



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
Faculdade de Engenharia Mecânica

DIANA MARCELA MARTINEZ RICARDO

**Método para Identificação da Fração Volumétrica
de Gás em Bomba Centrífuga Submersa em
Regime de Escoamento Bifásico**

CAMPINAS

2020

DIANA MARCELA MARTINEZ RICARDO

Método para Identificação da Fração Volumétrica de Gás em Bomba Centrífuga Submersa em Regime de Escoamento Bifásico

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para obtenção do título de Doutora em Engenharia Mecânica, na Área de Mecatrônica.

Orientador: Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira

ESTE TRABALHO CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA TESE DEFENDIDA PELO ALUNO DIANA MARCELA MARTINEZ RICARDO, 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

M366m Martinez Ricardo, Diana Marcela, 1986-
Método para identificação da fração volumétrica de gás em bomba
centrífuga submersa em regime de escoamento bifásico / Diana Marcela
Martinez Ricardo. – 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.
Identificação de sistemas. 4. Aprendizado de máquina. 5. Identificação. I.
Ferreira, Janito Vaqueiro, 1961-. II. Universidade Estadual de Campinas.
Faculdade de Engenharia Mecânica. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Method for identifying the gas volumetric fraction of an electrical submersible pump in biphasic flow regime

Palavras-chave em inglês:

Electrical submersible pump

Multiphase flow

Identification

Systems identification

Machine learning

Identification

Área de concentração: Mecatrônica

Titulação: Doutora em Engenharia Mecânica

Banca examinadora:

Janito Vaqueiro Ferreira [Orientador]

Marcos Pellegrini Ribeiro

Eurípides Guilherme de Oliveira Nóbrega

Pablo Siqueira Meirelles

João Antonio Pereira

Data de defesa: 12-11-2020

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Mecânica

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

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0001-8697-9798>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/3416475128118056>

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

TESE DE DOUTORADO ACADÊMICO

**Método para Identificação da Fração
Volumétrica de Gás em Bomba Centrífuga
Submersa em Regime de Escoamento
Bifásico**

Autor: Diana Marcela Martinez Ricardo

Orientador: Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira

A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta Tese:

Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira

FEM/UNICAMP

Dr. Marcos Pellegrini Ribeiro

CENPES/PETROBRAS

Prof. Dr. Euripedes Guilherme de Oliveira Nobrega

FEM/UNICAMP

Prof. Dr. Pablo Siqueira Meirelles

FEM/UNICAMP

Prof. Dr. João Antonio Pereira

FEIS/UNESP

A Ata de Defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese e na Secretaria do Programa da Unidade.

Campinas, 12 de Novembro de 2020.

Dedico este trabalho a Deus e a meus pais, Hector Martinez e Nisfery Ricardo , meus maiores e melhores orientadores na vida.

AGRADECIMENTOS

A Deus porque sem ele nada seria possível.

A meu orientador Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira, pelo apoio, pela dedicação e paciência ao longo de todo o projeto.

A meus pais Hector e Nisfery, pela paciência e compreensão em todo momento e pelo apoio incondicional em todos os momentos desta etapa de minha vida. Aos meus irmãos David e Sara, por estar sempre comigo, por sua confiança, carinho e apoio em todo momento.

Aos meus amigos, Paola Gonzalez, Oscar Rojas, Suranny Jimenez, Ramiro Chamorro, Gilberto Luís Valente, Bernardo Foresti e demais amigos colombianos e amigos no Brasil que fizeram parte deste processo agradeço pelo seu apoio e amizade.

Agradeço especialmente a German Castañeda, por sua paciência, pelo apoio em todos os meus momentos de estresse durante este processo. Por me inspirar a ser melhor cada dia, pela companhia e amor. Com muita gratidão no coração por fazer parte da minha vida.

A todos os professores e colegas do departamento DMC e do LabeDIM da FEM, pela sua colaboração e ajuda técnica no processo deste trabalho. Ao professor Euripedes Guilherme de Oliveira Nobrega pelas recomendações, sugestões feitas para o desenvolvimento deste trabalho.

À Universidade Estadual de Campinas por fornecer um local para o desenvolvimento de meu projeto, ao programa de estudante-convênio de Pós-Graduação (PEC - PG) e ao Cenpes-Petrobras pelo apoio econômico.

*“A nossa maior glória,
não reside no fato de nunca cairmos,
mas sim em levantarmos sempre depois de cada queda.”*
(Confúcio)

RESUMO

Os métodos de elevação artificial são empregados na indústria do petróleo e gás para complementar a energia no campo e aumentar a produção nos poços, já que a falta de energia em um reservatório pode afetar a taxa de fluxo de petróleo e gás. O Bombeio Centrífugo Submerso, normalmente chamado de BCS, é uma alternativa eficiente e confiável para este objetivo.

O método BCS utiliza bombas centrífugas que geralmente apresentam falhas prematuras quando a vazão de gás na mistura bombeada é alta. Nesta situação muitas vezes não é possível realizar previsões, devido à falta de informações sobre o tipo de escoamento multifásico na bomba de BCS durante o tempo de operação em um poço de petróleo. Portanto, o objetivo principal da pesquisa foi propor um método que permita identificar e monitorar continuamente a fração volumétrica de gás numa bomba de BCS na mistura bombeada, mediante a geração de modelos de referência que reflitam as características do comportamento da mistura gás/líquido que é bombeada através de uma bomba centrífuga submersa em regime de escoamento bifásico.

Foi desenvolvido um algoritmo de extração de características baseado em aprendizado de máquinas, o qual emprega dados experimentais coletados da bomba de BCS. Os dados experimentais foram obtidos com diferentes experimentos modificando as condições operacionais da bomba, obtendo assim a resposta de vibração do sistema. Os dados de vibração coletados da carcaça da bomba foram pré-processados e analisados pelo algoritmo, gerando características as quais permitem obter métricas para identificar a fração volumétrica de gás na bomba de BCS. O método proposto foi validado no problema de identificação de números escritos à mão e aplicado para a identificação da fração volumétrica de gás em bombas de BCS. Nesta aplicação foram realizados diferentes testes para melhorar o desempenho dos modelos gerados com o método proposto. Os resultados obtidos indicam que não só o método proposto tem a capacidade de detectar características representativas para a identificação da fração volumétrica de gás na bomba de BCS com mistura bifásica gás/líquido, como ele também pode ser empregado em sistemas ou processos em que é necessário identificar algum tipo de comportamento, como no caso dos números escritos à mão. Esta pesquisa gera benefícios na indústria de petróleo e gás pois com este método é possível melhorar o processo de monitoramento contínuo da fração volumétrica de gás na bomba de BCS, o que permitiria gerar ações preventivas evitando assim falhas prematuras do equipamento durante a produção.

Palavras chaves: Bomba Centrífuga Submersa; Escoamento multifásico; Fração volumétrica de gás; Identificação; Aprendizado de máquina.

ABSTRACT

Artificial lifting methods are used in the oil and gas industry to supplement energy in the field and increase production in wells, as the lack of energy in a reservoir can affect the flow rate of oil and gas. The Electrical Submersible Pumping, typically called ESP, is an efficient and reliable alternative for this purpose.

The ESP method uses centrifugal pumps that may fail when the gas flow in the pumped mixture is high. In this situation, it is often not possible to make predictions, due to the lack of information on the type of multiphase flow in the ESP pump during its operation in a petroleum well. Therefore, the main objective of the research was to propose a method that allows to identify and continuously monitor the gas volumetric fraction in a ESP pump in the pumped mixture, through the generation of reference models that reflect the characteristics of the behavior of the gas / liquid mixture that is pumped through an electrical submersible pump in a two-phase flow regime.

A feature extraction algorithm was developed based on machines, which uses experimental data collected from the ESP pump. The data, experimental data were obtained with different experiments modifying the conditions operating the pump, thus obtaining the system's vibration response. The vibration data collected from the pump housing were pre-processed and analyzed by the algorithm, generating characteristics, which allow to obtain metrics to identify the gas volumetric fraction in the ESP pump. The proposed method was validated in the problem of identifying handwritten numbers and applied to the identification of the gas volumetric fraction in ESP pumps. In this application, different tests were developed to improve the performance of the models generated with the proposed method. The results obtained indicate that not only does the proposed method have the ability to detect representative characteristics for the identification of the gas volumetric fraction in the ESP pump with a two-phase gas / liquid mixture, but it can also be used in systems or processes where it is necessary identify some type of behavior, as in the case of handwritten numbers. This research generates benefits in the oil and gas industry because with this method, it is possible to improve the process of continuous monitoring of the gas volumetric fraction in the ESP pump, which would allow to generate preventive actions thus avoiding premature equipment failures during production.

Keywords: Electric Submersible Pump; Multiphase flow; Gas volumetric fraction; Identification; Machine learning.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Conjunto de BCS	29
Figura 2.2 – Estágio de uma bomba BCS, adaptada (JIMENEZ <i>et al.</i> , 2014)	30
Figura 2.3 – Curvas de desempenho da bomba de BCS com fluxo bifásico.	32
Figura 2.4 – Janelas.	34
Figura 2.5 – Arquitetura do autoencoder.	36
Figura 2.6 – Neurônio artificial.	36
Figura 3.1 – Arquitetura do método proposto para a identificação de um parâmetro em um sistema.	39
Figura 3.2 – Estruturação geral.	40
Figura 3.3 – Metodologia para obter um modelo mediante o algoritmo de autoencoder.	41
Figura 3.4 – Metodologia para obter a reconstrução do dado de entrada.	42
Figura 3.5 – Metodologia para obter a característica da diferença euclidiana para um modelo.	43
Figura 3.6 – Metodologia para obter a característica do coeficiente de correlação para um modelo.	44
Figura 3.7 – Metodologia para obtenção das características.	44
Figura 4.1 – Metodologia para obter um modelo de um número.	47
Figura 4.2 – Modelos de números.	48
Figura 4.3 – Reconstrução feita por cada um dos modelos obtidos.	49
Figura 4.4 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com número escrito à mão de teste.	50
Figura 4.5 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com número escrito à mão de teste.	51
Figura 4.6 – Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana com número escrito à mão.	52
Figura 4.7 – Matriz de confusão da característica coeficiente de correlação de Pearson com número escrito à mão.	53
Figura 5.1 – Metodologia da etapa base de dados experimentais da BCS.	54
Figura 5.2 – Diagrama esquemático do circuito de teste de bombas de BCS do LabVip.	56
Figura 5.3 – Acelerômetro triaxial piezoelétrico 604B11.	58
Figura 5.4 – Sistema de coordenadas do Acelerômetro 604B11.	58
Figura 5.5 – Diagrama de montagem dos sensores no conjunto BCS.	59
Figura 5.6 – Sistema de aquisição de dados de bancada LabVip.	60
Figura 5.7 – Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 2700 RPM a 200 kPa.	62
Figura 5.8 – Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 2700 RPM a 400 kPa.	62
Figura 5.9 – Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 3000 RPM a 200 kPa.	63

Figura 5.10–Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 3000 RPM a 400 kPa.	63
Figura 5.11–Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 2700 RPM a 200 kPa.	64
Figura 5.12–Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 2700 RPM a 400 kPa.	64
Figura 5.13–Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 3000 RPM a 200 kPa.	65
Figura 5.14–Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 3000 RPM a 400 kPa.	65
Figura 5.15–Janela retangular deslizante.	66
Figura 5.16–Espectrogramas.	69
Figura 5.17–Comparação das média das STFTs.	70
Figura 5.18–Montagem de Sensores em BCS.	71
Figura 5.19–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 7).	74
Figura 5.20–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (8 - 14).	75
Figura 5.21–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1-5).	76
Figura 5.22–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (6-9).	77
Figura 5.23–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste.	78
Figura 5.24–Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.	79
Figura 5.25–Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.	80
Figura 5.26–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelo modelos (1 - 7).	83
Figura 5.27–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelo modelos (8 - 14).	84
Figura 5.28–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 6).	85
Figura 5.29–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (7 - 14).	86
Figura 5.30–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 9).	87
Figura 5.31–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (10 -14).	88
Figura 5.32–Matriz de confusão da característica diferença euclidiana.	88
Figura 5.33–Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.	89
Figura 5.34–Montagem de Sensores em BCS.	89
Figura 5.35–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 7).	92
Figura 5.36–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (8 - 14).	93
Figura 5.37–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).	94
Figura 5.38–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).	95

Figura 5.39–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 9).	96
Figura 5.40–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (10 -14).	97
Figura 5.41–Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.	97
Figura 5.42–Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.	98
Figura 5.43–Montagem de Sensores em BCS.	98
Figura 5.44–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita por modelos (1 - 7).	101
Figura 5.45–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita por modelos (8 - 14).	102
Figura 5.46–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).	103
Figura 5.47–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).	104
Figura 5.48–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 9).	105
Figura 5.49–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (10 -14).	106
Figura 5.50–Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.	106
Figura 5.51–Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.	107
Figura 5.52–Montagem de Sensores em BCS.	107
Figura 5.53–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 8).	109
Figura 5.54–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (9 - 14).	110
Figura 5.55–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).	111
Figura 5.56–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).	112
Figura 5.57–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 10).	113
Figura 5.58–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (11 -14).	114
Figura 5.59–Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.	114
Figura 5.60–Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.	115
Figura 5.61–Curvas de desempenho para cada uma das condições de operação de bomba P-43 com os dados para teste sem incluir no modelo aqueles marcados por círculos cinza.	116
Figura 5.62–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 8).	118
Figura 5.63–Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (9 - 14).	119
Figura 5.64–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).	120

Figura 5.65–Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).	121
Figura 5.66–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 10).	122
Figura 5.67–Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (11 -14).	123
Figura 5.68–Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.	123
Figura 5.69–Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.	124
Figura 5.70–Estimação do GVF com sensores $A_1 - A_6$ (YZ).	125
Figura 5.71–Interface de usuário.	128

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Parâmetros para cada modelo.	48
Tabela 5.1 – Posição do acelerômetro no conjunto BCS.	59
Tabela 5.2 – Parâmetros de configuração do LMS para BCS P43	60
Tabela 5.3 – Parâmetros do sinal de vibração.	60
Tabela 5.4 – Matriz de experimentos BCS P43.	61
Tabela 5.5 – Parâmetros da janela retangular.	66
Tabela 5.6 – Organização de dados por fração volumétrica de gás.	70
Tabela 5.7 – Configuração dos parâmetros dos testes.	71
Tabela 5.8 – Quantidade de dados em cada grupo.	72
Tabela 5.9 – Quantidade de dados para treinamento e teste.	73
Tabela 5.10–Parâmetros para cada modelo.	73
Tabela 5.11–Quantidade de dados em cada grupo.	81
Tabela 5.12–Quantidade de dados para treinamento e teste.	81
Tabela 5.13–Parâmetros para cada modelo.	82
Tabela 5.14–Quantidade de dados em cada grupo.	90
Tabela 5.15–Quantidade de dados para treinamento e teste.	91
Tabela 5.16–Parâmetros para cada modelo.	91
Tabela 5.17–Quantidade de dados em cada grupo.	99
Tabela 5.18–Quantidade de dados para treinamento e teste.	100
Tabela 5.19–Parâmetros para cada modelo.	100
Tabela 5.20–Quantidade de dados em cada grupo.	108
Tabela 5.21–Parâmetros para cada modelo.	108
Tabela 5.22–Quantidade de dados em cada grupo.	117
Tabela 5.23–Parâmetros para cada modelo.	117
Tabela 5.24–Eficiência dos testes para estimação do GVF	125
Tabela A.1 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 2700RPM, 200kPa. 135	
Tabela A.2 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 2700RPM, 400kPa. 136	
Tabela A.3 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 3000RPM, 200kPa. 137	
Tabela A.4 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 3000RPM, 400kPa. 138	
Tabela A.5 – Dados curva de desempenho da bomba P43, 71°, 2700RPM, 200kPa.	140
Tabela A.6 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 71°, 2700RPM, 400kPa. 141	
Tabela A.7 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 71°, 3000RPM, 200kPa. 142	
Tabela A.8 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 71°, 3000RPM, 400kPa. 143	

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BCS	Bomba Centrífuga Submersa ou Bombeio Centrífugo Submerso
BP	<i>Back propagation</i>
BEP	<i>Best Efficiency Point</i>
DTFT	Transformada de Fourier de tempo discreto
GVF	Fração volumétrica de gás
LabVIP	Laboratório de vibrações na área de petróleo da UNICAMP/FEM
MSE	Erro médio quadrático
STFT	Transformada de Fourier de tempo curto

LISTA DE SÍMBOLOS

ΔP	Diferencial de pressão
β	Parâmetro de penalidade de dispersão
λ	Parâmetro de redução de peso
ω	Velocidade de rotação da BCS
ρ	Parâmetro de dispersão
σ_l	Massa específica do líquido
b	Bias
$f(x)$	Função de ativação
$f(z)$	Função não linear
h	Representações dos dados do encoder
$v(n)$	Janela
x	Entrada do autoencoder
$x(n)$	Sinal de entrada no tempo n
\hat{x}	Reconstrução do autoencoder
x_{min}	Valor mínimo do conjunto de dados
x_{max}	Valor máximo do conjunto de dados
C	Característica do coeficiente de correlação de Pearson
$Clas_{D_n}$	Classificador da característica da diferença
$Clas_{C_n}$	Classificador da característica do coeficiente de correlação de Pearson
D	Característica da diferença euclidiana
$\widehat{GVF_D}$	Fração volumétrica de gás estimada pela diferença euclidiana
$\widehat{GVF_C}$	Fração volumétrica de gás estimada pelo coeficiente de correlação de Pearson.
L_1	Camada de entrada

L_2	Camada oculta
L_3	Camada de saída
P_d	Pressão de descarga da BCS
P_s	Pressão de sucção da BCS
Q_g	Vazão volumétrica de gás
Q_l	Vazão volumétrica de líquido
Q_t	Vazão volumétrica total do fluido
R	Tamanho do salto, em amostras entre DTFTs sucessivas
W	Matriz de pesos
$X(m, \omega)$	DTFT de dados em janelas centrados sobre o tempo mR

SUMÁRIO

1	Introdução	21
1.1	Introdução ao problema	21
1.2	Motivação	22
1.3	Proposta de trabalho	23
1.3.1	Objetivo	23
1.3.2	Objetivos específicos	23
1.4	Organização da Tese	23
2	Aspectos teóricos	25
2.1	Trabalhos correlatos	25
2.2	Bombeio centrífugo submerso	29
2.2.1	Conceitos relacionados ao escoamento multifásico em bombas	31
2.2.2	Influência da quantidade de gás na BCS	32
2.3	Processamento de sinais	33
2.3.1	Transformada de Fourier de tempo curto (STFT)	33
2.4	Autoencoder	35
3	Método proposto para identificação	39
3.1	Base de dados do sistema	40
3.2	Modelos	40
3.3	Características	42
3.4	Classificadores	45
4	Validação do método proposto na identificação de números escritos à mão	47
4.1	Base de dados	47
4.2	Modelos	47
4.3	Características	49
4.4	Classificadores	52
5	Aplicação do método proposto para identificação da fracção volumétrica de gás em bombas de BCS	54
5.1	Base de dados experimentais do sistema	54
5.1.1	Procedimento experimental	55
5.1.2	Instalação experimental	56
5.1.3	Instrumentação e aquisição de dados	57
5.1.4	Matriz de experimentos	60
5.1.5	Ampliação da quantidade de dados experimentais	65
5.1.6	Pré-processamento dos sinais de vibração	66
5.1.6.1	Normalização de dados	67
5.1.6.2	Redimensionamento o conjunto de dados	68

5.1.6.3	Organização de dados	70
5.2	Testes aplicando o método proposto	71
5.2.1	Teste com inclinação de BCS a 71° e um sensor na direção radial	71
5.2.1.1	Base de dados	71
5.2.1.2	Modelos	72
5.2.1.3	Características	75
5.2.1.4	Classificadores	78
5.2.2	Teste com inclinação de BCS a 71° e um sensor na direção radial com janela	80
5.2.2.1	Base de dados	80
5.2.2.2	Modelos	81
5.2.2.3	Características	84
5.2.2.4	Classificadores	88
5.2.3	Teste com inclinação de BCS a 71° e seis sensores na direção radial com janela	89
5.2.3.1	Base de dados	89
5.2.3.2	Modelos	90
5.2.3.3	Características	93
5.2.3.4	Classificadores	97
5.2.4	Teste com inclinação de BCS a 71° e seis sensores na direção radial e tangencial com janela	98
5.2.4.1	Base de dados	98
5.2.4.2	Modelos	99
5.2.4.3	Características	102
5.2.4.4	Classificadores	106
5.2.5	Teste com inclinação de BCS a 35° e 71° e seis sensores na direção radial e tangencial com janela	107
5.2.5.1	Base de dados	107
5.2.5.2	Modelos	107
5.2.5.3	Características	110
5.2.5.4	Classificadores	114
5.2.6	Teste com inclinação de BCS a 35° e 71° e seis sensores na direção radial e tangencial com janela retirando dados	115
5.2.6.1	Base de dados	115
5.2.6.2	Modelos	116
5.2.6.3	Características	119
5.2.6.4	Classificadores	123
5.2.6.5	Estimação GVF	124
5.3	Interface de usuário	126

6	Conclusões	129
6.1	Trabalhos Futuros	130
	Referências	131
ANEXO A	Tabelas dos resultados experimentais na bomba de BCS P-43	135

1 INTRODUÇÃO

1.1 Introdução ao problema

Na indústria de petróleo, existem diversos métodos de elevação artificial como o *gas-lift*, o bombeio centrífugo submerso (BCS), o bombeio mecânico com hastes e o bombeio por cavidades progressivas. O principal objetivo desses métodos é adicionar energia ao fluxo de fluido do reservatório para assim trazer óleo para a superfície (THOMAS, 2001).

Devido ao fato de envolver altas taxas de fluxo, o bombeio centrífugo submerso (BCS) é um dos métodos de elevação artificial mais importantes para a extração de óleo. Este método emprega o uso de alguns equipamentos montados em conjunto. Eles são compostos por um sensor de fundo, motores elétricos, selos/protetores e bombas centrífugas com vários estágios. As bombas de BCS são máquinas de pequeno diâmetro, comprimento longo e alta potência. Além disso, o BCS opera imerso no poço. Este método foi desenvolvido pela primeira vez em 1910 por Annals Arutunoff (TAKACS, 2017).

Atualmente, em termos de número de poços para a produção de fluidos de petróleo ou gás, os poços de BCS mais comuns estão em terra, mas por exemplo, os poços *offshore* no Brasil produzem a maior parte do petróleo para o país. Por esse motivo, é de vital importância para a indústria de petróleo manter esses equipamentos em boas condições de funcionamento, pois uma falha nos mesmos pode causar grandes perdas financeiras devido aos altos custos de intervenção para sua substituição em caso de falha prematura da bomba, o que potencialmente reduz a produtividade do poço.

Devido à magnitude dos custos envolvidos em uma falha, é de extrema importância monitorar adequadamente as bombas de BCS, evitando sua operação em condições propensas a falhas. Atualmente, o monitoramento do BCS é realizado por um especialista que analisa as variáveis do processo através da instrumentação instalada no equipamento como: corrente do motor elétrico, temperatura e vibração mecânica. No entanto, ao lidar com essas variáveis não há possibilidade de monitorar a vazão de gás na bomba, já que são adquiridas com uma taxa de amostragem baixa.

Os conjuntos de BCS são projetados para operar dentro de uma faixa de vazão com um teor máximo de gás para garantir o bom funcionamento da bomba, já que grandes quantidades de gás na mesma podem fazer com que o bombeamento seja interrompido devido a uma condição de operação conhecida como bloqueio de gás, o que é uma grande limitação das bombas de BCS (VARON, 2013). Como o bloqueio de gás neste contexto não é suficientemente compreendido e os modelos teóricos são difíceis de desenvolver e devido à complexidade do processo, são necessários estudos experimentais que permitam o desenvolvimento de um

sistema para a estimação e monitoramento contínuo do fluxo de gás.

Devido à falta de publicações específicas sobre medição de vazão dentro de bombas de BCS operando imersas em fluido de poços de petróleo pode-se dizer que há muitas incertezas quanto à real quantidade de gás misturado no fluido bombeado. Por esse motivo a indústria de óleo e gás está investindo no desenvolvimento de tecnologias para essa finalidade. Levando em conta os problemas mencionados acima, surgiu a motivação desta pesquisa que visa desenvolver um método para identificar fração volumétrica de gás em bombas centrífugas submersas (BCS) operando com fluido bifásico.

Para atingir o objetivo desta pesquisa, foram compilados dados experimentais diretamente de um conjunto de BCS em operação. Para cada experimento, a BCS bombeou fluido bifásico água-ar em diferentes condições operacionais. Posteriormente, os dados coletados foram processados para fazer parte de um banco de dados experimentais. O método apresentado para a identificação da fração volumétrica de gás (GVF) dentro de uma bomba de BCS é baseado na implementação de uma metodologia fundamentada em um algoritmo de aprendizado de máquina capaz de aprender sem supervisão a partir de um banco de dados experimentais, a fim de se obter um conjunto de características que permitam diferenciar o GVF na bomba de BCS, para que um algoritmo interprete os padrões de GVF em bombas de BCS.

1.2 Motivação

O bombeio centrifugo submerso é um dos métodos de elevação artificial de petróleo mais utilizados nesta indústria, cujas bombas em alguns casos operam com escoamentos em regimes multifásicos. Durante o tempo de operação da bomba de BCS, esforços mecânicos na estrutura da bomba podem ser gerados em função do regime de escoamento multifásico. Estes esforços podem ainda ocasionar falhas na mesma, limitando a vida útil do conjunto, provocar a interrupção da produção, gerando assim grandes prejuízos financeiros por causa dos custos elevados para substituí-los, além das inerentes perdas de produção.

Devido à magnitude dos custos envolvidos em uma falha na bomba de BCS, especialmente em casos de conjuntos de BCS operando em poços satélites submarinos, é de extrema importância monitorar adequadamente as bombas de BCS, evitando sua operação em condições propensas a falhas. É fato que existem estudos que mostram que as bombas de BCS são projetadas para operar dentro de uma faixa de fluxo de líquido e com um teor máximo de gás, para assim garantir o bom funcionamento da bomba. A proporção gás-óleo não deve exceder uma certa porcentagem de gás, já que uma grande porcentagem de gás na bomba pode fazer com que o bombeamento seja interrompido devido ao bloqueio de gás.

Como os parâmetros que levam a bomba de BCS a um bloqueio de gás bombeando petróleo são difíceis de determinar devido à complexidade do processo, torna-se necessária a identificação e o monitoramento contínuo da fração volumétrica de gás no BCS, visando evitar

falhas no sistema de produção, pois o conhecimento da fracção volumétrica de gás na bomba de BCS possibilita uma operação mais confiável.

Devido a esta necessidade, propôs-se este projeto de pesquisa que permite o desenvolvimento de um método para elaborar modelos a partir das características próprias dos sinais de vibração de um conjunto de BCS junto com modelos que identificam o GVF na bomba de BCS, facilitando o monitoramento contínuo deste parâmetro no sistema.

1.3 Proposta de trabalho

1.3.1 Objetivo

O objetivo do trabalho foi desenvolver um método que permita identificar e monitorar continuamente a fração volumétrica de gás numa bomba BCS operando com fluxo bifásico a partir de modelos fundamentados nas características próprias dos sinais de vibração de um conjunto BCS.

1.3.2 Objetivos específicos

Para alcançar o objetivo deste trabalho, podem-se citar como objetivos específicos:

- Desenvolver um método que permita gerar modelos a partir das características próprias dos dados experimentais coletados do sistema.
- Determinar indicadores que diferenciam a GVF numa bomba BCS.
- Categorizar os indicadores obtidos para a identificação da GVF numa bomba BCS operando com fluxo multifásico.
- Validar o método proposto.

1.4 Organização da Tese

O conteúdo deste trabalho se encontra distribuído em seis Capítulos:

O Capítulo 1 apresenta uma visão geral das bombas de BCS operando com fluxo multifásico.

O Capítulo 2 apresenta os trabalhos correlatos e os principais aspectos teóricos a serem tratados no desenvolvimento do trabalho, onde se detalham conceitos relacionados ao bombeio centrífugo submerso, processamento de sinais e algoritmo de autoencoder os quais facilitam o entendimento do trabalho desenvolvido.

No Capítulo 3 é aplicada a teoria apresentada no Capítulo 2 para o desenvolvimento do método proposto, o qual permite identificar parâmetros internos de sistemas a partir da extração de suas características próprias.

O Capítulo 4 apresenta a validação do método proposto no Capítulo 3, o qual foi aplicado no problema de identificação de números escritos à mão.

O Capítulo 5 apresenta a implementação do método proposto no Capítulo 3, para a identificação da GVF em bombas de BCS. Mostra as análises e a interpretação de resultados referente aos diferentes testes feitos com o método proposto.

O Capítulo 6 apresenta as conclusões da pesquisa e as sugestões para trabalhos futuros.

2 ASPECTOS TEÓRICOS

Nesse capítulo, são apresentados os trabalhos correlatos sobre o efeito do gás em bombas de BCS operando com escoamento bifásico, abordando diversas pesquisas na área. Além disso, são apresentados os conceitos teóricos relacionados ao desenvolvimento desta pesquisa.

2.1 Trabalhos correlatos

Para monitorar e analisar o funcionamento da bomba de BCS e com o objetivo de superar o problema do bloqueio de gás no sistema, várias estratégias foram desenvolvidas. A abordagem tradicional é usar cartas de registro de amperagem, que podem ajudar a identificar problemas operacionais. Nesta abordagem, o acompanhamento operacional do sistema consiste em realizar uma análise comparativa entre as informações registradas na carta de amperagem quando o equipamento é operado normalmente e outro registro de amperagem quando uma inspeção está sendo realizada. O estado do equipamento durante a inspeção se reflete nas mudanças de correntes registradas durante o período de medição (TAKACS, 2017).

Murakami e Minemura, em 1974, fizeram um dos primeiros estudos experimentais de BCS com fluidos bifásicos onde os autores investigaram o desempenho da bomba de BCS sob condições de entrada de ar com propósitos reais. Para esses experimentos, foi usada uma bomba com impelidor semi-aberto e no estudo o desempenho da bomba foi vinculado ao padrão de fluxo gás-líquido dentro de um impelidor (MURAKAMI; MINEMURA, 1974a; MURAKAMI; MINEMURA, 1974b).

Lea e Bearden, em 1982, fizeram estudos experimentais na indústria de petróleo com bombas de BCS operadas com fluxo bifásico gás-líquido. Nesta pesquisa, as bombas foram testadas com duas misturas de fluido diferentes, onde a primeira foi água-ar e a outra foi a mistura diesel e CO_2 . Com a mistura de fluido água-ar os autores testaram a bomba de BCS com uma pressão de sucção, que variava entre 25 e 30 *psi* e fração de gás entre 0% e 17%. Nos testes com a mistura diesel e CO_2 a pressão máxima de sucção foi de 400 *psi* e a fração máxima de gás foi de 50%. Estes testes foram feitos com o propósito de definir como é afetado o desempenho da BCS quando se introduzem frações de gás na sucção da bomba em diversas condições de operação. Os autores concluíram que o desempenho da bomba é afetado pela presença de gás na BCS, já que as curvas de desempenho apresentam instabilidades com frações volumétricas de gás em torno de 10%, introduzindo assim o termo operacional de *surging* na área. Este surge quando a fração de gás atinge um valor crítico e em consequência o escoamento se torna instável (LEA *et al.*, 1982).

Turpin em 1986, recompilou os resultados obtidos no trabalho de Lea e Bearden

em 1982 e desenvolveu com eles uma correlação empírica para modelar o desempenho das bombas de BCS testadas no trabalho anterior. Os autores definiram o estado operacional da bomba usando o parâmetro $\phi_{Turping}$ definido como:

$$\phi_{Turping} = \left(\frac{2000}{3P_{in}} \right) \frac{q_G}{q_L} \quad (2.1)$$

onde P_{in} é pressão de entrada bombeada e q_G e q_L são taxas de fluxo de gás e líquido, respectivamente.

Para $\phi_{Turping} < 1$, as correlações são aceitas e a bomba apresenta uma degradação moderada. Para $\phi_{Turping} > 1$, as correlações não são aceitas e a bomba apresenta uma degradação severa (TURPIN *et al.*, 1986).

Seguindo com o objetivo de estudar os comportamentos de degradação das bombas de BCS usando uma mistura de água-ar como fluido, Cirilo em 1998 realizou um estudo com diferentes modelos de BCS. Duas bombas de BCS de geometria mista GN4000 e GN7000 e uma bomba de BCS de geometria radial GN2100. Com base nesses estudos, o autor apresenta uma correlação para determinar a fração máxima de gás para que a bomba de BCS opere de maneira estável. Os dados obtidos indicaram que as bombas do tipo misto foram capazes de lidar com frações volumétricas de gás (GVF) muito mais altos (GVF > 30%) do que as bombas do tipo radial (GVF < 10%) (CIRILO, 1998; CIRILO; DOTY, 1999).

Romero, em 1999, tendo como base o trabalho de Cirilo, estudou o desempenho de uma bomba de BCS com um impelidor com palhetas bi-partidas o qual foi projetado para aumentar a capacidade da bomba de operar com frações volumétricas de gás maiores, conhecidas como *Advanced Gas Handler*. O autor obteve as curvas de desempenho para a mistura de fluido ar-água com diferentes pressões de entrada e frações de gás, obtendo uma correlação para determinar a fração máxima de gás para essa bomba de BCS com *Advanced Gas Handler* (ROMERO, 1999).

Pessoa e Prado, em 2001, realizaram um estudo experimental em uma bomba modelo GC6100 de 22 estágios com uma pressão de entrada de 100psi. A bomba foi operada com fluido de água-ar. A diferença deste trabalho com os estudos realizados por outros pesquisadores é que os ganhos de pressão foram medidos para cada estágio da bomba separadamente, com o objetivo de estudar como o desempenho de cada estágio afeta o desempenho geral da bomba. Observando-se os resultados obtidos, pode-se notar que o desempenho médio da bomba é diferente daquele observado para cada estágio e em algumas condições operacionais, o primeiro estágio apresenta uma queda de pressão, o que implica que os estágios posteriores são responsáveis pelo aumento geral da pressão. Baseado nesse resultado, o autor destaca a importância de modelar a bomba, levando em consideração seu número de estágios (PESSOA *et al.*, 2001).

Duran e Prado, em 2003, fizeram medições experimentais na bomba de BCS com

22 estágios variando as condições no fluxo de gás-líquido. A análise dos dados confirmou que a presença de gás afeta o desempenho da bomba, mostrando mais uma vez que o primeiro estágio apresentou maior queda de pressão em relação aos outros estágios, mostrando também que a maior perda de desempenho na bomba de BCS ocorreu com GVF acima de 6% (DURAN *et al.*, 2003).

Gamboa e Prado, em 2011, realizaram uma revisão das correlações propostas por diferentes autores para prever o ponto de *surging* em uma bomba de BCS. Cada uma das correlações foi testada com dados experimentais adquiridos de uma bomba de BCS comercial de 24 estágios, que foi operado com ar e água. Os experimentos foram realizados variando a GVF, velocidade de rotação e pressão de entrada. A partir desses experimentos, os autores propuseram uma correlação para prever o ponto de *surging* em uma BCS em função da rotação e do fluido (GAMBOA *et al.*, 2011).

Para evitar o bloqueio de gás ou *gas locking* se monitora o fluxo de saída da bomba para que possa ser desligada quando não houver fluido nela (JR; HAWS, 1991). Esse desligamento prematuro da bomba reduz a produtividade do poço. Com o objetivo de evitar tal problema, diferentes estratégias foram desenvolvidas para permitir um melhor estudo e entendimento do comportamento do padrão de fluxo em uma bomba de BCS.

Estevan, em 2002, desenvolveu um protótipo de circuito de teste de bombas de BCS que permite a visualização do escoamento no rotor da bomba de BCS. O autor realizou experimentos no BCS que permitiram delimitar a ocorrência e definir um indicador de *surging* para o padrão de escoamento na bomba de BCS (ESTEVAM *et al.*, 2002).

Barrios e Prado, em 2011, projetaram e implementaram uma instalação experimental para visualizar o padrão de escoamento em uma bomba de BCS operando com fluido multifásico. Eles observaram os diferentes padrões de escoamento variando a GVF na bomba de BCS e a partir dessas observações concluíram que o tamanho das bolhas aumenta à medida que a GVF aumenta (BARRIOS; PRADO, 2011).

Verde, em 2017, realizou experimentos de visualização no reconhecimento de padrões de escoamento dentro de uma bomba de BCS usando imagens de alta velocidade e resolução. A partir das imagens obtidas ele conseguiu classificar o fluxo gás-líquido em quatro padrões, que são: fluxo de bolhas, fluxo de bolhas aglomeradas, fluxo de golfadas de gás e fluxo segregado. Também estabeleceu mapas que correlacionam o padrão de fluxo da bomba para diferentes condições operacionais e concluiu que o desempenho da bomba é afetado pela quantidade de gás dentro dela (VERDE *et al.*, 2017).

Outras estratégias que foram desenvolvidas envolvem a caracterização do fluxo, analisando sinais de instrumentos de medição instalados na tubulação (KLEIN *et al.*, 2004) e estudando a resposta em frequência da vibração da bomba operando (KOLPAK; ROCK, 1996; HENRY; CASIMIRO, 2016). No entanto, esses métodos têm inconvenientes porque seus

resultados dependem de onde e como a instrumentação está instalada no sistema.

Durham, em 1990, estudou os efeitos da vibração em bombas de BCS, onde realizou o monitoramento de todo o sistema desde sua instalação até o momento da falha, identificando assim as principais causas das falhas e seus respectivos níveis de vibração. O autor concluiu que as vibrações em BCS têm níveis mais altos do que os tolerados por outros sistemas industriais (DURHAM *et al.*, 1990).

As pesquisas mais recentes nesse campo são baseadas em conjuntos de dados adquiridos e medidos na bomba de BCS, como torque, pressões, temperatura e sinais especiais, como vibração mecânica obtida em vários locais. Ricardo, em 2014, propôs vários modelos de fluxo de gás multifásicos de uma bomba de BCS gerados com o treinamento de um modelo de máquina de vetor de suporte e otimizado pelo uso de um algoritmo genético. Este trabalho permitiu considerar o aprendizado de máquinas como ferramenta para gerar modelos de identificação de parâmetros em bombas de BCS, já que foram obtidos bons modelos para a identificação da vazão mássica de gás na bomba BCS (RICARDO *et al.*, 2014; RICARDO *et al.*, 2018).

Foresti, em 2014, desenvolveu uma metodologia para identificar as condições de operação de uma bomba centrífuga submersa a partir de dados de vibração adquiridos diretamente da bomba de BCS, aplicando métodos de diagnóstico de falhas. Foram obtidos bons resultados na identificação da vazão mássica de gás na bomba BCS com escoamento monofásico e bifásico (FORESTI *et al.*, 2014).

Rodriguez, em 2016, desenvolveu um modelo para aproximar a fração volumétrica de gás em uma BCS baseado em uma rede neural artificial Perceptron multicamada a partir de dados experimentais de sinais como pressão, torque e vibração da bomba de BCS. Este trabalho permitiu considerar as redes neurais como uma ferramenta para gerar modelos para prever a GVF (RODRIGUEZ *et al.*, 2016).

Lima, em 2018, estudou os sinais de deformação mecânica da carcaça da bomba de BCS para monitorar o desempenho da BCS operando em regime bifásico. O autor analisou a transformada rápida de Fourier e transformada Wavelet contínua das deformações do último estágio da bomba de BCS em diferentes condições de operação e concluiu que o uso de extensômetros pode servir para o monitoramento da BCS (LIMA *et al.*, 2018).

Garpelli, em 2018, realizou um estudo com ferramentas estatísticas e métodos de frequência com os dados experimentais de pressão, vazão e torque adquiridos diretamente do sistema para monitorar o desempenho da bomba de BCS. O autor concluiu que o monitoramento do desempenho bomba com resultados melhores foi obtido mediante a análise da Transformada Wavelet contínua dos sinais de pressão e vazão (GARPELLI *et al.*, 2018).

Jianjun Zhu, em 2018, realizou uma revisão abrangente sobre os principais fatores que afetam o desempenho da BCS sob condições de fluxo gasoso, onde foram detalhados os

modelos desenvolvidos até o momento para prever o incremento de pressão de BCS quando é operada com gás (ZHU; ZHANG, 2018).

Os resultados mostram um grande avanço no conhecimento do funcionamento operacional da bomba de BCS, mas ainda não se tem um método que permita generalizar o procedimento para realizar o monitoramento e identificação da fração volumétrica de gás na bomba de BCS para poder operar dentro de regiões seguras. Por esse motivo, este trabalho visa desenvolver uma metodologia que permita monitorar e identificar este parâmetro na bomba de BCS operando com escoamento bifásico e deste modo propor uma solução que permita superar essa dificuldade.

2.2 Bombeio centrífugo submerso

Conforme já mencionado, na indústria de petróleo o bombeio centrífugo submerso é um método de elevação artificial eficaz para bombear fluidos do reservatório para a superfície, aumentando assim sua produção. Os equipamentos característicos de um conjunto de BCS são a bomba e sua admissão, protetor, motor elétrico e cabo elétrico. Todos esses equipamentos são instalados no fundo de um poço de petróleo. A Figura 2.1 mostra o conjunto de BCS, detalhando cada um dos equipamentos que o compõem.

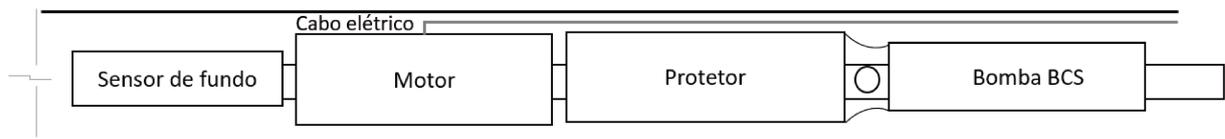


Figura 2.1 – Conjunto de BCS

A bomba utilizada neste método é uma bomba centrífuga de múltiplos estágios, do tipo rotodinâmicas; na bomba de BCS são colocados tantos estágios quanto forem necessários para que o fluido chegue à superfície. Portanto, o bom funcionamento da bomba depende de uma operação que respeite os limites definidos por suas curvas de desempenho. Geralmente, as bombas de BCS são instrumentadas com sensores que medem a pressão de sucção e descarga da bomba, a temperatura do fluido, a temperatura e a corrente do motor, que são transmitidas através do cabo elétrico do motor.

As bombas de BCS são acionadas por um motor elétrico trifásico que funciona a uma velocidade constante, a qual é definida no seu inversor de frequência. Ao girar, a bomba transfere energia cinética ao fluido, transformando a energia cinética em pressão. As bombas de BCS são compostas de vários estágios posicionados em série. Um estágio é composto de um impelidor e um difusor. O impelidor é formado por um conjunto de palhetas, formando os canais do mesmo. A função do impelidor é gerar forças nas direções radiais ou axiais. O difusor é um componente fixo acoplado ao compartimento da bomba e sua função é transformar a energia em pressão para levar o fluido para o próximo estágio (VERDE *et al.*, 2011).

A Figura 2.2 ilustra um estágio típico da BCS, em que o fluido é submetido a um campo centrífugo gerado pelo impelidor. O fluido se move na direção radial até entrar no difusor, onde a energia na forma de velocidade é transformada em pressão até atingir o estágio seguinte. Ao longo da série de estágios da bomba, o ganho de pressão é incremental até atingir a elevação total da descarga (VARON, 2013; JIMENEZ *et al.*, 2014).

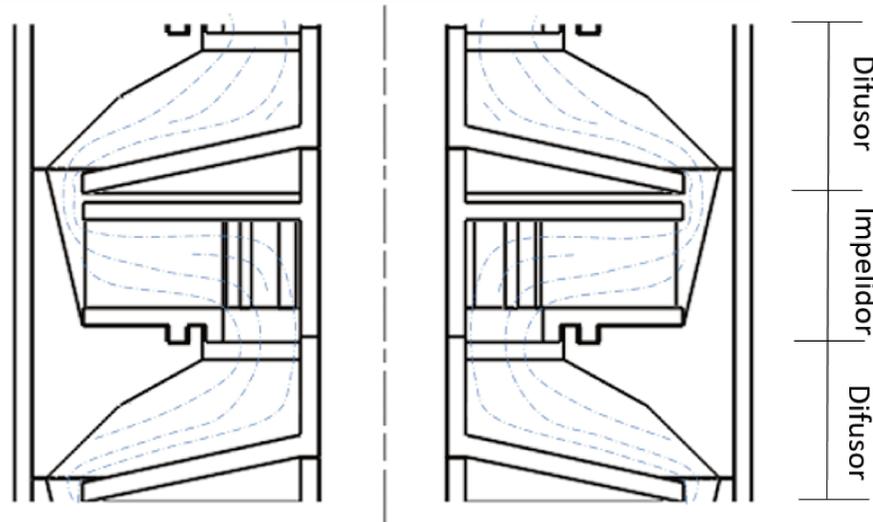


Figura 2.2 – Estágio de uma bomba BCS, adaptada (JIMENEZ *et al.*, 2014)

A capacidade de gerar pressão da bomba é determinado pelo o número de estágios que ela tem. Determinada por o ΔP obtido a partir da diferença entre a pressão de descarga P_d e a pressão na sucção P_s da bomba é definida pela Equação 2.2.

$$\Delta P = P_d - P_s \quad (2.2)$$

Generalmente os fabricantes de bombas de BCS fornecem as curvas de desempenho, eficiência e potência requerida em função da vazão. As curvas fornecidas representam o desempenho de um estágio operando com água a temperatura de $60^\circ F$ a uma rotação de 3500 RPM , conforme a API RP 11S2. Também se recomenda uma faixa ótima de operação em torno do ponto de máxima eficiência ou “BEP” (*Best Efficiency Point*) (TAKACS, 2017).

O desempenho da bomba BCS se vê influenciado por diversos parâmetros como a pressão na sucção da bomba, a geometria do rotor, propriedades dos fluidos e presença de gás no escoamento multifásico.

Na parte inferior da bomba de BCS se encontra sua admissão que pode ser de tipo simples com separador de gás.

O equipamento que conecta a carcaça do motor com a carcaça da bomba é o protetor. Suas funções principais são promover o volume requerido para a expansão do óleo do motor e prevenir a entrada de fluido produzido no motor (THOMAS, 2001).

2.2.1 Conceitos relacionados ao escoamento multifásico em bombas

Os parâmetros que caracterizam o escoamento bifásico são discutidos abaixo:

- Vazão volumétrica total (Q_t): é o volume total do fluido que passa pelo elemento primário, ou seja, a bomba. O volume total do fluido é a soma do fluxo volumétrico de gás Q_g e o fluxo volumétrico de líquido Q_l , medido à temperatura e pressão da sucção da bomba, como mostrado na Equação 2.3.

$$Q_t = Q_g + Q_l \quad (2.3)$$

- Vazão volumétrica de gás (Q_g): é o volume de gás por unidade de tempo injetado na bomba, medido à temperatura e pressão da sucção. Geralmente, a vazão volumétrica de gás é medida antes da injeção na bomba, sob condições diferentes de sucção, e é necessário ajustar o cálculo da vazão volumétrica na entrada da bomba. A vazão volumétrica é obtida usando a Equação 2.4, onde σ_g é a massa específica do gás na sucção, $\sigma_{g,mv}$ é a massa específica do gás no medidor de vazão e $Q_{g,mv}$ é a vazão volumétrica de gás no medidor de vazão (VERDE *et al.*, 2011).

$$Q_g = \frac{Q_{g,mv} \sigma_{g,mv}}{\sigma_g} \quad (2.4)$$

- Vazão volumétrica do líquido (Q_l): é a razão entre a vazão de massa do líquido G_l e a massa específica do líquido σ_l medido na temperatura e pressão de sucção da bomba, como mostrado na Equação 2.5.

$$Q_l = \frac{G_l}{\sigma_l} \quad (2.5)$$

- Fração volumétrica de gás (GVF): é a razão entre a vazão volumétrica de gás e a vazão volumétrica total, conforme mostrado na Equação 2.6.

$$GVF = \frac{Q_g}{Q_t} = \frac{Q_g}{Q_g + Q_l} \quad (2.6)$$

- *Surging*: é um fenômeno que ocorre quando a bomba de BCS trabalha com fluxo multifásico, onde o aumento da quantidade de gás no fluido faz com que a bomba perca escorva e produz flutuações na pressão do sistema, diminuindo assim a capacidade da bomba de gerar pressão. A flutuação é uma consequência da mudança no padrão de escoamento.

- Bloqueio de gás conhecido como *Gas Locking*: é um fenômeno que ocorre quando a quantidade de gás ocupa mais de 80% do canal do rotor, impedindo que a bomba seja capaz de bombear o fluido (PESSOA *et al.*, 2001).

2.2.2 Influência da quantidade de gás na BCS

Geralmente, o fluido produzido na indústria de petróleo é multifásico (gás, óleo e água), pois nos reservatórios o gás está presente junto com o petróleo. O gás que contém a mistura multifásica impede o funcionamento correto da bomba de BCS e pode causar sua falha. A Figura 2.3 mostra diferentes curvas de desempenho para uma bomba operando com escoamento multifásico, variando a quantidade de fração de gás entre cada curva, sendo que ΔP é o diferencial de pressão entre a descarga e a sucção da bomba de BCS e Q_t a vazão de fluido.

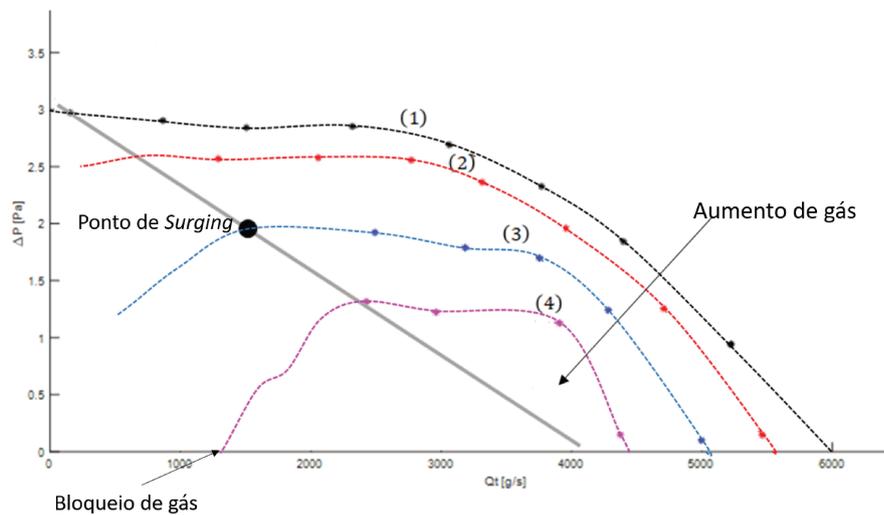


Figura 2.3 – Curvas de desempenho da bomba de BCS com fluxo bifásico.

A Figura 2.3 mostra a influência do gás no desempenho da bomba, onde a curva 1 representa a bomba operando com fluido monofásico, ou seja, apenas líquido, e a partir da curva 2 mostra-se quando a bomba opera com fluido bifásico, onde a quantidade do gás na bomba aumenta levemente, resultando em uma perda na capacidade de gerar pressão, enquanto nas outras curvas o aumento na quantidade de gás na bomba é maior, conforme a quantidade de gás aumenta a capacidade da bomba de gerar pressão é afetada. Além disso, é mostrado o ponto de *surging*, que representa o ponto máximo na curva de pressão. A linha destacada em cinza corresponde aos máximos de pressão, onde a partir desse ponto a pressão fica mais instável a proporção e a vazão se reduz. Também pode-se observar o ponto de bloqueio de gás, um fenômeno que ocorre quando a quantidade de gás na bomba é tão grande que interfere com o escoamento de líquido até o ponto de bloquear a passagem total de fluido pela bomba.

2.3 Processamento de sinais

No processamento de sinais, a transformação de sinais do domínio do tempo para o domínio da frequência é amplamente empregada. Os métodos clássicos para processamento de sinais são a Transformada de Fourier e a Transformada de Fourier de tempo curto (STFT) entre outros. Esses métodos permitem analisar os sinais e encontrar seus componentes espectrais. A Transformada de Fourier permite obter os componentes espectrais ao longo do tempo e a STFT permite a análise do sinal em tempo-frequência, conseguindo assim identificar os componentes de frequência do sinal e suas variações ao longo do tempo.

2.3.1 Transformada de Fourier de tempo curto (STFT)

A STFT também é chamada de Transformada de Fourier com janelas. Foi introduzida em 1946 por Denis Gabor, que adaptou a Transformada usando um procedimento chamado janelamento. A STFT consiste em dividir o sinal $x(n)$ em pequenos segmentos ao longo do tempo, assumir que cada segmento do sinal é estacionário, e finalmente calcular a Transformada de Fourier para cada segmento (QUATIERI, 2002).

A maneira de dividir o sinal é feita por uma função de janelamento $w(n)$ onde a largura da janela corresponde ao comprimento de cada segmento de sinal. Com a função de janelamento, enquadrados o sinal em torno de um instante de tempo e é calculada a Transformada de Fourier; depois, a função da janela se desloca até que não se sobreponha à anterior, cobrindo uma nova porção do sinal para o qual recalculamos a Transformada de Fourier. Este processo é repetido até que todo o sinal seja coberto. Matematicamente, a definição de STFT é:

$$X(m, \omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) v(n - mR) e^{-j\omega n} \quad (2.7)$$

onde:

$x(n)$: sinal de entrada no tempo n .

$v(n)$: função da janela de comprimento m .

$X(m, \omega)$:DTFT de dados em janelas centrados sobre o tempo mR .

R : tamanho do salto, em amostras entre DTFTs sucessivas.

As janelas são funções matemáticas empregadas na análise e processamento de sinais, pois permitem observar um sinal em um tempo finito. Uma função da janela é uma envolvente que se aplica à análise espectral onde, através da análise espectral individual de cada segmento em janela, é obtida uma sequência de médias que constituem o espectro variável ao longo do tempo.

Existem diferentes tipos de janelas que permitem obter resultados diferentes no domínio da frequência. Os principais tipos são a janela retangular, a janela *Hanning*, a janela *Hamming* e a janela *Blackman*. Na Figura 2.4 são mostradas as janelas.

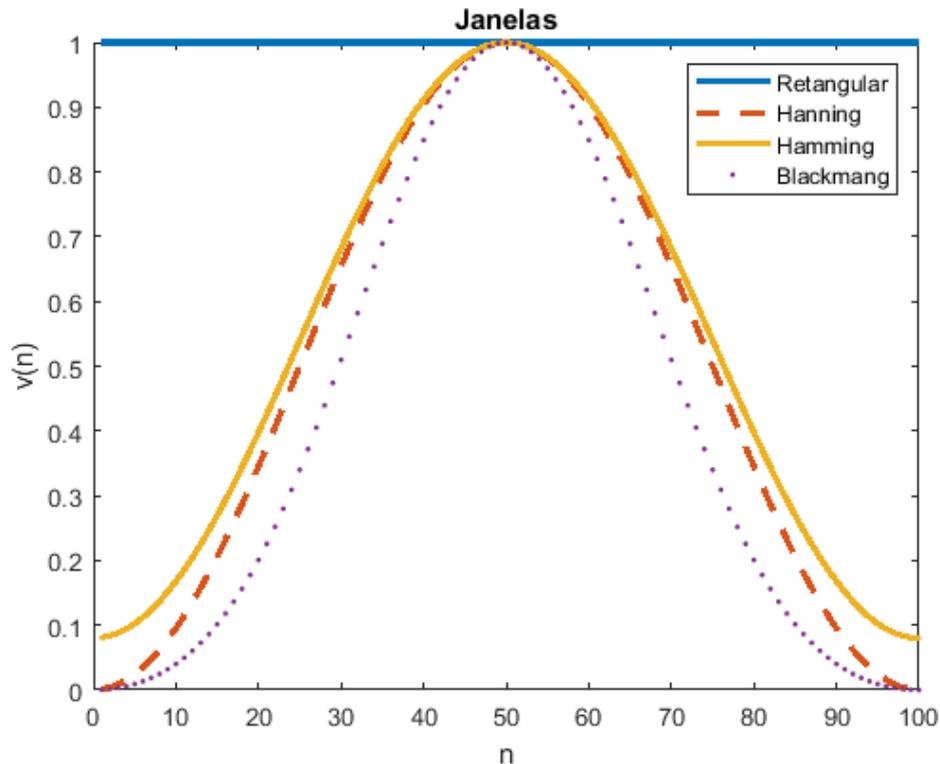


Figura 2.4 – Janelas.

A janela retangular tem um valor de 1 em todo o intervalo da janela e um valor de 0 para qualquer outro valor.

$$v(n) = 1 \quad (2.8)$$

A janela *Hanning* é definida pela função:

$$v(n) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \quad N = 1, \dots, n \quad (2.9)$$

Para valores fora do intervalo $N = 1, \dots, n$ a amplitude é 0.

A janela *Hamming* é definida pela função:

$$v(n) = \frac{27}{50} - \frac{23}{50} \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) \quad N = 1, \dots, n \quad (2.10)$$

para valores fora do intervalo $N = 1, \dots, n$ a amplitude é 0.

A janela *Blackman* é definida pela função:

$$v(n) = \frac{21}{50} - \frac{1}{2} \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right) + \frac{2}{25} \cos\left(\frac{4\pi n}{N}\right) \quad N = 1, \dots, n \quad (2.11)$$

Para visualizar o resultado da STFT de um sinal, é gerado um espectrograma, onde as representações no tempo são mostradas no eixo horizontal e as representações de frequência no eixo vertical. O espectrograma é gerado pela magnitude quadrática do STFT.

2.4 Autoencoder

No aprendizado de máquina, um autoencoder é um tipo de rede neural artificial de aprendizado não supervisionado, cujo objetivo geral é reconstruir a entrada na saída, aprendendo as representações dos dados de entrada (SILBERER; LAPATA, 2014). O autoencoder é utilizado em diversas aplicações, tais como: redução da dimensionalidade dos dados, detecção de anomalias, extração de características dos dados, entre outros (HINTON; SALAKHUTDINOV, 2006; SAKURADA; YAIRI, 2014; JUNBO *et al.*, 2015).

Um autoencoder é constituído por dois módulos: um codificador (*encoder*) e um decodificador (*decoder*). O codificador é a parte da rede que comprime a entrada em um espaço menor e aprende as representações dos dados de entrada. O decodificador é a parte da rede que reconstrói os dados de entrada com base nas representações coletadas anteriormente (ATIENZA, 2018).

Na Figura 2.5, é mostrada a arquitetura do autoencoder, na qual é possível observar seus dois módulos. O codificador que transforma as entradas em representações h e o decodificador que transforma as representações h em sua reconstrução \hat{x} . Além disso, é mostrada a arquitetura de uma rede neural de aprendizado não supervisionado com três camadas. Onde L_1 é a camada que representa as entradas, L_2 é a camada oculta que representa os recursos aprendidos e L_3 é a camada de saída com a mesma dimensão que a camada de entrada, que representa a reconstrução (TAO *et al.*, 2015).

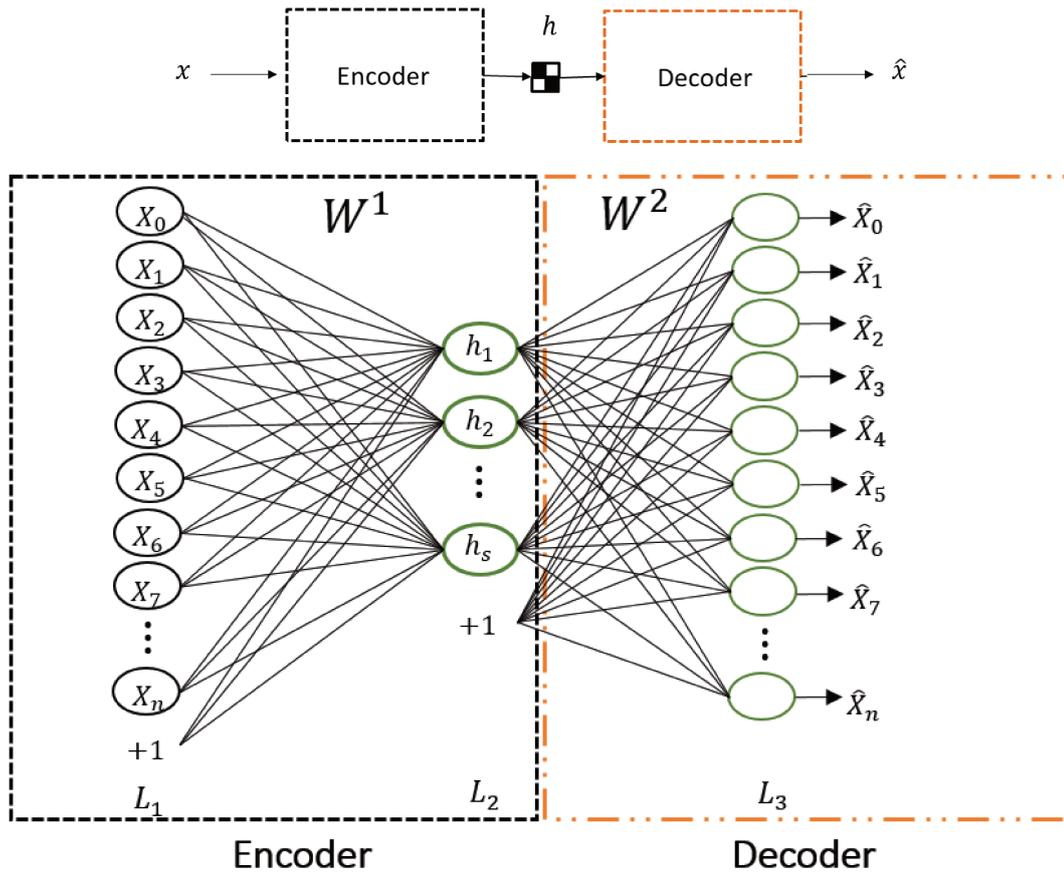


Figura 2.5 – Arquitetura do autoencoder.

Para desenvolver o *autoencoder*, é preciso implementar uma rede neural artificial, já que um *autoencoder* é uma rede neural artificial a qual esta composta por um conjunto de neurônios interligados. A Figura 2.6 mostra um neurônio artificial.

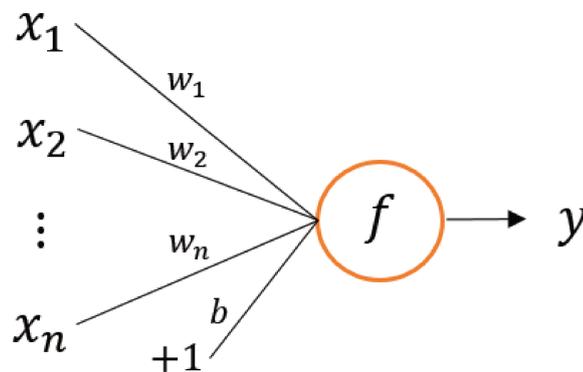


Figura 2.6 – Neurônio artificial.

A equação do neurônio artificial é definido pela seguinte equação 2.12 (NG *et al.*,

2011)

$$y(x) = f \left(\sum_{i=1}^n W_i x_i + b \right), \quad (2.12)$$

sendo n o número de entradas, x o conjunto de entradas, W o conjunto de pesos e b o bias, y a saída do neurônio que é ativado por uma função não linear f , definida pela Equação 2.13 ou a Equação 2.14.

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (2.13)$$

$$f(z) = \tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (2.14)$$

Considerando a Equação 2.12, a função do codificador é definida pela Equação 2.15

$$h = f \left(\sum_{i=1}^n W_i^1 x_i + b_1 \right), \quad (2.15)$$

cujo parâmetro x representa o vetor de entrada, W^1 é a matriz de pesos, b_1 é o bias e f é a função de ativação do tipo sigmoide dada pela Equação 2.13. Após obter o vetor de representações dos dados de entrada h , continua-se para obter o vetor dos dados reconstruídos \hat{x} usando a Equação 2.16

$$\hat{x} = f \left(\sum_{i=1}^s W_i^2 h_i + b_2 \right) \quad (2.16)$$

cujo parâmetro h é o vetor de representações dos dados de entrada, W^2 é a matriz de pesos, b_2 é o bias e f é a função de ativação do tipo sigmoide dada pela Equação 2.13. Finalmente, substituindo 2.15 em 2.16, a camada de saída é dada pela equação 2.17.

$$\hat{x} = f \left(\sum_{i=1}^s W_i^2 f \left[\sum_{j=1}^n W_j^1 x_j + b_1 \right] + b_2 \right) \quad (2.17)$$

Em seguida, o erro de reconstrução é obtido usando o erro quadrático médio (MSE) entre os dados de entrada x e os dados reconstruídos \hat{x} , que são obtidos pela Equação 2.18

$$L(x, \hat{x}) = MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (2.18)$$

cujo parâmetro n tem as dimensões de saída.

A função de custo de dimensão N é definida como é descrito na Equação 2.19

$$J(W, b) = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2 \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^{n_l-1} \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} W_{ji}^l \quad (2.19)$$

cujo primeiro termo é o erro de reconstrução e o segundo termo é um parâmetro de penalidade para regularização de pesos. λ é o parâmetro de redução de peso, l é a camada, n_l é o número de camadas, S_l é o número de neurônios por camada e W é o peso.

Para garantir a reconstrução adequada dos dados de entrada pelo autoencoder na função de custo são adicionados dois parâmetros, um parâmetro de dispersão ρ e um parâmetro de penalidade de dispersão β , como é mostrado na Equação 2.20

$$J_{sparse}(W, b) = J(W, b) + \beta \sum_{j=1}^s \left(\rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j} \right) \quad (2.20)$$

sendo

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h_j. \quad (2.21)$$

O parâmetro de dispersão permitirá que a rede aprenda as representações dos dados de entrada, que geralmente é um valor próximo de zero, já que a ativação média de cada neurônio oculto deve estar próxima desse valor. O parâmetro de penalidade de dispersão é usado para controlar a importância relativa entre a reconstrução do primeiro termo e o segundo parâmetro de penalidade.

Depois que esses parâmetros são definidos, a função de custo $J_{sparse}(W, b)$ é minimizada usando o algoritmo de *back propagation* (BP) (HECHT-NIELSEN, 1992). Finalmente, esse procedimento é repetido até atingir o número desejado de camadas para cada conjunto de dados.

3 MÉTODO PROPOSTO PARA IDENTIFICAÇÃO

Neste capítulo é descrito o desenvolvimento do método para a identificação de um parâmetro em um sistema, que foi implantado empregando uma metodologia baseada na análise das características dos conjuntos de dados experimentais coletados do sistema. O método é composto por 4 etapas principais. A Figura 3.1 mostra um esquema do método proposto, detalhando a arquitetura de cada uma das etapas.

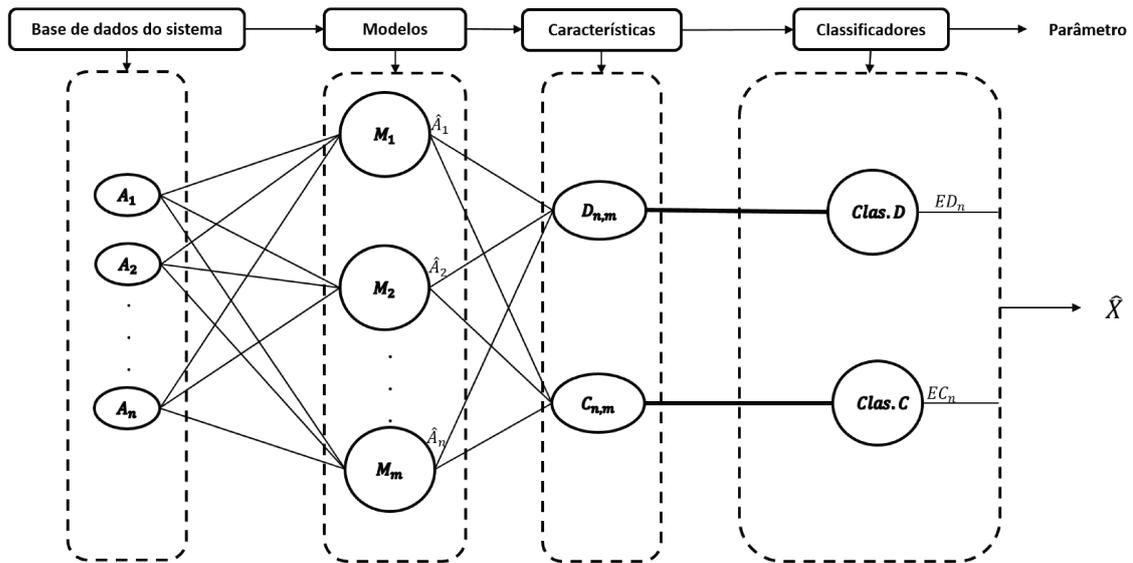


Figura 3.1 – Arquitetura do método proposto para a identificação de um parâmetro em um sistema.

As etapas representadas no esquema da Figura 3.1 são detalhadas a seguir:

- Etapa de base de dados do sistema, onde a partir dos experimentos realizados no sistema se gera uma base de dados com os sinais pré-processados e adequados para a etapa de modelos.
- Etapa de modelos, onde se implementam algoritmos de aprendizado de máquina, especificamente autoencoders, para obter modelos a partir das particularidades dos dados do sistema.
- Etapa de características, onde se apontam duas características que permitem diferenciar cada modelo que representa uma particularidade do parâmetro a identificar.
- Etapa de classificadores, onde se categorizam as características estimando assim o parâmetro desejado.

O método proposto será primeiramente validado mediante à aplicação da identificação de números escritos à mão, que é um problema bastante empregado na área de aprendizado de máquinas para validar algoritmos sendo propostos. Uma vez validado será depois aplicado na identificação da GVF em bombas de BCS onde serão obtidos diversos modelos que possibilitarão realizar o monitoramento contínuo da GVF em bombas de BCS.

Na Figura 3.2 é mostrado um diagrama que ilustra toda esta estruturação geral utilizada para o desenvolvimento, validação e aplicação do método proposto para identificação de parâmetros de um sistema.

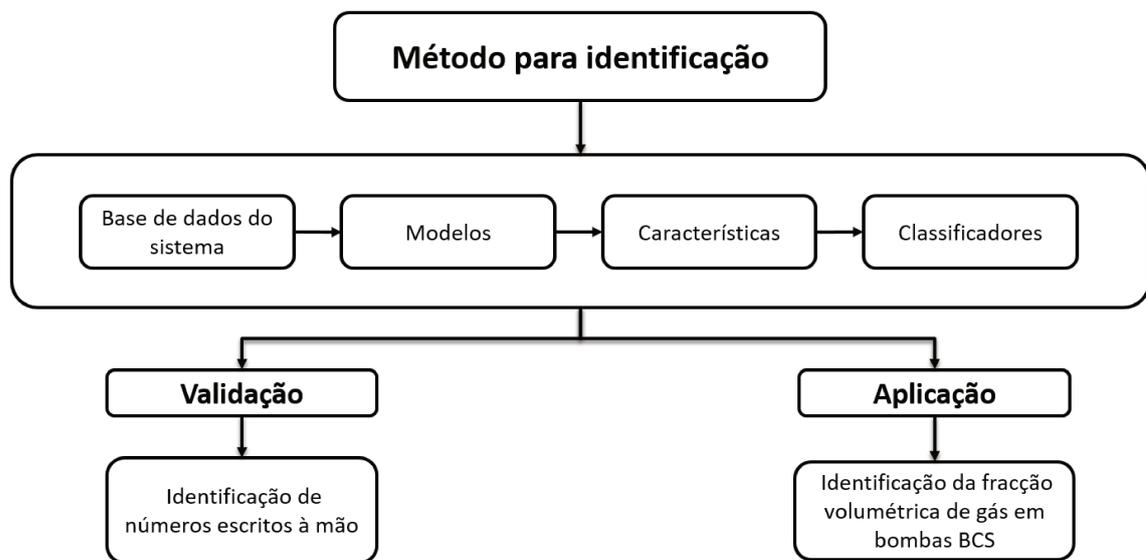


Figura 3.2 – Estruturação geral.

Nas próximas seções são detalhadas cada uma das etapas propostas no método de identificação de parâmetros.

3.1 Base de dados do sistema

Para o desenvolvimento do método proposto para identificação de parâmetros é indispensável dispor de uma base de dados experimental que descreva o comportamento do parâmetro a identificar no sistema. Os dados devem ser normalizados entre 0 a 1 e se for preciso os dados devem ser pré-processados, para assim adequar cada um dos dados para as etapas seguintes do método proposto.

3.2 Modelos

Para o desenvolvimento da etapa de modelos, se implementou um algoritmo de aprendizado de máquina, especificamente autoencoders, no *software Matlab*. O algoritmo permite gerar diferentes modelos a partir das particularidades dos dados do sistema.

A metodologia para se obter cada modelo com a aplicação do algoritmo de autoencoder desenvolvido é mostrado na Figura 3.3.

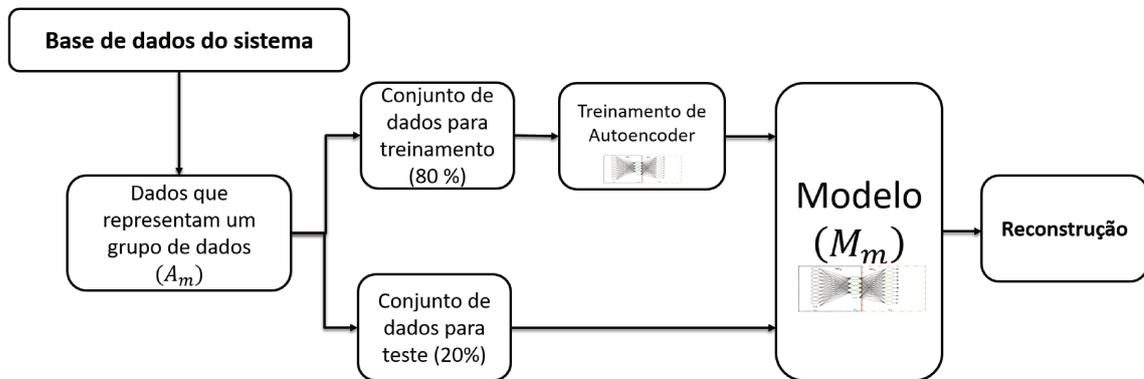


Figura 3.3 – Metodologia para obter um modelo mediante o algoritmo de autoencoder.

O procedimento para gerar um modelo com o autoencoder foi:

Primeiro, da base de dados foram selecionados dados que representam um comportamento do parâmetro que se deseja identificar. Estes dados foram divididos em dois conjuntos diferentes: conjunto de dados de treinamento e conjunto de dados de teste. O conjunto de treinamento permite ajustar os parâmetros da rede e é constituído por 80 % dos dados totais. O conjunto de testes permite estimar o desempenho da rede em dados que não foram usados no treinamento e é constituído por 20 % dos dados totais.

Segundo, define-se a arquitetura do autoencoder a ser implementado. Neste caso é uma arquitetura composta pela entrada, uma camada oculta, que possui um número menor de neurônios do que a entrada e a camada de saída.

Para desenvolver esta arquitetura, uma rede neural composta por um conjunto de neurônios foi programada e os parâmetros da rede foram definidos, ou seja, o conjunto de pesos, o bias e a função de ativação, que neste caso definiu-se pela função do tipo sigmoide (Equação 2.13).

Terceiro, realizar o treinamento do autoencoder com o conjunto de dados de treinamento selecionados conforme descrito na seção 2.4. Ao treinar o autoencoder, é possível obter a reconstrução dos dados de entrada a partir das características selecionadas pelo algoritmo após sua convergência. O erro de reconstrução entre os dados de entrada e os dados de saída é calculado mediante o erro quadrático médio, seguindo a Equação 2.18, e a função de *fitness* é definida a partir da minimização do erro de reconstrução. Finalmente, o método de otimização de *Back Propagation* foi executado. Esse processo é repetido até que o número especificado de iterações seja atingido.

A Figura 3.4 mostra a reconstrução de um dado de entrada gerada por cada um dos modelos obtidos. Como se observa com o autoencoder podem ser gerados m quantidades de

modelos e por cada modelo é obtida uma reconstrução do dado de entrada.

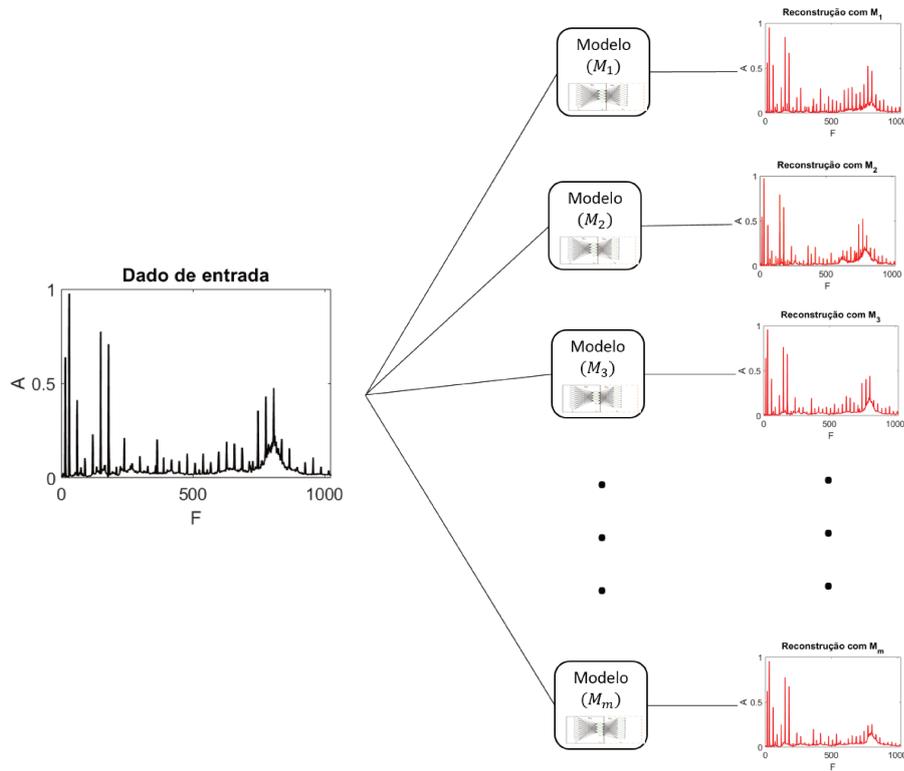


Figura 3.4 – Metodologia para obter a reconstrução do dado de entrada.

3.3 Características

Nesta etapa se obtiveram as características que permitem diferenciar cada um dos modelos obtidos com o autoencoder. Duas características foram determinadas. A primeira característica é obtida pelo cálculo da norma euclidiana e foi definida neste trabalho como diferença euclidiana. A segunda característica é obtida calculando o coeficiente de correlação de Pearson.

O principal objetivo de se obter a característica da diferença euclidiana é a determinação de um índice que permita quantificar o erro de reconstrução obtido por cada um dos modelos de autoencoder. Para obter a diferença euclidiana, foi calculada a norma euclidiana entre os dados de entrada e os dados reconstruídos por cada um dos modelos. A característica da diferença euclidiana é obtida pela Equação 3.1.

$$\|D\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n |\hat{A}_k - A_k|^2}, \quad (3.1)$$

sendo k cada ponto do sinal de entrada e n o comprimento do sinal.

Com base na diferença euclidiana obtida, e seguindo o fato inicial de que se a diferença for próxima de zero, os dados de entrada têm uma alta probabilidade de pertencer ao modelo. Caso contrário, se a diferença for maior, os dados de entrada têm uma alta

probabilidade de não corresponder ao modelo. A Figura 3.5 mostra a metodologia para obter a característica da diferença euclidiana entre um dado de vibração pré-processado e a reconstrução feita por um modelo obtido com o autoencoder.

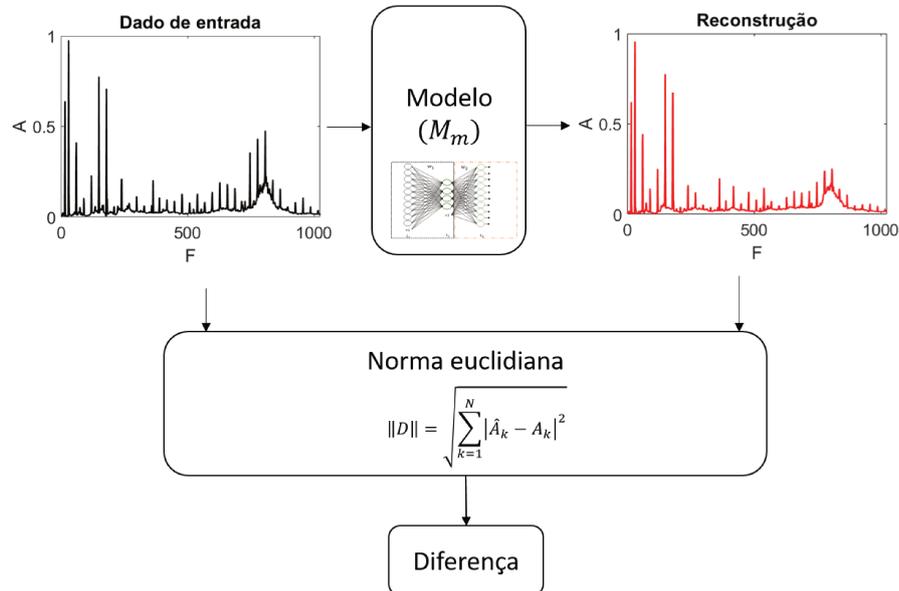


Figura 3.5 – Metodologia para obter a característica da diferença euclidiana para um modelo.

A segunda característica é o coeficiente de correlação de Pearson, que permite medir o grau de covariância entre os dados de entrada e os dados reconstruídos pelos modelos de autoencoder. Este coeficiente de correlação de Pearson é obtido por meio da Equação 3.2 (LIRA; NETO, 2006).

$$C(A, \hat{A}) = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N \left(\frac{A_k - \mu_A}{\sigma_A} \right) \left(\frac{B_k - \mu_B}{\sigma_B} \right), \quad (3.2)$$

onde μ_A e σ_A são a média e o desvio padrão de A , respectivamente, e μ_B e σ_B são a média e o desvio padrão de B .

O principal objetivo dessa característica é obter um índice, cujos valores absolutos variam entre 0 e 1, para indicar o coeficiente de correlação. Se o índice tiver um valor próximo a um (1), os dados de entrada têm uma alta probabilidade de pertencer ao modelo. Caso contrário, os dados de entrada têm uma alta probabilidade de não corresponder ao modelo. A Figura 3.6 mostra a metodologia para obter a característica do coeficiente de correlação de Pearson entre um dado de vibração pré-processado e a reconstrução feita por um modelo.

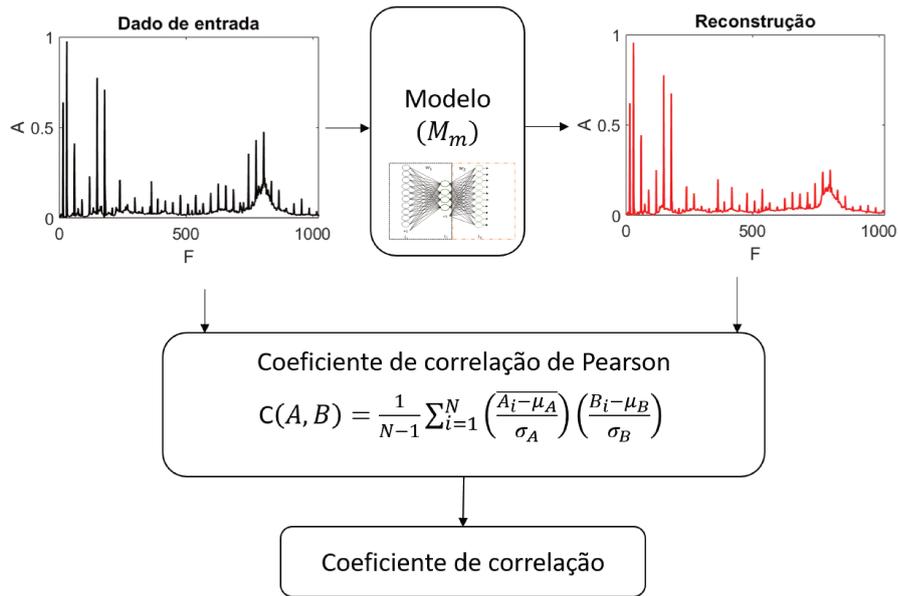


Figura 3.6 – Metodologia para obter a característica do coeficiente de correlação para um modelo.

Finalmente é calculada a diferença euclidiana e o coeficiente de correlação de Pearson entre cada um dos dados de entrada para os m modelos. Na Figura 3.7 se apresenta o diagrama de como se obtém cada característica.

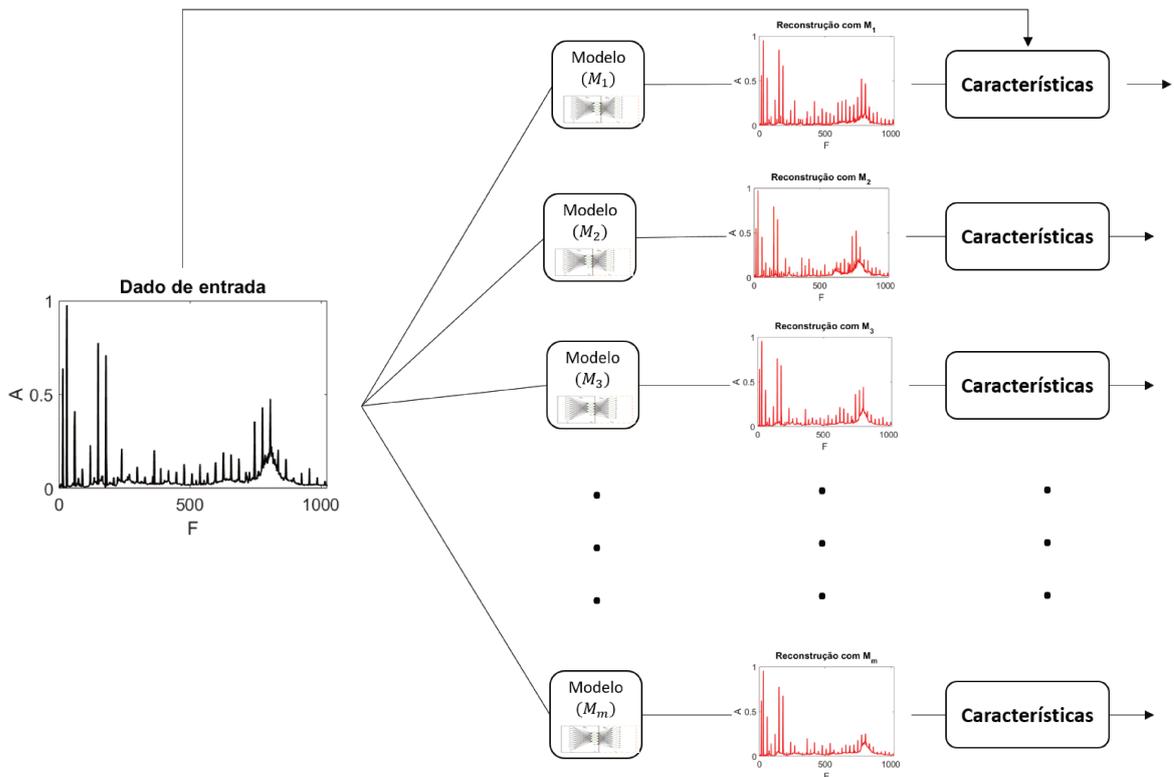


Figura 3.7 – Metodologia para obtenção das características.

3.4 Classificadores

O desenvolvimento da etapa classificadores foi feita com o objetivo de estimar o parâmetro \hat{X} a partir das características propostas anteriormente (seção 3.3), mediante a implementação de dois classificadores, onde um classificador é obtido pela característica da diferença euclidiana $Clas_D_n$ e o outro pela característica do coeficiente de correlação de Pearson $Clas_C_n$.

$$D_{n,m} = \begin{bmatrix} D_{1,1} & D_{1,2} & \cdots & D_{1,m} \\ D_{2,1} & D_{2,2} & \cdots & D_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{n,1} & D_{n,2} & \cdots & D_{n,m} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$C_{n,m} = \begin{bmatrix} C_{1,1} & C_{1,2} & \cdots & C_{1,m} \\ C_{2,1} & C_{2,2} & \cdots & C_{2,m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n,1} & C_{n,2} & \cdots & C_{n,m} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

O classificador da característica da diferença euclidiana realiza uma comparação entre todas as diferenças euclidianas obtidas com cada um dos modelos, empregando o mínimo como regra de decisão, e assim seleciona o modelo ao qual pertence o dado de entrada, como se mostra na Equação 3.5

$$Clas_D_n = \min(D_{n,1}, D_{n,2}, \cdots, D_{n,m}), \quad (3.5)$$

cujo parâmetro n é o número de sinais de vibração por cada sensor e m é a quantidade de modelos.

O classificador que emprega a característica do coeficiente de correlação de Pearson realiza uma comparação entre todos os índices obtidos de cada um dos modelos, empregando o valor máximo como regra de decisão para assim diferenciar o modelo ao qual pertence o dado de entrada, como é mostrado na Equação 3.6.

$$Clas_C_n = \max(C_{n,1}, C_{n,2}, \cdots, C_{n,m}) \quad (3.6)$$

onde n é o número de sinais de vibração por cada sensor e m é a quantidade de modelos.

Obtendo os classificadores para cada uma das características, se procede a realizar o estimador do parâmetro \hat{X} para cada característica, o qual foi construído aplicando um conjunto de regras. O conjunto de regras para o estimador de GVF empregando o classificador da

diferença euclidiana é detalhado na Equação 3.7 e as regras para o estimar de GVF com o classificador do coeficiente de correlação de Pearson se mostram na Equação 3.8.

$$ED_n = \begin{cases} D_{n,1} & \rightarrow & GVF = 0 \\ D_{n,2} & \rightarrow & GVF = 0.015 \\ D_{n,3} & \rightarrow & GVF = 0.025 \\ D_{n,4} & \rightarrow & GVF = 0.035 \\ D_{n,5} & \rightarrow & GVF = 0.045 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ D_{n,13} & \rightarrow & GVF = 0.125 \\ D_{n,14} & \rightarrow & GVF = 0.135 \end{cases} \quad (3.7)$$

sendo $D_{n,*}$ a decisão de $Clas_D_n$,

$$EC_n = \begin{cases} C_{n,1} & \rightarrow & GVF = 0 \\ C_{n,2} & \rightarrow & GVF = 0.015 \\ C_{n,3} & \rightarrow & GVF = 0.025 \\ C_{n,4} & \rightarrow & GVF = 0.035 \\ C_{n,5} & \rightarrow & GVF = 0.045 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ C_{n,13} & \rightarrow & GVF = 0.125 \\ C_{n,14} & \rightarrow & GVF = 0.135 \end{cases} \quad (3.8)$$

sendo $C_{n,*}$ a decisão de $Clas_C_n$.

Para estimar o GVF da bomba BCS a cada $D_{n,m}$ ou $C_{n,m}$ é atribuído um valor de GVF, tendo em conta a decisão obtida pelos classificadores das Equações 3.5 e 3.6 e a regra de cada conjunto (Equação 3.7 ou Equação 3.8) de acordo com a decisão do classificador.

A partir do valor atribuído pelos estimadores para cada um dos n sinais usados no processo de estimação dos diferentes sensores que foram adquiridos no mesmo instante de tempo se procede a obter o valor médio entre eles, como é mostrado na Equação 3.9.

$$\begin{aligned} \widehat{GVF}_D &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ED_n \\ \widehat{GVF}_C &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n EC_n \end{aligned} \quad (3.9)$$

cujo parâmetro \widehat{GVF}_D é a estimação do GVF obtido empregando o valor médio do classificador da diferença euclidiana e \widehat{GVF}_C é a estimação do GVF a partir do valor médio do classificador do coeficiente de correlação de Pearson. Sendo n o número de sinais de vibração dos sensores nas diferentes direções que estão sendo utilizados para realizar a estimação do GVF.

4 VALIDAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO NA IDENTIFICAÇÃO DE NÚMEROS ESCRITOS À MÃO

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos ao implementar o método proposto no caso de identificação de números escritos à mão. Esta aplicação permitiu validar o método proposto e avaliar os resultados obtidos, para assim garantir o funcionamento adequado do método proposto em um problema amplamente utilizado na área de aprendizado de máquina e permitir avaliar o desempenho do algoritmo desenvolvido em comparação com outros algoritmos.

Conforme já mencionado, foi utilizada a base de dados de números manuscritos para a confirmação do método.

4.1 Base de dados

Foi utilizada uma base de dados que tem um conjunto de dados com imagens rotuladas de números escritos à mão de 0 a 9, em tons de cinza de tamanho de 28X28 pixels. Por cada rótulo de número se tem 500 imagens, tendo assim uma base de dados de 5000 amostras no total.

4.2 Modelos

Foram gerados modelos a partir da base de dados de números escritos à mão, seguindo a metodologia mostrada na Figura 4.1. Observa-se que da base de dados são selecionadas as imagens que representam um mesmo rótulo da base de dados, neste caso foram utilizadas as imagens que correspondem ao número 1 como exemplo.

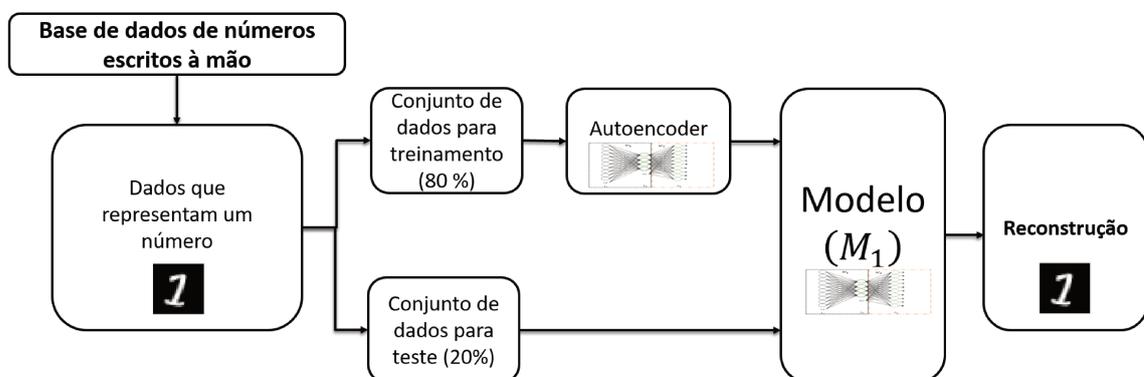


Figura 4.1 – Metodologia para obter um modelo de um número.

Cada conjunto de imagens que representa um dos números escritos à mão foi dividido em dois conjuntos de dados. Um conjunto de dados para treinamento e um conjunto

de dados para teste. O conjunto de dados para treinamento esta composto por 80 % dos dados, e o conjunto de teste por 20 % dos dados.

Mediante o treinamento do autoencoder desenvolvido neste trabalho foram obtidos 10 modelos, onde cada modelo permite obter a reconstrução de cada algarismo, como se mostra na Figura 4.2. O treinamento do autoencoder foi feito como se descreve na seção 3.3.

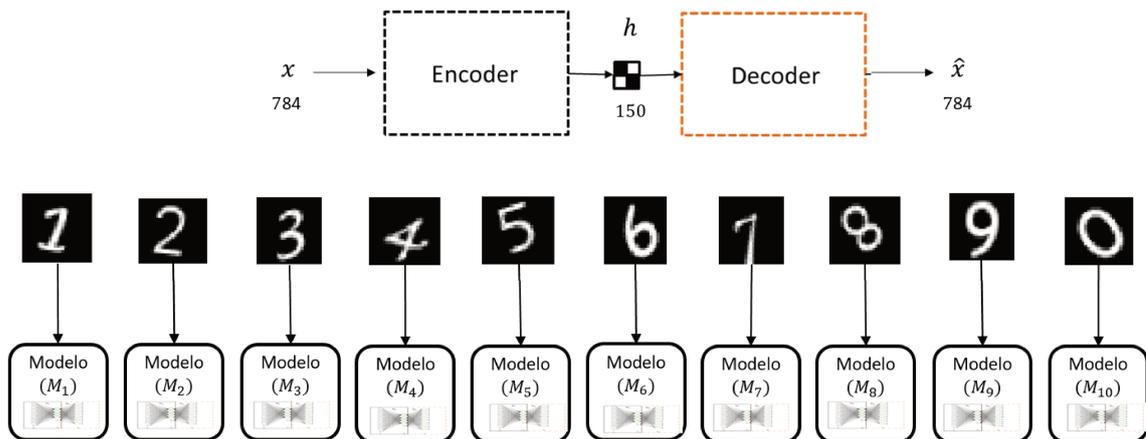


Figura 4.2 – Modelos de números.

Os resultados do treinamento de cada um dos autoencoders são mostrados na Tabela 4.1, onde se mostram os parâmetros para cada modelo obtido, sendo M o número do modelo, N o número escrito à mão que representa cada modelo, x o número de entradas de cada modelo, h o número de neurônios da camada intermediária do autoencoder e MSE o erro de treinamento de cada modelo, que permitiu quantificar o desempenho de cada modelo.

Tabela 4.1 – Parâmetros para cada modelo.

M	N	$x = 28 \times 28$	h	MSE
1	1	784	150	0.0169
2	2	784	150	0.0418
3	3	784	150	0.0471
4	4	784	150	0.0540
5	5	784	150	0.0419
6	6	784	150	0.0492
7	7	784	150	0.0269
8	8	784	150	0.0683
9	9	784	150	0.0611
10	0	784	150	0.0428

A Figura 4.3 mostra a reconstrução do número 3 escrito à mão feita por cada um dos modelos obtidos com o algoritmo de autoencoder. Observe-se que o resultado da reconstrução

feita pelo modelo 3 é melhor em comparação as reconstruções obtidas com os outros modelos, já que este modelo foi treinado para reconstruir imagens do número 3 escrito à mão.

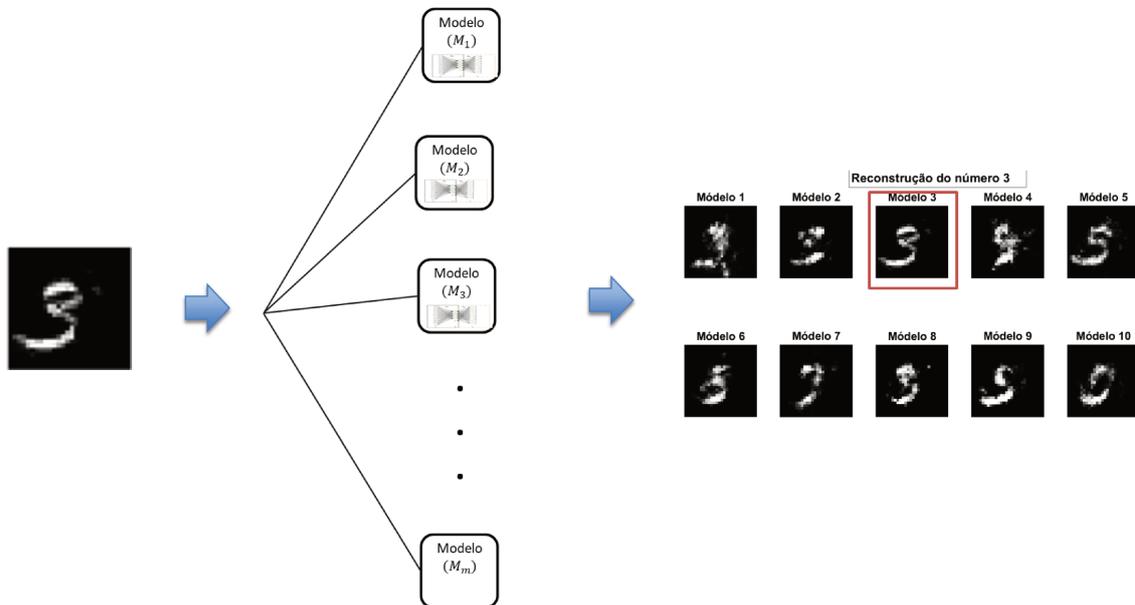


Figura 4.3 – Reconstrução feita por cada um dos modelos obtidos.

4.3 Características

Um gráfico de barras foi utilizado para mostrar o comportamento de cada característica (diferença euclidiana e coeficiente de correlação de Pearson). Dessa forma, foi possível observar a variação da característica gerada entre os dados de entrada pertencente a cada número escrito à mão e a reconstrução obtida com cada um dos modelos feitos com o autoencoder.

Os resultados da característica da diferença euclidiana gerada entre todos os dados do conjunto de teste dos números, representados por uma barra, com todos os modelos obtidos com o autoencoder, representados no eixo X, são mostrados na Figura 4.4. Nos resultados da característica de diferença euclidiana com os números de teste, observa-se que o resultado da diferença tem um valor menor quando os dados de entrada pertencem ao modelo com o qual está sendo testado, em comparação aos outros modelos, onde as diferenças euclidianas apresentam um valor maior, indicando assim a qual modelo o dado de teste pertence. É evidente que para todos os grupos o comportamento da característica da diferença é suficiente para indicar o modelo correto, o que permite identificar cada número.

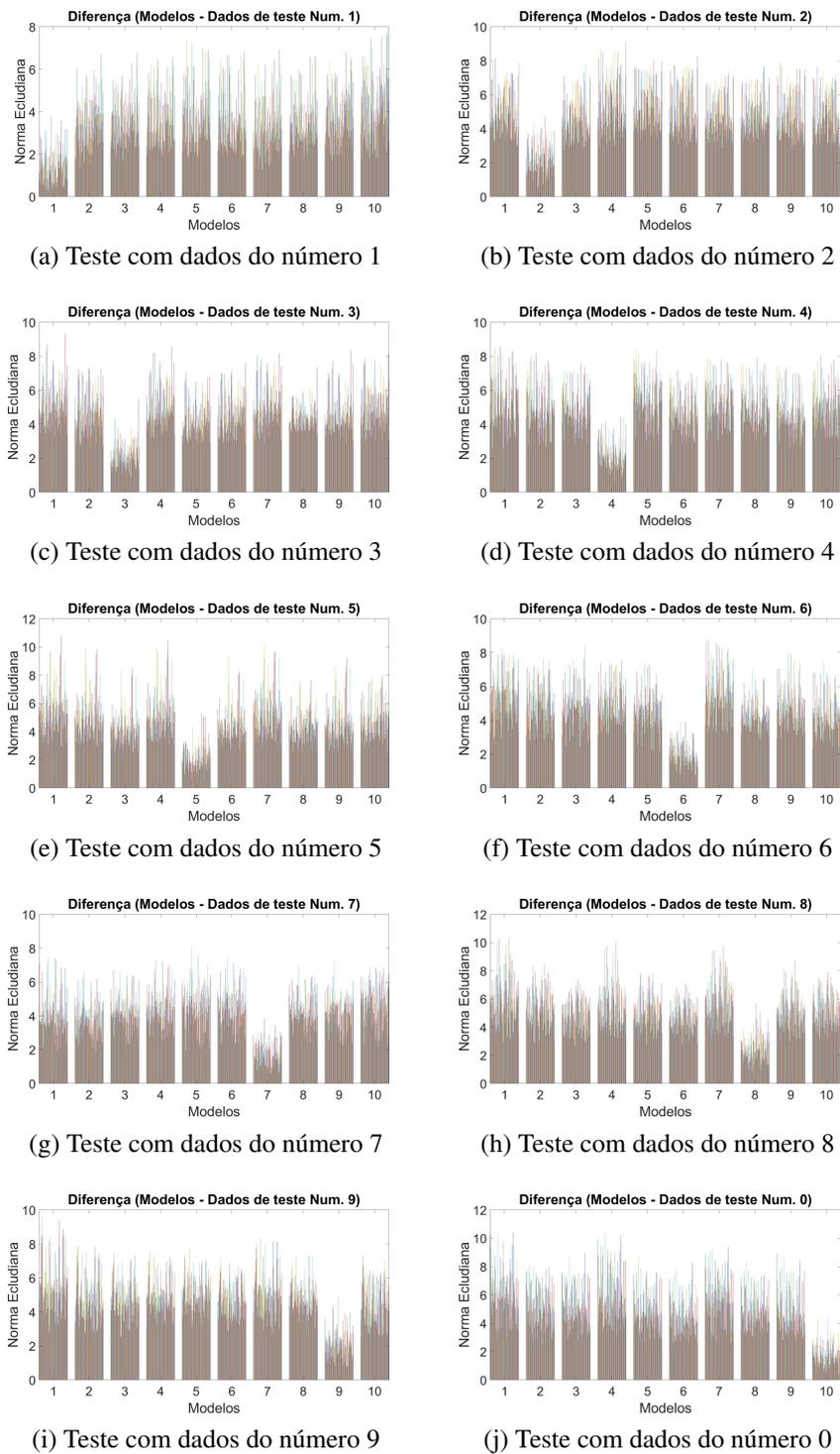


Figura 4.4 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com número escrito à mão de teste.

Os resultados da característica do coeficiente de correlação de Pearson obtido entre todos os números escritos à mão de teste e todos os modelos obtidos com o autoencoder são mostradas na Figura 4.5. Nesta figura é evidente que o valor do coeficiente de correlação de Pearson têm um valor perto de um quando os dados de entrada pertence ao modelo com o qual se

está testando, em comparação com o resultado dos coeficientes de correlação obtidos com outros modelos, onde apresentam um valor menor, indicando assim, a qual modelo pertence o número de teste. Analisando os resultados obtidos neste teste os resultados mostram um comportamento claro o que facilita a identificação dos números.

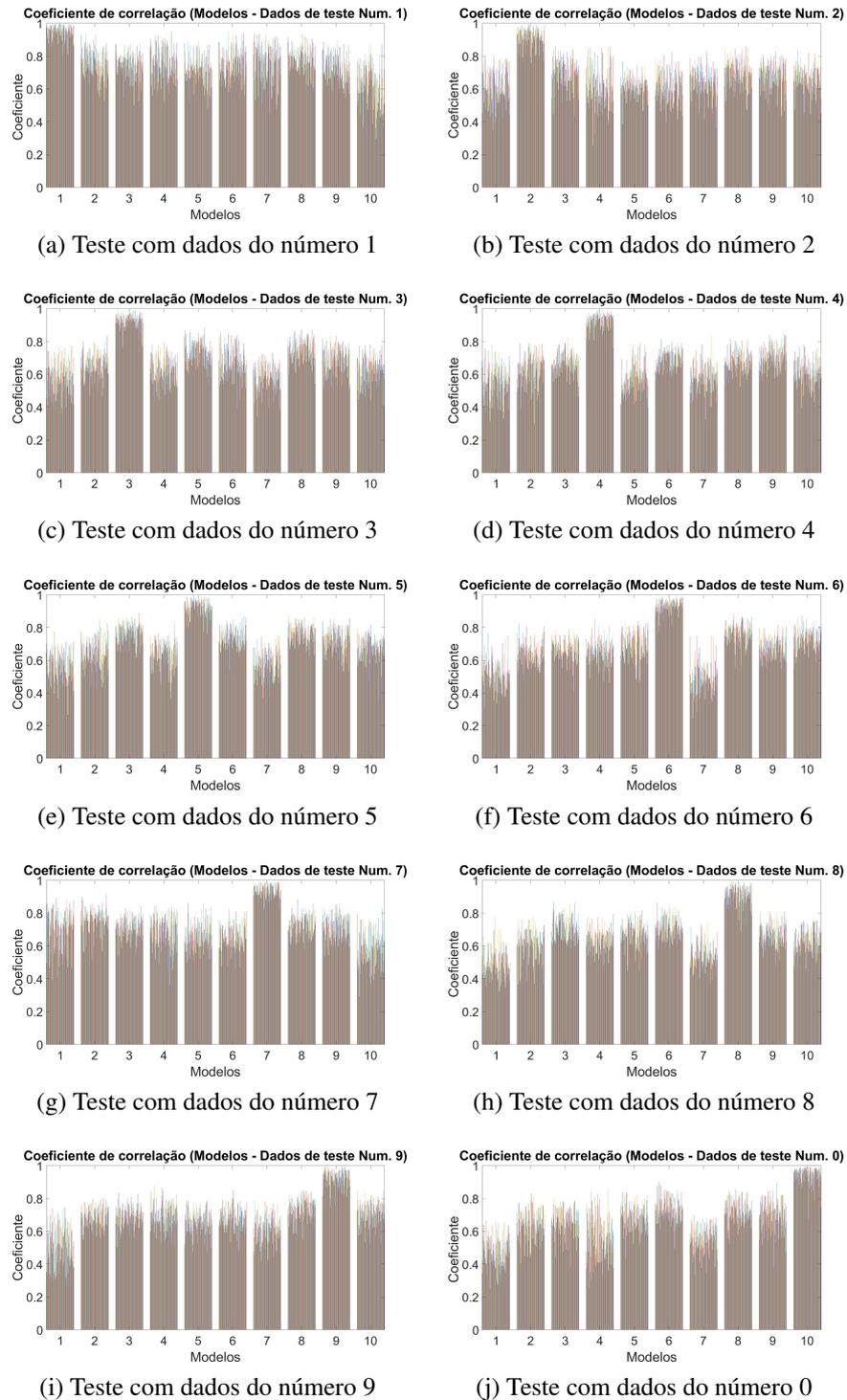


Figura 4.5 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com número escrito à mão de teste.

4.4 Classificadores

Os dois classificadores foram validados usando a matriz de confusão obtida a partir dos resultados dos classificadores propostos por cada característica. A matriz de confusão foi usada pois é uma ferramenta empregada para avaliar modelos de classificação (LEWIS; BROWN, 2001). A matriz de confusão é uma matriz quadrada, em que os dados da diagonal principal representam o número de dados de sucesso na classificação para cada dado de entrada testado, e os demais valores da cada linha correspondem aos dados que foram classificados incorretamente.

Na Figura 4.6 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo primeiro classificador que emprega o valor mínimo da diferença euclidiana como parâmetro de decisão. Com valor de eficiência de estimação de 98.2%.

Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana

V	1	97	0	0	0	0	0	0	0	0	
a	2	0	99	0	0	0	0	0	1	0	
l	3	0	0	99	0	3	0	0	2	0	
o	4	0	0	0	100	0	0	0	2	0	
r	5	0	0	0	0	97	0	0	0	0	
	6	0	0	0	0	0	100	0	1	0	
r	7	3	0	0	0	0	0	100	0	0	
e	8	0	1	1	0	0	0	0	94	0	
a	9	0	0	0	0	0	0	0	0	98	1
l	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	98
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0
											98.2%
		Valor predito									

Figura 4.6 – Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana com número escrito à mão.

Na Figura 4.7 se mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo segundo classificador que emprega o valor máximo do coeficiente de correlação como parâmetro de decisão. Com valor de eficiência de estimação de 98.7%.

Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson

V a l o r 6 r e a l 0	1	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98.7%
	2	0	99	0	0	0	0	0	0	1	0	
	3	0	0	98	0	1	0	0	1	0	0	
	4	2	0	0	100	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	1	0	98	0	0	0	0	0	
	6	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	
	7	2	0	0	0	0	0	100	0	0	0	
	8	0	1	1	0	1	0	0	98	0	2	
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	98	0	
	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	98	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	
		Valor predito										

Figura 4.7 – Matriz de confusão da característica coeficiente de correlação de Pearson com número escrito à mão.

Como foi observado em cada matriz de confusão dos dois classificadores, conclui-se que o método proposto consegue identificar adequadamente os números escritos à mão e que os erros na estimação se mostram entre os números que tem traços similares na escrita.

Para explorar o desempenho do método proposto, aplicado na identificação de números escritos à mão, este foi comparado com o trabalho de Almotiri e colaboradores de 2017, os quais implementaram um autoencoder como extractor de características, a classificação final foi treinada uma rede neural artificial. Os autores realizaram uma análise de componentes principais, o PCA, para ser comparado com o desempenho do seu autoencoder (ALMOTIRI *et al.*, 2017) além de comparar métodos de outros autores como (DU; LIAO, 2015) obtendo melhores resultados. Almotiri e colaboradores obtiveram um desempenho de 98.1 % com o autoencoder e um desempenho de 97,2 % com PCA. Se realizamos a comparação com o desempenho obtido neste trabalho com o método proposto sendo de 98.2% com a diferença Euclidiana e 98.7% com o coeficiente de correlação de Pearson mostra-se uma melhoria no desempenho na solução deste problema.

A partir dos resultados conclui-se que o método proposto permite obter modelos representativos para um conjunto de dados de números escritos à mão a partir de suas características, o que permitiu identificar corretamente cada número.

5 APLICAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO PARA IDENTIFICAÇÃO DA FRACÇÃO VOLUMÉTRICA DE GÁS EM BOMBAS DE BCS

Neste capítulo é mostrado o procedimento feito para aplicar o método para identificação proposto ao problema de monitoramento contínuo da fração volumétrica de gás em um sistema de elevação artificial conhecido como bombeio centrífugo submerso, onde são denotados cada um dos resultados obtidos ao realizar diferentes experimentos implementando o método proposto neste trabalho.

5.1 Base de dados experimentais do sistema

Para a identificação da GVF em bombas de BCS com o método proposto foi indispensável dispor de uma base de dados experimentais que descrevam o funcionamento e comportamento do sistema real operado com diferentes variações do parâmetro a ser identificado, neste caso a GVF. Em vista disso, foi necessário criar a etapa base de dados experimentais da bomba de BCS. A metodologia utilizada para o desenvolvimento desta etapa é ilustrada na Figura 5.1. A metodologia é composta pela fase de instrumentação e aquisição de dados, onde são detalhados os experimentos feitos para gerar a base de dados e a fase de pré-processamento de sinais e normalização dos dados.

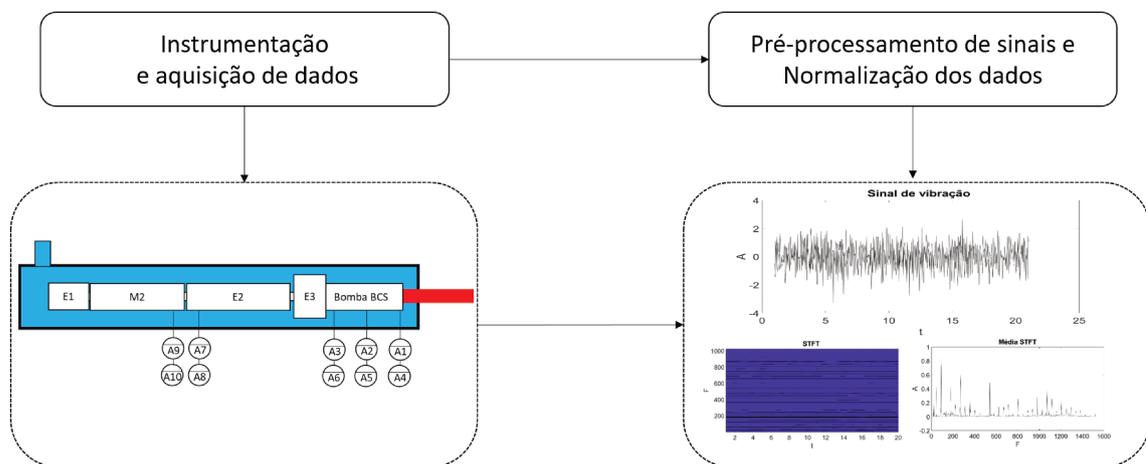


Figura 5.1 – Metodologia da etapa base de dados experimentais da BCS.

Como não se dispõe de uma base de dados pronta e obtê-la diretamente do sistema industrial real teria um custo muito elevado, além da dificuldade de ter acesso a um sistema real de produção, foi feita uma fase de instrumentação e aquisição de dados empregando as instalações do Laboratório LabVIP (*Laboratório de Vibrações Mecânicas na área de Petróleo*), da UNICAMP/FEM o qual está equipado com um circuito de teste para bombas de BCS.

O circuito de teste do laboratório do LabVIP está equipado para emular adequadamente os fenômenos físicos da bomba de BCS com escoamento bifásico água-ar, além disso conta com uma estrutura basculante que permite ensaiar a bomba em diferentes inclinações, variando de 0° a 90° . Esse circuito de teste de bombas de BCS tornou possível testar a bomba SSD P-43, série 400, de nove estágios, fabricada pela *Centrilift* sendo operada com escoamento bifásico água-ar, nas inclinações de 35° e 71° .

5.1.1 Procedimento experimental

O procedimento experimental adotado e implementado para realizar a aquisição de dados na bancada LabVip da bomba de BCS P-43 é apresentado a seguir.

O primeiro passo foi o projeto e a construção do circuito de testes de bombas de BCS do LabVip, no qual foram projetados um sistema mecânico e um sistema eletrônico que atendem às especificações para a operação de um conjunto de BCS que se encontra submerso numa cápsula fornecida pela PETROBRAS. Cada um dos dois sistemas foi projetado para ter um bom funcionamento do motor-bomba na cápsula e também para gerar as condições necessárias para a realização dos testes previstos nos diferentes projetos de pesquisa que requerem do banco de teste. Além disso, se analisaram todos os requerimentos necessários para poder atingir as necessidades do projeto e em base nisso se projetou e construiu esta bancada que pode ser operada com fluido água-ar.

O segundo passo foi instalar a instrumentação necessária para poder realizar o monitoramento contínuo dos sinais de vibração da bomba de BCS, do protetor e do motor encontrados do conjunto de BCS que se encontra submerso na cápsula. Além de configurar o sistema de aquisição de sinais para os sinais de vibração e para os outros sensores da bancada, garantindo-se a representação correta de toda a instrumentação do circuito de testes de bombas BCS no domínio do tempo e frequência.

O terceiro passo foi o ajuste das condições iniciais do circuito de teste de bombas de BCS, seguindo as configurações da matriz experimental da bomba de BCS P-43. Para atingir essas configurações, foi necessário executar o seguinte procedimento: ligar a bomba *booster* e depois a bomba de BCS, deixando a rotação da BCS fixa por meio do inversor de frequência. Em seguida, a rotação da bomba *booster* e a abertura da válvula *choke* são ajustadas até atingir a vazão de líquido e a pressão de sucção desejadas. Com o ajuste de rotação, pressão e fluxo líquido, a aquisição dos dados experimentais monofásicos foi realizada durante 128 segundos, para cada ponto da curva de desempenho da bomba de BCS em monofásico. Uma vez obtida esta curva, o ar é injetado na bomba de BCS, abrindo a válvula de fluxo de gás até que a vazão desejada seja alcançada. Como resultado do gás injetado, há uma variação na pressão e na vazão do líquido; portanto, deve-se ajustar a rotação da bomba *booster* e atuar na válvula de *choke* até atingir as condições desejadas para cada teste. Com os parâmetros ajustados e o sistema estável, inicia-se com a aquisição dos dados experimentais por 128 segundos, para cada ponto da curva.

Este procedimento é repetido até completar os experimentos.

O quarto passo é salvar todos os dados experimentais e exportá-los para o *software* que permita o pré-processamento dos sinais, neste caso o Matlab. Após exportar os dados, o banco de dados experimental para bombas de BCS é gerado.

A partir da base de dados composta pelos dados experimentais obtidos na bomba de BCS P-43, diferentes tipos de análise e pré-processamento são realizados com os sinais de vibração da base de dados experimental, entre os quais temos métodos empregados na análise espectral de sinais como a Transformada de Fourier de tempo curto (STFT). Cada um dos pré-processamentos foi realizado para os sinais de vibração dos sensores instalados na carcaça da bomba de BCS P-43 testados em diferentes condições de operação, conforme será detalhado.

5.1.2 Instalação experimental

O circuito de teste de bombas de BCS do LabVIP é composto por um sistema mecânico e um sistema eletrônico. Cada um dos sistemas foi projetado para o bom funcionamento do conjunto sensor-motor-selo-bomba na cápsula que permitiu gerar as condições necessárias para a realização dos experimentos para o desenvolvimento desta pesquisa. A Figura 5.2 mostra o diagrama esquemático da instrumentação do circuito de teste de bombas BCS do LabVip.

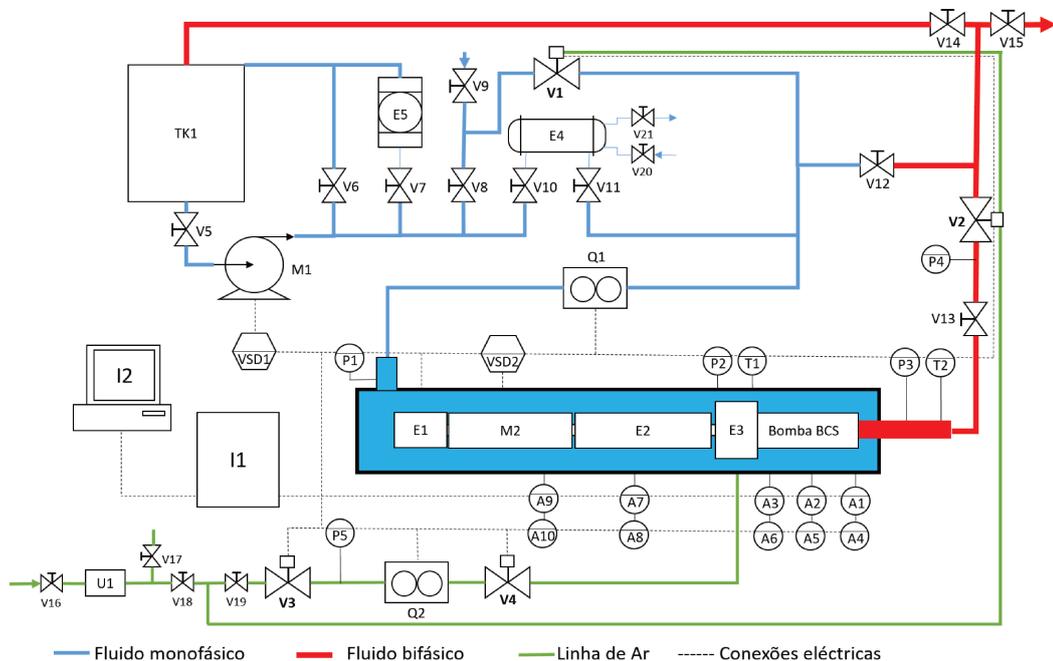


Figura 5.2 – Diagrama esquemático do circuito de teste de bombas de BCS do LabVip.

O circuito de teste de bombas de BCS do LabVip consta de uma bomba auxiliar conhecida como bomba *booster* M1 que bombeia a água do tanque TK1 para a linha de baixa pressão (pressão máxima de 10 bar), a fim de superar as perdas de pressão devido a tubulações

e acessórios. A bomba *booster* é empregada para simular a pressão na sucção da bomba de BCS. O ajuste da pressão é realizado controlando a rotação do eixo da bomba. Antes do fluido atingir o BCS, passa através de um medidor de vazão $Q1$. O ar usado como gás na mistura é comprimido e injetado na sucção da bomba de BCS, passando através de um medidor de vazão $Q2$. O controle da vazão de gás é realizado pela válvula $V4$ localizada depois do medidor de vazão $Q2$.

O fluido bifásico é bombeado de volta para o tanque de água por uma linha de alta pressão (pressão máxima de 20 bar), onde é realizada a separação gravitacional das fases da mistura. A vazão de fluido é controlada por uma válvula $V2$ também conhecida como válvula *choke* instalada na tubulação de saída. O BCS é acionado por um motor de indução trifásico $M2$ controlado por um inversor de frequência ($VSD2$). No circuito de teste de bombas de BCS, pressões $P2$ e $P3$ e temperaturas $T1$ e $T2$ também são medidas, na sucção e descarga da bomba de BCS. A corrente elétrica do motor é medida usando o inversor do motor da bomba de BCS P-43.

Os atuadores e sensores estão todos alojados no painel de instrumentos, que contém as fontes de tensão para energizar sensores e atuadores, conversores de sinal, amplificadores e filtros para poder conectar cada elemento ao sistema de controle e supervisão. O sistema de controle e supervisão está incorporado no *dSpace MicroAutobox II*, que possui uma interface gráfica que permite a operação remota e controla cada um dos componentes do circuito de testes de bombas de BCS, além de visualizar as diferentes variáveis adquiridas durante os testes com o equipamento.

5.1.3 Instrumentação e aquisição de dados

O conjunto de BCS P-43 fornecido pela Petrobras e instalado na cápsula da bancada LabVip foi instrumentado com dez acelerômetros submersíveis do tipo triaxial, que foram corretamente aterrados para reduzir ruídos nas medições, permitindo assim obter os dados dos sinais de vibração do conjunto de bombas de BCS. Os sensores selecionados e utilizados para esta instrumentação foram acelerômetros piezoelétricos (ICP) da marca piezotronics PCB, modelo 604B11 mostrados na Figura 5.3. A operação desses sensores consiste em uma massa que está em contato direto com o material piezoelétrico, que gera uma força de excitação variável quando o acelerômetro experimenta um movimento variável que é transformado em uma corrente elétrica proporcional à aceleração do movimento experimentado, permitindo assim medir os sinais de vibração.



Figura 5.3 – Acelerômetro triaxial piezoelétrico 604B11.

Para posicionar cada um dos acelerômetros nos elementos do conjunto de BCS, foi fabricado um suporte para manter os sensores na posição desejada e, assim, poder adquirir os dados dos sinais de vibração. Esse suporte foi soldado na carcaça dos elementos do conjunto de BCS nas posições desejadas para cada sensor. O sistema de coordenadas do sensor A1 é mostrado na Figura 5.4, onde X em amarelo se encontra na direção axial, ou seja na direção do eixo da bomba, Y em verde na direção tangencial ao eixo da bomba e Z em preto na direção radial da bomba de BCS.

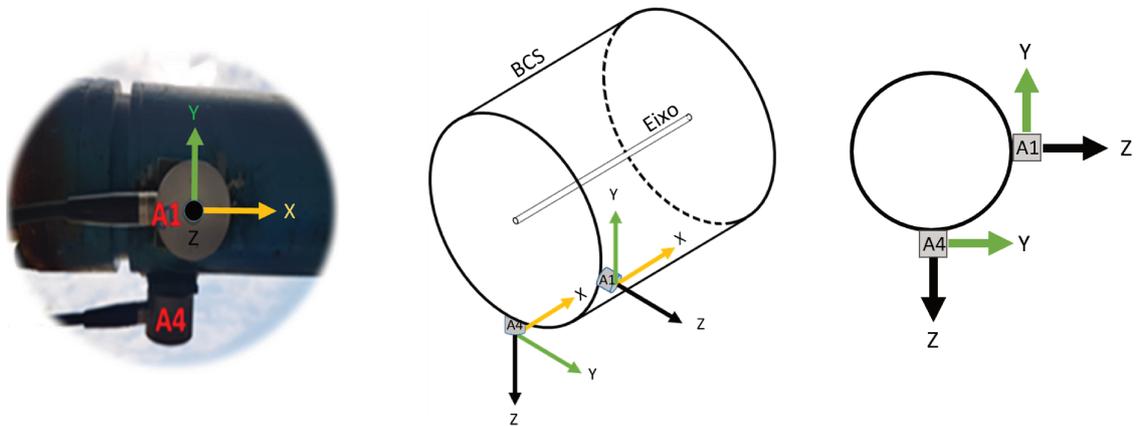


Figura 5.4 – Sistema de coordenadas do Acelerômetro 604B11.

Seis acelerômetros foram instalados na carcaça da bomba de BCS, dois na carcaça do protetor e dois na carcaça do motor, conforme mostrado na Figura 5.5. A localização de cada um dos sensores foi feita ao longo do comprimento do conjunto de BCS, conforme mostrado na Tabela 5.1.

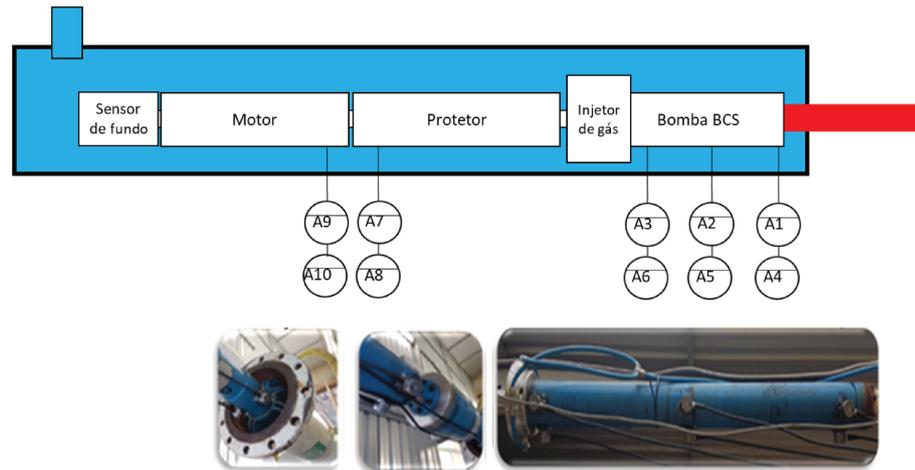


Figura 5.5 – Diagrama de montagem dos sensores no conjunto BCS.

Tabela 5.1 – Posição do acelerômetro no conjunto BCS.

Sensor	Tipo do sensor	Elemento	Posição
1	Triaxial	BCS P43	0°
2	Triaxial	BCS P43	0°
3	Triaxial	BCS P43	0°
4	Triaxial	BCS P43	90°
5	Triaxial	BCS P43	90°
6	Triaxial	BCS P43	90°
7	Triaxial	Protetor	0°
8	Triaxial	Protetor	90°
9	Triaxial	Motor	0°
10	Triaxial	Motor	90°

O sistema de aquisição de dados usado para adquirir todos os sinais dos sensores do circuito de testes de bombas de BCS do LabVIP foram dois Scadas SCR05 (*Supervisory Control and Data Acquisition*) interconectadas em cascata, um com 32 canais e o outro com 40 canais, para finalmente obter um sistema de 72 canais. O sistema é especializado para adquirir, monitorar e processar sinais de diferentes sensores nos domínios de tempo e frequência. O sistema de aquisição de sinais utilizado neste trabalho é mostrado na Figura 5.6. O sistema de aquisição de dados foi configurado com os parâmetros indicados na Tabela 5.2. De acordo com essa configuração, cada sinal de vibração adquirido no domínio do tempo tem os parâmetros mostrados na Tabela 5.3.



Figura 5.6 – Sistema de aquisição de dados de bancada LabVip.

Tabela 5.2 – Parâmetros de configuração do LMS para BCS P43

Parâmetro	Valor	Unidade
Largura de banda	2048	Hz
Linhas espectrais	65536	–
Resolução	0.03	Hz
Tempo de aquisição	128	s

Tabela 5.3 – Parâmetros do sinal de vibração.

Parâmetro	Equação	Valor
Frequência de amostragem	$f_a = \frac{1}{T}$	4096 Hz
Delta do tempo	$dt = \frac{1}{f_a}$	2.4414e-04 s
Número de amostras	N_a	525568
Tempo de aquisição	$t_r = dt * N_a$	128.37 s

5.1.4 Matriz de experimentos

Foram realizados vários experimentos com a estrutura da bancada do sistema BCS com diferentes condições de operações e inclinações. Os testes experimentais foram realizados operando o conjunto BCS com inclinação da bancada basculante em 35° e 71°, para duas pressões de entrada diferentes 200 KPa e 400 KPa, duas rotações diferentes, 2700 RPM e 3000 RPM, onde a vazão de massa de gás varia entre 0 – 8 kg/h. Os testes experimentais foram planejados e executados levando em consideração a matriz de experimentos mostrada na Tabela 5.4.

Tabela 5.4 – Matriz de experimentos BCS P43.

Inclinação	P_{in} [KPa]	ω [RPM]	Vazão mássica de gás [kg/h]
35°	200	2700	0; 2; 4; 6; 8
		3000	2; 4; 6; 8
	400	2700	0; 2; 4; 6; 8
		3000	0; 2; 4; 6; 8
71°	200	2700	0; 2; 4; 6; 8
		3000	0; 2; 4; 6; 8
	400	2700	0; 2; 4; 6; 8
		3000	0; 2; 4; 6; 8

A partir dos experimentos feitos no circuito de testes de bombas BCS do LabVip e seguindo a matriz de teste descrita anteriormente foram obtidas as curvas de desempenho da bomba de BCS P-43 operando a bomba com escoamento monofásico e bifásico (água-ar). No A se detalham as tabelas com os dados dos experimentos. Nas Figuras 5.7, 5.8, 5.9 e 5.10 são mostradas as curvas de desempenho de elevação da bomba de BCS onde o conjunto de BCS se opera com inclinação de 35° e nas Figuras 5.10, 5.11, 5.12 e 5.13 são mostradas as curvas de desempenho de elevação da bomba de BCS operando o conjunto com inclinação de 71°. As curvas de desempenho mostram os gráficos obtidos a partir da diferença de pressão vs a vazão total de fluxo, correspondente à uma vazão mássica de gás específica, uma velocidade de rotação e uma pressão manométrica de sucção fixa.

Nessas figuras, se evidencia que o aumento da fração mássica de gás degrada o desempenho da bomba de BCS, já que pode ser notado nas curvas de cores vermelho, azul, roxo e marrom, uma redução no diferencial de pressão causado pela presença de gás no fluxo em comparação com a curva operacional em escoamento monofásico representado na cor preta.

A Figura 5.7 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 35°, na velocidade de rotação de 2700 RPM, pressão manométrica de sucção de 200 kPa e frações mássicas de gás variando de 0 a 8 kg/h.

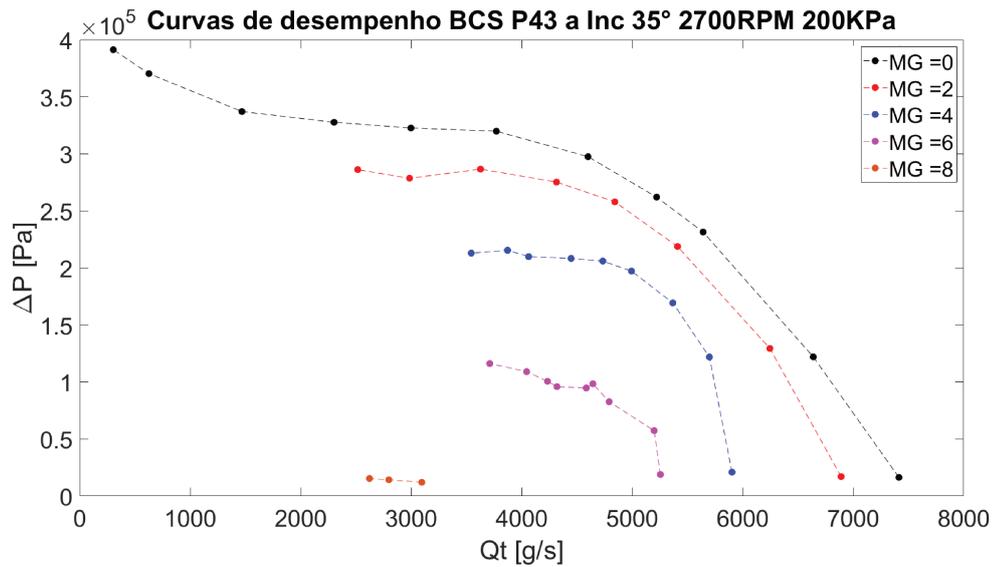


Figura 5.7 – Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 2700 RPM a 200 kPa.

A Figura 5.8 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 35°, na velocidade de rotação de 2700 RPM, pressão manométrica de sucção de 400 kPa e frações mássicas de gás variando de 0 a 8 kg/h.

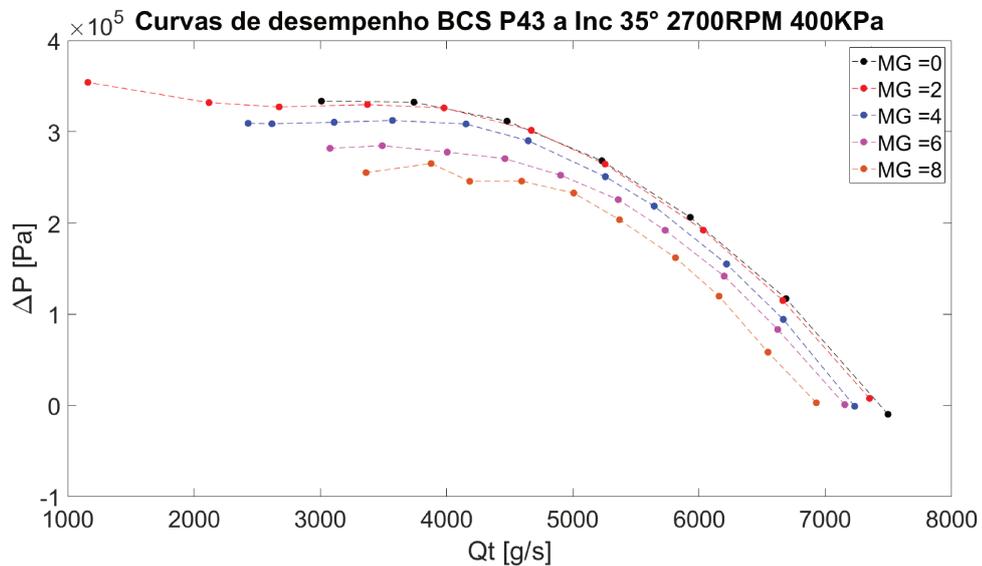


Figura 5.8 – Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 2700 RPM a 400 kPa.

A Figura 5.9 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 35°, na velocidade de rotação de 3000 RPM, pressão manométrica de sucção de 200 kPa e frações mássicas de gás variando de 2 a 8 kg/h.

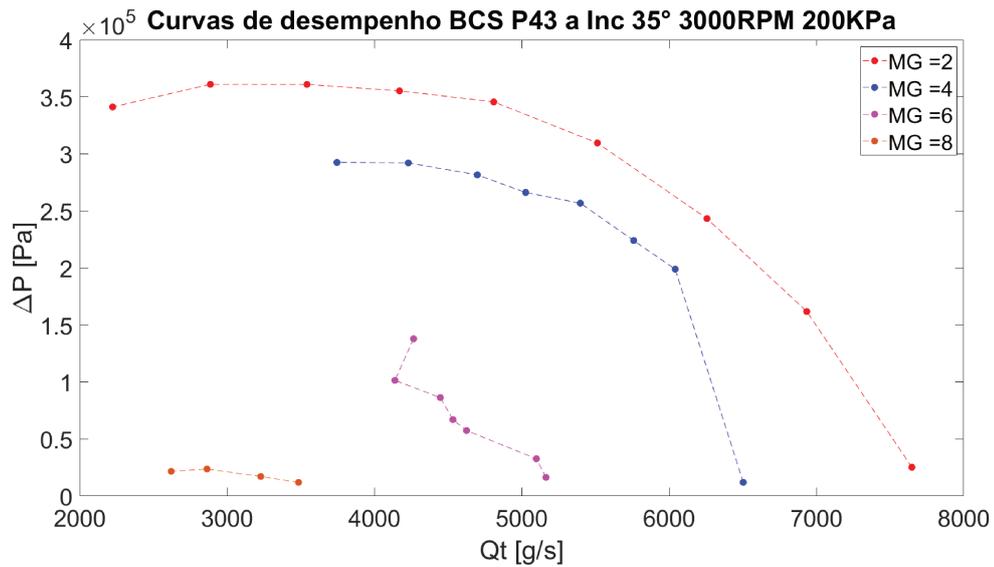


Figura 5.9 – Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 3000 RPM a 200 kPa.

A Figura 5.10 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 35°, na velocidade de rotação de 3000 RPM, pressão manométrica de sucção de 400 kPa e frações mássicas de gás variando de 0 a 8 kg/h.

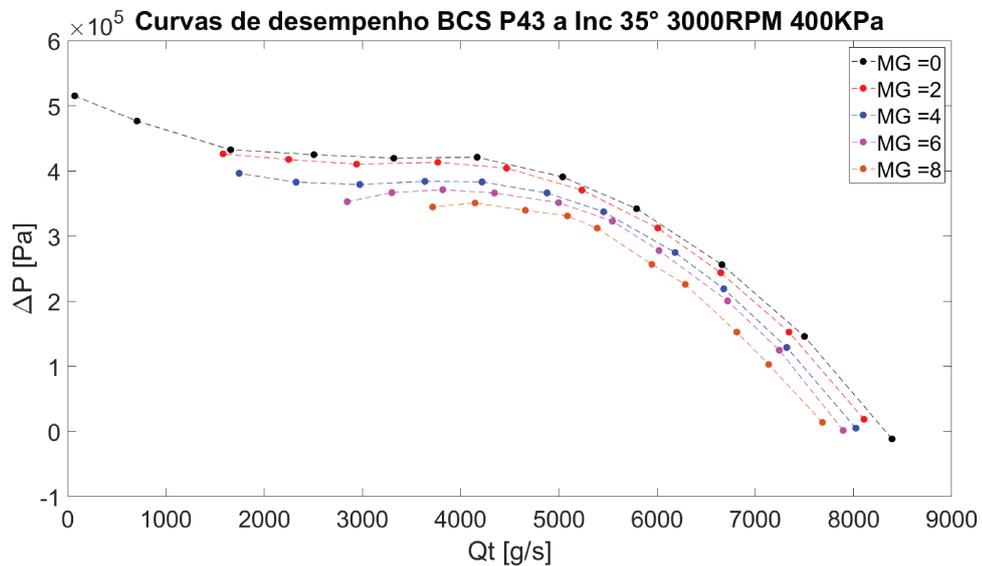


Figura 5.10 – Curvas de desempenho com inclinação de 35° a 3000 RPM a 400 kPa.

A Figura 5.11 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 71°, na velocidade de rotação de 2700 RPM, pressão manométrica de sucção de 200 kPa e frações mássicas de gás variando de 0 a 8 kg/h.

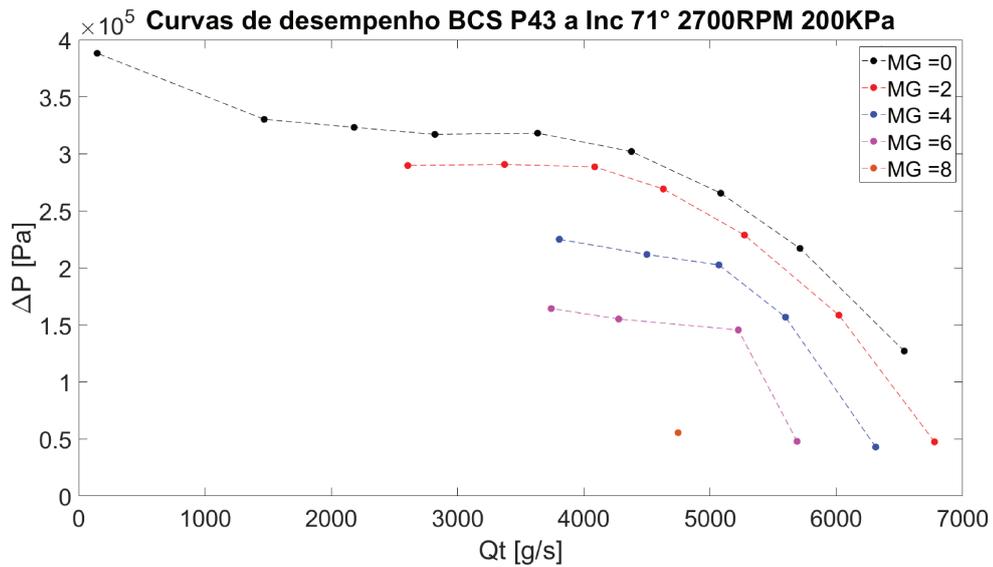


Figura 5.11 – Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 2700 RPM a 200 kPa.

A Figura 5.12 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 71° , na velocidade de rotação de 2700 RPM, pressão manométrica de sucção de 400 kPa e frações mássicas de gás variando de 0 a 8 kg/h.

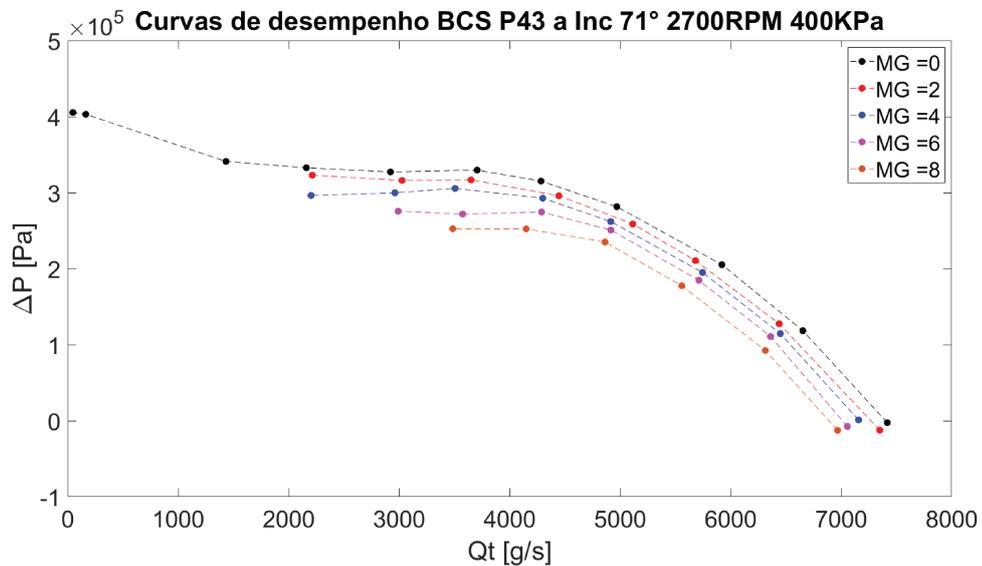


Figura 5.12 – Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 2700 RPM a 400 kPa.

A Figura 5.13 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 71° , na velocidade de rotação de 3000 RPM, pressão manométrica de sucção de 200 kPa e frações mássicas de gás variando de 2 a 8 kg/h.

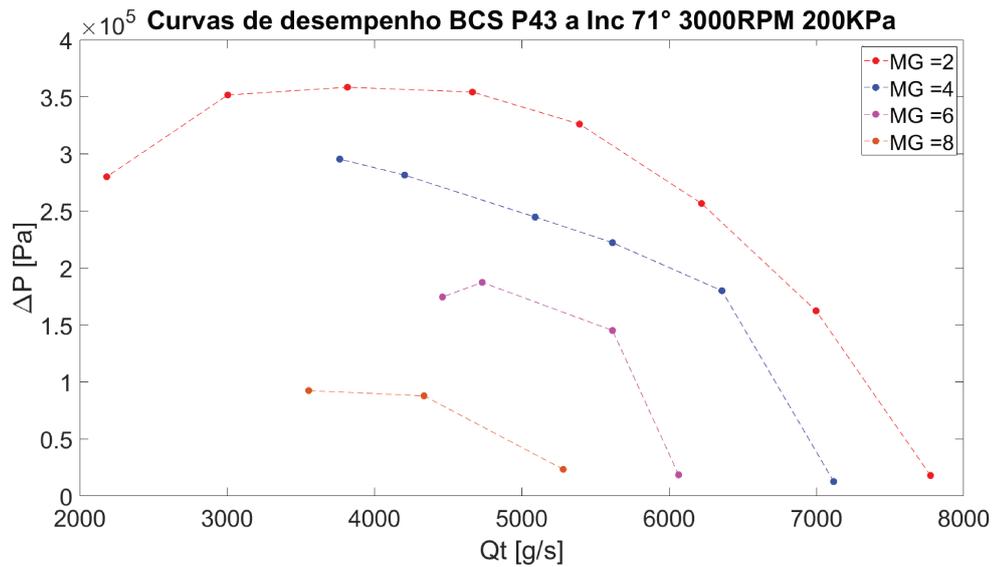


Figura 5.13 – Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 3000 RPM a 200 kPa.

A Figura 5.14 mostra as curvas de desempenho da bomba de BCS operando com uma inclinação de 71°, na velocidade de rotação de 3000 RPM, pressão manométrica de sucção de 400 kPa e frações mássicas de gás variando de 0 a 8 kg/h.

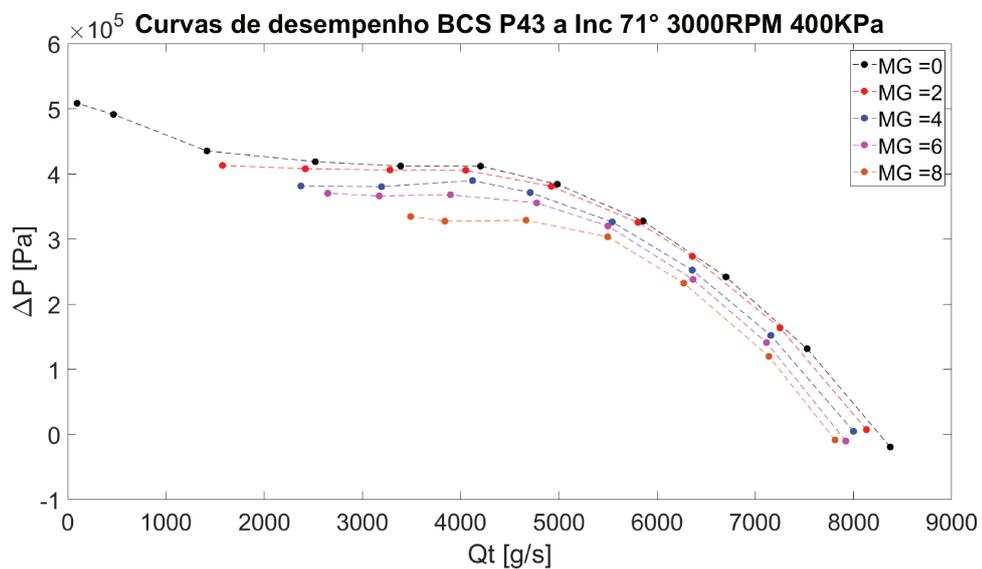


Figura 5.14 – Curvas de desempenho com inclinação de 71° a 3000 RPM a 400 kPa.

5.1.5 Ampliação da quantidade de dados experimentais

O banco de dados experimental foi gerado a partir dos dados adquiridos seguindo a matriz de experimentos descrita na subseção 5.1.4. Com a base de dados gerada e a fim de gerar um número maior de dados para o treinamento do algoritmo proposto, se propôs aumentar a quantidade de dados correspondentes aos sinais de vibração do corpo da bomba, através da

implementação de uma janela retangular deslizante gerada com os parâmetros dados na Tabela 5.5.

Tabela 5.5 – Parâmetros da janela retangular.

Tamanho da janela	20 s
Deslocamento da janela	20 s

A janela deslizante de 20s de largura percorre cada um dos sinais de vibração no domínio do tempo, gerando um dado novo a cada deslocamento de 20 s, obtendo assim um total de 6 novos dados por cada sinal original (Equação 5.1). A Figura 5.15 mostra o sinal de vibração no domínio do tempo com a janela retangular deslizante.

$$t_{rj} = t_r - t_j$$

$$108s = 128s - 20s$$
(5.1)

$$N_{\text{mero de sinais}} = \frac{t_{rj}}{D_j} = \frac{108}{20} = 6$$

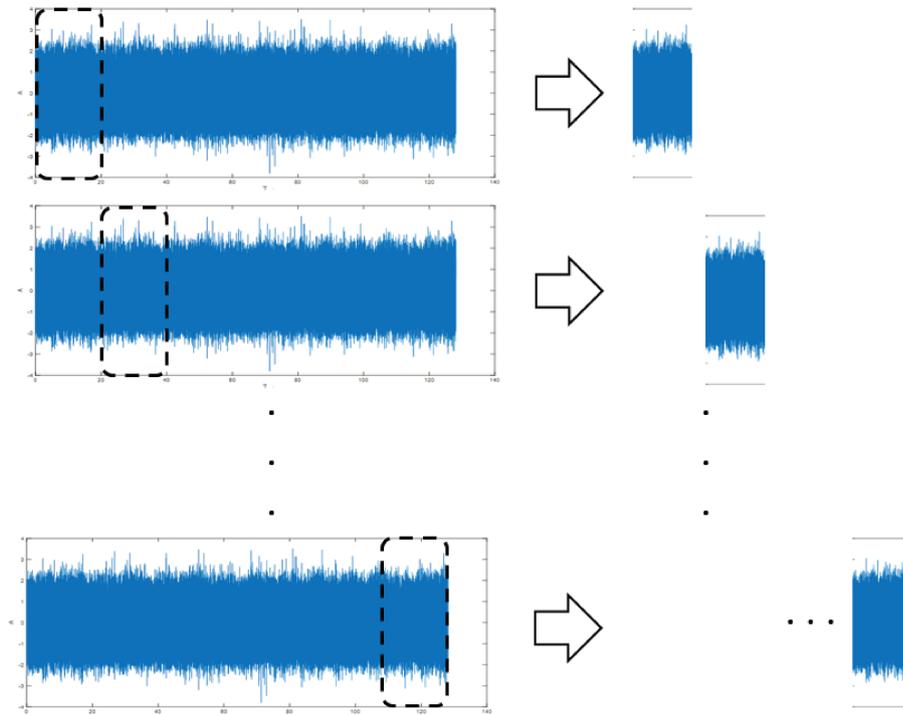


Figura 5.15 – Janela retangular deslizante.

5.1.6 Pré-processamento dos sinais de vibração

Para o desenvolvimento da fase de pré-processamento de sinais da etapa base de dados experimentais da bomba de BCS, a STFT foi programada para processar o sinal de

vibração, para cada ponto das curvas de desempenho da bomba de BCS P43. Obtém-se assim, a análise de sinais nos domínios de tempo e frequência. Para obter a STFT, o sinal foi primeiro dividido em pequenos segmentos no domínio do tempo e em seguida a Transformada de Fourier foi calculada para cada segmento de sinal.

A maneira de dividir o sinal foi feita por uma função de janela no tempo $v(t)$. A janela usada foi do tipo *hamming*, cuja largura é 1 s, que corresponde ao comprimento de cada segmento do sinal. Com a função da janela, enquadrámos o sinal em torno de um instante de tempo e, neste caso, calculamos a Transformada de Fourier, com 2048 linhas na frequência e 20 linhas no tempo, com esta configuração foi possível obter uma adequada resolução para o análise dos sinais de vibração da bomba de BCS no domínio do tempo e frequência, posteriormente este procedimento é repetido até que todo o sinal seja coberto. Desta forma obtem-se uma matriz de 20 x 2048 que representa a variação do espectro e a energia do sinal para cada segmento de sinal.

Cada uma das STFT é representada por um espectrograma, onde no eixo das abcissas o tempo em segundos é representado no eixo das ordenadas a frequência em Hz e a energia da transformada de Fourier (amplitude) é representada por uma paleta de cores, onde uma cor mais escura representa altos valores de energia e cores mais claras representam níveis mais baixos de energia.

Para finalizar o pré-processamento do sinal de vibração, é calculada a média das STFT obtidas.

5.1.6.1 Normalização de dados

Para facilitar a interpretação dos sinais de vibração, duas normalizações foram realizadas, uma em amplitude e outra em frequência. Essas normalizações foram feitas para adaptar todos os dados de vibração, já que os dados experimentais da base de dados não são definidos nas mesmas escalas numéricas.

A normalização por amplitude foi realizada pelo método de normalização min-max. Nesse método, o valor mínimo e o valor máximo da base de dados é atribuído aos valores de 0 e 1 respectivamente, e os outros dados são atribuídos a valores no intervalo de 0 – 1, seguindo a Equação 5.2

$$x_{nor} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \quad (5.2)$$

cujo parâmetro x é o conjunto de dados a serem normalizados, x_{min} é o valor mínimo do conjunto de dados e x_{max} é o valor máximo do conjunto de dados (FARRÚS *et al.*, 2007).

A normalização por frequência foi realizada levando-se em consideração a frequência fundamental da rotação da bomba de BCS de cada sinal de vibração, seguindo

a Equação 5.3 e obtendo os respectivos harmônicos do sinal, que são as componentes características do espectrograma do sinal de vibração, que variam de acordo com a velocidade de rotação da bomba de BCS.

$$F_{nor} = \frac{RPM}{60} \quad (5.3)$$

Com a normalização pela frequência, pode-se dizer que cada um dos harmônicos da velocidade de rotação da bomba está no mesmo local no gráfico da média do espectrograma, sem levar em consideração a velocidade de rotação da bomba de BCS, o que permitiu comparar as diferentes médias dos espectrogramas dos sinais de vibração adquiridos modificando a velocidade de rotação da bomba de BCS.

5.1.6.2 Redimensionamento o conjunto de dados

Para o desenvolvimento deste trabalho, foi necessário levar em consideração a dimensão do conjunto de dados, pois esse conjunto deve ter um número mínimo de características que representem os dados sem perda de informações e assim, evitar problemas como: capacidade de armazenamento de informações, velocidade na execução do algoritmo e capacidade de generalização do algoritmo, entre outros (FARRÚS *et al.*, 2007; FUKUNAGA, 1982).

Levando isso em consideração, foi realizado um redimensionamento nos espectrogramas obtidos com o STFT, que são matrizes com dimensões de 20 x 2048, onde as linhas da matriz (20) representam as linhas no tempo e as colunas da matriz (2048) as linhas de frequência, obtendo assim um total de (40960) características. O redimensionamento foi realizado nas linhas de frequência, utilizando uma interpolação bi-cúbica, obtendo matrizes com dimensões de 20 x 1024. A interpolação bi-cúbica é uma extensão da interpolação cúbica e é usada para interpolar pontos de dados em uma malha bidimensional. Esse método foi selecionado porque a interpolação é mais suave que a obtida com outros métodos de interpolação (CARLSON; FRITSCH, 1985), (HAN, 2013), já que a interpolação é realizada considerando 16 células.

Na Figura 5.16 é mostrado um dos resultados obtidos da STFT na condição de operação da bomba BCS com inclinação de 71°, velocidade de rotação de 2700 RPM, pressão manométrica de sucção de 200 kPa com GVF de 0, 0,06 e 0,09. Na primeira coluna são representados os espectrogramas obtidos com os sinais originais de vibração do sensor A₁ instalado na descarga da bomba de BCS na direção radial. Na segunda coluna são representados espectrogramas obtidos com os dados de vibração dos mesmo sensor normalizados e redimensionados. Observe-se que existe uma variação nos espectrogramas na medida que a fração volumétrica de gás cambia.

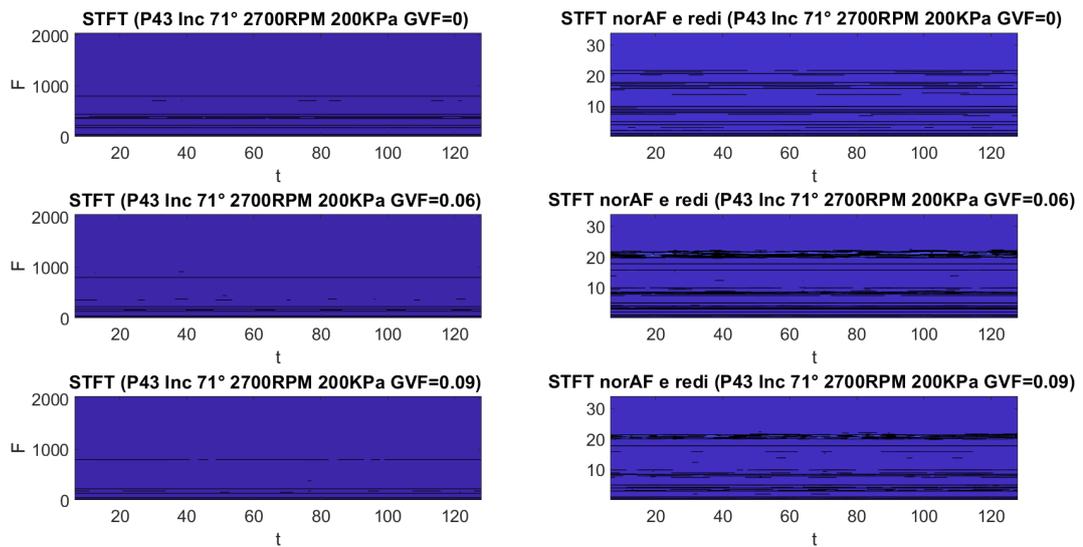


Figura 5.16 – Espectrogramas.

Na Figura 5.17 é mostrado a comparação entre a média da STFT dos sinais originais de vibração e a média da STFT dos sinais de vibração normalizados, do sensor A_1 na direção radial com condições de operação do conjunto BCS na inclinação de 71° , pressão manométrica de sucção de 200 kPa e velocidade de rotação de 2700 RPM e 3000 RPM. Na parte superior da figura é mostrado a média da STFT nas duas rotações, onde em cor preto e com linha tracejada é representada a rotação de 2700 RPM e na cor verde com linha contínua a rotação de 3000 RPM, na parte inferior da figura é mostrado a média da STFT nas duas rotações normalizadas e redimensionadas. Como é observado com a normalização pela amplitude e frequência dos dados de vibração permitiu padronizar os dados em relação à rotação da bomba de BCS, possibilitando assim comparar as diferentes médias dos sinais de vibração adquiridos modificando a velocidade de rotação da bomba de BCS.

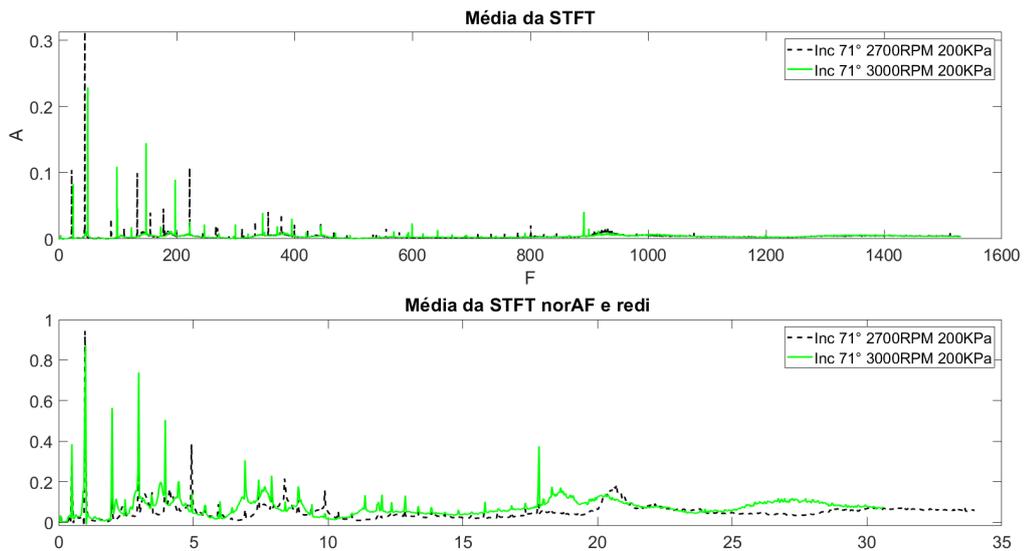


Figura 5.17 – Comparação das média das STFTs.

5.1.6.3 Organização de dados

O conjunto de dados foi estruturado de acordo com a fração volumétrica de gás. Para isso, foram definidos 14 grupos, onde cada grupo representa uma faixa específica da quantidade de fração volumétrica de gás na bomba de BCS, conforme é mostrado na Tabela 5.6. A quantidade de dados em cada grupo varia dependendo do número de dados que foram medidos durante experimentos feitos no circuito de testes de bombas de BCS, da quantidade de sensores a ser utilizados e das direções de aquisição dos sinais de vibração selecionadas.

Tabela 5.6 – Organização de dados por fração volumétrica de gás.

Grupo	Intervalo de GVF
1	0
2	(0,01 - 0,02]
3	(0,02 - 0,03]
4	(0,03 - 0,04]
5	(0,04 - 0,05]
6	(0,05 - 0,06]
7	(0,06 - 0,07]
8	(0,07 - 0,08]
9	(0,08 - 0,09]
10	(0,09 - 0,10]
11	(0,10 - 0,11]
12	(0,11 - 0,12]
13	(0,12 - 0,13]
14	(0,13 - 0,14]

5.2 Testes aplicando o método proposto

Para analisar os resultados obtidos aplicando o método proposto para a identificação da GVF em bombas de BCS com escoamento bifásico foram realizados diversos testes, onde foram obtidos diferentes modelos a partir da modificação dos seguintes parâmetros: inclinação do conjunto de BCS, número de sensores, direção do sinal de vibração em relação à bomba e implementação da janela retangular deslizante nos dados de vibração.

Na Tabela 5.7 são mostradas as configurações dos testes realizados.

Tabela 5.7 – Configuração dos parâmetros dos testes.

Teste	Inclinação	Núm. de sensores	Direção		Janela
			Tang.	Radial	
1	71°	1	–	✓	–
2	71°	1	–	✓	✓
3	71°	6	–	✓	✓
4	71°	6	✓	✓	✓
5	35° e 71°	6	✓	✓	✓
6	35° e 71°	6	✓	✓	✓

A seguir são mostrados os resultados dos testes realizados aplicando o método proposto neste trabalho.

5.2.1 Teste com inclinação de BCS a 71° e um sensor na direção radial

5.2.1.1 Base de dados

No teste 1, os dados de entrada para cada modelo correspondem as sinais de vibração pré-processados, ou seja à média das STFTs do sensor A_1 , instalado na sucção da bomba na direção radial Z como é mostrado na Figura 5.18, para todas as condições operacionais obtidas com a bancada basculante na inclinação de 71° e seguindo a matriz de experimentos detalhada na seção 5.1.4. Os dados foram normalizados pela amplitude e frequência e organizados em 14 grupos, onde cada grupo representa um intervalo de GVF na bomba de BCS.

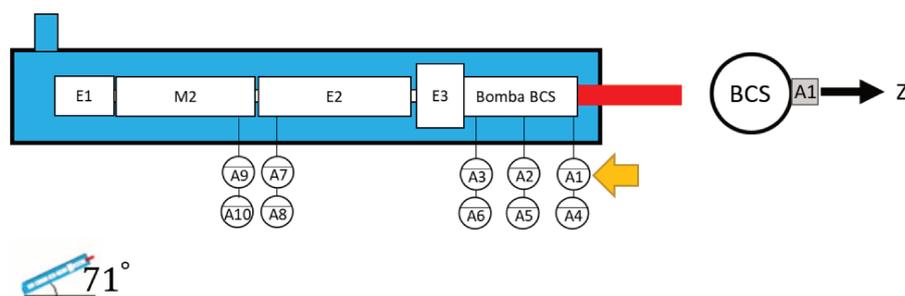


Figura 5.18 – Montagem de Sensores em BCS.

A Tabela 5.8 mostra a quantidade de dados para cada grupo, sendo G o grupo, I_{GVF} o intervalo de fração volumétrica de gás que pertence a cada grupo, N_{CO_1} o número de dados na condição de operação da bomba de BCS com 2700 RPM - 200 kPa, N_{CO_2} o número de dados na condição de operação da bomba de BCS com 2700 RPM - 400 kPa, N_{CO_3} o número de dados na condição da bomba de BCS com 3000 RPM - 200 kPa, N_{CO_4} o número de dados na condição da bomba de BCS 3000 RPM -400 kPa e o N_T é a totalidade dos dados para cada grupo. Neste teste, não foi aplicada a janela retangular deslizante nos dados de vibração.

Tabela 5.8 – Quantidade de dados em cada grupo.

G	I_{GVF}	N_{CO_1}	N_{CO_2}	N_{CO_3}	N_{CO_4}	N_T
1	0	10	11	0	11	32
2	(0,01 - 0,02]	0	4	0	4	8
3	(0,02 - 0,03]	2	4	3	6	15
4	(0,03 - 0,04]	3	5	2	5	15
5	(0,04 - 0,05]	1	5	2	5	13
6	(0,05 - 0,06]	2	4	2	4	12
7	(0,06 - 0,07]	2	2	1	3	8
8	(0,07 - 0,08]	3	3	1	3	10
9	(0,08 - 0,09]	1	2	4	0	7
10	(0,09 - 0,10]	1	0	0	2	3
11	(0,10 - 0,11]	0	0	2	0	2
12	(0,11 - 0,12]	2	0	1	0	3
13	(0,12 - 0,13]	0	0	0	0	0
14	(0,13 - 0,14]	0	0	1	0	1

5.2.1.2 Modelos

Mediante o treinamento do autoencoder desenvolvido neste trabalho, foram obtidos os diferentes modelos. Na tabela 5.9 são mostrados a quantidade de dados utilizados para o treinamento e teste dos autoencoders de cada modelo gerado, sendo G o grupo, I_{GVF} o intervalo de GVF ao que representa cada modelo, D_{train} a quantidade de dados para o treinamento dos modelos e D_{test} quantidade de dados para teste. Os dados para treinamento correspondem a 80% do conjunto total de dados e os dados de teste correspondem a 20% do conjunto total de dados para cada um dos grupos.

Tabela 5.9 – Quantidade de dados para treinamento e teste.

G	I_{GVF}	D_{train}	D_{test}
1	0	25	6
2	(0,01 - 0,02]	6	1
3	(0,02 - 0,03]	12	3
4	(0,03 - 0,04]	12	3
5	(0,04 - 0,05]	10	2
6	(0,05 - 0,06]	9	2
7	(0,06 - 0,07]	6	1
8	(0,07 - 0,08]	8	2
9	(0,08 - 0,09]	5	1
10	(0,09 - 0,10]	2	0
11	(0,10 - 0,11]	1	0
12	(0,11 - 0,12]	2	0
13	(0,12 - 0,13]	0	0
14	(0,13 - 0,14]	1	0

Os resultados do treinamento de cada um dos autoencoders são mostrados na Tabela 5.10, onde são mostrados os parâmetros para cada modelo obtido, sendo M o número do modelo, I_{GVF} o intervalo de GVF ao que pertencente a cada modelo, x o número de entradas de cada modelo, h o número de neurônios da camada intermediária e MSE o erro de treinamento de cada modelo.

Tabela 5.10 – Parâmetros para cada modelo.

M	I_{GVF}	x	h	MSE
1	0	20480	200	0.1103
2	(0,01 - 0,02]	20480	200	0.1015
3	(0,02 - 0,03]	20480	200	0.1307
4	(0,03 - 0,04]	20480	200	0.1367
5	(0,04 - 0,05]	20480	200	0.1186
6	(0,05 - 0,06]	20480	200	0.1844
7	(0,06 - 0,07]	20480	200	0.1712
8	(0,07 - 0,08]	20480	200	0.1366
9	(0,08 - 0,09]	20480	200	0.1028
10	(0,09 - 0,10]	20480	200	0.1181
11	(0,10 - 0,11]	20480	200	0.03224
12	(0,11 - 0,12]	20480	200	0.07895
13	(0,12 - 0,13]	NA	NA	NA
14	(0,13 - 0,14]	20480	200	0.02979

As Figuras 5.19 e 5.20 mostram a reconstrução feita por cada um dos modelos obtidos para um dado que pertence ao grupo 3 o qual representa um dado com GVF no intervalo

de $(0,02 - 0,03)$. Onde em cor preta com linha contínua está representado um dado de teste do grupo 3 e em cor vermelho com linha tracejada o resultado da reconstrução feita pelo modelo.

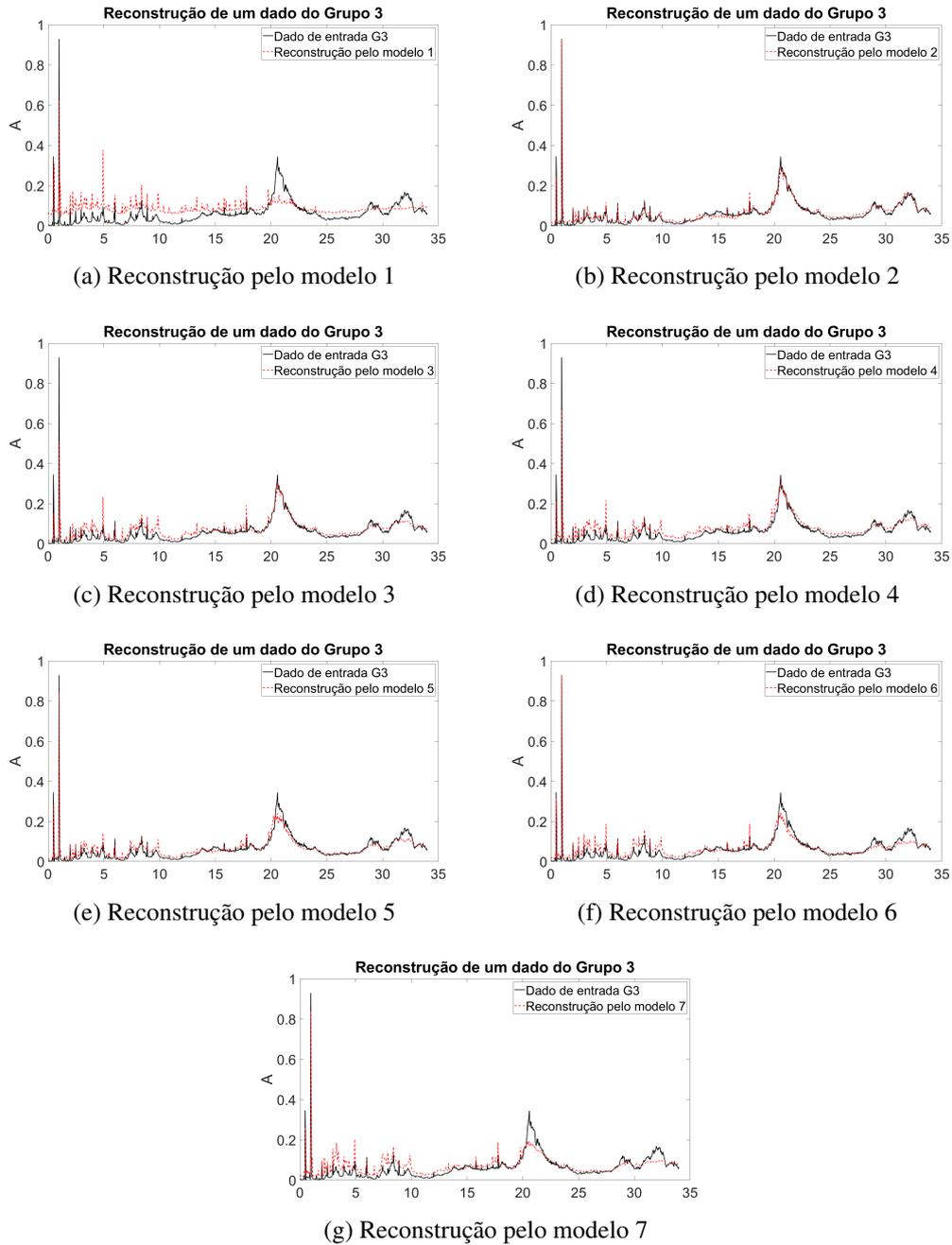


Figura 5.19 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 7).

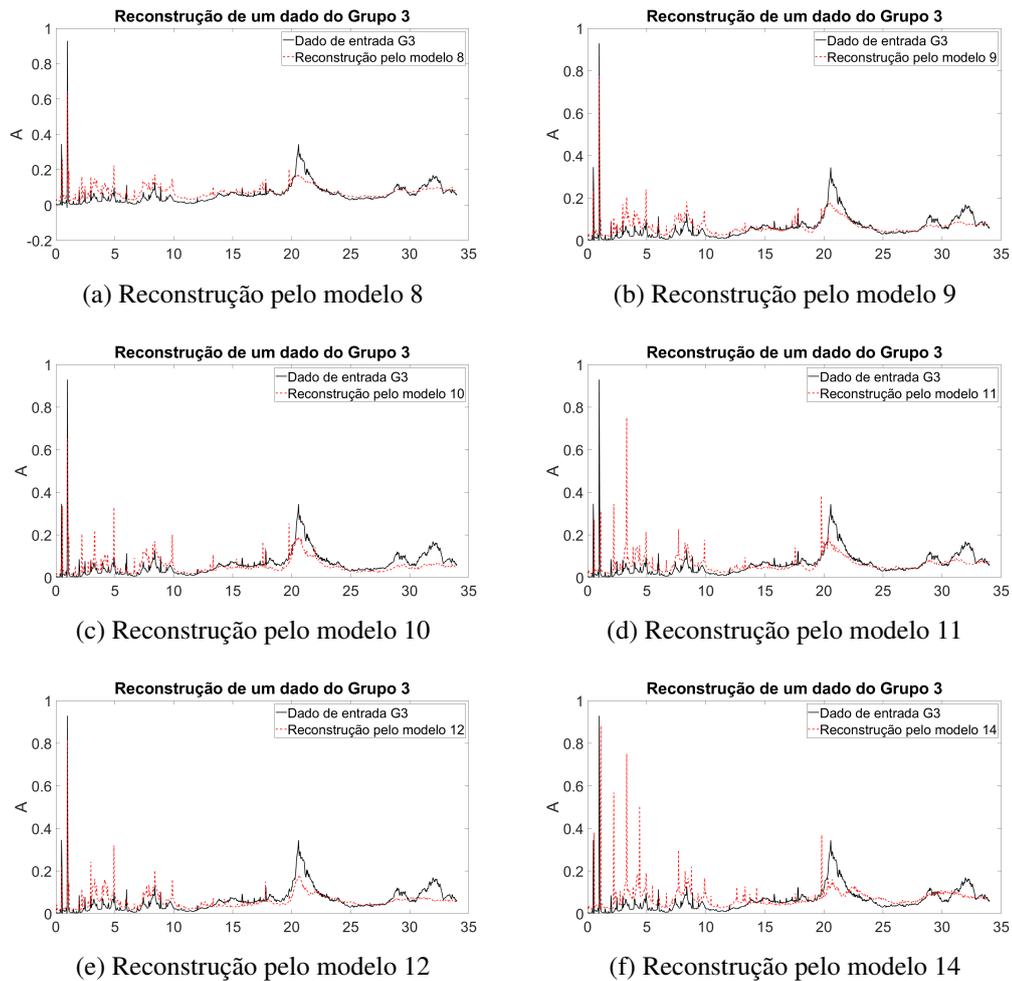


Figura 5.20 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (8 - 14).

Observe-se que nos resultados apresentados, o resultado da reconstrução feita pelo modelo 3 (Figura 5.19 c) é melhor em comparação as reconstruções obtidas com os outros modelos. Embora o resultado da reconstrução obtida apresente alguns erros, o modelo consegue reconstruir um dado que pertence ao grupo 3, isso ocorre porque o autoencoder aprende a reconstruir os dados com que foi treinado. Concluindo assim que com esse modelo em específico (modelo 3) é possível reconstruir dado de entrada que pertencem ao grupo 3. Tendo em conta o fato, que visualmente as diferenças entre as reconstruções obtidas com alguns modelos não são evidentes é preciso obter indicadores métricos que permitam diferenciar cada resultado obtido. Esses indicadores foram obtidos mediante as características propostas neste trabalho.

5.2.1.3 Características

Os gráficos de barras foram utilizados para mostrar o comportamento de cada característica (diferença euclidiana e coeficiente de correlação de Pearson). Dessa forma, foi

possível observar a variação da característica gerada entre os dados de entrada pertencentes a cada grupo e a reconstrução obtida com cada um dos modelos feitos com o autoencoder.

Para a análise dos resultados da característica de diferença euclidiana, espera-se que o seu resultado tenha um valor menor quando os dados de entrada pertencem ao modelo com o qual estão sendo testados, em comparação aos outros modelos, onde as diferenças euclidianas teriam um valor maior, dando uma ideia a qual modelo o dado de teste pode pertencer. Os resultados da característica da diferença gerada entre todos os dados de teste dos grupos de GVF, representados por uma barra, e todos os modelos obtidos com o autoencoder, representados no eixo X, são mostrados nas Figuras 5.21 e 5.22. Nesta, são visualizados nove gráficos de barras porque nem todos os grupos têm dados o suficiente para gerar o conjunto de dados de teste. Analisando os resultados deste teste é evidente que para alguns grupos o comportamento da característica da diferença não é o suficientemente clara.

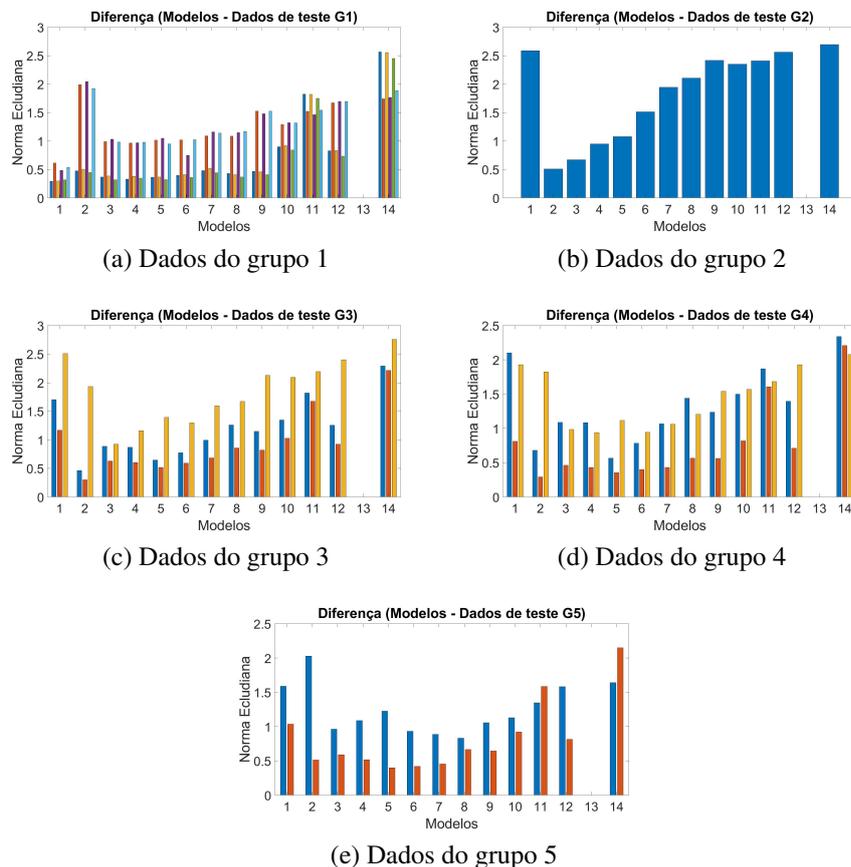


Figura 5.21 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1-5).

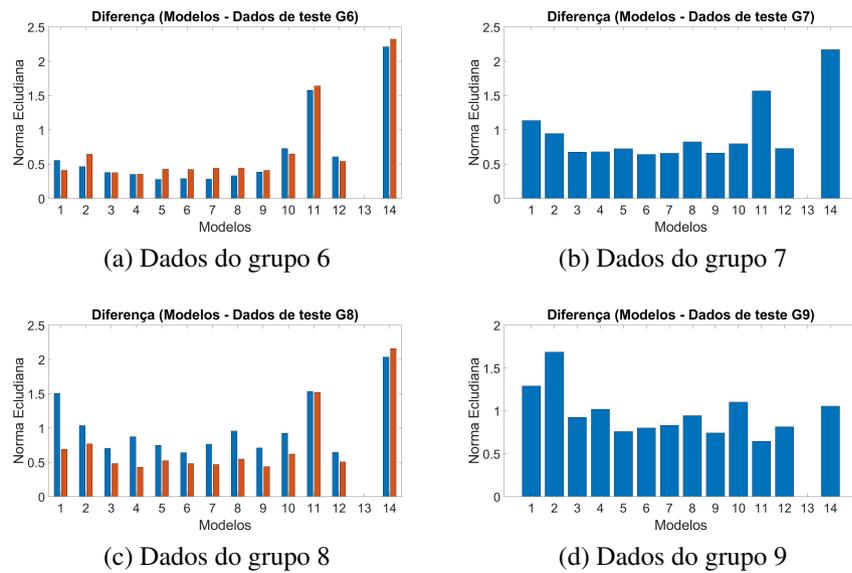


Figura 5.22 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (6-9).

Os resultados da característica do coeficiente de correlação de Pearson obtido entre todos os dados de teste dos grupos e todos os modelos obtidos com o autoencoder é mostrado na Figura 5.23. Nestes resultados é esperado que o valor do coeficiente de correlação de Pearson tenha um valor perto de um quando os dados de entrada pertencem ao modelo com o qual se estão testando, em comparação com o resultado dos coeficientes de correlação obtido com outros modelos, onde teria que ter um valor menor. Isso deve permitir indicar qual modelo pertence o dado de teste. No entanto, analisando os resultados obtidos nesse teste as características apresentam erro para alguns grupos de teste o que não possibilita identificar com precisão o modelo correspondente.

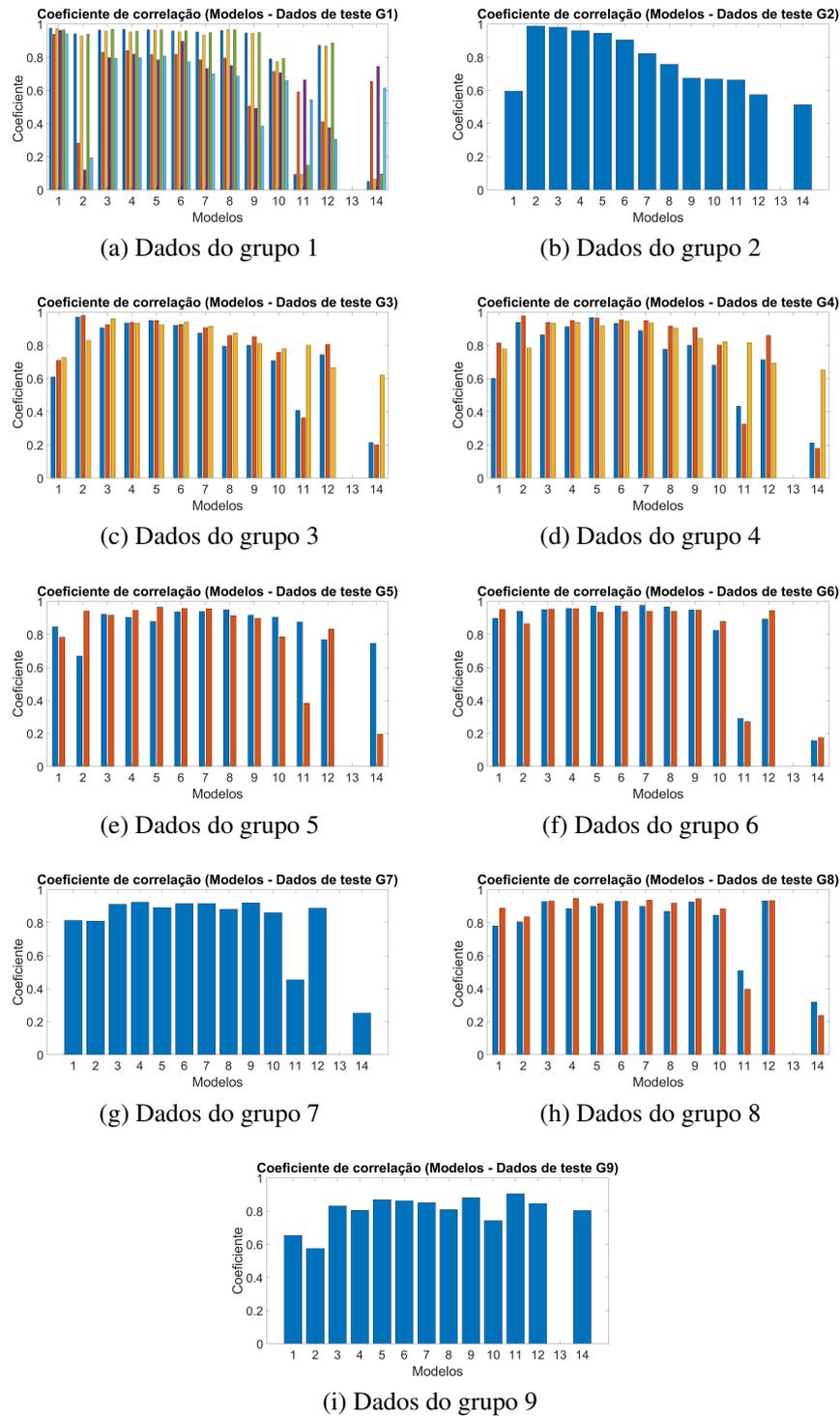


Figura 5.23 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste.

5.2.1.4 Classificadores

Foi implementado uma matriz de confusão para cada classificador para analisar seus respectivos resultados. A matriz de confusão foi gerada com os dados não utilizados no treinamento do autoencoder.

A Figura 5.24 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo primeiro classificador que emprega o valor mínimo da diferença euclidiana como parâmetro de decisão, onde na diagonal principal da matriz é mostrado a quantidade de dados classificados corretamente.

Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana

V a l o r e l a l	1	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	1	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	5	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
	6	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
		Valor predito													

42.9%

Figura 5.24 – Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.

Na Figura 5.25 é mostrada a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo segundo classificador que emprega o valor máximo do coeficiente de correlação como parâmetro de decisão, onde na diagonal principal da matriz é mostrada a quantidade de dados classificados corretamente.

Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson

V a l o r e l a l	1	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	2	0	2	4	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	3	2	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	4	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0	0		
	5	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0		
	6	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	7	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0		
	8	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0		
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0		
	12	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0		
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	38.1%

Figura 5.25 – Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que o método proposto para estimar e classificar o GVF numa bomba BCS com a configuração e quantidade de sinais utilizada no teste 1 não apresentou um bom desempenho, por isso foi necessário melhorar os modelos com uma configuração e quantidade diferentes de sinais para se obter um resultado mais adequado ao comportamento das características propostas.

5.2.2 Teste com inclinação de BCS a 71° e um sensor na direção radial com janela

5.2.2.1 Base de dados

Com o objetivo de melhorar o desempenho dos modelos e o comportamento das características, foi implementada uma janela deslizante para aumentar a quantidade de dados de vibração. As condições dos dados de entrada empregados no teste correspondem ao sensor A_1 instalado na sucção da bomba na direção radial como foi mostrado na Figura 5.18, para todas as condições operacionais obtidas com a bancada basculante na inclinação de 71° e seguindo a matriz de experimentos detalhada na seção 5.1.4. Os dados foram normalizados pela amplitude e frequência e organizados em 14 grupos, onde cada grupo representa um intervalo de GVF na bomba de BCS.

Para aumentar a quantidade de dados foi implementada uma janela retangular deslizante de 20 s que percorre cada uma dos sinais de vibração temporais gerando um dado novo em cada deslocamento, obtendo assim um total de 6 dados novos por cada sinal. Logo se realiza o pré processamento dos sinais de vibração do sensor A_1 , obtendo as STFTs e as médias da STFTs normalizadas pela amplitude e frequência, por último se organizam as médias nos

grupos de rango de GVF. A Tabela 5.11 mostra a quantidade de dados para cada grupo.

Tabela 5.11 – Quantidade de dados em cada grupo.

G	I_{GVF}	N_{CO_1}	N_{CO_2}	N_{CO_3}	N_{CO_4}	N_T
1	0	60	66	0	66	192
2	(0,01 - 0,02]	0	24	0	24	48
3	(0,02 - 0,03]	12	24	18	36	90
4	(0,03 - 0,04]	18	30	12	30	90
5	(0,04 - 0,05]	6	30	12	30	78
6	(0,05 - 0,06]	12	24	12	24	72
7	(0,06 - 0,07]	12	12	6	18	48
8	(0,07 - 0,08]	18	18	6	18	60
9	(0,08 - 0,09]	6	12	24	0	42
10	(0,09 - 0,10]	6	0	0	12	18
11	(0,10 - 0,11]	0	0	12	0	12
12	(0,11 - 0,12]	12	0	6	0	18
13	(0,12 - 0,13]	0	0	0	0	0
14	(0,13 - 0,14]	0	0	6	0	6

5.2.2.2 Modelos

Mediante o treinamento do autoencoder foram obtidos os modelos. Na Tabela 5.12 é mostrada a quantidade de dados utilizados para o treinamento e teste dos autoencoders de cada modelo gerado no teste. Os dados para treinamento correspondem a 80 % do conjunto total de dados e os dados de teste correspondem a 20 % do conjunto total de dados para cada um dos grupos.

Tabela 5.12 – Quantidade de dados para treinamento e teste.

G	I_{GVF}	D_{train}	D_{test}
1	0	154	38
2	(0,01 - 0,02]	38	9
3	(0,02 - 0,03]	72	18
4	(0,03 - 0,04]	72	18
5	(0,04 - 0,05]	63	15
6	(0,05 - 0,06]	57	14
7	(0,06 - 0,07]	38	9
8	(0,07 - 0,08]	48	12
9	(0,08 - 0,09]	33	8
10	(0,09 - 0,10]	14	3
11	(0,10 - 0,11]	9	2
12	(0,11 - 0,12]	14	3
13	(0,12 - 0,13]	0	0
14	(0,13 - 0,14]	4	1

A Tabela 5.13 mostra os parâmetros para cada modelo obtido. Destaca-se que o erro (MSE) de treinamento de cada modelo melhorou em comparação com o erro de treinamento obtido nos modelos do teste mostrado na seção 5.2.1.1.

Tabela 5.13 – Parâmetros para cada modelo.

M	I_{GVF}	x	h	MSE
1	0	20480	100	0.01377
2	(0,01 - 0,02]	20480	100	0.03153
3	(0,02 - 0,03]	20480	100	0.02911
4	(0,03 - 0,04]	20480	100	0.02354
5	(0,04 - 0,05]	20480	100	0.03973
6	(0,05 - 0,06]	20480	100	0.0274
7	(0,06 - 0,07]	20480	100	0.03052
8	(0,07 - 0,08]	20480	100	0.02516
9	(0,08 - 0,09]	20480	100	0.02197
10	(0,09 - 0,10]	20480	100	0.01965
11	(0,10 - 0,11]	20480	100	0.02675
12	(0,11 - 0,12]	2048	100	0.02149
13	(0,12 - 0,13]	NA	NA	NA
14	(0,13 - 0,14]	20480	100	0.01781

As Figuras 5.26 e 5.27 mostram a reconstrução feita por cada um dos modelos obtidos para um dado que pertence ao grupo 3 o qual representa um dado com GVF no intervalo de $(0,02 - 0,03)$. Onde em cor preta com linha contínua está representado um dado de teste do grupo 3 e em cor vermelho com linha tracejada o resultado da reconstrução feita pelo modelo.

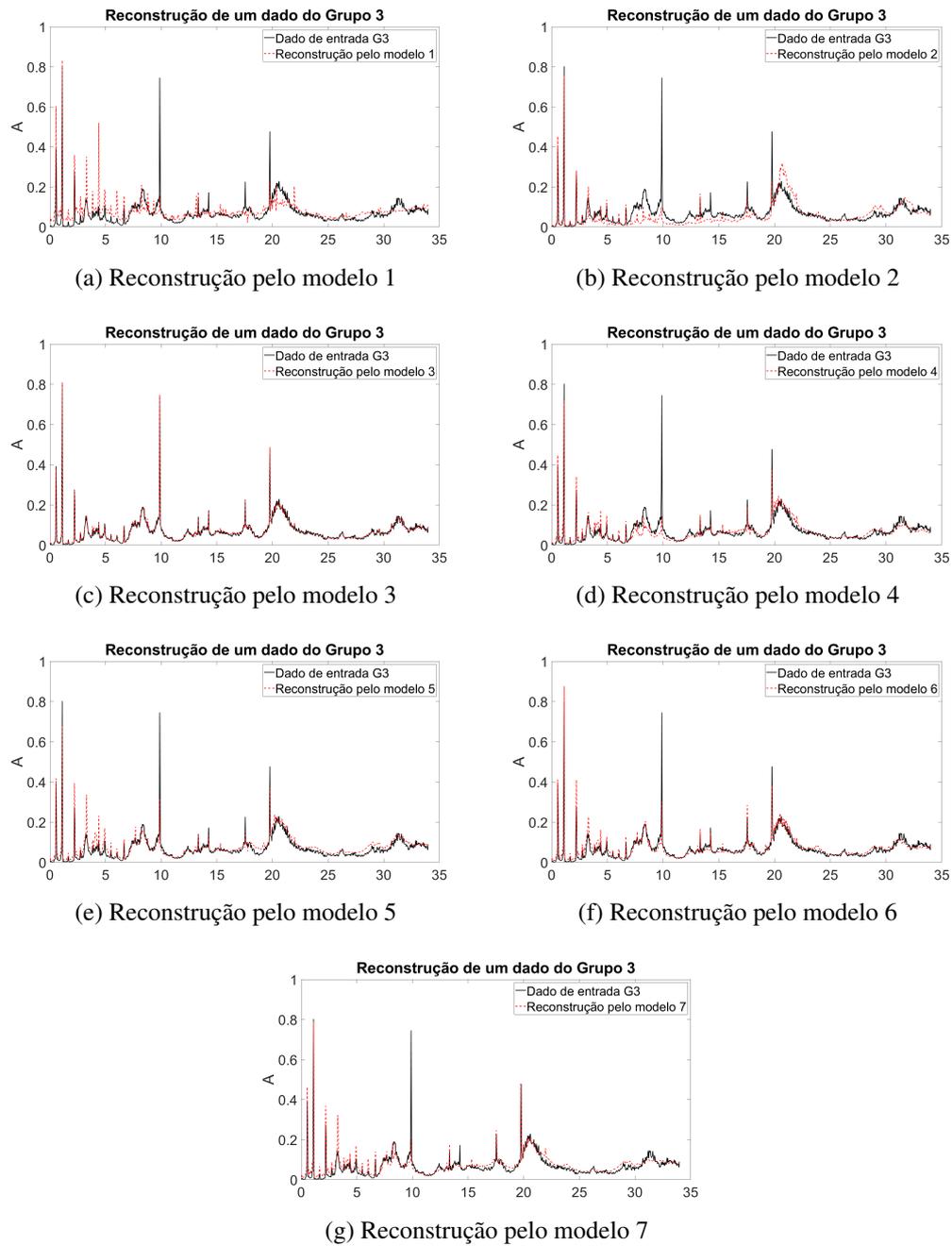


Figura 5.26 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelo modelos (1 - 7).

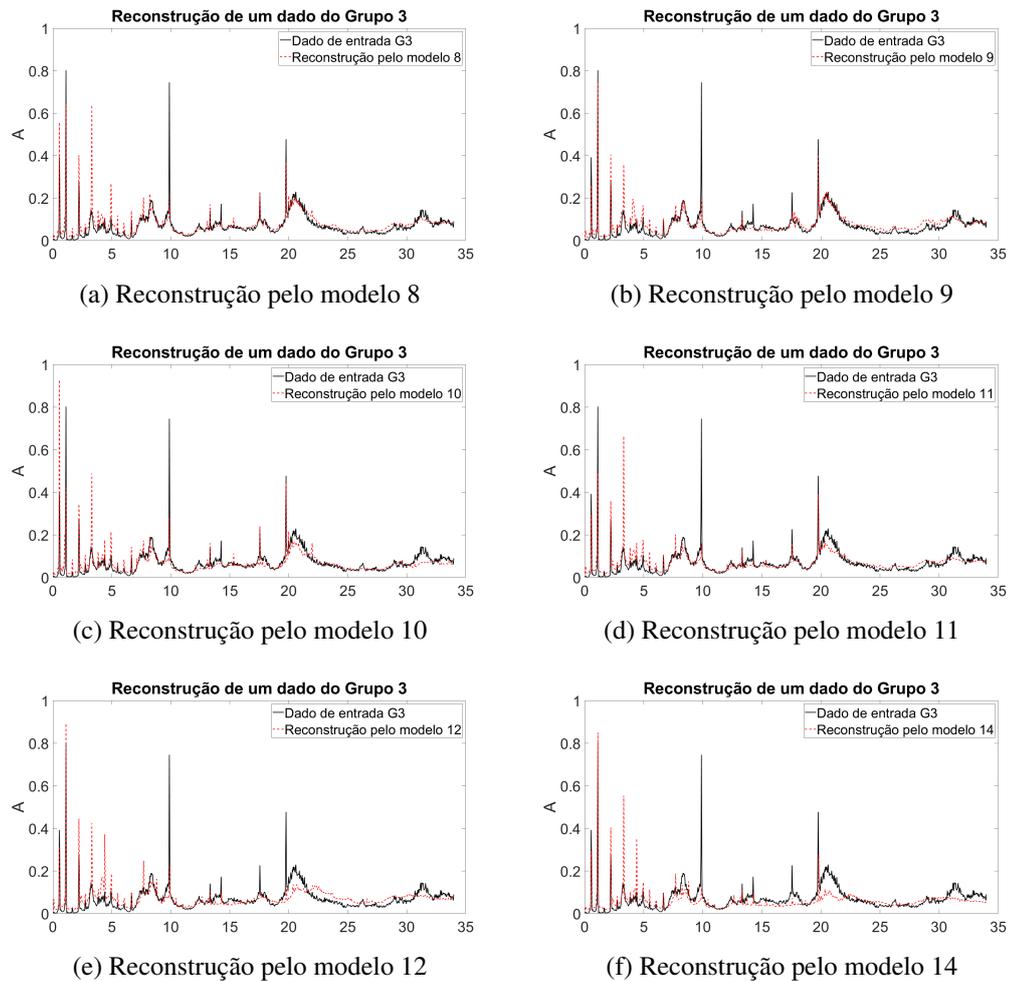


Figura 5.27 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelo modelos (8 - 14).

Observe-se que a reconstrução feita pelo modelo 3 (Figura 5.26 c) é melhor em comparação as reconstruções obtidas com os outros modelos, já que o dado que se está reconstruindo pertence ao grupo 3.

5.2.2.3 Características

O comportamento da característica da diferença euclidiana obtida entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder, se mostram nas Figuras 5.28 e 5.29 os gráficos de barras obtidos com a característica da diferença euclidiana. Nessas figuras, é possível perceber que a diferença euclidiana tem um valor menor quando os dados de entrada pertencem ao modelo com o qual estão sendo testado em comparação com os outros modelos, oermitindo inferir a qual modelo o dado pertence.

O comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson obtido entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder é mostrado nas Figuras 5.30 e 5.31 onde se visualizam os gráficos de barras

obtidos com esta característica. Como se evidencia nas figuras o valor do coeficiente de correlação de Pearson tem um valor que tende a um quando os dados de entrada pertencem ao modelo com o qual se estão testando, em comparação com o resultado dos coeficientes de correlação obtidos com outros modelos. Indicando a qual modelo pertence o dado de teste.

A partir dos resultados obtidos nesse teste conclui-se, que a janela retangular deslizante permitiu replicar os dados de vibração o que possibilita aumentar a quantidade de dados. Nos resultados do teste evidencia-se que o desempenho dos modelos melhora, a causa do aumento na quantidade de dados para o treinamento dos modelos o que também melhora o resultado do comportamento das características propostas.

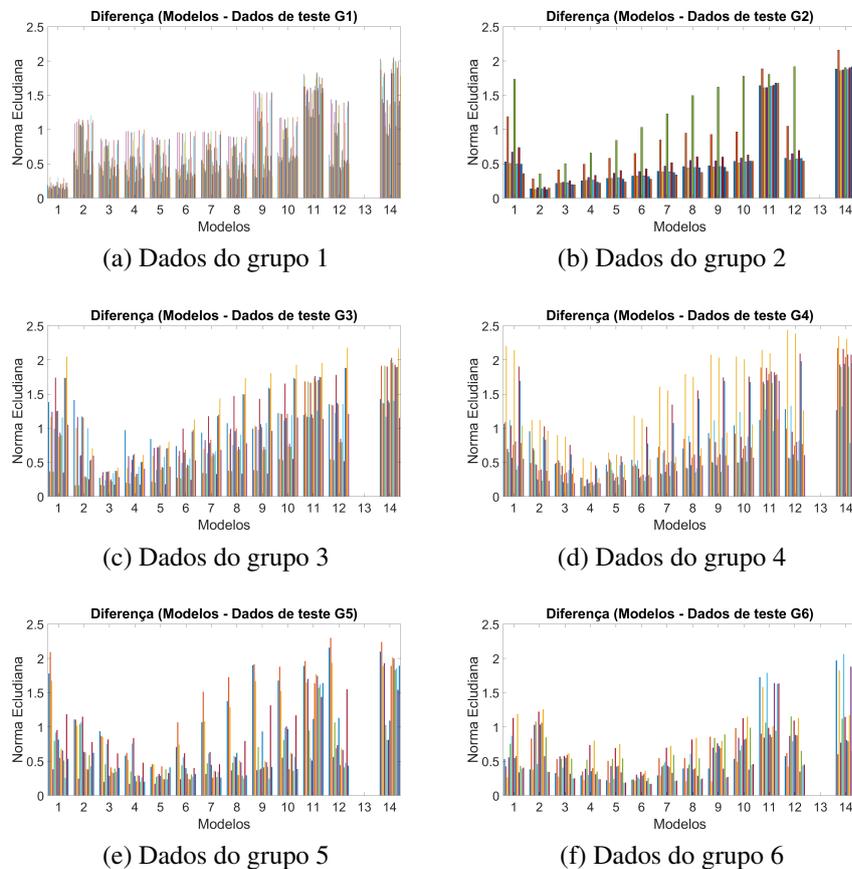


Figura 5.28 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 6).

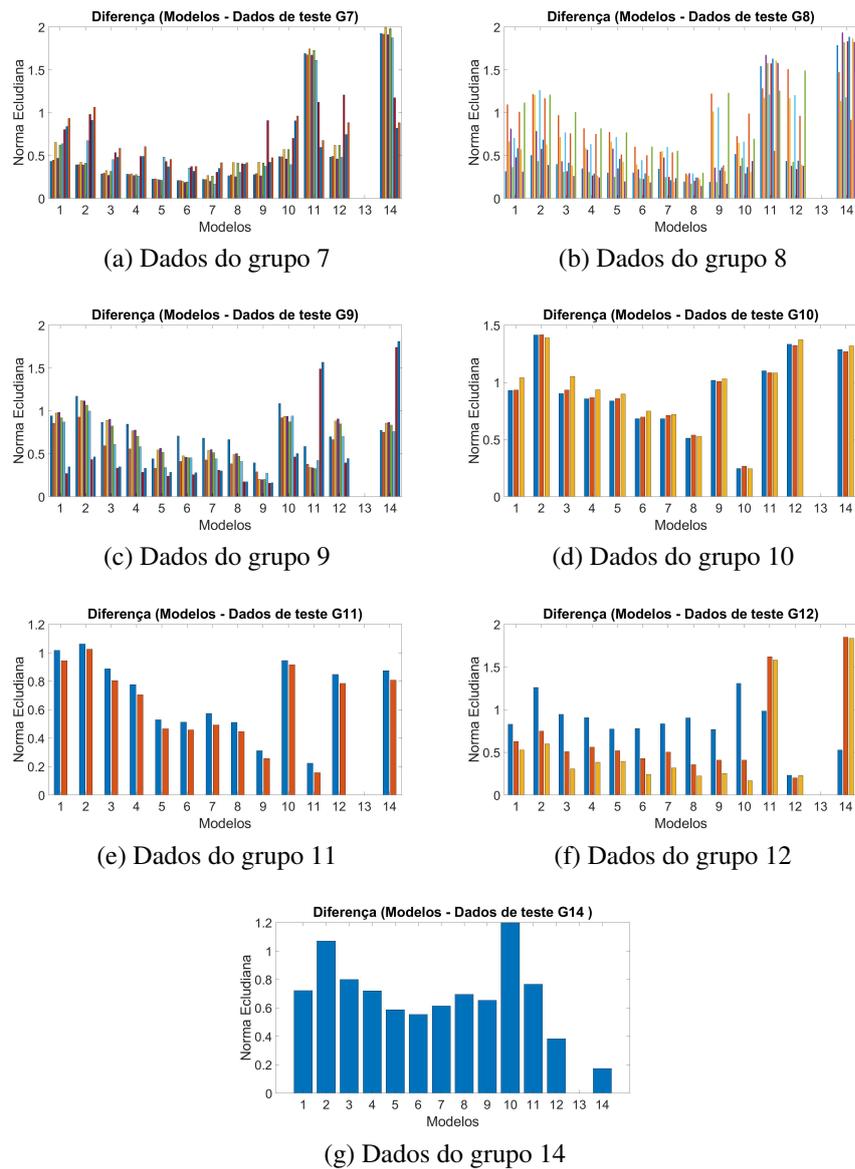


Figura 5.29 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (7 - 14).

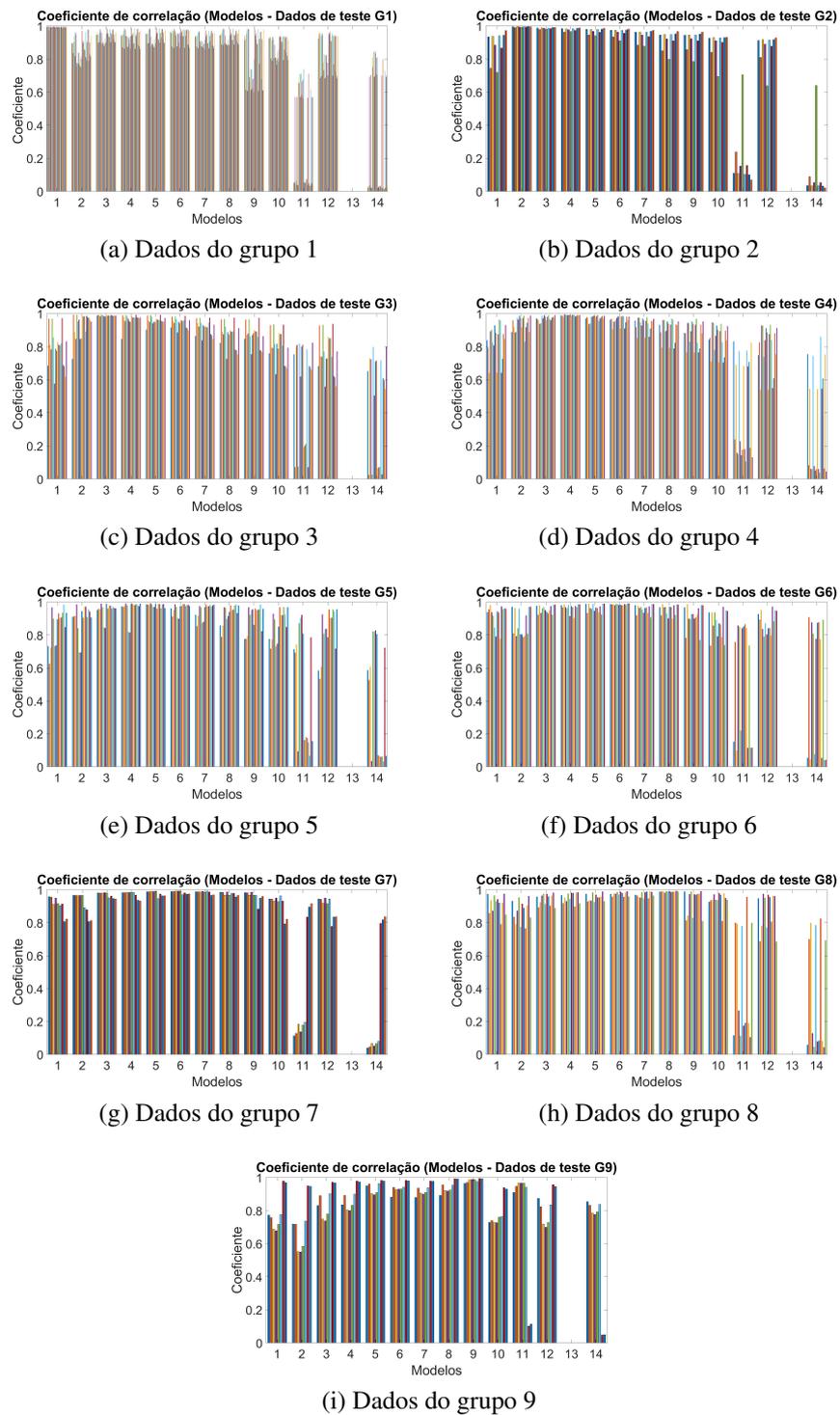


Figura 5.30 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 9).

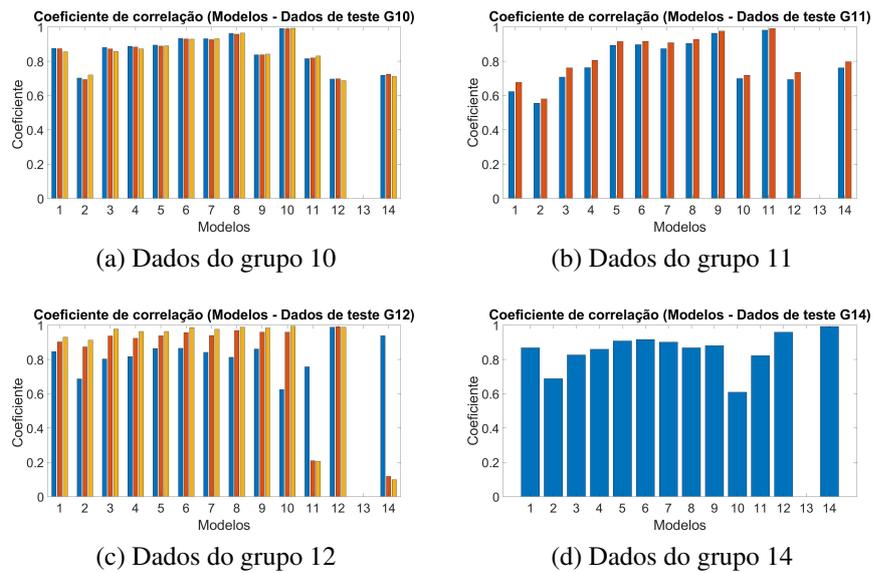


Figura 5.31 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (10 -14).

5.2.2.4 Classificadores

Na Figura 5.32 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo primeiro classificador que emprega o valor mínimo da diferença euclidiana como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana

V a l o r e a l	1	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	4	0	0	0	18	5	0	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	0	0	9	3	0	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	0	0	1	11	7	0	0	0	0	0	0	
	7	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	
	8	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	
	9	0	0	0	0	0	0	0	1	8	0	0	0	0	
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
		Valor predito													

86%

Figura 5.32 – Matriz de confusão da característica diferença euclidiana.

Na Figura 5.33 se mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da

estimação realizada pelo segundo classificador que emprega o valor máximo do coeficiente de correlação como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson

V a l o r r e a l	1	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	1	18	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	5	0	0	0	0	9	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	6	0	0	0	0	1	11	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0
	8	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	1	8	0	0	0	0	0	0	0
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	85.3%	
		Valor predito															

Figura 5.33 – Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.

5.2.3 Teste com inclinação de BCS a 71° e seis sensores na direção radial com janela

5.2.3.1 Base de dados

Com o objetivo de obter modelos que permitam identificar o GVF na bomba de BCS sem importar a localização do acelerômetro na carcaça da bomba foi realizado o seguinte teste.

Os dados organizados para o teste correspondem aos sensores de vibração A₁ até A₆, instalados em toda a carcaça da bomba de BCS na direção radial Z, como se mostra na Figura 5.34, para todas as condições de operação da bomba obtidas seguindo a matriz de teste 5.4 na inclinação de 71°.

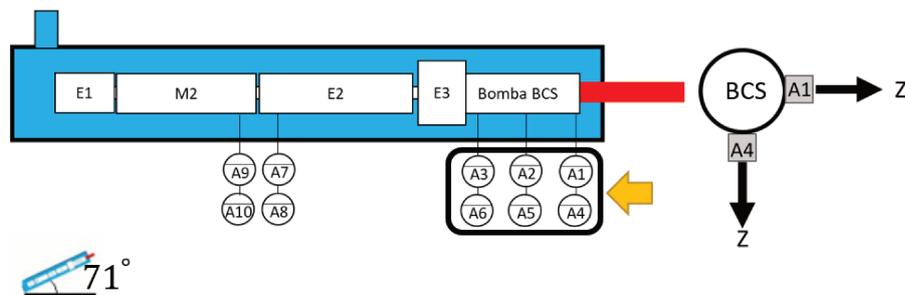


Figura 5.34 – Montagem de Sensores em BCS.

Os dados de entrada a cada modelo correspondem às médias da STFTs dos sensores de vibração $A_1 - A_6$. Para aumentar a quantidade de dados se aplicou a janela retangular deslizante de 20s que percorre cada uma dos sinais de vibração no domínio do tempo gerando um dado novo em cada deslocamento, obtendo assim um total de 6 dados novos por cada sinal. Logo se realiza o pré-processamento dos sinais de vibração da mesma forma como foi descrito no teste anterior. Na tabela 5.14 são mostrados a quantidade de dados para cada grupo.

Tabela 5.14 – Quantidade de dados em cada grupo.

G	I_{GVF}	N_{CO_1}	N_{CO_2}	N_{CO_3}	N_{CO_4}	N_T
1	0	360	396	0	396	1152
2	(0,01 - 0,02]	0	144	0	144	288
3	(0,02 - 0,03]	72	144	108	216	540
4	(0,03 - 0,04]	108	180	72	180	540
5	(0,04 - 0,05]	36	180	72	180	468
6	(0,05 - 0,06]	72	144	72	144	432
7	(0,06 - 0,07]	72	72	36	108	288
8	(0,07 - 0,08]	108	108	36	108	360
9	(0,08 - 0,09]	36	72	144	0	252
10	(0,09 - 0,10]	36	0	0	72	108
11	(0,10 - 0,11]	0	0	72	0	72
12	(0,11 - 0,12]	72	0	36	0	108
13	(0,12 - 0,13]	0	0	0	0	0
14	(0,13 - 0,14]	0	0	6	0	36

5.2.3.2 Modelos

Mediante o treinamento do autoencoder foram obtidos os diferentes modelos. A Tabela 5.15 mostra a quantidade de dados utilizados para o treinamento e teste dos autoencoders de cada modelo gerado nesse teste. Os dados para treinamento correspondem a 80 % do conjunto total de dados e os dados de teste correspondem a 20 % do conjunto total de dados para cada um dos grupos.

Tabela 5.15 – Quantidade de dados para treinamento e teste.

G	I_{GVF}	D_{train}	D_{test}
1	0	922	230
2	(0,01 - 0,02]	231	57
3	(0,02 - 0,03]	432	108
4	(0,03 - 0,04]	432	108
5	(0,04 - 0,05]	375	93
6	(0,05 - 0,06]	346	86
7	(0,06 - 0,07]	231	57
8	(0,07 - 0,08]	288	72
9	(0,08 - 0,09]	202	50
10	(0,09 - 0,10]	87	21
11	(0,10 - 0,11]	58	14
12	(0,11 - 0,12]	87	21
13	(0,12 - 0,13]	0	0
14	(0,13 - 0,14]	29	7

A Tabela 5.16 mostra os parâmetros para cada modelo obtido. Destaca-se que o erro de treinamento de cada modelo melhora em comparação com o erro de treinamento obtido nos modelos do teste 1.

Tabela 5.16 – Parâmetros para cada modelo.

M	GVF	x	h	MSE
1	0	20480	100	0.008189
2	(0,01 - 0,02]	20480	100	0.02029
3	(0,02 - 0,03]	20480	100	0.01944
4	(0,03 - 0,04]	20480	100	0.01944
5	(0,04 - 0,05]	20480	100	0.02223
6	(0,05 - 0,06]	20480	100	0.01755
7	(0,06 - 0,07]	20480	100	0.01721
8	(0,07 - 0,08]	20480	100	0.01664
9	(0,08 - 0,09]	20480	100	0.01724
10	(0,09 - 0,10]	20480	100	0.01747
11	(0,10 - 0,11]	20480	100	0.01898
12	(0,11 - 0,12]	20480	100	0.02307
13	(0,12 - 0,13]	NA	NA	NA
14	(0,13 - 0,14]	20480	100	0.04248

As Figuras 5.35 e 5.36 mostram a reconstrução feita por cada um dos modelos obtidos para um dado que pertence ao grupo 3 o qual representa um dado com GVF no intervalo de (0,02 – 0,03). Onde em cor preta com linha contínua está representado um dado de teste do grupo 3 e em cor vermelho com linha tracejada o resultado da reconstrução feita por o modelo.

De igual maneira que nos testes anteriores observe-se que a reconstrução feita pelo modelo 3 é melhor em comparação as reconstruções obtidas com os outros modelos.

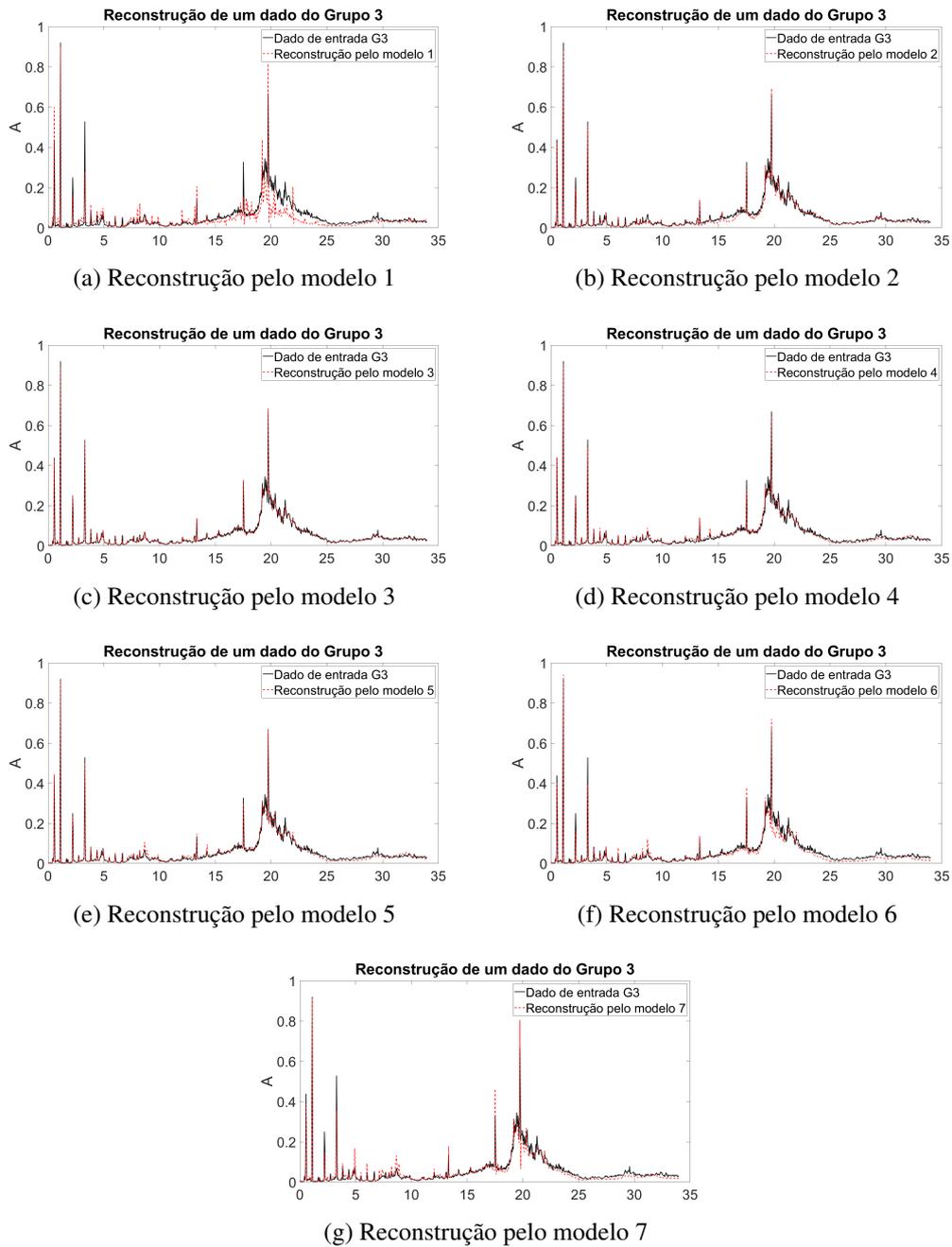


Figura 5.35 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 7).

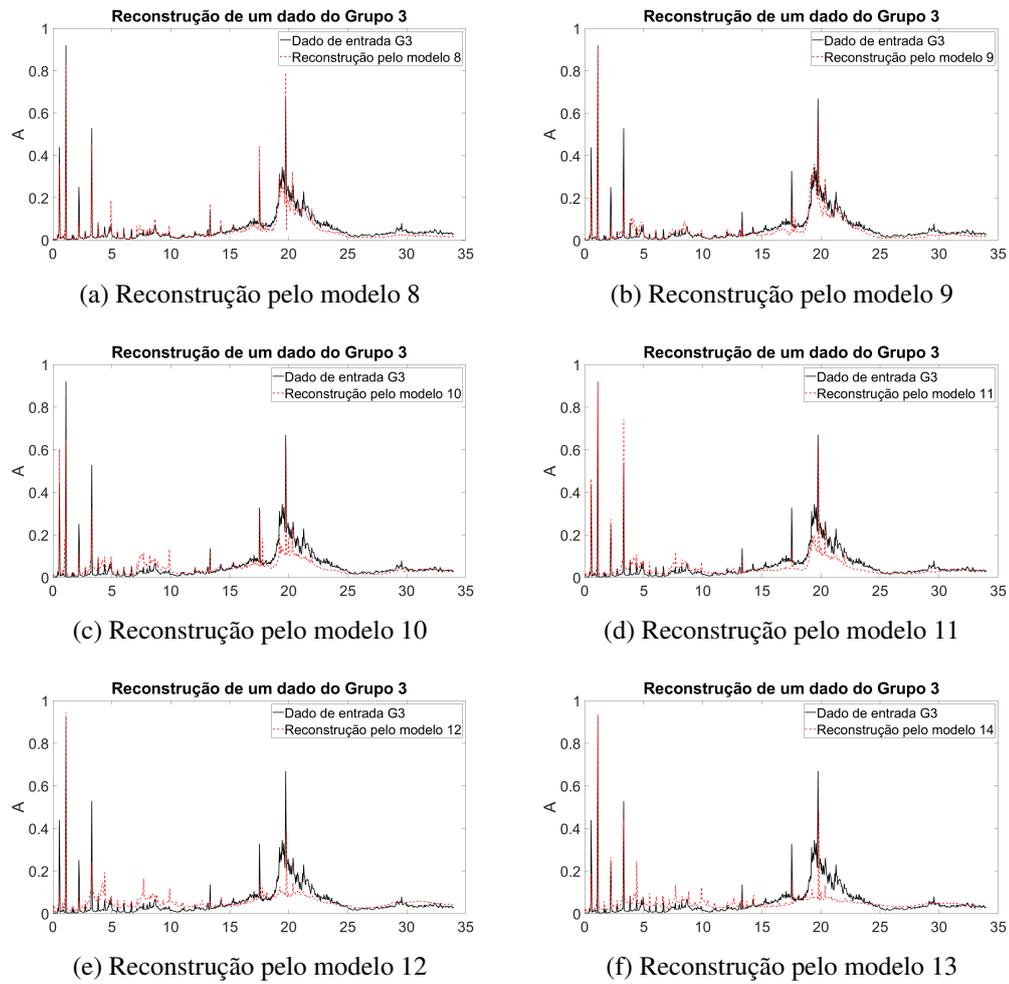


Figura 5.36 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (8 - 14).

5.2.3.3 Características

O comportamento da característica da diferença euclidiana obtida entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder, se mostra nas Figuras 5.37 e 5.38 onde são apresentados os gráficos de barras obtidos com a característica da diferença euclidiana, também se evidencia que o comportamento da diferença euclidiana permanece da mesma forma que no teste anterior o que permite identificar facilmente o modelo ao qual pertence o dado de teste.

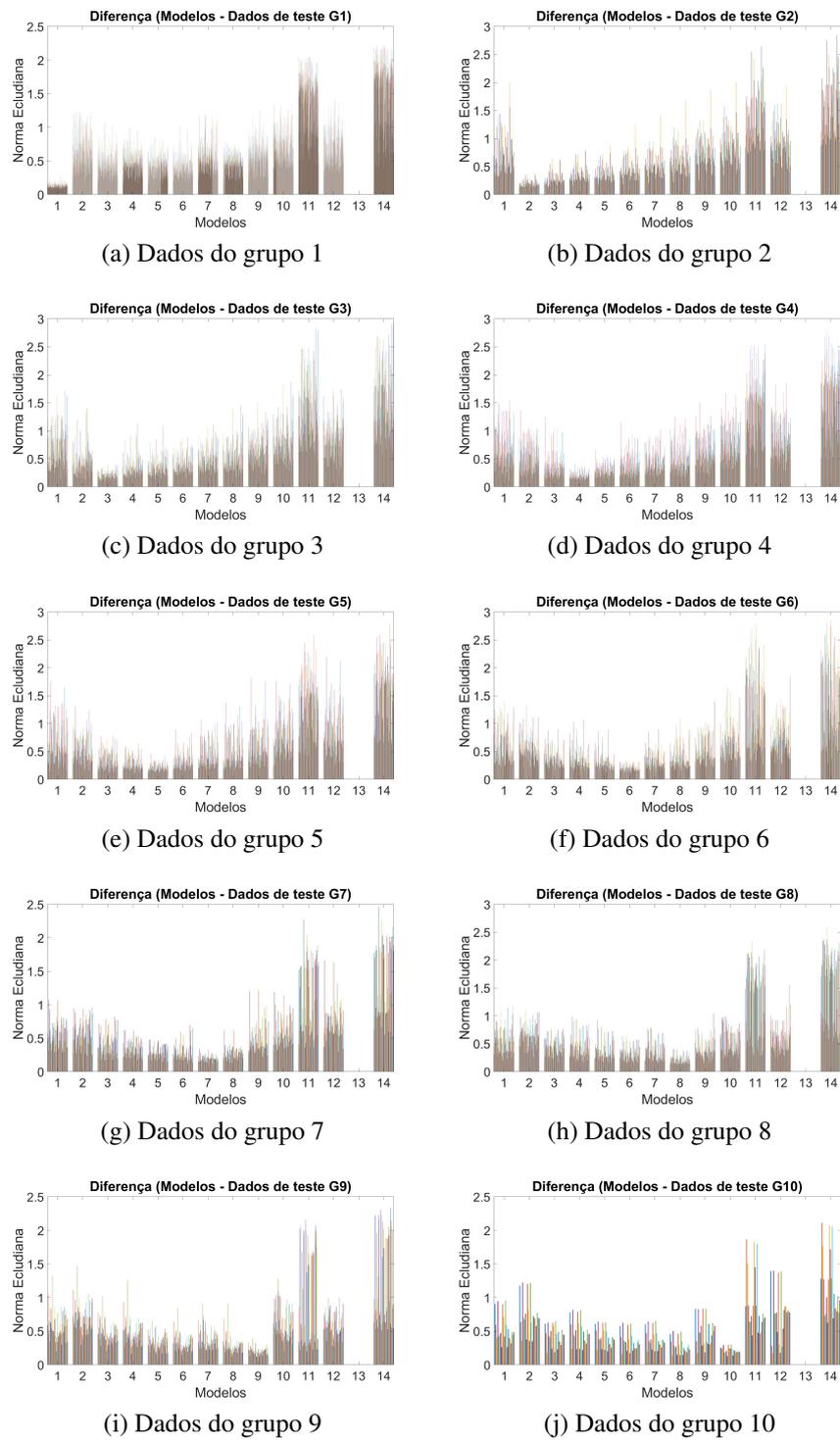


Figura 5.37 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).

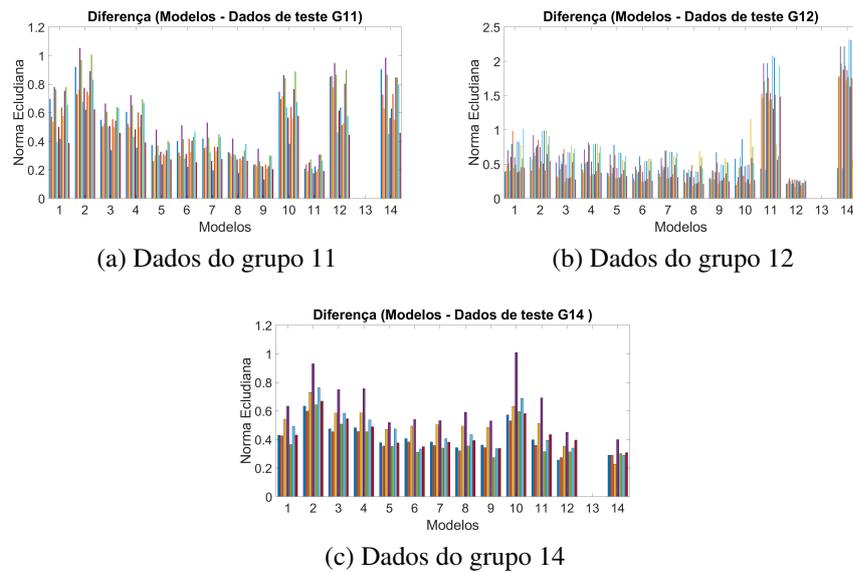


Figura 5.38 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).

O comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson obtido entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder se mostram nas Figuras 5.39 e 5.40 onde se visualizam os gráficos de barras obtidos com a característica do coeficiente de correlação de Pearson. Com esta característica também é possível identificar facilmente o modelo ao qual pertence o dado de teste.

Realizando a comparação dos resultados obtidos no teste anterior com os resultados do teste 3 evidencia-se que o desempenho dos modelos melhora a causa do aumento na quantidade de dados, proporcionada por a quantidade de sensores, o que se reflete no comportamento das características. A partir dos resultados obtidos conclui-se, que é possível obter modelos que identificam a GVF na bomba de BCS sem importar o posicionado do sensor de vibração na carcaça da bomba.

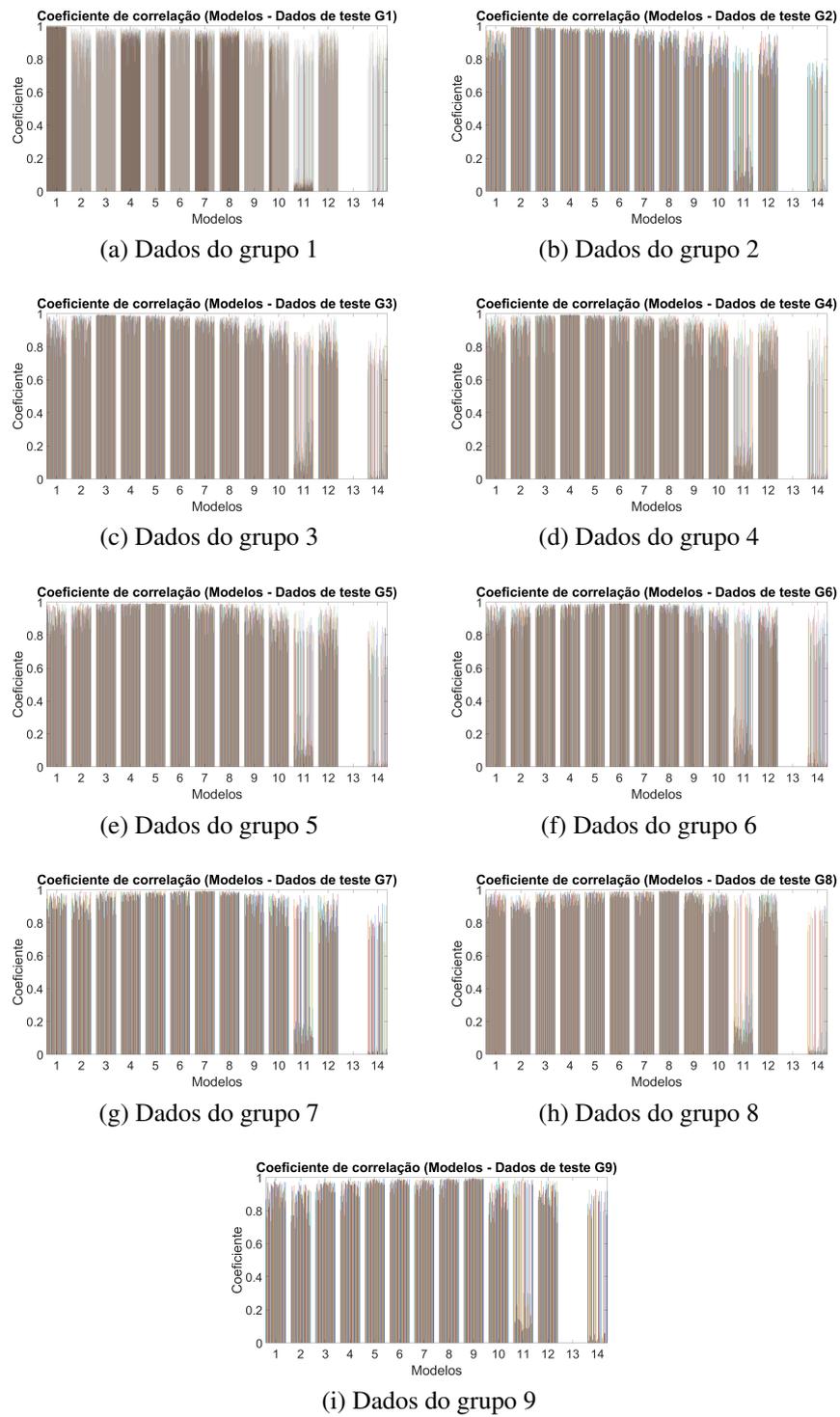


Figura 5.39 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 9).

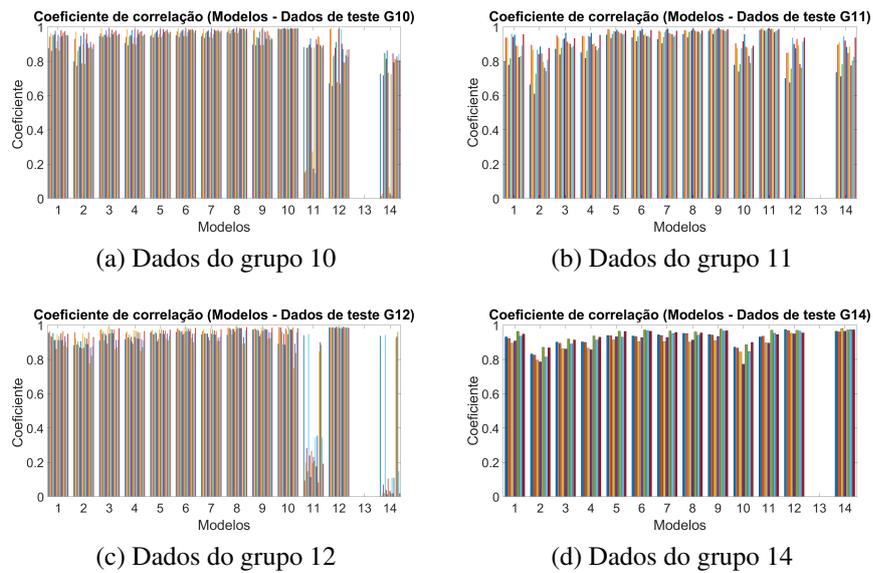


Figura 5.40 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (10 -14).

5.2.3.4 Classificadores

Na Figura 5.41 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo primeiro classificador que emprega o valor mínimo da diferença euclidiana como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana

V a l o r e a l	1	230	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	56	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	1	107	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	
	4	0	0	0	101	8	0	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	0	5	82	2	0	0	0	0	0	0	0	
	6	0	0	0	0	0	84	13	3	1	0	0	0	0	
	7	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	
	8	0	0	0	0	0	0	4	68	5	3	0	4	0	
	9	0	0	0	0	0	0	0	1	43	0	4	0	0	
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	1	18	0	1	0	
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
		Valor predito													

93%

Figura 5.41 – Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.

Na Figura 5.42 se mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da

estimação realizada pelo segundo classificador que emprega o valor máximo do coeficiente de correlação como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson

V a l o r e l i a b i l	1	230	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	56	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	1	107	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	0	101	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	5	0	0	0	5	82	2	0	0	0	0	0	0	0	0
	6	0	0	0	0	0	84	13	3	1	0	0	0	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0
	8	0	0	0	0	0	0	4	68	5	2	0	4	0	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	1	43	0	3	0	0	1
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	1	19	0	1	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	2
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14

93.2%

Valor predito

Figura 5.42 – Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.

5.2.4 Teste com inclinação de BCS a 71° e seis sensores na direção radial e tangencial com janela

5.2.4.1 Base de dados

Com o objetivo de continuar melhorando os modelos para a identificação da GVF gerados seguindo o método proposto foi implementado um teste onde os sinais de vibração de entrada são obtidos tanto na direção radial Z como na direção tangencial Y. Tendo em consideração isto os dados utilizados neste teste correspondem aos sensores de vibração A₁ até A₆, instalados na carcaça da bomba de BCS, com a bancada basculante operando na inclinação de 71°, como se mostra na Figura 5.43.

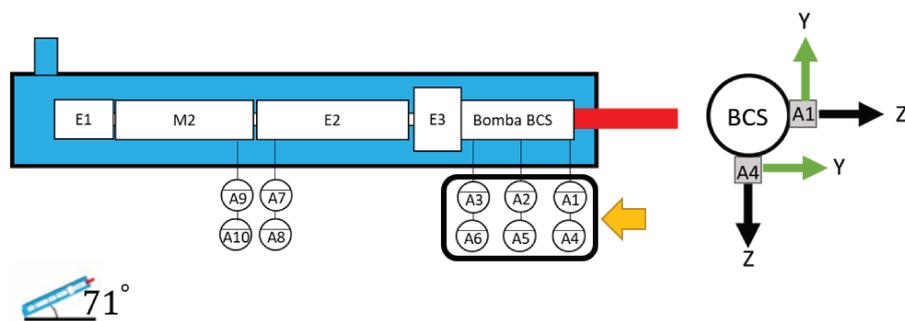


Figura 5.43 – Montagem de Sensores em BCS.

Para aumentar a quantidade de dados foi aplicada uma janela retangular deslizante de 20 s que percorre cada uma dos sinais de vibração no domínio do tempo gerando um dado novo em cada deslocamento, obtendo assim um total de 6 dados novos por cada sinal. Logo se realiza o pré-processamento dos sinais de vibração da mesma forma como foi descrito nos testes anteriores. Na Tabela 5.17 é mostrada a quantidade de dados para cada grupo utilizados no teste.

Tabela 5.17 – Quantidade de dados em cada grupo.

G	I_{GVF}	N_{CO_1}	N_{CO_2}	N_{CO_3}	N_{CO_4}	N_T
1	0	720	792	0	792	2304
2	(0,01 - 0,02]	0	288	0	288	576
3	(0,02 - 0,03]	144	288	216	432	1080
4	(0,03 - 0,04]	216	360	144	360	1080
5	(0,04 - 0,05]	72	360	144	360	936
6	(0,05 - 0,06]	144	288	144	288	864
7	(0,06 - 0,07]	144	144	72	216	576
8	(0,07 - 0,08]	216	216	72	216	720
9	(0,08 - 0,09]	72	144	288	0	504
10	(0,09 - 0,10]	72	0	0	144	216
11	(0,10 - 0,11]	0	0	144	0	144
12	(0,11 - 0,12]	144	0	72	0	216
13	(0,12 - 0,13]	0	0	0	0	0
14	(0,13 - 0,14]	0	0	72	0	72

5.2.4.2 Modelos

A Tabela 5.18 mostra a quantidade de dados para treinamento e teste dos autoencoders para cada grupo. Onde os dados para treinamento correspondem a 80 % do conjunto total de dados e os dados de teste correspondem a 20 % do conjunto total de dados para cada um dos grupos.

Tabela 5.18 – Quantidade de dados para treinamento e teste.

G	I_{GVF}	D_{train}	D_{test}
1	0	1844	460
2	(0.01 -0.02]	460	115
3	(0.02 -0.03]	864	216
4	(0.03 -0.04]	864	216
5	(0.04 -0.05]	749	187
6	(0.05 -0.06]	692	172
7	(0.06 -0.07]	462	114
8	(0.07 -0.08]	576	144
9	(0.08 -0.09]	404	100
10	(0.09 -0.10]	172	43
11	(0.10 -0.11]	116	28
12	(0.11 -0.12]	172	43
13	(0.12 -0.13]	0	0
14	(0.13 -0.14]	58	14

A Tabela 5.19 mostra os parâmetros para cada modelo obtido. Onde o erro de treinamento de cada modelo também apresenta um bom resultado ao igual que os MSE obtido nos teste anteriores.

Tabela 5.19 – Parâmetros para cada modelo.

M	GVF	x	h	MSE
1	0	20480	100	0.0086
2	(0.01 -0.02]	20480	100	0.022
3	(0.02 -0.03]	20480	100	0.022021
4	(0.03 -0.04]	20480	100	0.01989
5	(0.04 -0.05]	20480	100	0.02333
6	(0.05 -0.06]	20480	100	0.01892
7	(0.06 -0.07]	20480	100	0.01748
8	(0.07 -0.08]	20480	100	0.01664
9	(0.08 -0.09]	20480	100	0.01724
10	(0.09 -0.10]	20480	100	0.01747
11	(0.10 -0.11]	20480	100	0.01898
12	(0.11 -0.12]	20480	100	0.02307
13	(0.12 -0.13]	NA	NA	NA
14	(0.13 -0.14]	20480	100	0.04248

As Figuras 5.44 e 5.45 mostram a reconstrução feita por cada um dos modelos obtidos para um dado que pertence ao grupo 3 o qual representa um dado com GVF no intervalo de (0,02 – 0,03). Onde em cor preto com linha contínua está representado um dado na direção radial do grupo 3, em cor preto com linha tracejada o resultado da reconstrução feita pelo modelo. Em cor vermelho com linha contínua está representado um dado na direção transversal

do grupo 3 e em cor vermelha com linha tracejada o resultado da reconstrução feita por o modelo.

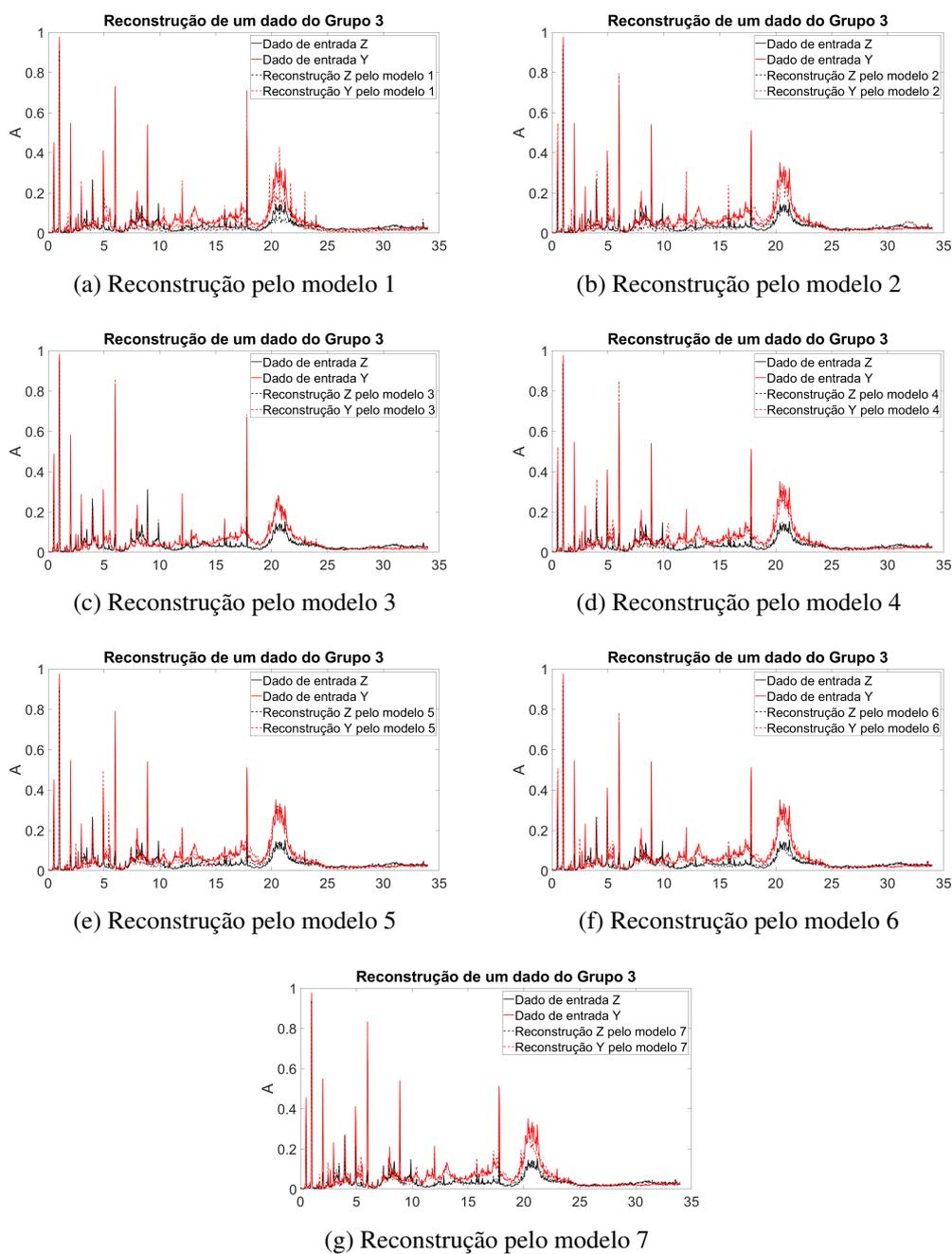


Figura 5.44 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita por modelos (1 - 7).

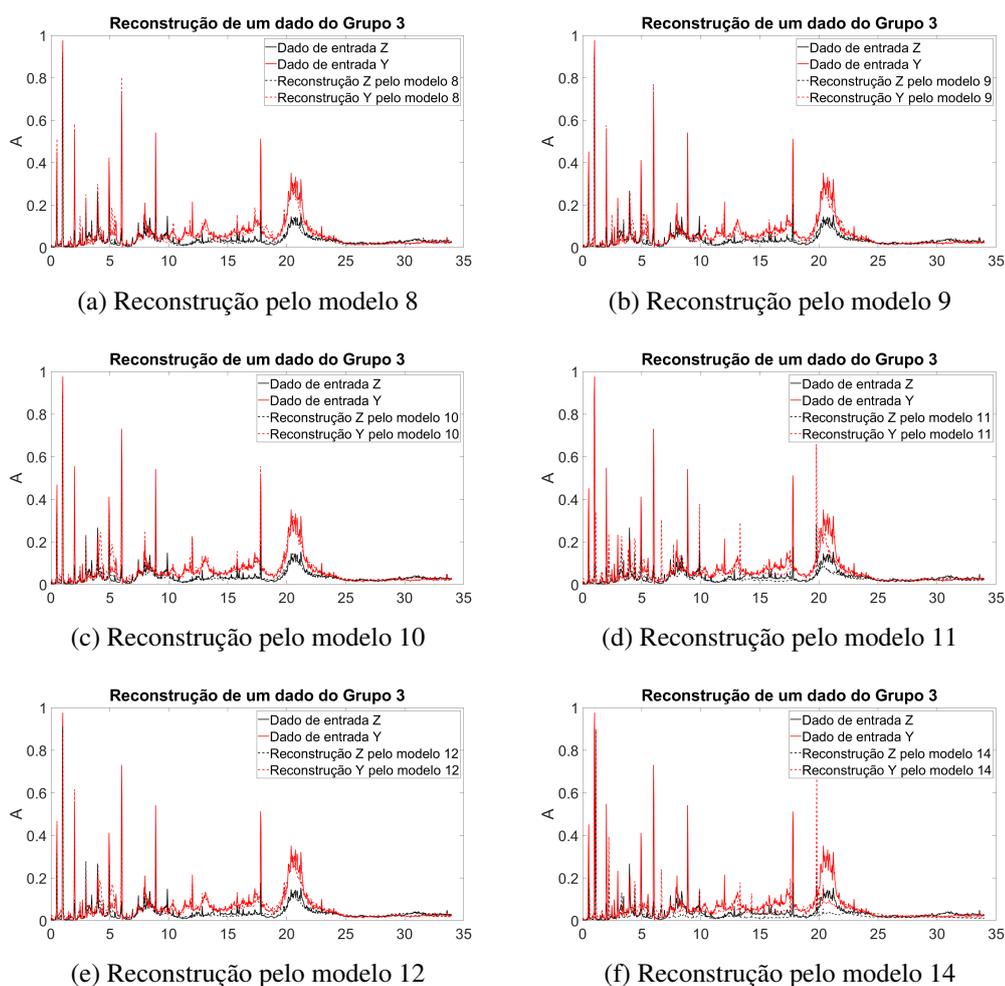


Figura 5.45 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita por modelos (8 - 14).

Observa-se que nos resultados apresentados, o resultado da reconstrução feita pelo modelo 3 (Figura 5.44 c) é melhor em comparação às reconstruções obtidas com os outros modelos, além disso é possível reconstruir o dado de entrada que pertence ao grupo tanto na direção radial e tangencial.

5.2.4.3 Características

O comportamento da característica da diferença euclidiana obtida entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder, se mostram nas Figuras 5.46 e 5.47, onde são apresentados os gráficos de barras obtidos com a característica da diferença euclidiana, também se evidencia que o comportamento da diferença euclidiana permanece da mesma forma que nos testes anteriores o que permite identificar facilmente o modelo ao qual pertence o dado de teste.

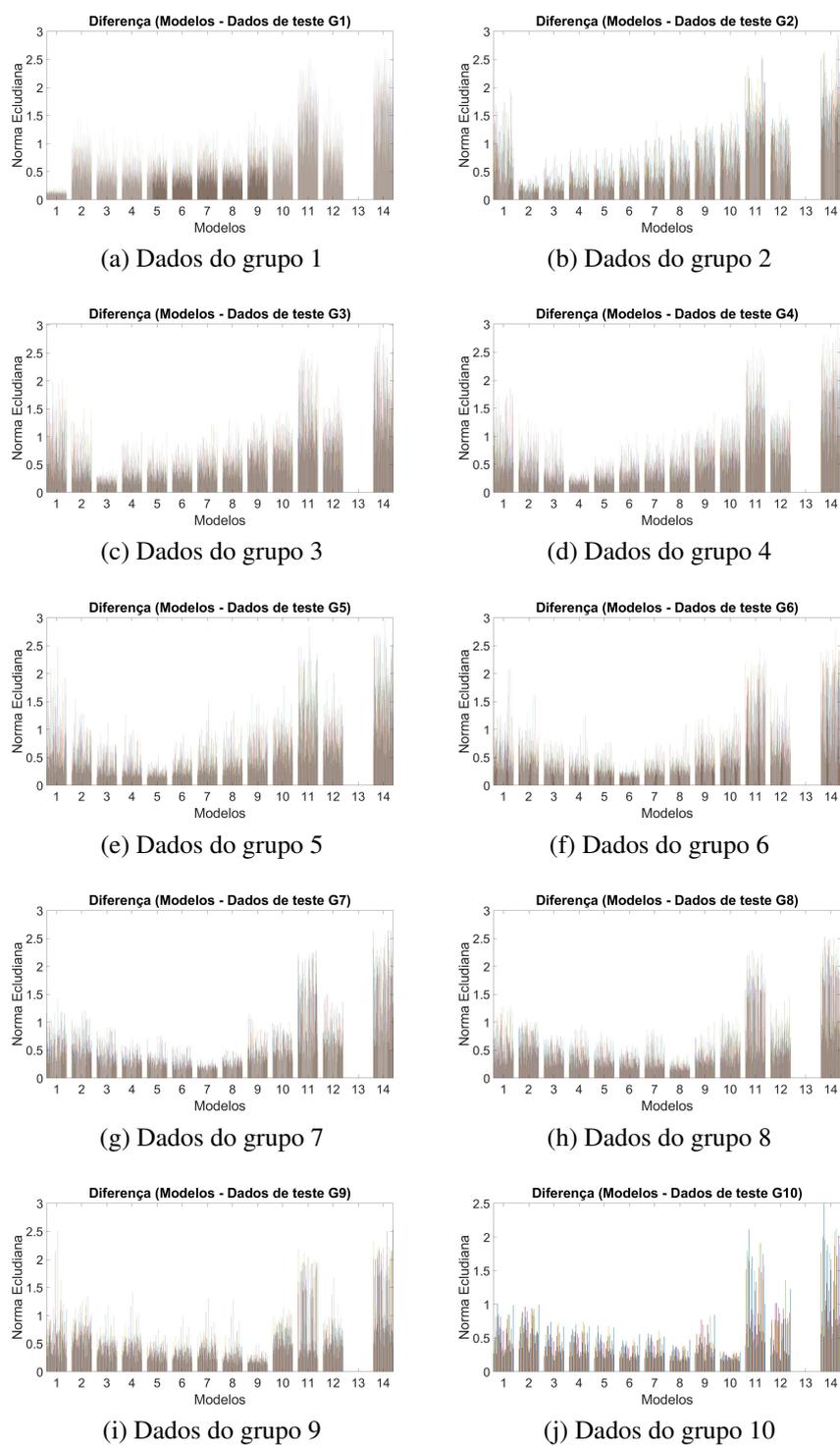


Figura 5.46 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).

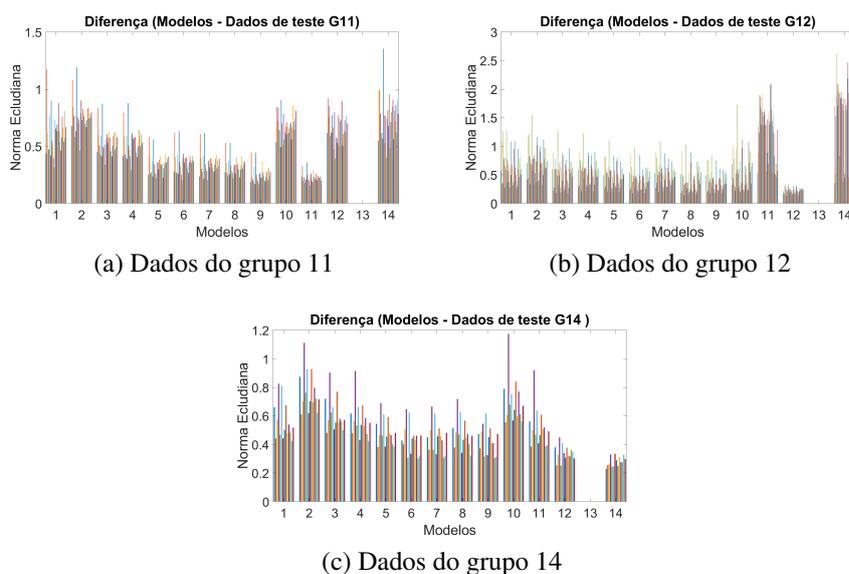


Figura 5.47 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).

O comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson obtido entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder, nas Figuras 5.48 e 5.49 se visualizam os gráficos de barras obtidos com a característica do coeficiente de correlação de Pearson. O comportamento permanece da mesma forma que nos testes anteriores o que permite identificar facilmente o modelo ao qual pertence o dado de teste.

Realizando a comparação dos resultados obtidos nos testes anteriores com os resultados deste teste evidencia-se que o desempenho dos modelos melhora a causa do aumento na quantidade de dados, proporcionada por o aumento dos sensores e das direções dos sinais de vibração, o que se reflete no comportamento das características. A partir dos resultados obtidos no teste conclui-se que é possível obter modelos que conseguem identificar a GVF na bomba de BCS sem importar onde seja posicionado e a direção dos sensores de medição de vibração.

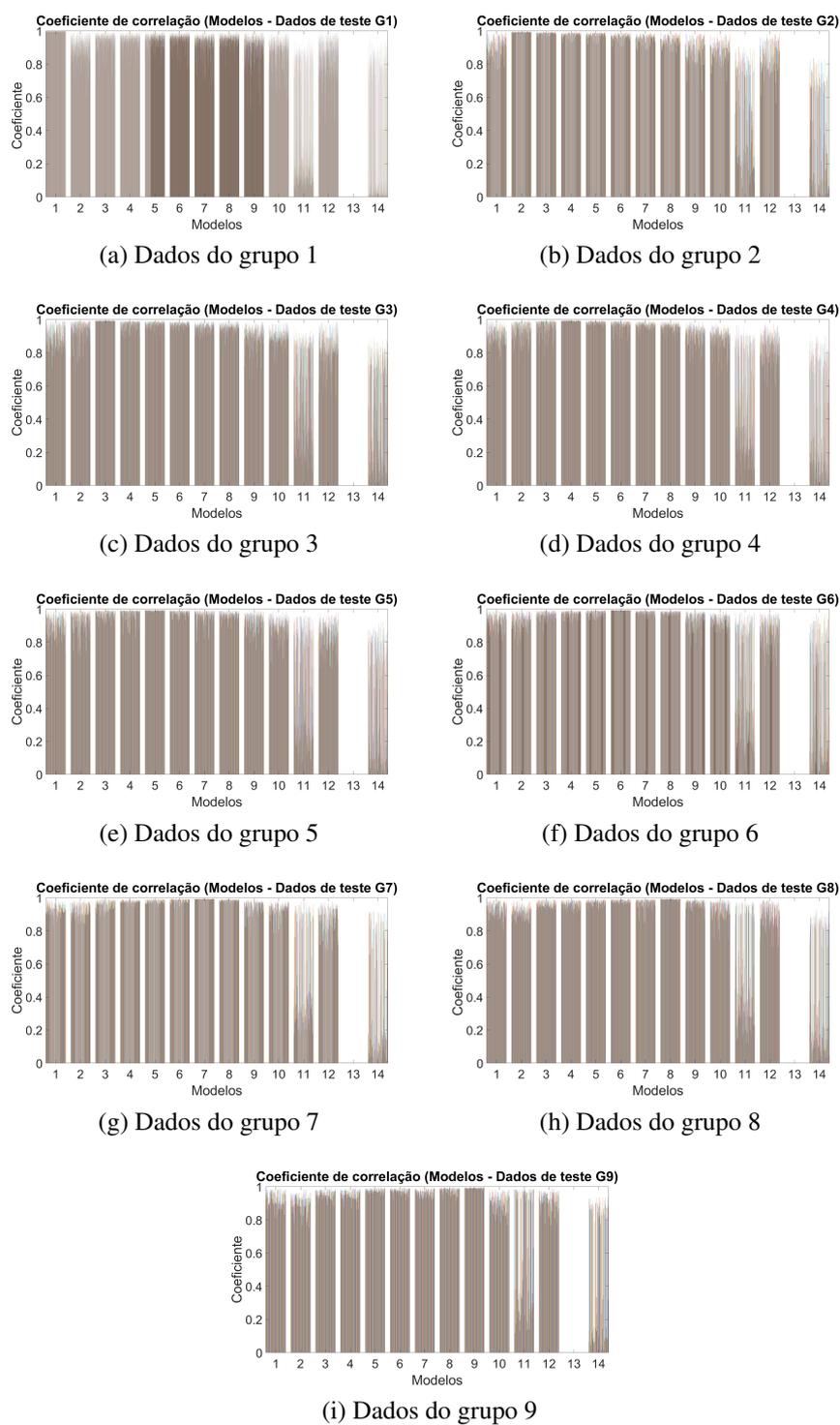


Figura 5.48 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 9).

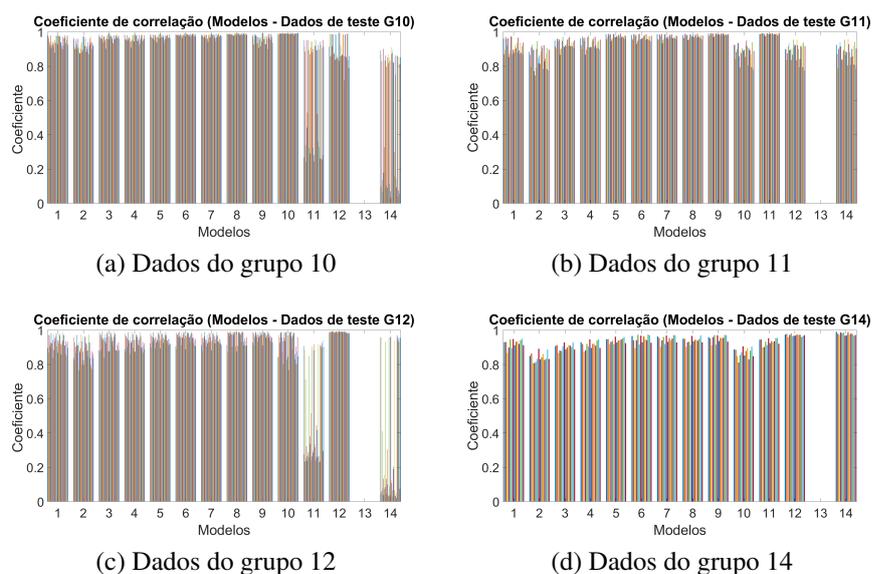


Figura 5.49 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (10 -14).

5.2.4.4 Classificadores

Na Figura 5.50 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo primeiro classificador que emprega o valor mínimo da diferença euclidiana como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana

V a l o r e l a b i l	1	460	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	2	215	6	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	1	203	7	2	0	0	0	0	0	0	0	0
	5	0	0	0	7	178	5	0	0	0	0	0	0	0	0
	6	0	0	0	0	0	165	14	0	0	0	0	0	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	101	3	0	0	0	0	0	0
	8	0	0	0	0	0	0	0	140	4	15	0	5	0	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	1	96	1	8	0	0	2
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	38	0	1
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
		Valor predito													

95.3%

Figura 5.50 – Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.

Na Figura 5.51 se mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo segundo classificador que emprega o valor máximo do coeficiente de correlação como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson

V a l o r e a l	1	460	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	2	215	7	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	1	203	7	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	5	0	0	0	6	179	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	6	0	0	0	0	0	166	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	7	0	0	0	0	0	0	100	3	0	0	0	0	0	0	0	0
	8	0	0	0	0	0	0	1	140	5	15	0	4	0	0	0	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	1	95	1	8	0	0	2	0	0
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	39	0	0	0	0
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	95.4%	
		Valor predito															

Figura 5.51 – Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.

5.2.5 Teste com inclinação de BCS a 35° e 71° e seis sensores na direção radial e tangencial com janela

5.2.5.1 Base de dados

Com o objetivo de obter modelos que identifiquem o GVF na bomba de BCS independentemente da inclinação em que se está operando o conjunto de BCS se implementou o método proposto neste trabalho com os dados correspondentes aos sensores de vibração A₁ até A₆, instalados na carcaça da bomba de BCS na direção radial Z e na direção tangencial Y com a inclinação da bancada basculante em 35° e 71°, como é mostrado na Figura 5.52, para todas as condições de operação da bomba obtidas seguindo a matriz de experimentos detalhada anteriormente.

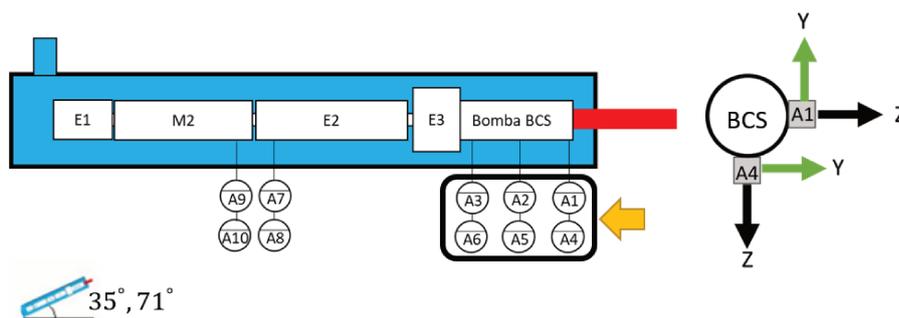


Figura 5.52 – Montagem de Sensores em BCS.

5.2.5.2 Modelos

Na Tabela 5.20 são mostrados a quantidade de dados para cada grupo, sendo *G* o grupo, *I_{GVF}* o intervalo de GVF pertencente a cada grupo, *N_{T35°}* o número de dados total na inclinação de 35°, *N_{T71°}*, o número de dados total na inclinação de 71°, *N_T* o total de dados para

cada grupo, D_{train} a quantidade de dados para treinamento e D_{test} a quantidade de dados para teste dos autoencoders para cada grupo, onde os dados para treinamento correspondem ao 80% do conjunto total de dados e os dados de teste correspondem ao 20% do conjunto total de dados para cada um dos grupos.

Tabela 5.20 – Quantidade de dados em cada grupo.

G	I_{GVF}	N_{T35°	N_{T71°	N_T	D_{train}	D_{test}
1	0	2088	2304	4392	3513	878
2	(0,01 - 0,02]	720	576	1296	1037	259
3	(0,02 - 0,03]	1080	1080	2160	1728	432
4	(0,03 - 0,04]	1296	1080	2376	1901	475
5	(0,04 - 0,05]	1224	936	2160	1728	432
6	(0,05 - 0,06]	1296	864	2160	1728	432
7	(0,06 - 0,07]	1152	576	1728	1383	345
8	(0,07 - 0,08]	936	720	1656	1325	331
9	(0,08 - 0,09]	576	504	1080	864	216
10	(0,09 - 0,10]	360	216	576	461	115
11	(0,10 - 0,11]	432	144	576	461	115
12	(0,11 - 0,12]	288	216	504	403	100
13	(0,12 - 0,13]	144	0	144	115	28
14	(0,13 - 0,14]	0	72	72	58	14

A Tabela 5.21 mostra os parâmetros com que foi obtido cada modelo e o erro de treinamento de cada modelo.

Tabela 5.21 – Parâmetros para cada modelo.

M	GVF	x	h	MSE
1	0	20480	100	0.01511
2	(0,01 - 0,02]	20480	100	0.01993
3	(0,02 - 0,03]	20480	100	0.02121
4	(0,03 - 0,04]	20480	100	0.01833
5	(0,04 - 0,05]	20480	100	0.02155
6	(0,05 - 0,06]	20480	100	0.01987
7	(0,06 - 0,07]	20480	100	0.01739
8	(0,07 - 0,08]	20480	100	0.01773
9	(0,08 - 0,09]	20480	100	0.01905
10	(0,09 - 0,10]	20480	100	0.01934
11	(0,10 - 0,11]	20480	100	0.01928
12	(0,11 - 0,12]	20480	100	0.019687
13	(0,12 - 0,13]	20480	100	0.02394
14	(0,13 - 0,14]	20480	100	0.03667

As Figuras 5.53 e 5.54 mostram a reconstrução feita por cada um dos modelos

obtidos para um dado que pertence ao grupo 3 o qual representa um dado com GVF no intervalo de $(0,02 - 0,03)$. Destacado em cor preta com linha contínua está representado um dado na inclinação 35° do grupo 3 e em cor preta com linha tracejada o resultado da reconstrução feita pelo modelo. Em cor vermelho com linha contínua está representado um dado na inclinação 71° do grupo 3 e em cor vermelho com linha tracejada o resultado da reconstrução feita pelo modelo. Na Figura 5.53 c mostra a reconstrução feita pelo modelo 3.

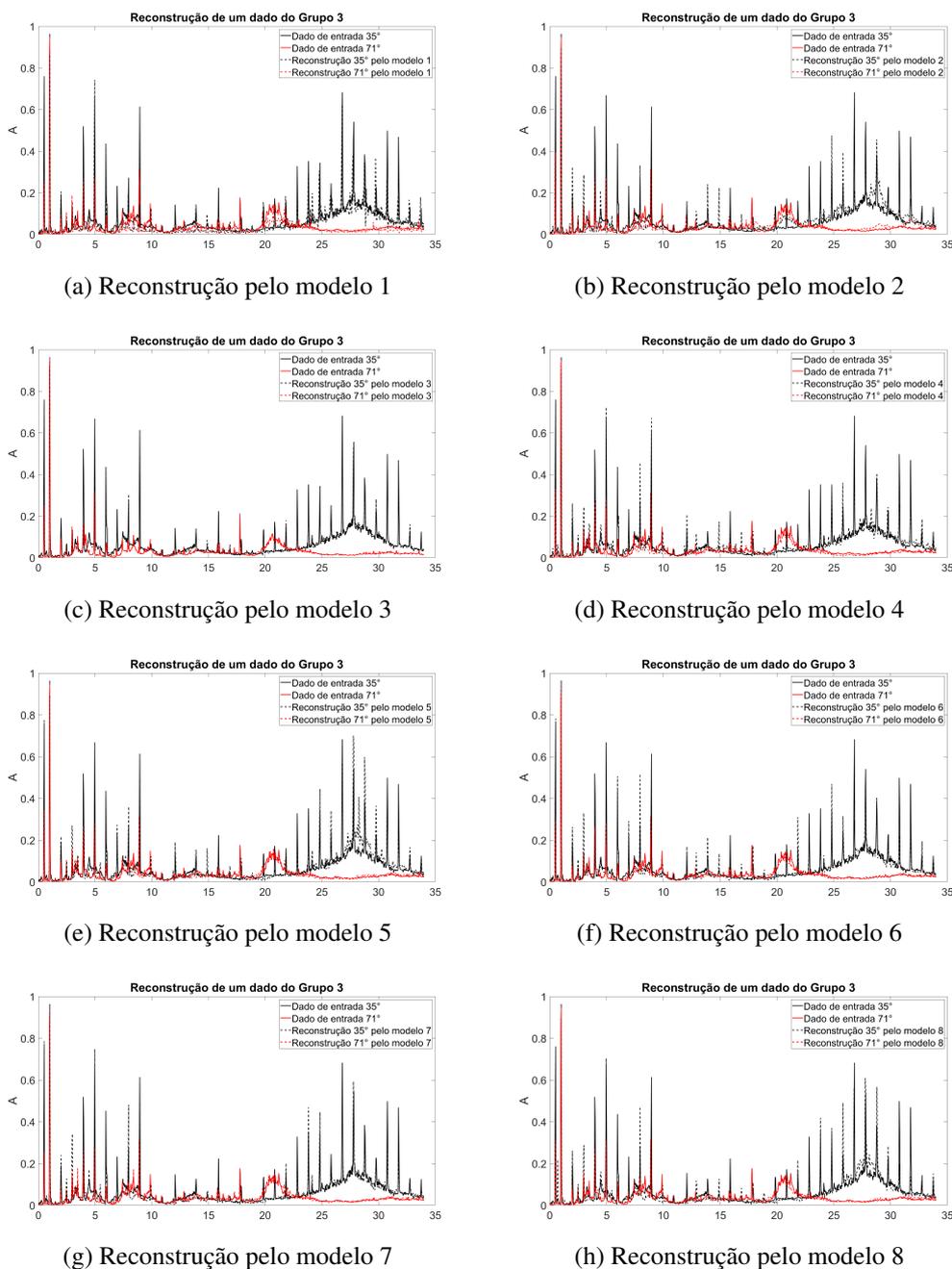


Figura 5.53 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 8).

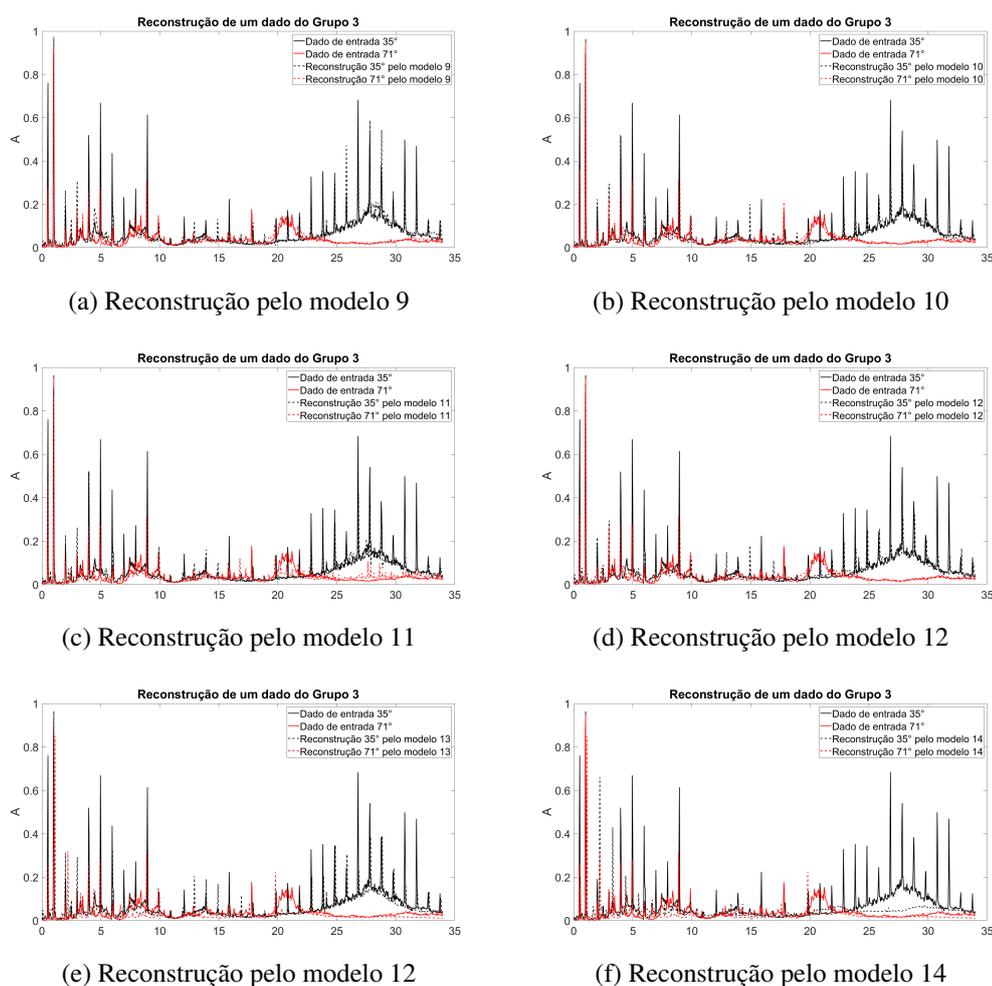
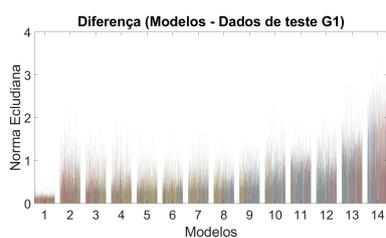


Figura 5.54 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (9 - 14).

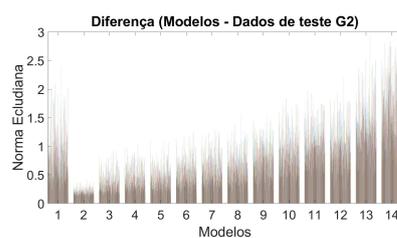
Observa-se que nos resultados apresentados o resultado da reconstrução feita pelo modelo 3 (figura 5.53 c) é melhor em comparação às reconstruções obtidas com os outros modelos, também se evidencia que é possível reconstruir os dados de entrada que pertencem ao grupo 3 tanto na inclinação de 35° como na inclinação de 71° sabendo que os sinais de vibração em cada inclinação são diferentes.

5.2.5.3 Características

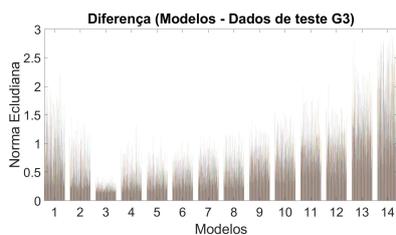
O comportamento da característica da diferença euclidiana obtida entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder é mostrado nas Figuras 5.55 e 5.56 os gráficos de barras obtidos com a característica da diferença euclidiana. Neste teste o comportamento da diferença euclidiana é evidenciado claramente, permitindo identificar facilmente o modelo ao qual pertence o dado de teste.



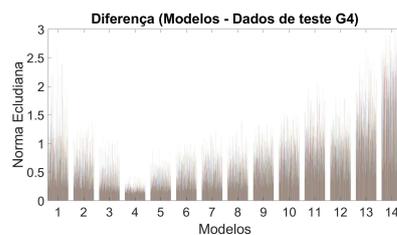
(a) Dados do grupo 1



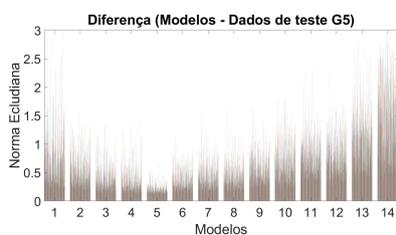
(b) Dados do grupo 2



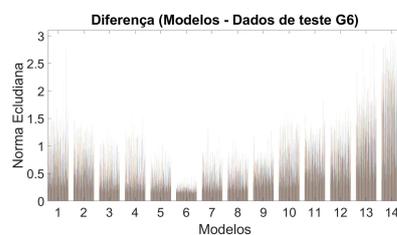
(c) Dados do grupo 3



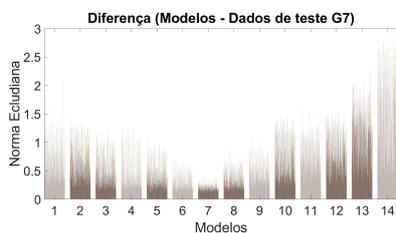
(d) Dados do grupo 4



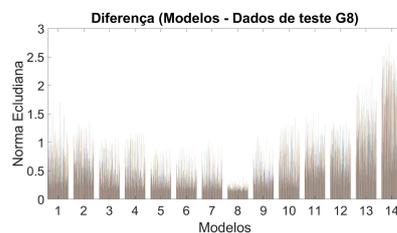
(e) Dados do grupo 5



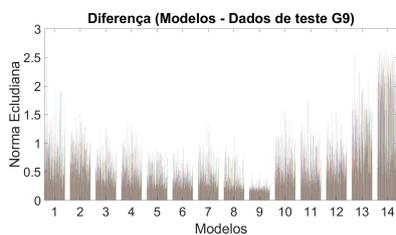
(f) Dados do grupo 6



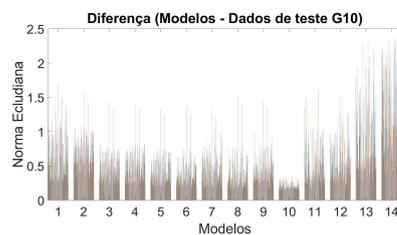
(g) Dados do grupo 7



(h) Dados do grupo 8



(i) Dados do grupo 9



(j) Dados do grupo 10

Figura 5.55 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).

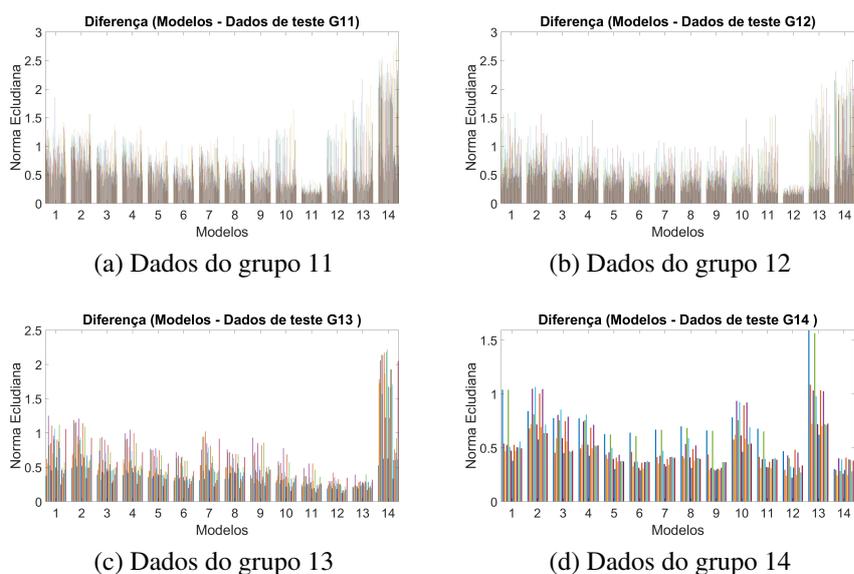


Figura 5.56 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).

O comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson obtido entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder é mostrado nas Figuras 5.57 e 5.58 onde se visualizam os gráficos de barras obtidos com a característica do coeficiente de correlação de Pearson. No teste o comportamento desta característica é adequado e permite diferenciar o modelo pertence ao dado de GVF que está sendo testado.

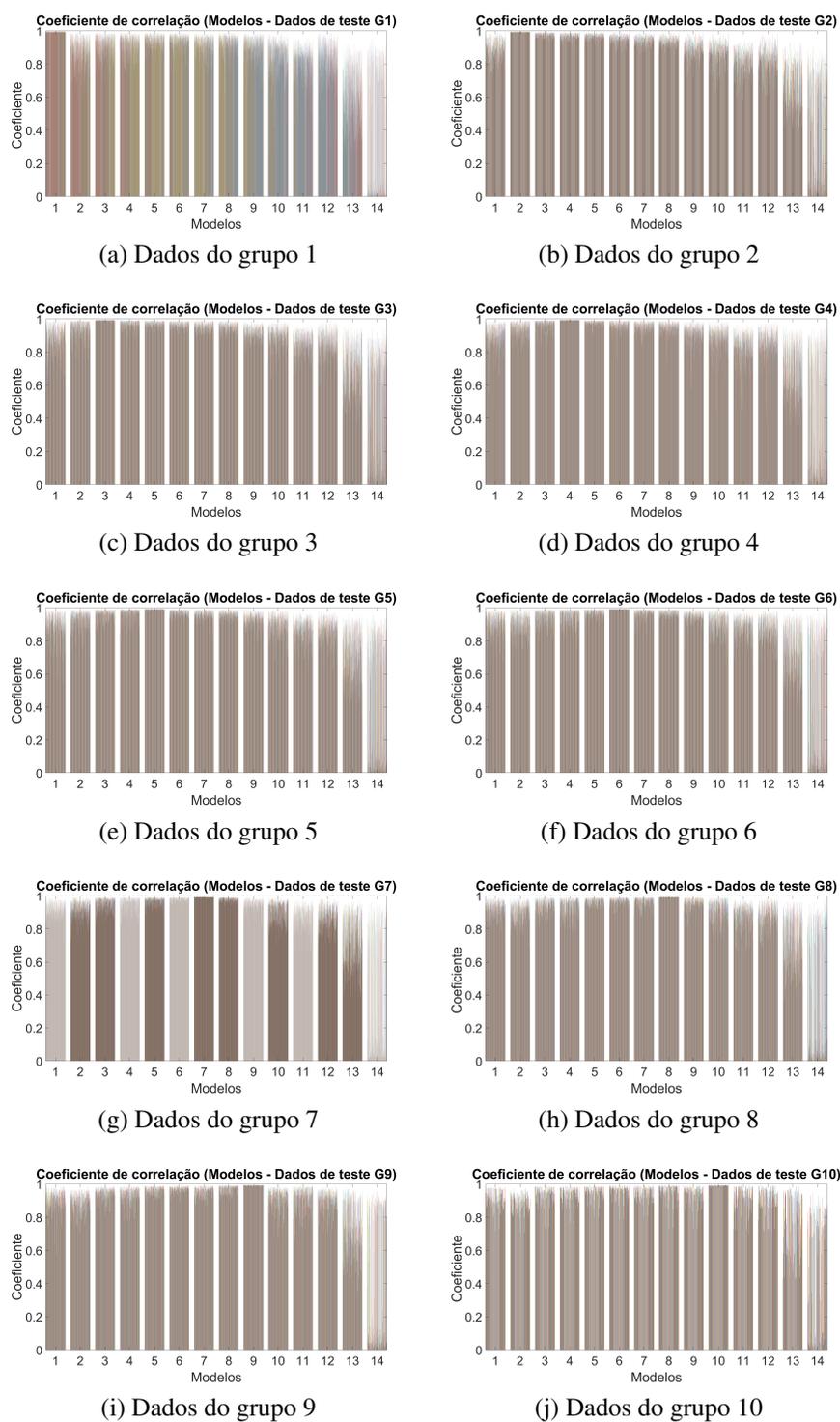


Figura 5.57 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 10).

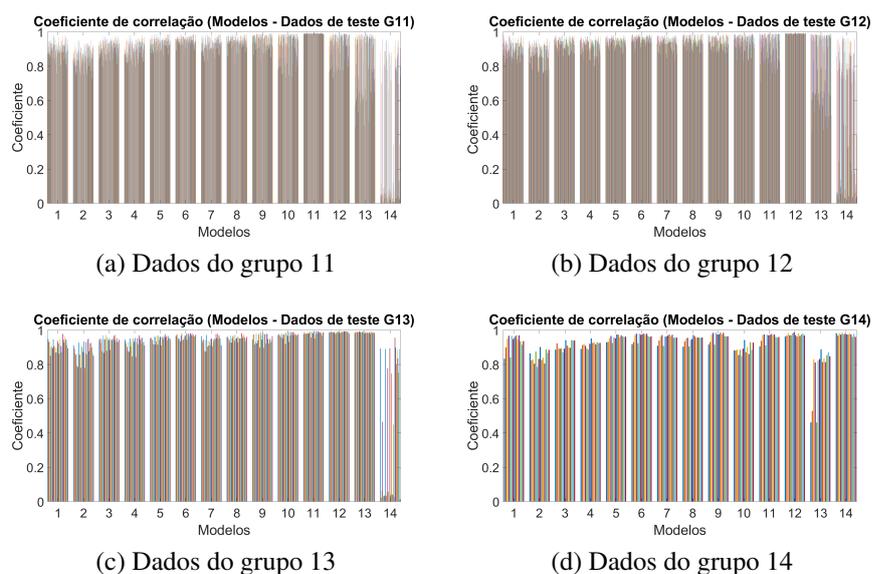


Figura 5.58 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (11 -14).

5.2.5.4 Classificadores

Foi implementada uma matriz de confusão para cada classificador para realizar a análise dos resultados, já que essa matriz é uma ferramenta empregada para avaliar modelos de classificação.

A Figura 5.59 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo primeiro classificador o qual emprega o valor mínimo da diferença euclidiana como parâmetro de decisão. Nessa matriz de confusão, os dados da diagonal principal representam o número de dados de sucesso de classificação para cada dado de entrada testado. Os resultados mostram que todos os dados de teste foram adequadamente classificados.

Matriz de confusão da característica diferença euclidiana

V a l o r e a l	1	878	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	259	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	0	415	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	
	4	0	0	14	467	20	5	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	2	3	400	19	5	2	0	1	0	0	0	
	6	0	0	0	0	4	405	24	1	0	1	0	0	1	
	7	0	0	0	2	2	3	308	16	2	1	0	0	0	
	8	0	0	0	0	3	0	8	302	12	10	0	0	0	
	9	0	0	0	0	0	0	0	8	202	0	3	0	4	
	10	0	0	0	0	0	0	0	2	0	94	5	1	0	
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	104	5	7	
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	3	94	10	
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
		Valor predito													

94,5%

Figura 5.59 – Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.

A Figura 5.60 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo segundo classificador que emprega o valor máximo do coeficiente de correlação como parâmetro de decisão. Mostra que o classificador estimou adequadamente cada um dos dados.

Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson

V a l o r e a l	1	878	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	259	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	0	417	4	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	12	467	22	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	5	0	0	2	2	399	19	6	2	0	1	0	0	0	0	0
	6	0	0	0	0	4	404	25	0	0	1	0	0	0	0	1
	7	0	0	0	2	2	3	305	17	2	1	0	0	0	0	0
	8	0	0	0	0	3	0	7	300	13	11	0	0	0	0	0
	9	0	0	0	0	0	0	2	10	201	0	3	0	0	0	4
	10	0	0	0	0	0	0	0	2	0	95	5	1	0	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	104	5	7	0	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	3	94	10	5	0
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	94,4%
		Valor predito														

Figura 5.60 – Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.

A partir dos resultados obtidos nesse teste conclui-se que é possível obter modelos que conseguem identificar e classificar o GVF na bomba de BCS sem importar onde sejam posicionados os sensores de medição de vibração e nem mesmo a inclinação do conjunto BCS. Realizando a análises dos resultados obtidos evidencia-se que o desempenho dos modelos foi satisfatório devido ao aumento da quantidade de dados proporcionada pelo aumento dos sensores, pela inclusão das direções dos sinais de vibração e das inclinações de operação do conjunto de BCS, o que se reflete no comportamento das características.

5.2.6 Teste com inclinação de BCS a 35° e 71° e seis sensores na direção radial e tangencial com janela retirando dados

5.2.6.1 Base de dados

Esse teste foi realizado com o objetivo de comprovar o desempenho dos modelos gerados no teste anterior, seguindo o método proposto com dados que não foram utilizados no treinamento dos autoencoders e assim avaliar o resultado da identificação do GVF na bomba de BCS. Para cada condição de operação da bomba de BCS foram selecionados alguns dados que não foram empregados no treinamento dos autoencoders, para gerar os modelos que foram utilizados como dados de teste. Na Figura 5.61 são mostradas as curvas de desempenho para cada uma das condições de operação de bomba P-43, onde os círculos cinza indicam os dados que não fazem parte do treinamento dos modelos.

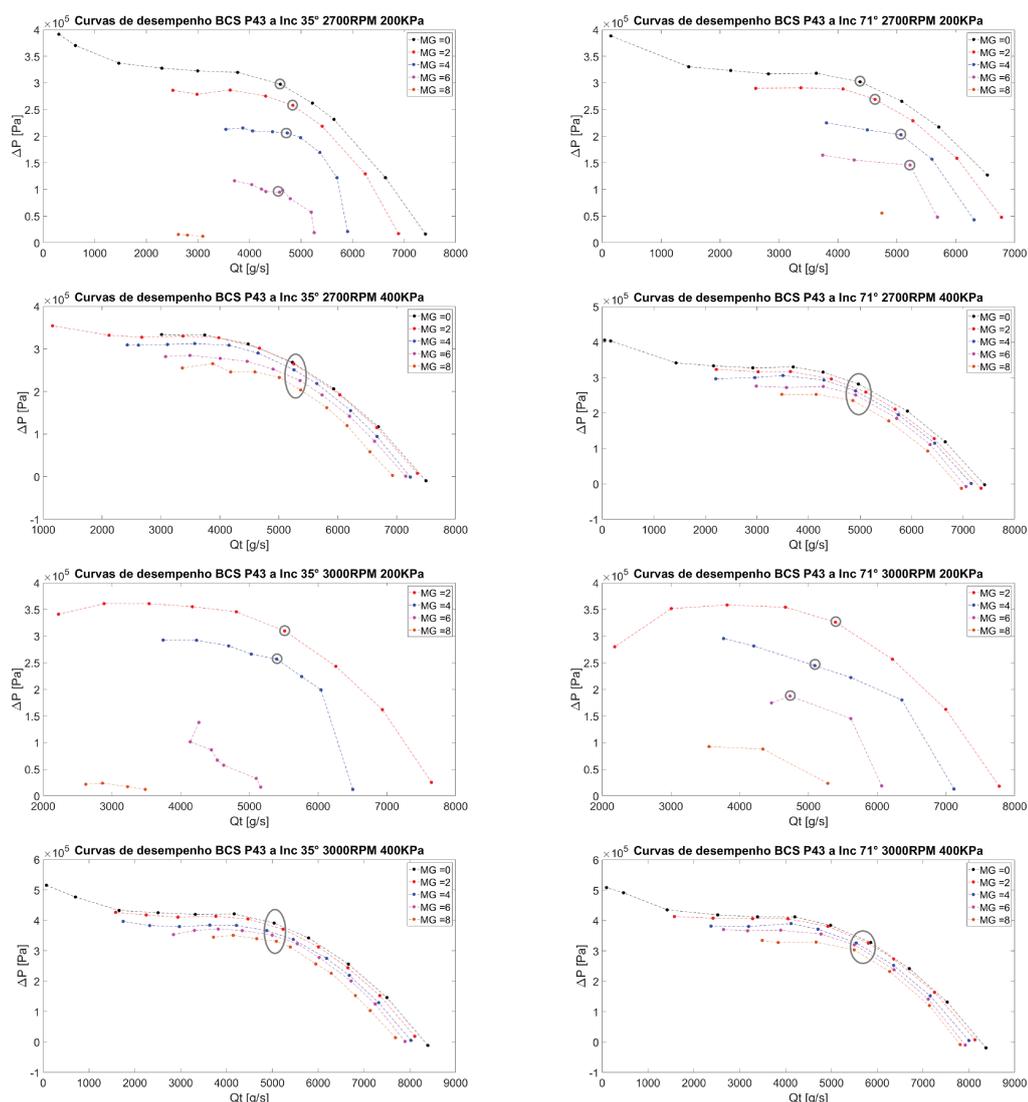


Figura 5.61 – Curvas de desempenho para cada uma das condições de operação de bomba P-43 com os dados para teste sem incluir no modelo aqueles marcados por círculos cinza.

5.2.6.2 Modelos

Os dados de entrada para cada modelo correspondem às médias da STFTs dos sensores de vibração na direção radial Z e tangencial Y dos sensores ($A_1 - A_6$) com inclinação da bancada basculante de 35° e 71° . Na Tabela 5.22 é mostrada a quantidade de dados em cada grupo e a quantidade de dados para treinamento e teste dos autoencoders para cada grupo de GVF. Os dados para treinamento correspondem a 80% do conjunto total de dados e os dados de teste correspondem a 20% do conjunto total de dados para cada um dos grupos.

Tabela 5.22 – Quantidade de dados em cada grupo.

G	I_{GVF}	N_{T35°	N_{T35°	N_T	D_{train}	D_{test}
1	0	1872	2088	3960	3168	732
2	(0,01 - 0,02]	576	504	1080	864	216
3	(0,02 - 0,03]	1080	1008	2088	1671	417
4	(0,03 - 0,04]	1008	792	1800	1440	360
5	(0,04 - 0,05]	1080	936	2016	1613	403
6	(0,05 - 0,06]	1296	720	2016	1613	403
7	(0,06 - 0,07]	864	432	1296	1037	259
8	(0,07 - 0,08]	936	576	1512	1210	302
9	(0,08 - 0,09]	576	432	1008	807	201
10	(0,09 - 0,10]	360	216	576	461	115
11	(0,10 - 0,11]	432	72	432	346	86
12	(0,11 - 0,12]	216	216	432	346	86
13	(0,12 - 0,13]	144	0	144	116	28
14	(0,13 - 0,14]	0	72	72	58	14

A Tabela 5.23 mostra os parâmetros de cada modelo obtido e o erro de treinamento (MSE) de cada modelo que apresentou um bom resultado mesmo reduzindo-se a quantidade de dados para seu respectivo treinamento.

Tabela 5.23 – Parâmetros para cada modelo.

M	I_{GVF}	x	h	MSE
1	0	20480	100	0.01356
2	(0,01 - 0,02]	20480	100	0.02076
3	(0,02 - 0,03]	20480	100	0.02168
4	(0,03 - 0,04]	20480	100	0.02055
5	(0,04 - 0,05]	20480	100	0.02209
6	(0,05 - 0,06]	20480	100	0.01966
7	(0,06 - 0,07]	20480	100	0.01767
8	(0,07 - 0,08]	20480	100	0.0172
9	(0,08 - 0,09]	20480	100	0.01862
10	(0,09 - 0,10]	20480	100	0.01923
11	(0,10 - 0,11]	20480	100	0.02083
12	(0,11 - 0,12]	20480	100	0.2081
13	(0,12 - 0,13]	20480	100	0.2347
14	(0,13 - 0,14]	20480	100	0.03416

As Figuras 5.62 e 5.63 mostram a reconstrução feita por cada um dos modelos obtidos para um dado que pertence ao grupo 3, o qual representa um dado com GVF no intervalo de (0,02 – 0,03). A linha contínua na cor preta representa um dado do grupo 3 e a linha tracejada na cor vermelha o resultado da reconstrução feita por cada modelo. A Figura

5.62 c mostra a reconstrução feita pelo modelo 3. Cujos resultados apresentados da reconstrução de um dado do grupo 3 são satisfatórios.

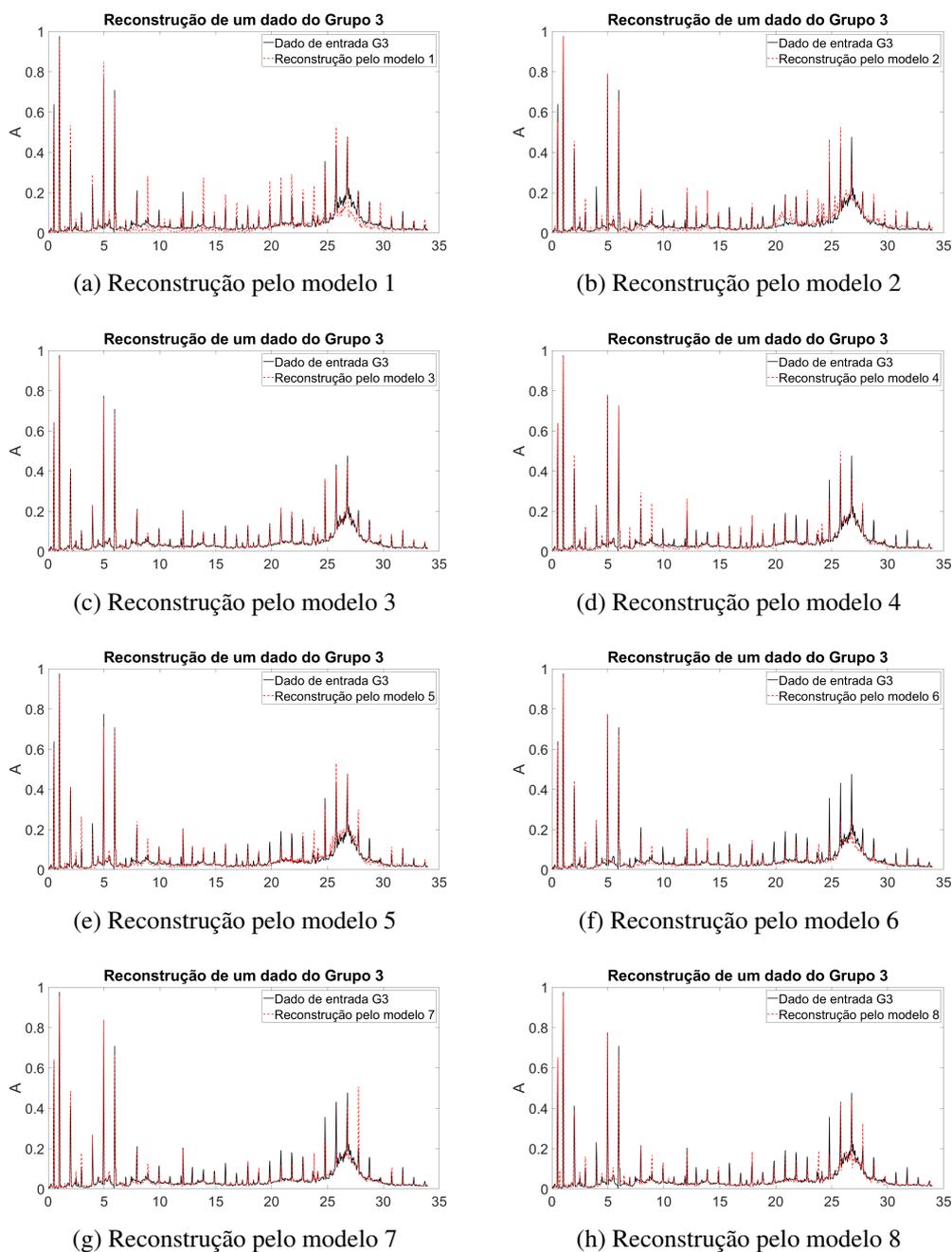


Figura 5.62 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (1 - 8).

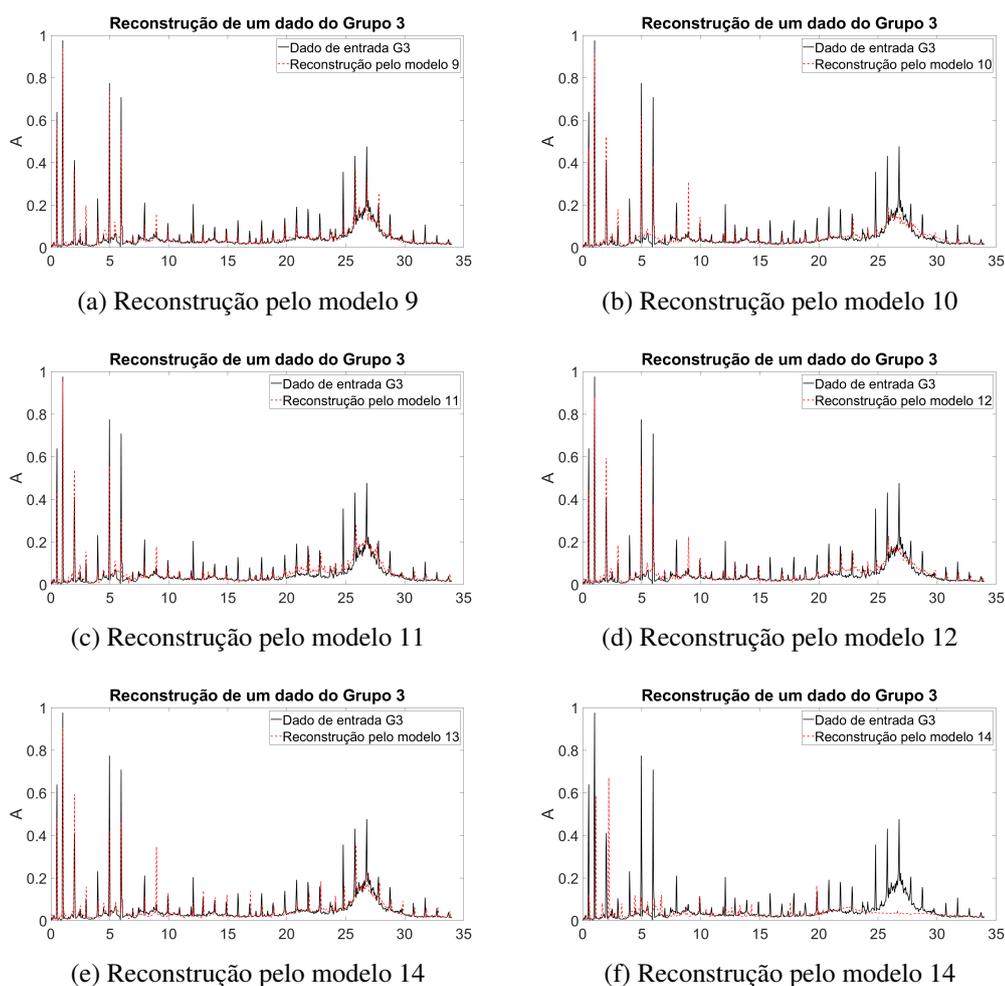


Figura 5.63 – Reconstrução de um dado do grupo 3 feita pelos modelos (9 - 14).

5.2.6.3 Características

O comportamento da característica da diferença euclidiana obtida entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder, é mostrado nas Figuras 5.64 e 5.65 onde são apresentados os gráficos de barras obtidos com a característica da diferença euclidiana. Nesse teste, o comportamento da diferença euclidiana não é afetado pela redução de dados de treinamento dos modelos em comparação com os testes anteriores, o que permitiu identificar o modelo ao qual pertence o dado de teste.

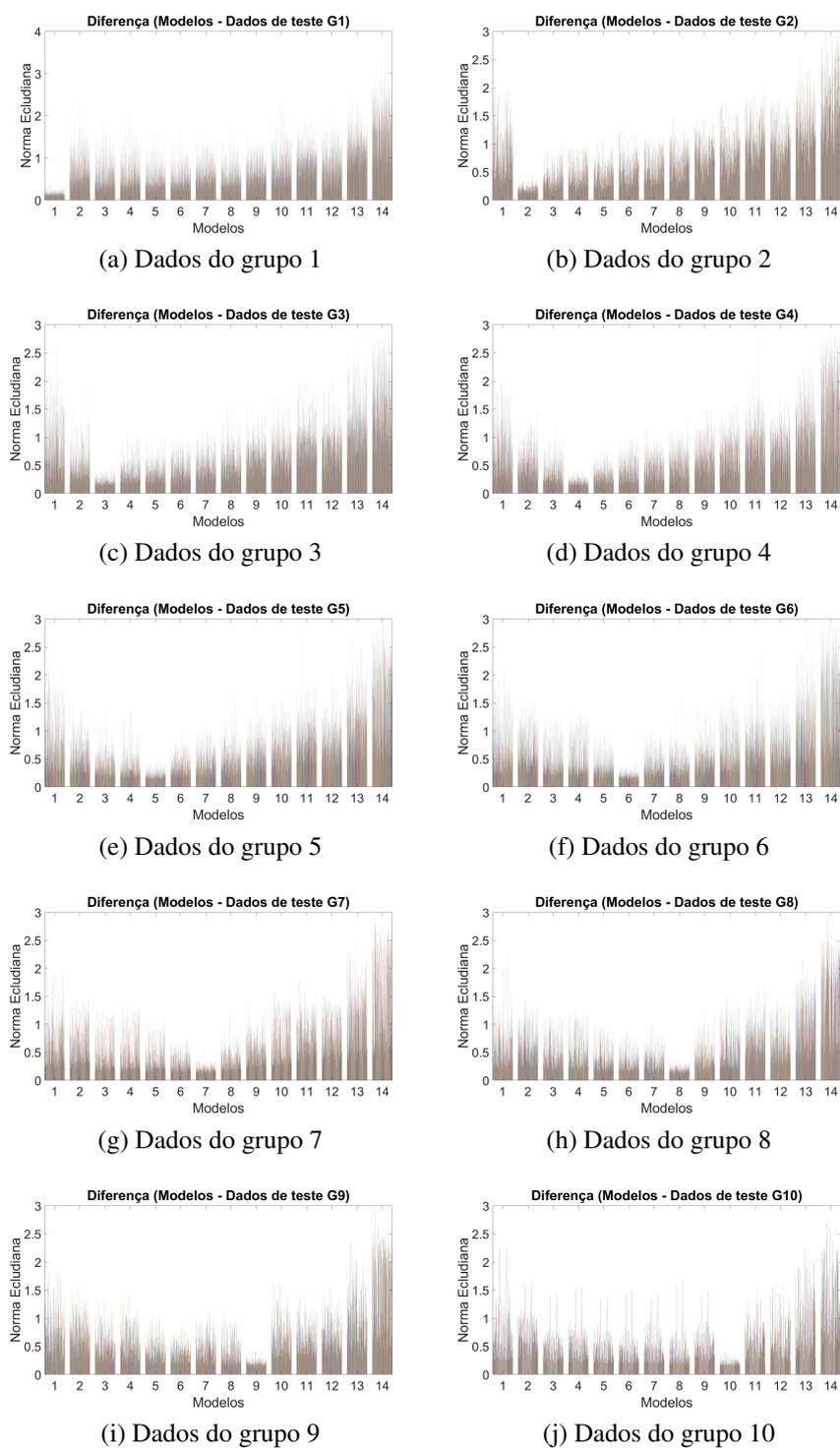


Figura 5.64 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (1 - 10).

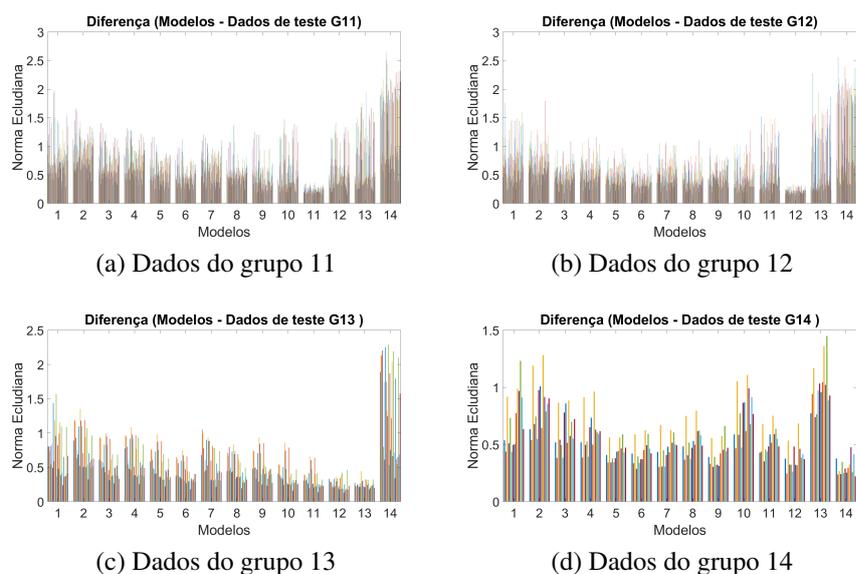


Figura 5.65 – Comportamento da característica da diferença euclidiana com os dados de teste dos grupos (11 - 14).

O comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson, obtido entre todos os dados de teste dos grupos de GVF e todos os modelos obtidos com o treinamento do autoencoder, são mostrados os gráficos de barras obtidos com a característica do coeficiente de correlação de Pearson nas Figuras 5.66 e 5.67. Nesse teste, nota-se que o comportamento da característica não é afetado pela redução dos dados de treinamento.

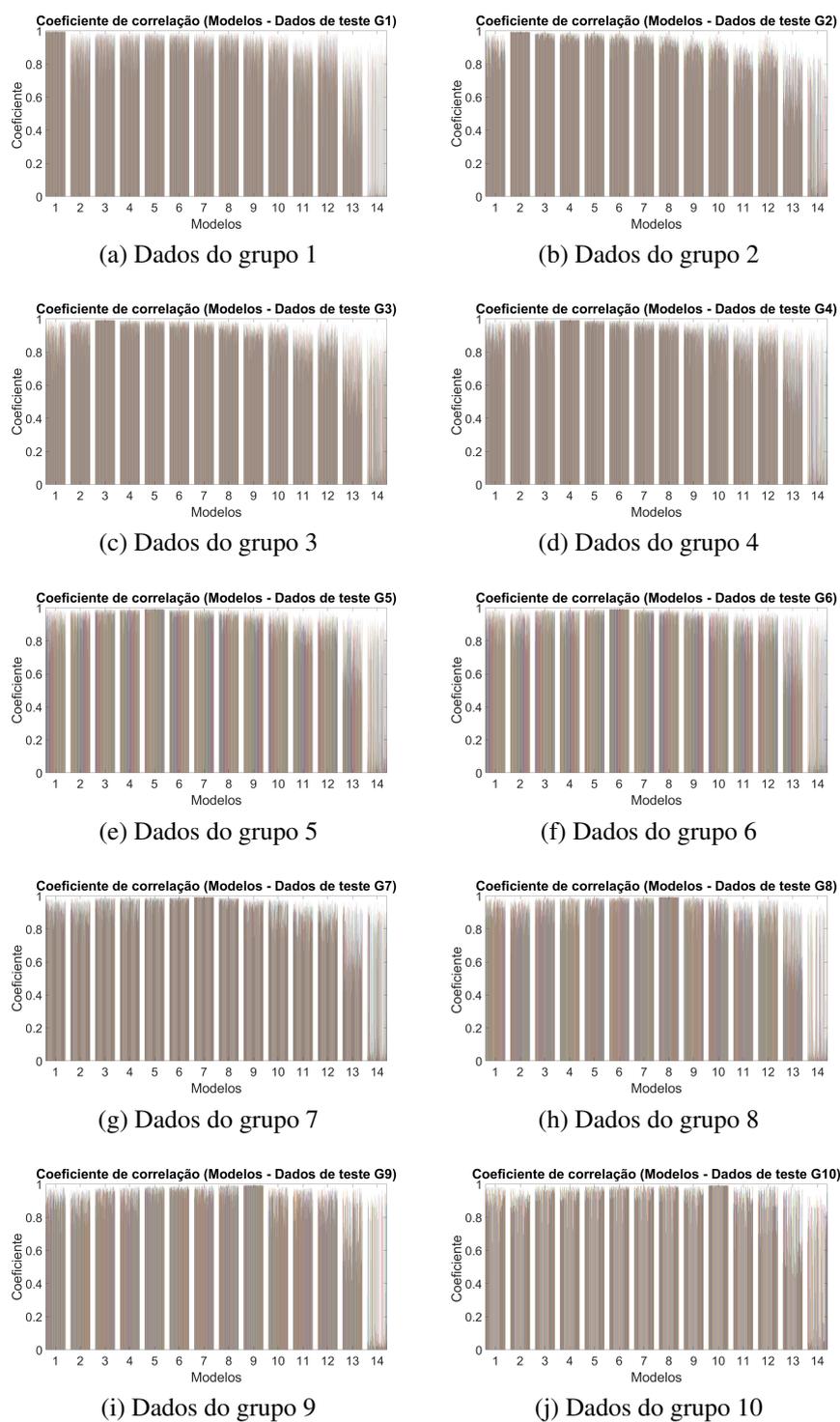


Figura 5.66 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (1- 10).

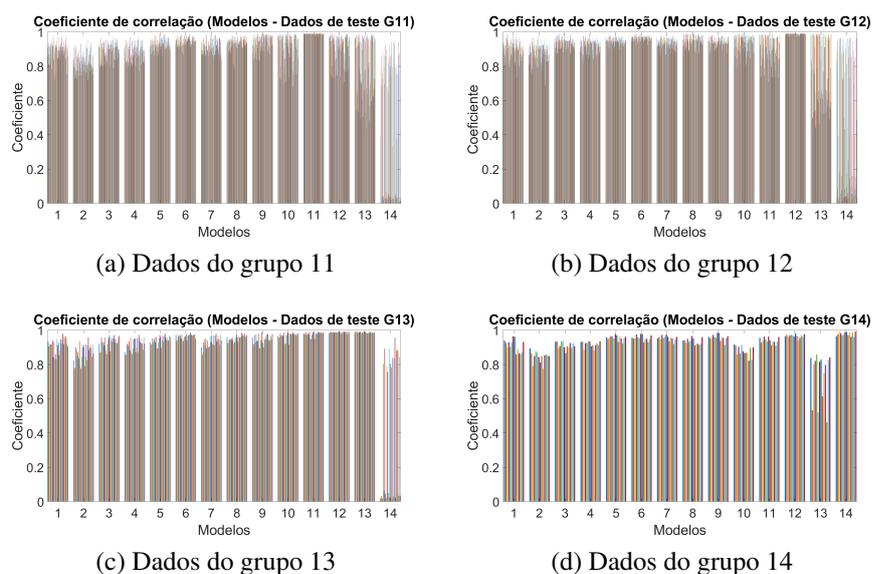


Figura 5.67 – Comportamento da característica do coeficiente de correlação de Pearson com os dados de teste dos grupos (11 -14).

5.2.6.4 Classificadores

A Figura 5.68 mostra a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo primeiro classificador que emprega o valor mínimo da diferença euclidiana como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica diferença euclidiana

V a l o r e a l	1	792	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	2	0	211	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	3	0	5	409	14	0	0	0	1	0	0	0	0	0	
	4	0	0	3	325	10	0	0	0	0	0	0	0	0	
	5	0	0	2	16	387	15	10	2	0	1	0	0	0	
	6	0	0	3	5	0	387	18	1	0	1	0	0	0	
	7	0	0	0	0	2	1	225	13	3	1	0	0	0	
	8	0	0	0	0	4	0	6	285	13	7	0	0	0	
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	185	0	9	3	0	1
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	103	0	0	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	77	2	2	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	80	13	2
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	13	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14

94,8%

Figura 5.68 – Matriz de confusão da característica da diferença euclidiana.

Na Figura 5.69 é mostrada a matriz de confusão obtida com os resultados da estimação realizada pelo segundo classificador que emprega o valor máximo do coeficiente de correlação como parâmetro de decisão.

Matriz de confusão da característica coeficiente de correlação de Pearson

V a l o r e l a l	1	792	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	2	0	211	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	5	410	15	1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0
	4	0	0	3	322	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	5	0	0	2	17	386	15	10	2	0	1	0	0	0	0	0	0
	6	0	0	2	5	1	387	19	1	0	1	0	0	0	0	0	0
	7	0	0	0	1	2	1	224	11	3	1	0	0	0	0	0	0
	8	0	0	0	0	4	0	6	286	11	7	0	0	0	0	0	0
	9	0	0	0	0	0	0	0	0	187	0	9	4	0	0	0	0
	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	102	0	0	0	0	0	0
	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	77	2	2	0	0	0
	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79	13	2	0	0
	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	13	0	0	0
	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	94.7%		
																Valor predito	

Figura 5.69 – Matriz de confusão da característica do coeficiente de correlação de Pearson.

Comparando-se os resultados obtidos nos testes anteriores com os resultados desse teste, evidencia-se que o desempenho dos modelos foi satisfatório porque mostram uma boa estimação dos grupos de fração volumétrica de gás, diferenciando-se o a GVF na bomba de BCS mesmo com os modelos contendo uma quantidade menor de dados.

5.2.6.5 Estimação GVF

Com os sinais de vibração dos pontos das curvas de desempenho da bomba de BCS P-43 que não foram utilizados no treinamento dos modelos, foi gerado um sinal de teste, com o qual se avaliaram os modelos gerados no teste 3 mediante as estimações contínuas do GVF.

A Figura 5.70 mostra os resultados da estimacão de GVF com os modelos gerados no teste, ou seja, com os sinais de vibração temporais de todos os sensores $A_1 - A_6$ na direção tangencial Y e radial Z. Os gráficos da Figura 5.70 detalham em cor preto a estimacão do GVF calculado, em cor verde a estimacão do GVF obtida com a característica da diferença euclidiana e em cor azul a estimacão do GVF obtida e a característica do coeficiente de correlacão de Pearson. Nas sub figuras são mostrados os parâmetros das condições de operacão da bomba de BCS do sinal de teste, que representa cada ponto da estimacão do GVF. Primeiro é mostrado a rotacão da BCS, depois é mostrado a inclinacão da bancada basculante e finalmente é mostrado a pressão da BCS.

Analisando os resultados pode ser observado que a estimacão do GVF é acertada na maioria dos dados testados, o que evidencia o adequado desempenho dos modelos obtidos seguindo o método proposto.

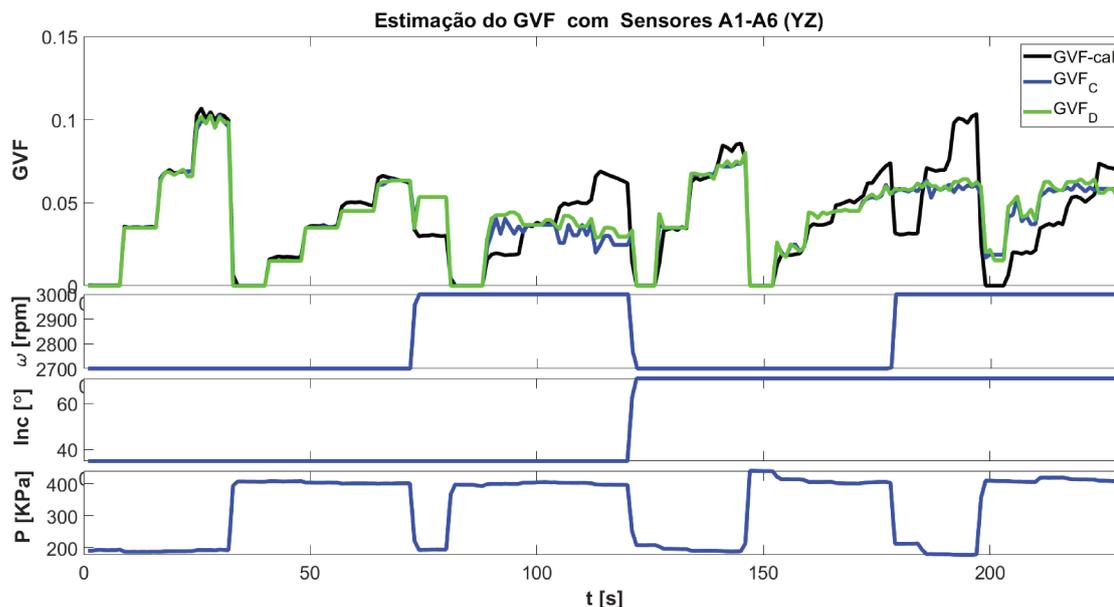


Figura 5.70 – Estimação do GVF com sensores $A_1 - A_6$ (YZ).

A partir dos resultados obtidos nos testes conclui-se que o método proposto para estimar o GVF numa bomba de BCS opera adequadamente e as duas características propostas podem ser utilizadas como indicadores métricos com as quais é possível diferenciar os grupos de fração volumétrica de gás do dado de entrada.

Na Tabela 5.24 é mostrado a eficiência dos modelos obtidos aplicando-se o método proposto, para a identificação do GVF em bombas de BCS, em cada um dos testes realizados. Esta tabela permite analisar o desempenho de cada teste feito.

Tabela 5.24 – Eficiência dos testes para estimação do GVF

Teste	Eficiência de Estimação do GVF	
	Diferença euclidiana	Coefficiente de correlação
1	42.9 %	38.1 %
2	86 %	85.3 %
3	93 %	93.2 %
4	95.3 %	95.4 %
5	94.5 %	94.4 %
6	94.8 %	94.7 %

Realizando uma análise dos resultados obtidos com a identificação do GVF nas bombas de BCS pode-se concluir que, seguindo o método proposto neste trabalho, é possível obter modelos que identifiquem corretamente o parâmetro de interesse.

5.3 Interface de usuário

Foi desenvolvida uma interface de usuário com o objetivo de monitorar o parâmetro de interesse, ou seja a GVF na bomba de BCS, e facilitar a transmissão de informação para o usuário. A interface de usuário mostra os resultados obtidos em cada uma das etapas desenvolvidas para o método proposto neste trabalho. A Figura 5.71 mostra a interface de usuário desenvolvida, na qual:

- 1) Na primeira parte da interface de usuário é representado o conjunto BCS. Nessa interface o usuário pode visualizar as seguintes condições de operação do conjunto de BCS: a inclinação da bancada basculante, a pressão de entrada da bomba de BCS, a vazão total de líquido, a rotação da bomba de BCS, a GVF e a pressão de saída da bomba BCS. Além disso, é mostrado um painel de sensores onde estão representados os sensores de vibração instalados na carcaça da bomba de BCS (A_1, A_2, \dots, A_n), no qual o usuário pode selecionar o/os sensores com os quais será feita a identificação da GVF pelo método proposto neste trabalho.
- 2) Na segunda parte da interface de usuário são representados os sinais de vibração no domínio do tempo. Nessa interface o usuário pode visualizar no primeiro gráfico os sinais de vibração na direção tangencial e no segundo gráfico os sinais de vibração na direção radial de cada um dos sensores selecionados no painel.
- 3) Na terceira parte da interface de usuário é representado o pré-processamento realizado no sinal de vibração. Nessa interface o usuário conta com um menu deslizante localizado na parte superior do gráfico STFT, onde de acordo com sua seleção do sensor de vibração é possível visualizar a STFT e sua média, tanto na direção tangencial como na direção radial.
- 4) Na quarta parte da interface de usuário se pode visualizar o resultado da reconstrução do dado de vibração feita por cada um dos modelos de autoencoder. No menu deslizante localizado na parte superior do gráfico titulado *Reconstruction* o usuário pode selecionar o modelo com o qual quer visualizar a reconstrução do dado de vibração do sensor A_n tanto na direção tangencial como na direção radial.
- 5) Na quinta parte da interface de usuário são dadas as características. Nessa interface, o usuário pode visualizar no primeiro gráfico de barras gerado com a característica da diferença euclidiana, onde por meio de uma barra é representado o resultado da diferença euclidiana obtida entre o sinal de vibração de todos os sensores selecionados no painel de sensores, tanto na direção tangencial como na direção radial, e de todos os modelos obtidos com o autoencoder. Além disso, o valor numérico é exibido da estimação do GVF pela característica da diferença euclidiana. Seguindo o mesmo princípio dos gráficos

de barras da característica da diferença euclidiana, no segundo gráfico o usuário pode visualizar o gráfico de barras gerado com a característica do coeficiente de correlação de Pearson e a estimação do GVF com esta característica.

- 6) Na sexta parte da interface o usuário é possível visualizar a estimação da GVF por meio de um indicador, assim como comparar o resultado da GVF estimado pelo método proposto neste trabalho em relação à GVF teórica.

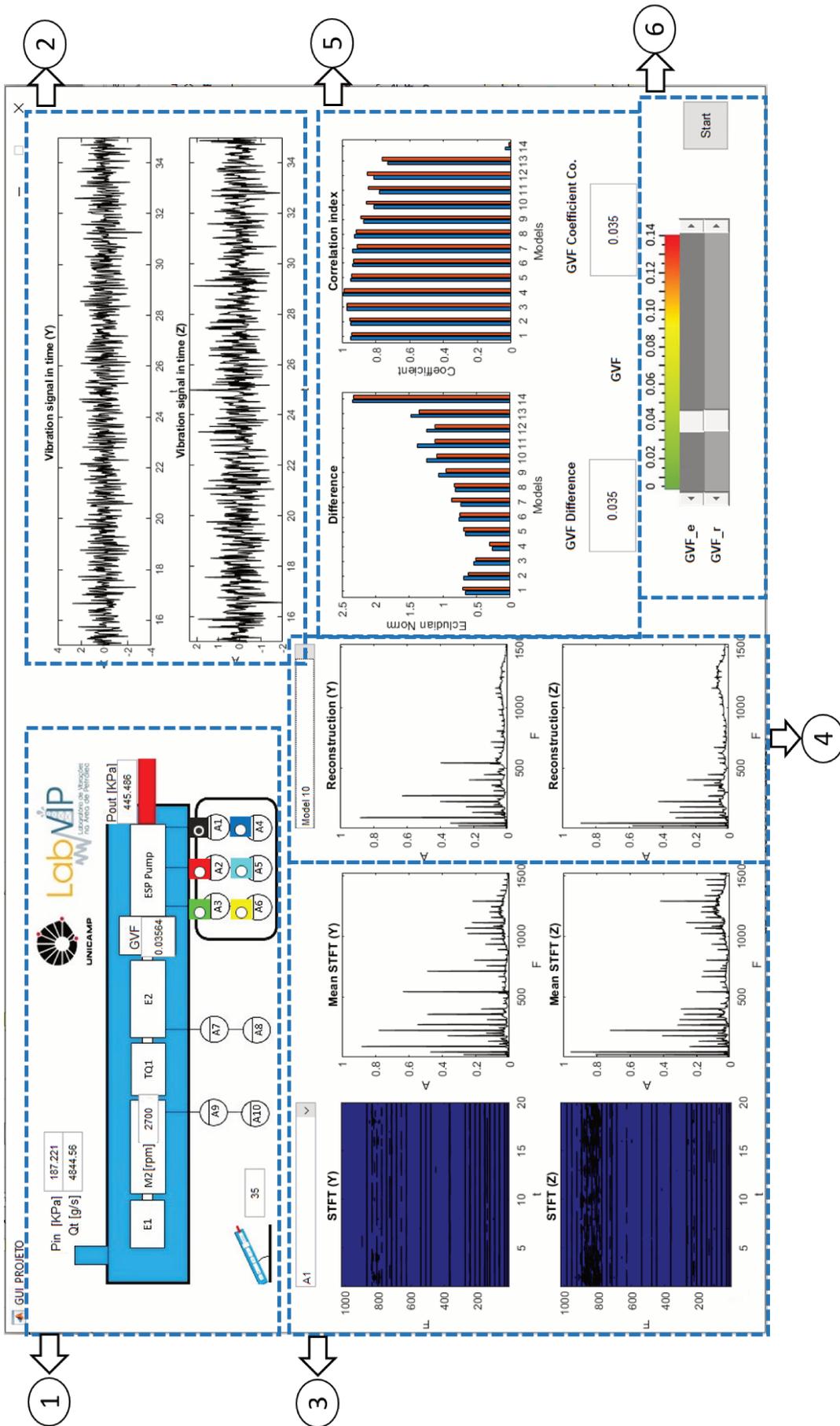


Figura 5.71 – Interface de usuário.

6 CONCLUSÕES

O método proposto foi capaz de identificar parâmetros internos de sistemas a partir da extração das características próprias dos dados, possibilitando assim a classificação dos parâmetros de interesse do sistema.

A implementação do algoritmo de aprendizado de máquina com a capacidade de aprender sem supervisão, do tipo autoencoder, permitiu gerar modelos que reconstróem os dados de vibração de entrada, que representa uma faixa de fração volumétrica de gás na mistura sendo bombeada.

A normalização dos dados de vibração pela amplitude e frequência permitiu a padronização dos dados de vibração em relação a rotação da bomba de BCS, favorecendo as análises do comportamento dos dados de vibração em relação à quantidade de fração volumétrica de gás na mistura do fluido bombeado pela bomba de BCS.

O desempenho dos modelos obtidos com o autoencoder melhora na medida que a quantidade de dados que representam o parâmetro a identificar torna-se maior.

Para gerar modelos com uma capacidade maior de representação da fração volumétrica de gás em bombas de BCS com sinais de vibração é necessário considerar a geração de modelos com sinais de vibração da bomba de BCS na direção radial e tangencial.

A diferença euclidiana e o índice de correlação de Pearson aplicados como características tiveram bom desempenho, foram indicadores métricos com as quais foi possível diferenciar os intervalos de GVF do sistema.

O método proposto foi validado empregando-se o problema de identificação de imagens de números escritos à mão do (0 – 9).

O método desenvolvido foi aplicado com sucesso ao problema de monitoramento contínuo da fração volumétrica de gás em um sistema de elevação artificial conhecido como bombeio centrífugo submerso (BCS).

A interface de usuário desenvolvida permitiu monitorar a fração volumétrica de gás na bomba de BCS, e facilitou a transmissão de informação para o usuário.

A metodologia proposta neste trabalho permitiu obter-se um ganho no conhecimento do escoamento bifásico em bombas de BCS, além de proporcionar um método que permite gerar modelos que identificam a fração volumétrica de gás na bomba de BCS. Levando-se em conta o exposto, pode-se concluir que a metodologia proposta é viável de ser aplicada em análise de GVF de fluxo de fluido em bombas de BCS, e oferece uma possível solução para o monitoramento contínuo da fração volumétrica de gás.

Desta forma este trabalho apresenta um método que é capaz de identificar parâmetros internos de sistemas ou processos. O método viabilizou a identificação e monitoramento contínuo da fração volumétrica de gás em bombas de BCS operando com escoamento bifásico, empregando dados experimentais coletados no sistema. Proporcionou-se assim um avanço no processo de supervisão deste parâmetro, o que permite prever falhas prematuras e paradas repentinas do equipamento durante a produção.

6.1 Trabalhos Futuros

Como foi discutido no documento, obter uma maior variedade de informação do fenômeno em estudo proporciona um melhor controle de suas variáveis. Tendo em conta esse fato, sugere-se aumentar a base de dados experimentais em bombas de BCS, para gerar mais modelos e realizar uma comparação entre eles e comprovar seus respectivos desempenhos. Além disso, com um maior número de dados experimentais de vibração da bomba de BCS, abre-se a possibilidade para gerar novos modelos com o método proposto operando a mesma com diferentes inclinações e rotações.

Sugere-se também obter dados de uma bomba de BCS com características similares à bomba BCS P-43 para gerar modelos com uma maior capacidade de generalizar para identificação do GVF em bombas de BCS operadas com escoamento multifásico.

Para continuar com o aperfeiçoamento no conhecimento do escoamento bifásico em bombas de BCS, pode-se obter modelos seguindo o método proposto para a identificação do GVF substituindo-se o fluido bombeado pela bomba de BCS, o que permitirá comparar o desempenho dos novos modelos com o método proposto.

Desenvolver a instrumentação para adquirir os sinais necessários nas bombas reais em operação.

Finalmente, sugere-se instrumentar um conjunto de BCS em um poço real, para assim obter os dados de vibração da bomba de BCS operando com o fluido multifásico real e obter os modelos para identificar o GVF em condições reais.

REFERÊNCIAS

- ALMOTIRI, J.; ELLEITHY, K.; ELLEITHY, A. Comparison of autoencoder and principal component analysis followed by neural network for e-learning using handwritten recognition. p. 1–5, 2017.
- ATIENZA, R. **Advanced Deep Learning with Keras: Apply deep learning techniques, autoencoders, GANs, variational autoencoders, deep reinforcement learning, policy gradients, and more.** [S.l.]: Packt Publishing Ltd, 2018.
- BARRIOS, L.; PRADO, M. G. Experimental visualization of two-phase flow inside an electrical submersible pump stage. **Journal of energy resources technology**, American Society of Mechanical Engineers Digital Collection, v. 133, n. 4, 2011.
- CARLSON, R. E.; FRITSCH, F. N. Monotone piecewise bicubic interpolation. **SIAM journal on numerical analysis**, SIAM, v. 22, n. 2, p. 386–400, 1985.
- CIRILO, R. **Air-water flow through electric submersible pumps.** Dissertação (Mestrado) — The University of Tulsa, Tulsa, Okla, USA, 1998.
- CIRILO, R.; DOTY, D. Gas-liquid flow through electric submersible pumps. p. 28–30, 1999.
- DU, T.; LIAO, L. Deep neural networks with parallel autoencoders for learning pairwise relations: Handwritten digits subtraction. p. 582–587, 2015.
- DURAN, J.; PRADO, M. *et al.* Esp stages air-water two-phase performance-modeling and experimental data. Society of Petroleum Engineers, 2003.
- DURHAM, M. *et al.* Effect of vibration on electric-submersible pump failures. **Journal of Petroleum Technology**, Society of Petroleum Engineers, v. 42, n. 02, p. 186–190, 1990.
- ESTEVAM, V. *et al.* **Uma análise fenomenológica da operação de bomba centrífuga com escoamento bifásico.** Tese (Doutorado) — FEM/UNICAMP, 2002.
- FARRÚS, M. *et al.* Fusión de sistemas de reconocimiento basados en características de alto y bajo nivel. In: DIRECCIÓN XERAL DE CREACIÓN E DIFUSIÓN CULTURAL. **III Congreso da Sociedade Española de Acústica Forense: actas do Congreso; 2005 oct 27-28; Santiago de Compostela, España. Santiago de Compostela: Dirección Xeral de Creación e Difusión Cultural; 2007. 8 p.** [S.l.], 2007.
- FORESTI, B. P. *et al.* **Métodos de diagnóstico de falhas aplicados à identificação de parâmetros do escoamento do bombeio centrífugo submerso.** Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2014.
- FUKUNAGA, K. 15 intrinsic dimensionality extraction. **Handbook of statistics**, Elsevier, v. 2, p. 347–360, 1982.
- GAMBOA, J.; PRADO, M. *et al.* Review of electrical-submersible-pump surging correlation and models. **SPE Production & Operations**, Society of Petroleum Engineers, v. 26, n. 04, p. 314–324, 2011.

GARPELLI, L. N. *et al.* **Análise de dados experimentais para detecção da queda de desempenho de uma bomba centrífuga submersa.** Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2018.

HAN, D. Comparison of commonly used image interpolation methods. 2013.

HECHT-NIELSEN, R. Theory of the backpropagation neural network. In: **Neural networks for perception.** [S.l.]: Elsevier, 1992. p. 65–93.

Manus P Henry e Richard P Casimiro. **Multiphase flow metering system.** 2016. US Patent 9,512,709.

HINTON, G. E.; SALAKHUTDINOV, R. R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. **science**, American Association for the Advancement of Science, v. 313, n. 5786, p. 504–507, 2006.

JIMENEZ, G. E. C. *et al.* **Simulação do controle de escoamento multifásico em uma bomba centrífuga submersa-BCS: Simulation control of multiphase flow an electrical submersible pump-EPS.** Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2014.

Dale R Snyder Jr e Joe H Haws. **Motor controller for electrical submersible pumps.** 1991. US Patent 5,015,151.

JUNBO, T. *et al.* Fault diagnosis method study in roller bearing based on wavelet transform and stacked auto-encoder. p. 4608–4613, 2015.

KLEIN, F. L.; JUNIOR, P. S.; HERVIEU, E. Time-frequency analysis of intermittent two-phase flows in horizontal piping. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, SciELO Brasil, v. 26, n. 2, p. 174–179, 2004.

Miroslav M Kolpak e Terry J Rock. **Measuring vibration of a fluid stream to determine gas fraction.** 1996. US Patent 5,524,475.

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.

LEWIS, H.; BROWN, M. A generalized confusion matrix for assessing area estimates from remotely sensed data. **International journal of remote sensing**, Taylor & Francis, v. 22, n. 16, p. 3223–3235, 2001.

LIMA, A. A. d. *et al.* **Estudo experimental da relação entre a deformação mecânica estrutural e o desempenho de um BCS com escoamento bifásico gás-líquido.** Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2018.

LIRA, S. A.; NETO, A. C. Coeficientes de correlação para variáveis ordinais e dicotômicas derivados do coeficiente linear de pearson. **Ciência & Engenharia**, v. 15, n. 1/2, p. 45–53, 2006.

MURAKAMI, M.; MINEMURA, K. Effects of entrained air on the performance of a centrifugal pump : 1st report, performance and flow conditions. **Bulletin of JSME**, v. 17, n. 110, p. 1047–1055, 1974.

- MURAKAMI, M.; MINEMURA, K. Effects of entrained air on the performance of centrifugal pumps : 2nd report, effects of number of blades. **Bulletin of JSME**, v. 17, n. 112, p. 1286–1295, 1974.
- NG, A. *et al.* Sparse autoencoder. **CS294A Lecture notes**, v. 72, n. 2011, p. 1–19, 2011.
- PESSOA, R.; PRADO, M. *et al.* Experimental investigation of two-phase flow performance of electrical submersible pump stages. 2001.
- QUATIERI, T. **Discrete-time speech signal processing principles and practice**. Prenticehall. [S.l.]: Inc, 2002.
- RICARDO, D. M. M. *et al.* Multiphase gas-flow model of an electrical submersible pump. **Oil & Gas Science and Technology–Revue d’IFP Energies nouvelles**, EDP Sciences, v. 73, p. 29, 2018.
- RICARDO, M.; MARCELA, D. *et al.* **Identificação da vazão de gás de uma bomba centrífuga em regime de escoamento multifásico através de dados experimentais: Identification of the gas flow of an electric submersible pump under multiphase flow thou experimental data**. Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2014.
- RODRIGUEZ, C. U. C. *et al.* **Identificação da fração de gás em bombas centrífugas com fluxo líquido-gás usando sinais de vibração e redes neurais artificiais**. Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2016.
- ROMERO, M. **An evaluation of an electrical submersible pumping system for high GOR wells**. Tese (Doutorado) — University of Tulsa, 1999.
- SAKURADA, M.; YAIRI, T. **Anomaly detection using autoencoders with nonlinear dimensionality reduction**. 2014. 4–11 p.
- SILBERER, C.; LAPATA, M. Learning grounded meaning representations with autoencoders. p. 721–732, 2014.
- TAKACS, G. **Electrical submersible pumps manual: design, operations, and maintenance**. [S.l.]: Gulf professional publishing, 2017.
- TAO, S. *et al.* Bearing fault diagnosis method based on stacked autoencoder and softmax regression. p. 6331–6335, 2015.
- THOMAS, J. E. **Fundamentos de engenharia de petróleo**. [S.l.]: Interciência, 2001.
- TURPIN, J. L. *et al.* Gas-liquid flow through centrifugal pumps-correlation of data. 1986.
- VARON, M. P. **Estudo de uma bomba centrífuga submersa (BCS) como medidor de vazão**. Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2013.
- VERDE, W. M. *et al.* Experimental study of gas-liquid two-phase flow patterns within centrifugal pumps impellers. **Experimental Thermal and Fluid Science**, Elsevier, v. 85, p. 37–51, 2017.
- VERDE, W. M. *et al.* **Estudo experimental de bombas de BCS operando com escoamento bifásico gás-líquido**. Dissertação (Mestrado) — FEM/UNICAMP, 2011.

ZHU, J.; ZHANG, H.-Q. A review of experiments and modeling of gas-liquid flow in electrical submersible pumps. **Energies**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 11, n. 1, p. 180, 2018.

ANEXO A – TABELAS DOS RESULTADOS EXPERIMENTAIS NA BOMBA DE BCS P-43

Neste anexo são apresentados os dados experimentais obtidos no circuito de teste de bombas de BCS do LabVIP, seguindo a matriz de experimentos descrita na secção 5.1.4.

Tabela A.1 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 2700RPM, 200kPa.

$P_{in}[KPa]$	$P_{out}[KPa]$	$T_{in}[^{\circ}C]$	$T_{out}[^{\circ}C]$	$Q_l[g/s]$	$Q_g[g/s]$	GVF
187.8	204.1	23.6	24.1	7414	0.00468	0.000
189.8	311.8	23.9	24.4	6638.8	0.00468	0.000
190.9	422.4	24.2	24.6	5641.9	0.0046	0.000
189.2	451.3	24.4	24.9	5221.2	0.00472	0.000
192.1	489.7	25.4	25.9	4600.5	0.00474	0.000
191.1	511	25.7	26.2	3771.3	0.00477	0.000
191.6	514.3	26	26.5	2997.7	0.00481	0.000
193.5	521.3	26.3	26.8	2302.1	0.00479	0.000
193.9	531	26.8	27.3	1468.5	0.00482	0.000
188.2	558.5	27.2	28.2	626.94	0.00524	0.000
188.4	579.8	27.5	29	304.2	0.00524	0.00
187.3	204.4	27.7	28.3	6890.2	0.585	0.0262
186.8	316.2	27.9	28.5	6245.5	0.576	0.0283
188.4	407.2	28.2	28.8	5410.3	0.576	0.0322
187.1	445.1	28.5	29.1	4842.6	0.569	0.0354
188.1	463.4	28.7	29.4	4314.6	0.566	0.0392
189.4	476	29	29.6	3627.1	0.566	0.046
187.1	465.7	29.2	29.8	2984.5	0.55	0.054
194.7	480.9	29.8	30.4	2515.7	0.504	0.0572
186.6	207.5	32.6	33.2	5902.7	1.12	0.0573
185	306.9	30.9	31.5	5697.9	1.11	0.0587
186	355.3	31	31.6	5366.4	1.1	0.0612

Tabela A.2 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 2700RPM, 400kPa.

$P_{in}[KPa]$	$P_{out}[KPa]$	$T_{in}[^{\circ}C]$	$T_{out}[^{\circ}C]$	$Q_l[g/s]$	$Q_g[g/s]$	GVF
405.5	395.9	49.6	-4.9	7495.8	0.00585	0.000
411.1	528.2	49.7	-6.3	6688.3	0.00594	0.000
403.5	609.7	49.7	-4.06	5929.8	0.00596	0.000
406.6	674.8	49.8	-5.81	5229.8	0.00599	0.000
406.9	718.5	49.9	-6.75	4479.2	0.00603	0.000
407	739.4	49.9	-6.68	3741.4	0.00592	0.000
405.7	739.3	50.1	-2.07	3009.8	0.00594	0.000
399.1	406.9	33.6	-15.7	7349.4	0.576	0.0126
400.6	515.7	34.4	-15.7	6662.2	0.582	0.014
399.2	591.4	34.8	-15.7	6032.9	0.563	0.015
407.5	672	34.9	-15.7	5254.6	0.58	0.0173
402.9	704.5	35.2	-15.7	4670.8	0.558	0.0189
402.6	728.7	35.5	-15.7	3979.5	0.562	0.0223
402.8	732.6	35.7	-15.7	3373.1	0.559	0.0261
398.3	725.5	35.9	-15.7	2674.4	0.555	0.0329
401.6	733.5	36.2	-15.7	2118.3	0.556	0.0409
401	755.1	36.4	-15.7	1159.6	0.565	0.0735
402	401.1	37	-14.9	7230.4	1.21	0.0266
402.8	497.2	37.5	-14.5	6665.8	1.16	0.0277
399	554	38	-14.4	6216	1.19	0.0306
403.9	622.4	38.6	-14.9	5643.5	1.16	0.0326
403.4	654.2	39.1	-13.3	5256.2	1.2	0.036

Tabela A.3 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 3000RPM, 200kPa.

$P_{in}[KPa]$	$P_{out}[KPa]$	$T_{in}[^{\circ}C]$	$T_{out}[^{\circ}C]$	$Q_l[g/s]$	$Q_g[g/s]$	GVF
191.6	216.9	36.7	-3.37	7648.1	0.551	0.0225
190.7	352.6	36.8	-2.42	6934.3	0.543	0.0245
189.6	432.9	37	-1.65	6257.3	0.536	0.0268
193.4	503	37.2	-2.11	5513.3	0.542	0.03
192.4	538	37.4	-0.986	4810	0.538	0.0341
192.5	547.7	37.6	-1.2	4170.5	0.54	0.0391
192.4	553.3	37.7	1.48	3541.9	0.538	0.0455
192.5	553.5	37.7	-0.0253	2886.4	0.535	0.0548
192.7	533.9	39.4	-10.4	2223.3	0.531	0.0702
190.5	202.5	39.7	-7.38	6502.9	1.08	0.0508
190.2	389.1	39.8	-10.1	6041.1	1.08	0.0546
189.5	413.5	40.1	-11.9	5758.8	1.1	0.0584
191.6	448.4	40.1	-13.1	5397	1.08	0.0606
190.3	456.4	40.3	-12.4	5025.7	1.08	0.0648
191.3	472.9	40.4	-12.9	4697.9	1.09	0.0693
192	484.1	40.5	-13.3	4229.7	1.1	0.0763
192.9	485.4	40.7	-12.6	3744.8	1.07	0.083
190.9	207.2	41	-15.5	5163.3	1.77	0.0995
191.4	224.1	41	-15.4	5097.8	1.77	0.1
194	251.5	41.1	-15.2	4624.2	1.78	0.109
192.9	259.9	41.2	-15.1	4531.5	1.77	0.11
193.5	279.9	41.3	-15.2	4445.9	1.77	0.113
194	295.5	41.4	-15	4137.6	1.78	0.12
190.4	328.3	41.4	-15.1	4264.8	1.64	0.11
195.4	207.4	41.5	-14.1	3482.9	2.27	0.17
191.3	208.5	41.5	-13.9	3226.9	2.23	0.18
194.4	218.1	41.5	-13.6	2861.6	2.18	0.193
191.1	212.8	41.6	-13.5	2618.7	2.19	0.209

Tabela A.4 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 35°, 3000RPM, 400kPa.

$P_{in}[KPa]$	$P_{out}[KPa]$	$T_{in}[^{\circ}C]$	$T_{out}[^{\circ}C]$	$Q_l[g/s]$	$Q_g[g/s]$	GVF
410.8	399.6	42.5	-5.69	8392.7	0.0062	0.000
401.9	547.9	42.8	-12.1	7501.2	0.00619	0.000
399.4	655.5	43.1	-12	6661.3	0.00619	0.000
397.4	739.4	43.3	-11.6	5792.3	0.00617	0.000
396.3	787	43.5	-5.44	5039.5	0.00615	0.000
399.6	820.5	43.7	-9.4	4168.8	0.00614	0.000
398.3	817.7	43.9	-9.59	3320.5	0.00615	0.000
402.8	827.7	44.2	-8.55	2507.5	0.00616	0.000
401.2	833.6	44.7	-8.4	1659.4	0.00618	0.000
399.1	875.5	45	-3.59	705.27	0.00617	0.00
399.2	914.2	45.1	-11.9	72.323	0.00617	0.00
399.8	418.7	45.2	-8.92	8106.9	0.619	0.0128
399.2	551.7	45.6	-5.02	7343.7	0.612	0.014
401.6	645.3	45.8	-8.74	6649	0.593	0.0149
399.1	711.5	46.1	-2.65	6007.3	0.596	0.0166
399.9	770.4	46.3	-7.32	5235.5	0.594	0.0189
400.2	804.3	46.5	-5.94	4468.9	0.574	0.0214
398.6	811.7	46.8	-11.2	3767.8	0.584	0.0258
400.5	810.8	46.9	-11	2941	0.583	0.0326
399.2	816.7	47.3	-11.2	2249.7	0.572	0.0416
401.3	827.3	47.4	-3.68	1580.8	0.648	0.0652
399.4	404.6	47.8	-6.34	8023.6	1.06	0.0222
401.7	530.8	48	-11.1	7320.3	1.07	0.0243
400.9	619.8	48.2	-10.8	6678.4	1.03	0.0257
400.2	674.9	48.4	-11.1	6183.5	1.01	0.0273
402.6	739.8	48.5	-9.52	5455.5	1.04	0.0314
404.3	770.5	48.7	-9.58	4878.5	1.11	0.0372
400.8	783.9	48.9	-9.29	4217.4	1.1	0.0427
406.5	790.5	49.1	-8.36	3635.9	1.11	0.0493
402.8	781.9	49.3	-3.3	2972.8	1.11	0.0597
404	786.7	49.2	-8.05	2325.3	1.1	0.0744
404.8	801.1	49.3	-3.63	1744.8	1.06	0.0938
400.2	402.1	30.5	-15.7	7893.2	1.68	0.0328
403.6	528.6	31	-15.7	7243.6	1.67	0.0353
400.9	601.3	31.5	-15.7	6717.2	1.66	0.0381

400.2	677.9	32.1	-15.7	6019.3	1.66	0.0425
399.2	721.9	32.6	-15.7	5544.5	1.64	0.0454
402.3	753.6	33	-15.7	4997.2	1.64	0.0499
403.8	769.9	33.4	-15.7	4343.1	1.66	0.0576
399.9	771	35.5	-15.4	3817.6	1.62	0.0648
400.7	767.3	35.9	-15.3	3298.3	1.65	0.0753
403.5	756.2	36.4	-15.4	2843.6	1.64	0.0853
399	413.2	42.1	-13.8	7683.2	2.15	0.0449
402.2	505.2	42.5	-12.4	7133.9	2.44	0.0541
398.1	550.7	42.9	-11.9	6810.3	2.45	0.0572
402.6	628.5	43	-11.7	6284.9	2.31	0.0577
401	657.5	43.4	-11.4	5945.1	2.45	0.0645
401	713.1	43.9	-11	5389	2.13	0.0623
397	727.9	44.1	-9.71	5086	2.11	0.0656
401.8	741.3	44.4	-11.3	4657.3	2.16	0.0723
402.4	753.1	44.6	-10.8	4145.2	2.08	0.0777
401.6	746.2	45	-11.3	3713.8	2.32	0.0952

Tabela A.5 – Dados curva de desempenho da bomba P43, 71°, 2700RPM, 200kPa.

$P_{in}[KPa]$	$P_{out}[KPa]$	$T_{in}[^{\circ}C]$	$T_{out}[^{\circ}C]$	$Q_l[g/s]$	$Q_g[g/s]$	GVF
198.2	325.4	22.1	22.8	6537.1	0.00404	0.000
198.2	325.4	22.1	22.8	6537.1	0.00404	0.000
210.8	428	22.2	22.9	5711.8	0.00406	0.000
207.7	473.3	22.4	23.1	5084.2	0.00407	0.000
216.1	518.2	22.5	23.3	4377.1	0.00406	0.000
203.8	522	22.7	23.5	3634.1	0.00431	0.000
203.5	520.6	22.9	23.7	2821	0.00432	0.000
206.6	529.9	23	23.9	2181.5	0.00408	0.000
205.4	535.7	23.4	24.1	1468.8	0.0043	0.000
206.5	594.7	23.5	25	146.78	0.00429	0.00
172.8	220.3	24.6	25.4	6776.3	0.558	0.026
184.9	343.5	24.8	25.6	6019.6	0.565	0.028
189	417.9	24.9	25.8	5271.6	0.556	0.0308
195.8	465	25	25.9	4629.2	0.562	0.0344
197.9	486.5	25.8	26.6	4085.7	0.549	0.0376
202	492.7	25.9	26.7	3372	0.554	0.0448
208.4	498.2	25.9	26.9	2605.2	0.567	0.0572
174.1	217.1	26.5	27.3	6309.9	1.13	0.0548
184.8	341.6	26.7	27.4	5596.1	1.17	0.0605
190.3	393	26.8	27.6	5068.6	1.16	0.0647
198.1	409.9	26.9	27.7	4498	1.17	0.0706
202	427.1	27.1	27.9	3805.2	1.11	0.0777
182	230	27.4	28.2	5687.3	1.57	0.0793
188.4	334.1	27.6	28.3	5221.8	1.57	0.0839
194.6	349.8	27.8	28.8	4274.6	1.59	0.0992
197.5	362	28.1	28.9	3740.4	1.59	0.111
189.4	245	28.2	29.1	4745	2.09	0.117

Tabela A.6 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 71°, 2700RPM, 400kPa.

$P_{in}[KPa]$	$P_{out}[KPa]$	$T_{in}[^{\circ}C]$	$T_{out}[^{\circ}C]$	$Q_l[g/s]$	$Q_g[g/s]$	GVF
397.4	394.8	31.3	32.3	7417.2	0.00597	0.000
411.8	530.2	31.5	32.5	6653.4	0.00596	0.000
424.4	629.5	31.6	32.7	5920.5	0.00595	0.000
439.8	721.3	31.8	32.9	4969.4	0.00595	0.000
446.3	761.3	32	33	4283.5	0.00593	0.000
406.5	736.1	32	33.2	3705.6	0.00593	0.000
411.6	738.8	32.1	33.4	2921.3	0.00593	0.000
415.7	748.4	32.5	33.6	2160.2	0.00592	0.000
417.4	758.4	33.4	34.2	1432.5	0.00592	0.000
417.7	820.7	33.4	35.3	164.43	0.00591	0.00
417.1	822.3	33.6	37.1	46.801	0.00591	0.00
397.3	384.9	34.8	35.6	7348.6	0.616	0.0136
405.5	533	34.9	35.8	6438.2	0.684	0.0168
406.6	617.1	34.9	36	5680.7	0.696	0.0192
413.8	672.6	35.1	36.2	5113	0.624	0.0188
407.5	703.3	35.3	36.3	4444.3	0.636	0.0223
405.6	722.3	35.6	36.5	3649.8	0.6	0.0257
400.3	716.3	35.7	36.7	3025.5	0.611	0.0318
402.9	725.9	35.9	36.9	2213.3	0.591	0.0414
396.2	397.2	36.2	37.1	7156.3	1.18	0.0264
402	516.5	36.3	37.3	6448.2	1.14	0.028
404.2	599.1	36.4	37.4	5744.1	1.17	0.0321
405.7	667.7	36.6	37.6	4913.2	1.16	0.0368
405	697.6	36.7	37.8	4298.5	1.13	0.0406
407.8	713.3	37	38	3504.6	1.11	0.0485
403	702.7	37.2	38.2	2959.8	1.11	0.0575
402.4	698.6	37.7	38.7	2201.7	1.08	0.0745
391.1	383.6	37.9	38.8	7054.7	1.7	0.0389
406.4	517.1	37.9	38.9	6359.3	1.6	0.0393
401.1	585.8	38.1	39.1	5710.8	1.62	0.0445
400.9	651.6	38.1	39.2	4913.7	1.59	0.0504
404.9	679.3	38.3	39.4	4286.9	1.66	0.0594
402.4	674.2	38.3	39.5	3573.3	1.71	0.0724
405.6	681.1	38.5	39.7	2989	1.63	0.0814
396.6	383.9	39.1	40	6965.3	2.18	0.0496
397.5	489.9	39.1	40.1	6310.9	2.27	0.0564
405.2	582.6	39.1	40.2	5555.3	2.37	0.0651
405.3	640.2	39.2	40.3	4860.3	2.15	0.0672
412.1	664.3	39.4	40.4	4147.2	2.05	0.0736
407	659.4	39.6	40.5	3482.7	2.1	0.0892

Tabela A.7 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 71°, 3000RPM, 200kPa.

P_{in} [KPa]	P_{out} [KPa]	T_{in} [°C]	T_{out} [°C]	Q_l [g/s]	Q_g [g/s]	GVF
185.7	203.7	40.3	41.2	7774.3	0.577	0.0235
198.5	361	40.4	41.3	6997.4	0.589	0.0252
202.6	459.1	40.4	41.4	6220.4	0.583	0.0276
212.7	538.8	40.5	41.5	5392.3	0.601	0.0313
191	545.2	40.5	41.5	4665.3	0.57	0.0371
187.3	545.7	40.5	41.6	3817	0.563	0.0449
180.6	532.2	40.6	41.6	3004.7	0.559	0.0573
182.3	462.2	40.6	41.6	2183.1	0.562	0.14
183.9	196.7	40.8	41.6	7116.5	1.13	0.049
178.3	358.3	40.8	41.7	6358	1.1	0.0545
174.2	396.4	40.7	41.7	5615.3	1.16	0.0655
179.6	424.2	40.7	41.7	5090.5	1.16	0.0701
186.3	467.7	40.8	41.9	4204.6	1.17	0.082
189.3	484.8	40.9	41.9	3763.9	1.08	0.0835
180.1	198.7	41	42	6064	1.62	0.0809
180.2	325.4	41	42	5615	1.62	0.087
177.7	365	41	42	4730.6	1.59	0.101
179.6	354.1	41	42	4460.6	1.67	0.11
193.7	217.1	23.5	24.2	5279.8	2.35	0.116
203.5	291.3	23.7	24.5	4334.7	2.34	0.132
210.1	302.6	23.9	24.7	3552.3	2.33	0.193

Tabela A.8 – Dados curva de desempenho da bomba de BCS P-43, 71°, 3000RPM, 400kPa.

$P_{in}[KPa]$	$P_{out}[KPa]$	$T_{in}[^{\circ}C]$	$T_{out}[^{\circ}C]$	$Q_l[g/s]$	$Q_g[g/s]$	GVF
406.4	387.4	40	40.8	8374.2	0.00611	0.000
406.7	538.5	40	41	7528.3	0.0061	0.000
407	648.8	40	41.1	6702.1	0.0061	0.000
414.9	742.5	40	41.2	5857.8	0.0061	0.000
409.1	793.2	40.3	41.4	4984.7	0.00608	0.000
410	821.9	40.4	41.5	4203.8	0.00608	0.000
412.7	824.7	40.2	41.6	3390.3	0.00607	0.000
402.8	821.5	40.7	41.7	2522.1	0.00606	0.000
407.3	842.5	40.9	41.9	1417.8	0.00605	0.000
408.4	899.7	41	42.5	466.53	0.00604	0.00
407.6	916	41.1	43.5	96.366	0.00604	0.00
406.5	414.1	32.1	33.1	8132.3	0.66	0.0127
412.1	575.8	32.3	33.3	7251.7	0.638	0.0136
417.4	690.8	32.4	33.6	6359.9	0.645	0.0154
401.9	727.4	32.8	34	5805	0.616	0.0167
406.3	787.2	33.1	34.2	4923.1	0.634	0.02
409.4	814.9	33.1	34.4	4051.9	0.616	0.0234
409.9	815.9	33.4	34.6	3281.2	0.608	0.0283
413.5	821.3	33.8	34.7	2419	0.635	0.0394
417.2	830.2	34.3	35.1	1575.6	0.615	0.0572
406.4	411.3	34.4	35.2	7999.7	1.2	0.0234
407.3	559.4	34.6	35.5	7157.5	1.21	0.0263
413.6	665.9	34.8	35.8	6357.9	1.21	0.029
416.5	742.7	35	36.2	5542.6	1.2	0.0327
419.2	790.5	35.4	36.4	4707.6	1.17	0.037
416.1	805.9	35.5	36.6	4120.7	1.13	0.0413
421.6	801.9	35.9	36.9	3194.1	1.15	0.0528
418.6	800.1	36	37.2	2373	1.14	0.0697
403.1	393.2	36.8	37.7	7920.3	1.78	0.0354
405.4	546.6	36.9	38	7113.2	1.71	0.0375
409.8	647.9	37.2	38.3	6364.7	1.74	0.0419
413.4	733.5	37.3	38.5	5498.9	1.66	0.0457
413.5	768.9	37.6	38.7	4774	1.67	0.0527
403.3	771.2	37.8	38.8	3895.7	1.68	0.0656
402.4	768.6	37.9	38.9	3171	1.6	0.076
397.8	767.9	38.4	39.4	2646.7	1.38	0.0793
401.3	393	38.6	39.6	7810.1	2.16	0.0436
404.8	524.9	38.8	39.8	7137.3	2.14	0.0468
404.9	637.2	39	40	6270.8	2.23	0.0548
406	709.4	39.1	40.2	5495.7	2.21	0.0614
408.6	737.4	39.3	40.4	4664.6	2.2	0.0709
404	731.5	39.6	40.7	3838.1	2.32	0.0902
401.7	736.2	39.8	41	3490	2.13	0.0913