	0.02222	-0.2837
22TY	79	91	162	0.02568	-1.1461
22TZ	84	94	132	0.02366	-0.7516
22BX	67	97	116	0.02325	-0.533
22BY	68	107	104	0.02234	-0.3769
22BZ	64	103	179	0.02659	-1.381
22PX	18	131	343	0.02574	-3.5455
22PY	22	107	132	0.02086	-0.7566
22PZ	22	524	267	0.02245	-2.5366
22MX	15	536	519	0.03114	-5.8816
22MY	11	627	530	0.0316	-6.031
22MZ	19	320	403	0.03212	-4.3454
23TX	29	31	538	0.04152	-0.5162
23TY	27	34	423	0.03284	-0.1922
23TZ	27	30	443	0.03552	-0.2477
23BX	25	31	510	0.04093	-0.436

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
23BY*	25	31	385	0.02904	-0.0836
23BZ	25	33	389	0.03244	-0.0965
23PX	12	72	550	0.03836	-0.5503
23PY	11	46	442	0.03725	-0.2436
23PZ	3	172	954	0.05871	-1.6858
23MX	4	157	558	0.04716	-0.5707
23MY	3	280	513	0.03825	-0.4444
23MZ	4	87	574	0.04475	-0.6169

Tabela C.2 – Resultados dos modelos $\hat{P}_{ale-\varepsilon}$ -ESVR. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
1X*	1	85	81	0.02176	-0.0001
1Y	1	85	81	0.02176	-0.0001
1Z	1	85	81	0.02176	-0.0001
21TX	0	32	79	0.02019	0.024
21TY	0	54	104	0.02309	-0.2855
21TZ	0	67	94	0.02099	-0.1552
21BX	0	22	83	0.01951	-0.019
21BY	0	43	108	0.02415	-0.3245
21BZ	0	40	93	0.02145	-0.1424
21PX	0	51	80	0.02092	0.0112
21PY	11	258	117	0.0281	-0.437
21PZ	11	258	117	0.0281	-0.4371
21MX	11	258	117	0.0281	-0.437
21MY	11	258	117	0.0281	-0.437
21MZ*	6	99	73	0.02272	0.1039
22TX	0	29	77	0.02026	-0.0226
22TY*	4	45	76	0.01987	-0.0046
22TZ	9	226	96	0.02418	-0.2681
22BX	0	28	80	0.01953	-0.0637
22BY	0	46	92	0.01985	-0.2222
22BZ	0	54	90	0.02187	-0.1898
22PX	0	305	91	0.02291	-0.2063
22PY	0	305	91	0.02291	-0.2063
22PZ	0	305	91	0.02291	-0.2063
22MX	0	305	91	0.02291	-0.2063
22MY	0	305	91	0.02291	-0.2063

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
22MZ	0	305	91	0.02291	-0.2063
23TX	0	11	509	0.04141	-0.4338
23TY	0	78	480	0.03752	-0.3523
23TZ	0	78	480	0.03752	-0.3523
23BX	0	11	502	0.03883	-0.4135
23BY*	38	83	471	0.03713	-0.3262
23BZ	38	83	471	0.03713	-0.3262
23PX	0	87	474	0.03755	-0.3343
23PY	0	87	474	0.03755	-0.3343
23PZ	0	87	474	0.03755	-0.3343
23MX	0	87	474	0.03755	-0.3343
23MY	0	87	474	0.03755	-0.3343
23MZ	0	87	474	0.03755	-0.3343

Tabela C.3 – Resultados dos modelos \hat{P}_{ale} -MLP. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	R^2	R^2
1X*	9	25	25	0.01067	0.6914
1Y	6	22	30	0.00988	0.6251
1Z	6	30	34	0.01088	0.5825
21TX*	14	52	71	0.01805	0.132
21TY	15	74	121	0.0239	-0.4883
21TZ	26	85	100	0.02078	-0.231
21BX	10	43	76	0.01935	0.0594
21BY	10	56	120	0.02405	-0.4768
21BZ	11	54	105	0.01999	-0.2932
21PX	17	63	102	0.02151	-0.2555
21PY	48	116	109	0.02554	-0.34
21PZ	16	91	171	0.01796	-1.1023
21MX	27	79	111	0.02019	-0.3717
21MY	43	116	158	0.02777	-0.9472
21MZ	5	105	104	0.01676	-0.2755
22TX	9	35	85	0.01925	-0.1228
22TY	15	60	116	0.02183	-0.5378
22TZ	12	57	80	0.01878	-0.0583
22BX	7	49	90	0.01948	-0.1988
22BY	5	62	127	0.02061	-0.6901
22BZ	7	66	192	0.02449	-1.5508

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	R^2	
22PX	3	52	334	0.0275	-3.4322
22PY	22	90	84	0.01906	-0.1206
22PZ*	36	134	80	0.01916	-0.0574
22MX	27	111	173	0.02777	-1.2903
22MY	35	96	143	0.02494	-0.9015
22MZ	29	118	102	0.02118	-0.3573
23TX	2	16	545	0.04077	-0.5358
23TY	2	23	438	0.03328	-0.2342
23TZ	3	21	473	0.03609	-0.3318
23BX	2	15	535	0.04313	-0.5075
23BY*	3	25	409	0.03144	-0.152
23BZ	5	29	414	0.03236	-0.1658
23PX	15	32	490	0.03354	-0.3814
23PY	12	30	428	0.03753	-0.2068
23PZ	7	38	432	0.03762	-0.2169
23MX	6	28	487	0.03924	-0.3704
23MY	9	37	432	0.03787	-0.2176
23MZ	9	35	482	0.03576	-0.358

**APÊNDICE D – TABELAS DE RESULTADOS DOS MODELOS
BASEADOS EM HMM**

Tabela D.1 – Resultados dos modelos HMM-S. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
1X3	51	92	52	0.01754	0.3569
1X5*	49	84	50	0.01658	0.3831
1Y3	51	78	74	0.0238	0.0888
1Y5	44	79	65	0.01985	0.1972
1Z3	52	81	83	0.01938	-0.0229
1Z5	43	80	52	0.01559	0.3558
21TX	56	36	83	0.02257	-0.0209
21TY	63	40	122	0.02834	-0.503
21TZ*	55	36	74	0.02192	0.0899
21BX	56	41	84	0.02182	-0.037
21BY	48	37	124	0.02715	-0.5284
21BZ	44	38	1140	0.02266	-13.0261
21PX	49	46	75	0.02172	0.0825
21PY	57	40	106	0.02749	-0.3063
21PZ	47	25	163	0.02461	-1.0079
21MX	55	28	239	0.02708	-1.9423
21MY	62	31	102	0.02796	-0.2592
21MZ	59	34	167	0.0257	-1.0524
22TX	57	47	91	0.01886	-0.2111
22TY	63	38	101	0.02477	-0.3327
22TZ	57	36	174	0.02673	-1.3126
22BX	48	36	106	0.02213	-0.4013
22BY	60	48	308	0.03009	-3.0852
22BZ	48	52	126	0.02216	-0.6682
22PX*	52	36	68	0.02027	0.0969
22PY	63	41	98	0.02213	-0.3011
22PZ	58	50	95	0.02262	-0.2585
22MX	54	41	103	0.0211	-0.371
22MY	60	42	119	0.02443	-0.5733
22MZ	58	47	86	0.02233	-0.1409
23TX	60	63	4297	0.04053	-37.0229
23TY	55	47	22286	0.06763	-196.213

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
23TZ	55	51	8780	0.05219	-76.6951
23BX	54	60	856	0.04108	-6.5791
23BY	50	64	352	0.04665	-2.1179
23BZ*	61	56	172	0.03507	-0.5244
23PX	58	63	1530	0.04032	-12.5352
23PY	67	68	289	0.04156	-1.5576
23PZ	63	64	1310	0.0399	-10.5948
23MX	59	62	3882	0.05597	-33.3528
23MY	67	69	28259	0.08606	-249.069
23MZ	65	74	245	0.03155	-1.1694

Tabela D.2 – Resultados dos modelos HMM-C. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
1X3	15	25	0.00488	0.6965
1X5*	9	20	0.00511	0.7548
1Y3	30	69	0.01127	0.1558
1Y5	45	60	0.00997	0.2567
1Z3	39	45	0.00943	0.4482
1Z5	23	34	0.00829	0.5771
21TX	36	97	0.01327	-0.1919
21TY	55	108	0.01916	-0.3319
21TZ	44	90	0.01634	-0.1017
21BX	24	91	0.01625	-0.1156
21BY	50	106	0.01998	-0.3059
21BZ	37	117	0.01979	-0.4429
21PX*	22	63	0.01482	0.2199
21PY	44	135	0.0233	-0.663
21PZ	21	89	0.01756	-0.0934
21MX	35	168	0.02292	-1.0713
21MY	43	183	0.03017	-1.2577
21MZ	38	256	0.03785	-2.1504
22TX	20	180	0.02152	-1.3883
22TY	46	251	0.0292	-2.3267
22TZ	58	182	0.0229	-1.4166
22BX	20	150	0.02139	-0.9915
22BY	37	312	0.04249	-3.1375
22BZ	37	157	0.02685	-1.0845

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
22PX*	19	103	0.01976	-0.3718
22PY	55	196	0.0307	-1.6048
22PZ	28	201	0.02751	-1.6626
22MX	22	156	0.02676	-1.0727
22MY	31	238	0.03537	-2.1547
22MZ	42	236	0.03074	-2.125
23TX	24	172	0.02576	-0.5244
23TY	34	169	0.02447	-0.4927
23TZ	37	152	0.02699	-0.3464
23BX*	19	127	0.02557	-0.1282
23BY	32	166	0.02297	-0.4716
23BZ	30	132	0.02557	-0.1679
23PX	18	207	0.03149	-0.8329
23PY	25	204	0.03502	-0.8041
23PZ	20	180	0.02447	-0.5933
23MX	15	184	0.02699	-0.6306
23MY	22	150	0.02557	-0.3243
23MZ	25	200	0.02577	-0.7701

Tabela D.3 – Resultados dos modelos HMM- ϵ -ESVR. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
1X3	9	1	40	0.01098	0.5045
1X5*	9	2	17	0.00816	0.796
1Y3	13	7	47	0.01575	0.4233
1Y5	15	11	151	0.02591	-0.8535
1Z3	10	9	250	0.0221	-2.0764
1Z5	12	6	31	0.01416	0.617
21TX	31	68	65	0.02054	0.2018
21TY	33	78	115	0.02565	-0.4195
21TZ	16	85	84	0.01853	-0.0361
21BX*	8	53	62	0.01685	0.2416
21BY	30	42	70	0.01657	0.1372
21BZ	12	37	186	0.02196	-1.2913
21PX	14	42	69	0.01726	0.1509
21PY	31	68	107	0.0268	-0.3146
21PZ	16	81	67	0.01933	0.1794
21MX	26	74	70	0.0173	0.1438

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
21MY	25	58	84	0.02049	-0.0398
21MZ	11	45	98	0.02216	-0.2063
22TX	21	41	122	0.024	-0.6216
22TY	46	83	133	0.02712	-0.7667
22TZ*	16	52	67	0.01882	0.1059
22BX	20	43	82	0.0189	-0.0897
22BY	32	62	75	0.01896	0.0058
22BZ	29	60	72	0.01776	0.0478
22PX	7	35	1232	0.07366	-15.342
22PY	26	40	99	0.0225	-0.3123
22PZ	27	52	103	0.021	-0.3648
22MX	36	50	160	0.02664	-1.1178
22MY	20	36	217	0.02723	-1.8719
22MZ	27	62	174	0.0313	-1.307
23TX	27	34	125	0.02694	-0.1099
23TY	18	26	151	0.03097	-0.3362
23TZ	24	35	137	0.02744	-0.2115
23BX*	5	34	122	0.0268	-0.0836
23BY	15	25	140	0.02851	-0.2367
23BZ	6	22	137	0.02762	-0.212
23PX	20	23	159	0.02971	-0.4026
23PY	11	36	157	0.03005	-0.389
23PZ	6	22	140	0.0287	-0.242
23MX	15	32	162	0.0289	-0.4364
23MY	23	26	193	0.0247	-0.7042
23MZ	8	33	169	0.0275	-0.4967

Tabela D.4 – Resultados dos modelos HMM-MLP. MSE [$\times 10^{-5}$]. *: maior R^2 .

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
1X3*	10	32	18	0.00685	0.7731
1X5	29	61	37	0.01409	0.5469
1Y3	12	41	29	0.01264	0.6457
1Y5	25	47	42	0.01355	0.4805
1Z3	24	55	41	0.01362	0.5015
1Z5	33	59	47	0.01459	0.418
21TX	39	33	68	0.02187	0.1684
21TY	40	39	62	0.01907	0.2398

Modelo	MSE_{tr}	MSE_{cv}	MSE_{ts}	\tilde{E}_{ts}	R^2
21TZ	26	26	46	0.01614	0.4357
21BX*	12	16	38	0.01444	0.5325
21BY	21	25	70	0.01832	0.1334
21BZ	19	20	50	0.01431	0.3897
21PX	13	14	61	0.01391	0.2466
21PY	31	36	61	0.01816	0.2438
21PZ	21	19	81	0.01389	0.0015
21MX	19	17	86	0.01887	-0.062
21MY	24	26	106	0.0249	-0.3071
21MZ	21	11	158	0.02812	-0.9413
22TX	24	20	101	0.01926	-0.3442
22TY	25	21	129	0.02024	-0.7078
22TZ	24	15	89	0.01562	-0.1836
22BX	54	38	87	0.02242	-0.1539
22BY	74	54	191	0.03793	-1.5385
22BZ	16	12	98	0.02035	-0.298
22PX*	47	39	63	0.01977	0.1647
22PY	75	43	91	0.02203	-0.2096
22PZ	79	45	113	0.02312	-0.4993
22MX	49	36	101	0.02039	-0.3419
22MY	65	43	112	0.02467	-0.4871
22MZ	65	48	100	0.02267	-0.3212
23TX	13	24	196	0.02583	-0.7332
23TY	15	17	179	0.02593	-0.5837
23TZ	17	18	153	0.02586	-0.3536
23BX	8	16	150	0.01955	-0.3255
23BY	14	16	241	0.03553	-1.1356
23BZ*	15	20	126	0.02838	-0.1183
23PX	16	26	289	0.04262	-1.5589
23PY	23	34	216	0.0276	-0.9075
23PZ	14	24	329	0.04224	-1.9143
23MX	6	9	298	0.03905	-1.6376
23MY	10	10	309	0.04662	-1.737
23MZ	11	20	313	0.04186	-1.7712