



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
Faculdade de Engenharia Mecânica

MAURICIO BARRIOS CASTELLANOS

Controle de bombas centrífugas submersíveis em escoamento bifásico líquido-líquido

CAMPINAS
2024

MAURICIO BARRIOS CASTELLANOS

Controle de bombas centrífugas submersíveis em escoamento bifásico líquido-líquido

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

Orientador: Prof. Dr. Alberto Luiz Serpa

Coorientador: Dr. Jorge Luiz Biazussi

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL
DA TESE DEFENDIDA PELO ALUNO MAURICIO BAR-
RIOS CASTELLANOS, E ORIENTADO PELO PROF. DR.
ALBERTO LUIZ SERPA

CAMPINAS

2024

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

B277c Barrios Castellanos, Mauricio, 1989-
Controle de bombas centrífugas submersíveis em escoamento bifásico líquido-líquido / Mauricio Barrios Castellanos. – Campinas, SP : [s.n.], 2024.

Orientador: Alberto Luiz Serpa.

Coorientador: Jorge Luiz Biazussi.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Bombas centrífugas - Submersa. 2. Controle preditivo. 3. Mecânica - Vibração. 4. Escoamento multifásico. 5. Redes neurais (Computação). 6. Simulação computacional. 7. Inteligência artificial. I. Serpa, Alberto Luiz, 1967-. II. Biazussi, Jorge Luiz, 1984-. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Mecânica. IV. Título.

Informações Complementares

Título em outro idioma: Control of electrical submersible pumps in two-phase liquid-liquid flow

Palavras-chave em inglês:

Electrical submersible pump

Predictive control

Mechanical vibration

Multiphase flow

Artificial neural networks

Computational simulation

Artificial intelligence

Área de concentração: Mecânica dos Sólidos e Projeto Mecânico

Titulação: Doutor em Engenharia Mecânica

Banca examinadora:

Alberto Luiz Serpa [Orientador]

Janito Vaqueiro Ferreira

William Monte Verde

Oscar Mauricio Hernandez Rodriguez

Idelfonso Bessa dos Reis Nogueira

Data de defesa: 01-04-2024

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Mecânica

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

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0003-4512-0965>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/3153450226944220>

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

TESE DE DOUTORADO ACADÊMICO

**Controle de bombas centrífugas submersíveis
em escoamento bifásico líquido-líquido**

Autor: Mauricio Barrios Castellanos

Orientador: Prof. Dr. Alberto Luiz Serpa

Coorientador: Dr. Jorge Luiz Biazussi

A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta Tese:

Prof. Dr. Alberto Luiz Serpa

Faculdade de Engenharia Mecânica - UNICAMP

Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira

Faculdade de Engenharia Mecânica - UNICAMP

Dr. William Monte Verde

Centro de Estudos de Energia e Petróleo - UNICAMP

Prof. Dr. Oscar Mauricio Hernandez Rodriguez

Departamento de Engenharia Mecânica - EESC-USP

Prof. Dr. Idelfonso Bessa dos Reis Nogueira

Departamento de Engenharia Química - NTNU

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

Campinas, 01 de abril de 2024.

Dedicatória

A mis padres Hernan y Romelia, de quienes tengo la fortuna de heredar enseñanzas y valores, que perdurarán incluso más allá de mi existencia física. A Edna, con quien tengo la inmensa fortuna de compartir cada día, dada la ínfima probabilidad de encontrarnos en la inmensidad del tiempo y el espacio, lo cual es un excepcional privilegio. A Canela, un ser magnánimo que, en contra de toda probabilidad, apareció en mi camino para alegrar cada jornada, y de quien, aunque su paso por este mundo sea aún más breve que el nuestro, ha dejado una marca indeleble en mi corazón.

Agradecimentos

Gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos ao meu orientador, Prof. Dr. Alberto Luiz Serpa, pela orientação, conhecimento e motivação durante o desenvolvimento do Doutorado, assim como ao meu coorientador, Dr. Jorge Luiz Biazussi, pelo apoio, confiança, excelente gestão e valiosos ensinamentos profissionais e pessoais.

À minha companheira de vida, Edna, agradeço por sua infinita paciência, compreensão, suporte emocional e profissional.

Aos membros das bancas de qualificação e defesa - Prof. Dr. Fabio Toshio Kanizawa, Prof. Dr. Janito Vaqueiro Ferreira, Prof. Dr. Idelfonso Bessa dos Reis Nogueira, Prof. Dr. Oscar Mauricio Hernandez Rodriguez e Dr. William Monte Verde - agradeço pelas valiosas sugestões oferecidas para este trabalho.

Agradeço aos colegas do laboratório - Carolina Corredor, Felipe de Castro, Giovanna Zanoni, Luis Ruiz, Matheus Orsi, Paulo Kuga e Rangel Moura. - pelo conhecimento compartilhado, a amizade e as produtivas discussões. Especialmente a Felipe, pelo apoio na implementação do controle no supervisor, o que foi fundamental para o projeto.

A todos os amigos que conheci no Brasil, que tornaram esta jornada mais amena: Andrea, Antonio, Camilo, Caro, Cata, Cristhian, Dario, Diego, Felipe, Juli, Laura, Mafe, Marce, Marjorie, Martinha, Maya, Pipe, Sara, Suranny, as Dianas, os Germanes e os Luchos.

Ao Centro de Estudo de Petróleo (CEPETRO) pela oportunidade de realizar os experimentos em suas instalações. Agradeço especialmente aos membros do grupo Artificial Lift & Flow Assurance (ALFA), em particular ao Dr. Natan Bulgarelli, ao MSc Andrey Casas e a Luis Silva, Cláudio Varani e Edmilson Sanches pelo suporte técnico e colaboração.

Ao professor Johannes Jäschke e ao grupo do PSE da Faculdade de Engenharia Química da NTNU, agradeço pelo conhecimento compartilhado e pela hospitalidade.

Agradeço ao Centro de Inovação em Produção de Energia (EPIC) da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo financiamento dos processos 2019/10249-2 e 2022/01133-3. Reconhecemos também o apoio da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP).

Resumo

As Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs) são amplamente utilizadas como método de elevação artificial. As BCSs podem operar sob condições operacionais severas, tais como abrasão, escoamentos de alta viscosidade e escoamentos multifásicos de gás, óleo e água. Quando as fases predominantes são água e óleo, o escoamento é considerado bifásico líquido-líquido. Estas misturas podem se apresentar na forma de emulsões causando instabilidades operacionais devido às mudanças de viscosidade efetiva e massa específica da emulsão. Estratégias de controle capazes de manter uma operação estável das bombas submetidas a escoamentos líquido-líquido são necessárias. Este trabalho propõe implementar a abordagem de Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD) que possa tolerar as instabilidades produzidas pelas variações nas propriedades da mistura. Para esse fim foi proposto um Controle Preditivo baseado em Modelo (*Model Predictive Control* - MPC). O modelo proposto consiste em um Modelo Não Linear (*Non-Linear Model* - NLM) em regime estacionário acoplado e um Modelo de Espaço de Estados (*State Space Model* - SSM) linear, com monitoramento das variações de viscosidade efetiva e massa específica da emulsão baseado no monitoramento de vibrações.

A metodologia proposta envolve a realização de experimentos em BCSs operando com uma mistura bifásica água-óleo, reproduzindo o comportamento das BCSs operando com emulsão tanto em regime estacionário quanto em regime transitório. A modelagem em estado estacionário das BCS e dos componentes do sistema foi realizada usando um NLM. A modelagem transiente do sistema foi feita por meio de um SSM linear. O monitoramento das propriedades do fluido foi feito mediante a medição das Vibrações Induzidas pelo Escoamento (*Fluid Induced Vibration* - FIV) e implementando Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Networks* - ANN). A estratégia de controle foi testada mediante simulações computacionais e na bancada experimental em BCSs operando com emulsões, apresentando erro em estado estável em torno de 5%, e tempos de estabilização em torno de 150 segundos.

Palavras-chave: Bombas centrífugas submersíveis, Vibrações induzidas pelo escoamento, Escoamento multifásico, Controle preditivo baseado em modelo, Redes neurais artificiais.

Abstract

Electrical Submersible Pumps (ESPs) are centrifugal pumps widely utilized for artificial lift. ESPs can operate under severe operational conditions such as abrasion, high viscosity flows, and gas, oil, and water multiphase flows. When the predominant phases are water and oil, the flow is considered a liquid-liquid two-phase. These mixtures form emulsions that can cause operational instabilities due to effective viscosity and density changes. Control strategies capable of maintaining stable pump operation under liquid-liquid flows are necessary. This work proposes and implements a Damage-Tolerant Active Control (DTAC) approach that can tolerate the instabilities produced by variations in emulsion properties. For this purpose, a Model Predictive Control (MPC) is proposed. The proposed model consists of a Non-Linear steady-state Model (NLM) coupled with a linear State Space Model (SSM), monitoring variations in emulsion effective viscosity and density based on vibration monitoring.

The proposed methodology involves conducting experiments on ESPs operating with a water-oil biphasic mixture, replicating the behavior of ESPs operating with emulsion both in steady-state and transient regimes. The steady-state modeling of the ESP and the system components was carried out using a NLM. The transient modeling of the system was accomplished through a linear SSM. Fluid properties were monitored by measuring Flow Induced Vibrations (FIV) and implementing Artificial Neural Networks (ANN). An MPC strategy that couples the NLM and SSM with FIV monitoring was proposed. The control strategy was tested through computational simulations and on the experimental bench in BCSs operating with emulsions, presenting steady-state error around 5%, and stabilization times around 150 seconds.

Keywords: Electrical submersible pump, Flow induced vibration, Multiphase flow, Model predictive control, Artificial neural network.

Lista de Figuras

1.1	Flutuações em parâmetros na produção de óleo com emulsão. Adaptado de [5].	26
1.2	Detecção e diagnóstico de danos. Adaptado de [10].	27
2.1	Ganho de pressão adimensional em função da fração da água. Adaptado de [19].	33
2.2	Controle de Retroalimentação. Adaptado de [72].	45
2.3	Controlador inverso direto baseado em redes neurais artificiais. Adaptado de [59].	47
2.4	Controlador especialista. Adaptado de [61].	48
3.1	Disposição da bancada experimental.	51
3.2	Distribuição dos sensores de vibração na bomba P100.	52
3.3	Variação da viscosidade do óleo com a temperatura para os óleos utilizados na bomba P100 (óleo A) e P47 (óleo B).	53
3.4	Variação da pressão adimensional Ψ em relação à vazão adimensional ϕ em experimentos de regime estacionário monofásico para a bomba P100, considerando diferentes rotações ω e viscosidades do fluido μ	55
3.5	Variação da pressão adimensional Ψ em relação à vazão adimensional ϕ em experimentos de regime estacionário monofásico para a bomba P47, considerando diferentes rotações ω e viscosidades do fluido μ	56
3.6	Exemplo da variação da pressão adimensional Ψ em função da fração de água wc em regime estacionário bifásico para três diferentes condições de operação (rotação da BCS ω e viscosidade μ) na bomba P100.	59
3.7	Exemplo da variação das variáveis manipuladas (y e ω) nos experimentos com efeitos transitórios em regime monofásico.	60
4.1	Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD) com um controlador do tipo Controle Preditivo Não linear baseado em Modelo (<i>Nonlinear Model Predictive Control - NMPC</i>).	63
4.2	Controle Preditivo Não Linear baseado em Modelo (NMPC) considerando a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR).	65
4.3	Controle Preditivo Não Linear baseado em Modelo (NMPC) considerando a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB). . . .	66
5.1	Esquema de variáveis na análise de transiente hidráulico em tubulações.	72
5.2	Sistema de bombeamento simplificado.	74

5.3	Abordagem de Hammerstein-Wiener para o sistema de bombeamento.	77
5.4	Variação do coeficiente de vazão da válvula C_{ch} em função da porcentagem de abertura da válvula <i>choke</i> y nos experimentos realizados com a bomba P47 para diferentes viscosidades do fluido.	80
6.1	Pressão adimensional (Ψ) em função da porcentagem de água (wc) para quatro diferentes experimentos com rotação (ω [Hz]), viscosidade (μ [mPa-s]), e vazão total (q [m ³ /h]) constantes.	85
6.2	Potência adimensional (Π) em função da porcentagem de água (wc) para quatro diferentes experimentos com rotação (ω [Hz]), viscosidade (μ [mPa-s]), e vazão total (q [m ³ /h]) constantes.	86
6.3	Aproximação sigmoide de elevação (h) em função da porcentagem de água em condições constantes de velocidade rotacional (ω) 0 a 40 Hz, viscosidade (μ) de 169 cP e vazão total de 28 m ³ /h.	87
6.4	Exemplos de faixas de análise de frequência em um ponto experimental.	88
6.5	Valores de $\mathbb{R}(\chi_{250})$ na faixa de frequência de 0 a 250 Hz para experimentos a uma velocidade rotacional de 33 Hz.	92
6.6	Faixas de frequência selecionadas.	93
6.7	Exemplo da arquitetura da Rede Neural Artificial (ANN) para as entradas e saídas selecionadas.	94
7.1	Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR) para a bomba P100.	100
7.2	Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR) para a bomba P47.	101
7.3	Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB) para a bomba P100.	103
7.4	Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB) para a bomba P47.	104
7.5	Ajuste do Modelo de Espaço de Estados (SSM) para a bomba P100.	106
7.6	Teste do Modelo de Espaço de Estados (SSM) para a bomba P100.	106
7.7	Probabilidade de erro acumulado para o modelo de Espaço de Estados (SSM) da bomba P100.	107
7.8	Probabilidade de erro acumulado para o modelo de Espaço de Estados (SSM) da bomba P47.	107

7.9	Aceleração de vibração em escala logarítmica (representada por cores) durante o experimento, realizado a uma frequência de rotação de 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de 16 m ³ /s nos sensores uniaxiais.	109
7.10	Aceleração de vibração em escala logarítmica (representada por cores) durante o experimento, realizado a uma frequência de rotação de 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de 16 m ³ /s nos sensores triaxiais.	110
7.11	Aceleração de vibração no sensor AC-04 durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, uma viscosidade do fluido de 146 cP e uma vazão total de 16 m ³ /s em uma faixa de frequência entre 0 e 750 Hz.	111
7.12	Aceleração de vibração no sensor AC-04 durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, uma viscosidade do fluido de 146 cP e uma vazão total de 16 m ³ /s em uma faixa de frequência entre 1000 e 5000 Hz.	111
7.13	Aceleração de vibração no sensor AC-01Z durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de 16 m ³ /s em uma faixa de frequência entre 0 e 750 Hz.	112
7.14	Aceleração de vibração no sensor AC-01Z durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de 16 m ³ /s em uma faixa de frequência entre 1000 e 5000 Hz.	112
7.15	Correlação de Pearson entre a Raiz do Valor Quadrático Médio (RMS) da Transformada Rápida de Fourier (FFT) da aceleração da vibração na faixa de 0-250 Hz e a potência adimensional.	114
7.16	Raiz do valor quadrático médio (RMS) da Transformada Rápida de Fourier (FFT) na faixa de 0-250 Hz para o sensor AC-01Y.	115
7.17	Regressão logística para o sensor AC-04 para a classificação dos regimes de escoamento entre óleo-em-água (o/a) e água-em-óleo (a/o).	117
7.18	Limite entre água-em-óleo (a/o) e óleo-em-água (o/a) para cada sensor instalado considerando como características para a classificação o valor da raiz meia quadrática da aceleração da vibração entre 0 e 250 Hz ($\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$) e a rotação da BCS (ω).	117
7.19	Classificação dos dados baseada no sinal de vibração do sensor AC-04 considerando como características para a classificação o valor da raiz meia quadrática da aceleração da vibração entre 0 e 250 Hz ($\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$) e a rotação da BCS (ω).	118
7.20	Evolução do Valor Médio Quadrático (<i>Mean Square Error</i> -MSE) durante as iterações do processo de otimização de hiperparâmetros em escoamento monofásico.	119
7.21	Distribuição de neurônios nas camadas nas iterações com MSE menor que 1,0 em escoamento monofásico.	120
7.22	Função de ativação nas camadas nas iterações com MSE menor que 1,0 em escoamento monofásico.	120

7.23	Distribuição cumulativa dos erros de previsão da viscosidade (e_μ) e a massa específica (e_ρ) para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento monofásico.	121
7.24	Previsão da viscosidade μ e a massa específica ρ para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento monofásico.	122
7.25	Distribuição cumulativa dos erros de previsão da viscosidade (e_μ) e a massa específica (e_ρ) para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento bifásico.	123
7.26	Previsão de viscosidade μ e a massa específica ρ para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento bifásico.	124
7.27	Ajuste do sistema no regime monofásico com uma viscosidade média de 218 cP e um coeficiente de determinação R^2 de 0,992.	126
7.28	Ajuste do sistema no regime bifásico com uma viscosidade média de 62 cP, uma fração de água médio de 51,47 e um coeficiente de determinação R^2 de 0,992.	126
7.29	Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação sob o controlador com a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR) em escoamento monofásico	129
7.30	porcentagem de erro entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMR.	130
7.31	Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMR.	130
7.32	Pressão de entrada da bomba em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMR.	131
7.33	Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação sob o controlador com a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB) em escoamento monofásico	131
7.34	Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMB.	132
7.35	Pressão de entrada da bomba em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMB.	133
7.36	Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação com o controlador sob a abordagem do modelo de reservatório em escoamento bifásico com 45% de água.	134
7.37	Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação com o controlador sob a abordagem do modelo de reservatório em escoamento bifásico com 50% de água.	135
7.38	Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 13,98% e 29,28% (grupo 2).	136

7.39	Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 28,28% e 45,96% (grupo 3).	136
7.40	Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 45,96% e 50,74% (grupo 4).	137
7.41	Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 50,74% e 51,47% (grupo 5).	137
7.42	Fluxo da informação no teste do CATD na bancada experimental.	140
7.43	Teste Experimental do Controlador Ativo Tolerante a Danos (CATD) em escoamento monofásico na bomba P47.	141
7.44	Teste experimental do controlador preditivo não linear baseado no modelo (NMPC).	143
7.45	Métricas de desempenho do Controle Preditivo Não Linear baseado no Modelo (NMPC) considerando as abordagens de previsão de vazão baseadas no modelo do reservatório (MPVR) e da bomba (MPVB).	145
7.46	Varição do ganho de pressão Δp controlada pelo NMPC com aumento da porcentagem de água (wc) no sistema de 10% para 28%.	147
7.47	Varição das Variáveis Manipuladas (MV) pelo NMPC com aumento da porcentagem de água (wc) no sistema de 10% para 28%.	148
7.48	Varição da viscosidade com aumento da porcentagem de água (wc) no sistema de 10% para 28%.	149
7.49	Varição da massa específica com aumento da porcentagem de água (wc) no sistema de 10% para 28%.	150
7.50	Teste do controlador variando o ganho de pressão de referência entre 3 e 13 [bar], com a previsão da viscosidade μ e a massa específica ρ mediante o modelo de ANN baseado no sinal de vibração aplicando uma média móvel nos últimos 10 dados.	152
A.1	Sistema de controle tolerante a danos. Adaptado de [10].	171
A.2	Controle ativo tolerante a danos reconfigurável. Adaptado de [82].	174

Lista de Tabelas

3.1	Especificações dos equipamentos.	50
3.2	Especificações dos sensores.	51
3.3	Condições dos experimentos bifásicos em regime estacionário para a bomba P100.	58
3.4	Condições dos experimentos bifásicos em regime estacionário para a bomba P47.	58
3.5	Variações na abertura da válvula <i>choke</i> e rotação da BCS para bombas P100 e P47.	61
7.1	Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de modelagem do reservatório, nos experimentos conduzidos na bomba P100.	99
7.2	Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de modelagem do reservatório, nos experimentos conduzidos na bomba P47.	100
7.3	Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de previsão de vazão na BCS, nos experimentos conduzidos na bomba P100.	102
7.4	Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de previsão na BCS, nos experimentos conduzidos na bomba P47.	104
7.5	Faixas de frequência para extração de características.	113
7.6	Coefficiente de Pearson R para as características avaliadas entre 0 e 250 Hz nos sensores triaxiais.	114
7.7	Coefficiente de Pearson R para as características avaliadas entre 0 e 250 Hz nos sensores uniaxiais.	114
7.8	<i>Score</i> de classificação para os sensores triaxiais.	116
7.9	<i>Score</i> de classificação para os sensores uniaxiais.	116
7.10	Grupos de análise de desempenho do controlador em escoamento bifásico. . . .	134

Lista de Abreviaturas e Siglas

Letras Romanas

A	Área da seção transversal interna da tubulação
b	Constantes na regressão logística
\mathbf{b}	Vetor de coeficientes da regressão logística
c	Valor de classe real na regressão logística
D	Diâmetro externo do impelidor da bomba
d	Diâmetro interno da tubulação
e	Porcentagem de erro
f	Fator de atrito de Darcy-Weisbach
g	Constante da aceleração gravitacional
\hat{h}	Entalpia do fluido
h	Altura de elevação estática da bomba
i	Relacionado à iteração i
j	Unidade imaginária
l	Comprimento do tubo
M	Modelo de ganho de pressão da BCS
\dot{m}	Vazão mássica
n	Número de estágios da bomba
p	Pressão
q	Vazão volumétrica
\mathbb{R}	Função raiz do valor quadrático médio
R^2	Coefficiente de determinação

S	Matriz de características
s	Vetor de características selecionadas
S	Escorregamento da bomba <i>booster</i> de parafusos
T	Temperatura
t	Tempo
u	Vetor de variáveis do manipuláveis
\hat{v}	Vetor de variáveis de entrada no modelo de espaço de estados da planta
v	Vetor de variáveis do processo em estado estacionário
V	Velocidade do fluido
w	Vetor de variáveis do processo medido
\hat{w}	Vetor de variáveis de estado no modelo de espaço de estados da planta
W	Potência hidráulica da bomba
W	Vetor de pesos da camada em redes neurais
x	Vetor de aceleração de vibração no domínio da frequência
\hat{x}	Vetor de aceleração de vibração no domínio do tempo
y	Abertura da válvula choke
y	Vetor de entrada da camada em uma rede neural artificial
z	cota da tubulação
\hat{z}	cota da bomba

Letras Gregas

β	Módulo de Bulk do fluido
γ	Vetor que contém as propriedades estimadas do fluido (massa específica e viscosidade)
Δp	Ganho de pressão da bomba
Δ	Diferença
∂	Derivada parcial

$\hat{\eta}$	Eficiência energética da bomba
ε	Rugosidade da tubulação
ζ	Parâmetro que controla a importância relativa da penalização do erro em relação às variações nas variáveis manipuladas
\hbar	Horizonte de controle
Θ	Função objetivo do controlador baseado no modelo
θ	Inclinação da tubulação
ℓ	Probabilidade de ser uma emulsão água-em-óleo na regressão logística
μ	Viscosidade dinâmica do fluido
Π	Potência adimensional
ρ	Massa específica do fluido
σ	Função de ativação da camada
τ	Torque mecânico
Υ	Número adimensional definido como o inverso do produto do número de Reynolds rotacional com o número adimensional de vazão
ϕ	Vazão adimensional
χ	Aceleração de vibração na escala logarítmica
Ψ	Ganho de pressão adimensional
ω	Velocidade rotacional da bomba

Superescritos

ss Estado estacionário

Subescritos

a Do armazenamento

α Define o início da faixa de frequência

ap Aparente ou efetiva

b Da bomba *booster* de parafusos

β	Define o final da faixa de frequência
ch	Na válvula de <i>choke</i>
d	Dinâmico
d	Relacionado ao impedor da bomba
e	Da emulsão
$elem$	Elementos adicionais (como válvulas, trocadores de calor, etc.)
g	De gás
he	No trocador de calor
i	Denota a iteração i
$\{in\}$	De entrada da tubulação
in	De entrada da bomba
ivc	Na entrada do volume de controle
max	Máximo
min	Mínimo
o	De óleo
$\{out\}$	De saída da tubulação
out	De saída da bomba
$pred$	Valor previsto
q	Relacionado à vazão
r	Do reservatório
st	Propiedade por estágio
t	Da tubulação
v	Relacionado à voluta
ω	Relacionado à velocidade rotacional
w	De água

Acrônimos / Abreviações

a/o	Emulsão água em óleo
AM	Aprendizagem de Máquina
ANN	Redes Neurais Artificiais (<i>Artificial Neural Networks</i>)
API	Escala que mede a massa específica dos líquidos derivados do petróleo (<i>American Petroleum Institute</i>)
BHP	Potência mecânico da bomba (<i>brake horsepower</i>)
BCS	Bomba Centrífuga Submersível
BEP	Ponto de melhor eficiência (<i>Best Efficient Point</i>)
BFGS	Algoritmo de otimização Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
CATD	Controle Ativo Tolerante a Danos
CLP	Controladores Lógicos Programáveis
cP	Centi Poise
CTD	Controle Tolerante a Danos
CV	Variáveis Controladas (<i>Controlled Variables</i>)
DDD	Diagnóstico e Detecção de Danos
DLASSO	Operador Dimensional de Redução e Seleção Mínima Absoluta (<i>Dimensional Least Absolute Shrinkage and Selection Operator</i>)
exp	Função exponencial em base Euler
EC	Esforço de Controle
EEE	Erro em Estado Estável
eLU	Função <i>Exponential Linear Unit</i>
ESN	Redes de Estado de Eco (<i>Echo State Networks</i>)
FFT	Transformada Rápida de Fourier (<i>Fast Fourier Transform</i>)
FIV	Vibração Induzida pelo Escoamento (<i>Flow Induced Vibration</i>)
Hz	Hertz

ICF Inversão Catastrófica de Fase

IDEA Integral Discreta do Erro Absoluto

L-BFGS-B Algoritmo de otimização *Limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*

LASSO Operador de Redução e Seleção Mínima Absoluta (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*)

Leaky ReLU Função *Leaky Rectified Linear Unit*

log Função logarítmica em base 10

MAPE Erro Percentual Médio Absoluto (*Mean Absolute Percentage Error*)

MCPF Monitoramento de Condições e Previsão de Falhas

MCS Monitoramento da Condição do sistema

MLP Perceptron de Múltiplas Camadas (*Multi-Layer Perceptron*)

MPC Controle Preditivo Baseado em Modelo (*Model Predictive Control*)

MSE Erro Quadrático Médio (*Mean Square Error*)

MV Variáveis Manipuladas (*Manipulated Variables*)

MVS Mauquinas de Vetores de Suporte

NLM Modelo Não Linear (*Non-Linear Model*)

NMPC Controle Preditivo Não linear baseado em Modelo (*NonLinear Model Predictive Control*)

o/a Emulsão óleo em água

PI Controle Proporcional Integral (PI)

PID Controlador Proporcional Integral Derivativo (PID)

PVMB Abordagem de Previsão de Vazão baseado no Modelo da Bomba

PVMR Abordagem de Previsão de Vazão baseado no Modelo do Reservatório

Re Número de Reynolds

RMS Raiz do valor Quadrático Médio (*Root Mean Square*)

std Desvio padrão

SEPTIC Ferramenta de Estimação e Produção para a Identificação e Controle (*Statoil Estimation and Prediction Tool for Identification and Control*)

SSM Modelo de Espaço de Estados (*State Space Model*)

vc Volume de Controle

VSD Controlador de Velocidade Variável (*Variable Speed Driver*)

wc Fração de água

Sumário

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	Motivação	26
1.2	Objetivos	27
1.3	Organização do trabalho	28
2	REVISÃO DA LITERATURA	29
2.1	Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs)	29
2.1.1	Conceitos básicos	29
2.1.2	Escoamento líquido-líquido	31
2.1.3	Desafios na produção	34
2.2	Vibração Induzida por Escoamento (FIV)	35
2.3	Modelagem das Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs)	37
2.3.1	Modelos paramétricos	37
2.3.2	Identificação de sistemas mediante aprendizado de máquina	39
2.3.3	Modelos híbridos	41
2.4	Controle das Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs)	41
2.4.1	Controle industrial	41
2.4.2	Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC)	42
2.4.3	Controles baseados em dados	46
3	DESENVOLVIMENTO EXPERIMENTAL	50
3.1	Circuito de testes	50
3.2	Procedimento experimental na aquisição de dados experimentais	54
3.2.1	Escoamento monofásico em regime estacionário	54
3.2.2	Escoamento bifásico em regime estacionário	57
3.2.3	Situação com efeitos transitórios	59
3.3	Procedimento experimental no teste do controlador	61
4	CONTROLE ATIVO TOLERANTE A DANOS	62
4.1	Controle Preditivo Não Linear baseado em Modelo (NMPC)	63
4.2	Abordagens de previsão de vazão	65
4.2.1	Abordagem de Previsão de Vazão baseada em Modelo do Reservatório (PVMR)	65

4.2.2	Abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB)	66
5	MODELAGEM DO ESCOAMENTO PARA CONTROLE	68
5.1	Modelagem de um sistema de bombeamento na condição transitória	68
5.1.1	Bombas centrífugas	68
5.1.2	Tubulação	71
5.1.3	Modelagem de um sistema de bombeamento	74
5.1.4	Abordagem do modelo	76
5.2	Modelo Não Linear em Estado Estacionário (NLM)	77
5.2.1	Bomba Centrífuga Submersível (BCS)	77
5.2.2	Tubulação	78
5.2.3	Válvula <i>choke</i>	79
5.3	Abordagens de previsão de vazão em estado estacionário	80
5.3.1	Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR)	80
5.3.2	Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB)	81
6	VIBRAÇÃO INDUZIDA POR ESCOAMENTO	83
6.1	Identificação da Inversão Catastrófica de Fase (ICF) utilizando vibrações mecânicas	83
6.1.1	Rotulagem	85
6.1.2	Seleção de características	87
6.1.3	Determinação do limite	90
6.2	Estimativa de viscosidade e massa específica utilizando vibração mecânicas e redes neurais	91
6.2.1	Processamento de sinais	91
6.2.2	Rede Neural Artificial (ANN)	93
6.2.3	Otimização de hiperparâmetros	94
6.2.4	Processo de treinamento	94
6.2.5	Determinação das propriedades para escoamento bifásico	95
7	RESULTADOS	97
7.1	Modelagem do sistema para o controle	97
7.1.1	Modelo Não Linear (NLM) em regime estacionário	98
7.1.2	Modelo de Espaço de Estados (SSM) em regime transitório	105
7.2	Identificação da Inversão Catastrófica de Fase (ICF) utilizando vibrações mecânicas	108
7.2.1	Análise no domínio da frequência	108
7.2.2	Seleção de características	113
7.2.3	Determinação do limite	115

7.3	Estimativa de viscosidade e massa específica utilizando vibração mecânicas e redes neurais	118
7.3.1	Escoamento monofásico	119
7.3.2	Escoamento bifásico e monofásico	122
7.4	Testes do controlador mediante simulações computacionais	124
7.4.1	Identificação dos pontos de operação do sistema	124
7.4.2	Procedimento de simulação	127
7.4.3	Simulação da operação para escoamento monofásico	128
7.4.4	Simulação da operação para escoamento bifásico	133
7.5	Testes da abordagem de controle na bancada experimental	138
7.5.1	Procedimento experimental	138
7.5.2	Experimentos monofásicos	140
7.5.3	Experimentos bifásicos	146
8	CONCLUSÕES	153
8.1	Vibração induzida por escoamento em bombas centrífugas submersíveis	154
8.2	Previsão das propriedades do fluido em bombas centrífugas submersíveis operando em escoamento líquido-líquido	155
8.3	Modelagem do escoamento em bombas centrífugas submersíveis	156
8.4	Controle preditivo baseado em modelo	156
8.5	Controle ativo tolerante a danos	157
8.6	Trabalhos futuros	159
	Bibliografia	160
	Apêndice A Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD)	170

1 INTRODUÇÃO

Nos processos industriais, é comum a necessidade de transportar fluidos. Esse desafio é superado mediante métodos de bombeamento que na indústria de óleo e gás são chamados de métodos de elevação artificial, sendo as Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs) uma tecnologia amplamente adotada para essa finalidade [1].

As bombas são projetadas para operar com fluidos incompressíveis transformando a energia mecânica fornecida em energia cinética [1]. Podem ser classificadas segundo seu princípio de funcionamento em bombas centrífugas e de deslocamento positivo. As bombas centrífugas são compostas por uma peça móvel e uma estacionária. A peça móvel é um impelidor que fornece energia cinética ao fluido e o transporta do centro do impelidor até a periferia mediante força centrífuga. A peça estática é um invólucro que pode ser um difusor nas bombas de múltiplos estágios ou uma voluta em bombas de um estágio [2]. O invólucro é encarregado de transformar a energia cinética em energia potencial de pressão e no caso do difusor de fornecer o fluido ao próximo estágio. As BCSs são bombas centrífugas de múltiplos estágios.

As bombas centrífugas são máquinas projetadas para trabalhar com líquidos de baixa viscosidade, em aplicações de elevação artificial, isso nem sempre é possível. Enquanto a viscosidade da água é aproximadamente 1 cP em condições normais, as BCSs podem operar com óleos pesados com viscosidades até 5000 cP [3]. Além disso, o fluido de trabalho pode ser uma mistura não homogênea de óleo, água, gás, areia e sedimentos [1]. Quando a água e o óleo estão presentes em maior proporção, pode-se considerar o fluido como uma mistura bifásica líquido-líquido [4]. No caso das BCSs, o desempenho da bomba pode ser reduzido significativamente, mesmo com taxas moderadas de água no óleo, devido às variações de viscosidade.

Dadas certas condições de pressão, vazão e temperatura, são formadas duas fases, uma fase contínua e uma fase dispersa. A fase dispersa fica na forma de pequenas gotas na outra fase, causando assim o efeito conhecido como emulsão. Em certas condições, as emulsões podem gerar instabilidades operacionais na produção de petróleo. Estas instabilidades estão relacionadas à redução de vida útil do equipamento e dificuldades no controle dos processos de tratamento dos fluidos produzidos na plataformas e até paradas de produção [5–8].

Existem estratégias de controle com potencial para garantir a operação adequada dos sistemas de BCSs, quando eles estão submetidos aos efeitos produzidos pela emulsão. A metodologia conhecida como Controle Tolerante a Danos (CTD) consiste no uso dos sinais obtidos pelo sistema de monitoramento, tais como vibração, temperatura, pressão, vazão, entre outros, para gerar um modelo do sistema que permita identificar falhas ou danos. Uma vez que essas condições são identificadas, o controlador monitora a evolução da falha ou leva o sistema a operar

em um ponto mais adequado. Quando o controlador consegue não só monitorar a falha, mas também evitar os efeitos dela no sistema, a estratégia de controle pode ser chamada de Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD) [9].

1.1 Motivação

Na indústria de óleo e gás o objetivo de um sistema de BCSs é transportar um fluido do fundo de um poço até a superfície. Quando o fluido transportado pela bomba é uma mistura bifásica de água e óleo, o sistema pode enfrentar desafios relacionados com a formação de emulsões, aumento da viscosidade efetiva do fluido, deterioração do desempenho da instalação, diminuição da produção e alto consumo de energia. Além disso, devido à complexa caracterização da emulsão, a determinação da rotação da bomba associada à vazão requerida para a operação deixa de ser trivial. Assim, determinar em operação a rotação necessária para manter uma vazão ou um ganho de pressão constante pode ser tratado como um problema de controle do tipo regulador.

A Figura 1.1 apresenta a operação de uma BCS operando com uma mistura bifásica de óleo-água durante um mês. São monitorados o ganho de pressão da bomba Δp e a vazão de óleo na cabeça de poço q , tendo como variáveis manipuladas a rotação da bomba ω e a abertura da válvula *choke* y , sendo esta uma válvula de controle de fluxo de abertura gradual. Inicialmente, ocorrem variações de pressão, seguidas por mudanças na vazão. Na fase intermediária do período de monitoramento, são executadas ações de controle em laço aberto, alterando as variáveis y e ω . No entanto, após alguns dias o sistema é desligado pelo operador, devido às instabilidades nas variáveis do processo. Esta é a situação de operação típica em sistemas de elevação artificial de BCSs operando com emulsões.

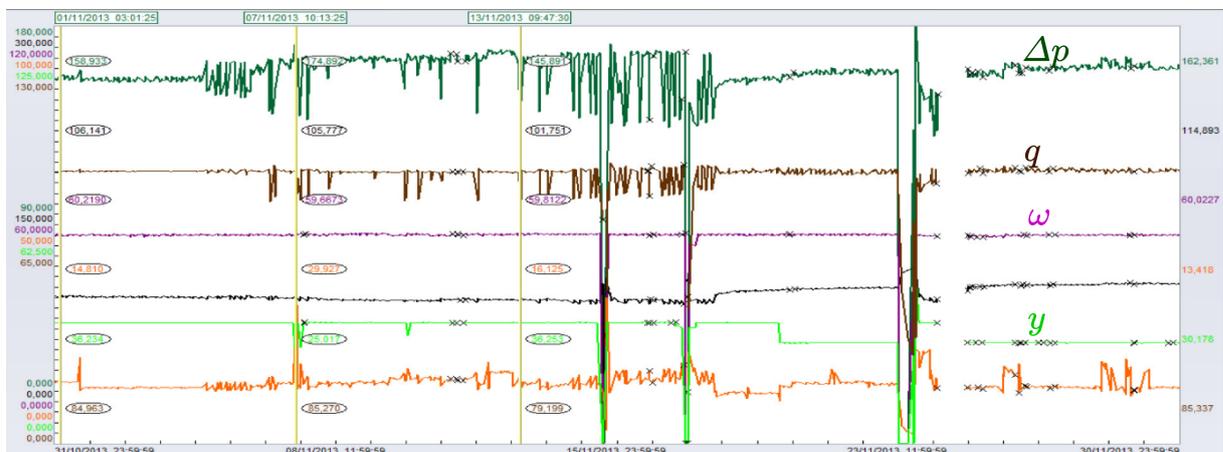


Figura 1.1: Flutuações em parâmetros na produção de óleo com emulsão. Adaptado de [5].

O desafio apresentado nesta operação pode ser contornado mediante um sistema de CATD.

Em um sistema de CATD, algoritmos baseados em Detecção e Diagnóstico de Danos (DDD) fornecem as informações sobre um dano em tempo real, para que um controlador possa ser reconfigurado. A Figura 1.2 apresenta os eventos em um módulo de DDD [10].

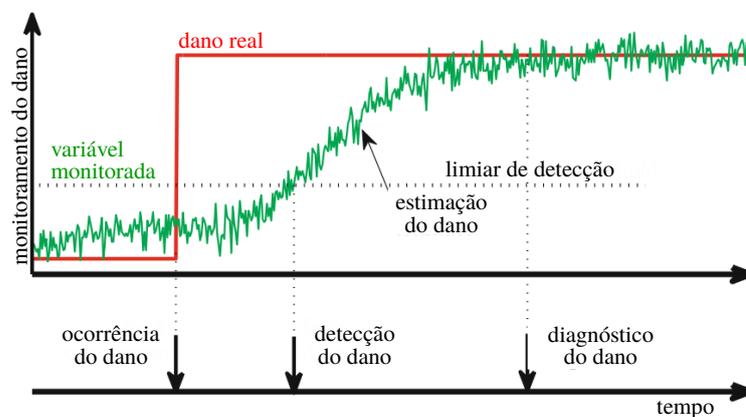


Figura 1.2: Detecção e diagnóstico de danos. Adaptado de [10].

As condições de operação das BCSs geram a necessidade de monitoramento e controle contínuos. Quando um sistema apresenta uma operação sub-ótima, ocorrem mudanças nas variáveis monitoradas, permitindo a realização de ações preventivas nos atuadores do sistema. Esse cenário é favorável para a implementação de um CTD que consiga evitar os efeitos negativos da emulsão no sistema, tornando-se uma motivação o desenvolvimento de uma estratégia de CATD que tolere os efeitos produzidos pela formação de emulsões.

1.2 Objetivos

O objetivo geral desta tese é propor e avaliar a estratégia de Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD) em Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs) submetidas a escoamento óleo-água. A estratégia de controle proposta deve tolerar as instabilidades produzidas pela emulsão, baseada no monitoramento das variáveis operacionais do sistema.

Os seguintes objetivos específicos são então propostos para atingir o objetivo principal:

- Simulação da operação da bomba em diferentes condições de escoamento líquido-líquido em uma bancada experimental;
- Indução de emulsões na bomba, emulando as perturbações geradas pela emulsão;
- Identificação das variáveis operacionais que melhor representam o comportamento do sistema em regime transitório;

- Desenvolver uma estratégia de controle que permita ao operador do sistema tomar decisões de controle;
- Desenvolvimento de uma estratégia de CATD para operar a bomba com base no monitoramento de variáveis operacionais;
- Realizar uma validação do controlador desenvolvido em uma bancada experimental.

1.3 Organização do trabalho

O Capítulo 2 apresenta uma revisão da literatura abrangendo escoamento líquido-líquido, vibração induzida por escoamento, modelagem do escoamento e estratégias de controle em sistemas de BCSs. No Capítulo 3 são apresentados os experimentos realizados na bancada experimental, os quais envolvem experimentos em regime de escoamento estacionário e transitório. Ambos os regimes envolvem escoamento do tipo monofásico e bifásico.

A estratégia de controle proposta (CATD) precisa da implementação de um controlador que leve em consideração a informação referente aos danos ou perturbações presentes no sistema, assim como um sistema de Monitoramento da Condição do Sistema (MCS). O controlador selecionado é um controlador do tipo Controle Preditivo Não linear baseado em Modelo (*Nonlinear Model Predictive Control* - NMPC), o qual requer uma modelagem dinâmica do escoamento.

A estratégia de controle, assim como o controlador, são apresentados no Capítulo 4. A modelagem do sistema utilizada no controlador é apresentada no Capítulo 5 no qual os modelos das BCSs utilizados no controlador são ajustados usando os experimentos em regime de escoamento monofásico estacionário e transitório apresentados no Capítulo 3.

O MCS é composto por uma estratégia de previsão da massa específica e a viscosidade do fluido mediante o monitoramento do sinal de vibração. Conseqüentemente, uma análise da Vibração Induzida pelo Escoamento (*Flow Induced Vibration* - FIV) devida à Inversão Catastrófica de Fase (ICF), assim como um método para prever a massa específica e a viscosidade do fluido baseado no monitoramento das vibrações mecânicas da BCS, são apresentados no Capítulo 6.

No Capítulo 7 são apresentados os resultados do ajuste do modelo utilizado no controlador, a FIV devida á ICF, a estimativa de viscosidade e massa específica utilizando vibrações mecânicas, os testes do controlador mediante simulações computacionais, e os testes da abordagem de controle na bancada experimental. Finalmente, o Capítulo 8 apresenta as conclusões e recomendações para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo, apresenta-se uma revisão da literatura conduzida durante o desenvolvimento desta tese. A revisão contempla uma seção sobre os conceitos fundamentais de Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs). Em seguida, é realizada uma análise dos estudos sobre Vibração Induzida por Escoamento (FIV), tanto em tubulações quanto em bombas centrífugas. Por fim, são apresentadas as pesquisas conduzidas na área de modelagem e controle das BCSs.

2.1 Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs)

2.1.1 Conceitos básicos

Considerando a bomba como um volume de controle, o balanço da energia em regime estacionário adiabático pode ser expresso pela potência fornecida pela bomba ao fluido, conhecida como potência hidráulica, conforme [2, 11]:

$$W = \dot{m} \left((\hat{h}_{out} - \hat{h}_{in}) + \frac{1}{2} (V_{out}^2 - V_{in}^2) + g (\hat{z}_{out} - \hat{z}_{in}) \right), \quad (2.1)$$

onde \dot{m} é a vazão mássica, \hat{h} é a entalpia, V é a velocidade média, \hat{z} é a cota, e os subíndices in e out indicam a entrada e saída da bomba, respectivamente.

Considerando um escoamento isotérmico e um fluido incompressível, a altura de elevação manométrica da bomba h é definida como:

$$h = \frac{1}{2g} (V_{out}^2 - V_{in}^2) + (\hat{z}_{out} - \hat{z}_{in}). \quad (2.2)$$

A potência hidráulica pode então ser expressa como:

$$W = \dot{m}gh. \quad (2.3)$$

Em termos da vazão volumétrica $q = \frac{\dot{m}}{\rho}$, a potência hidráulica é dada por:

$$W = \rho ghq. \quad (2.4)$$

Desconsiderando os termos cinéticos e gravitacionais, a altura h pode ser descrita em ter-

mos do ganho de pressão Δp , onde o ganho de pressão total da bomba Δp é definido como a diferença entre as pressões totais na entrada e na saída da bomba:

$$\Delta p = p_{out} - p_{in} = \rho g h, \quad (2.5)$$

Consequentemente, a potência fornecida ao fluido pela bomba pode ser expressa como:

$$W = \Delta p q. \quad (2.6)$$

No entanto, a potência hidráulica é inferior à potência mecânica (BHP - *brake horsepower*) fornecida à bomba, devido a perdas mecânicas e hidráulicas que ocorrem no interior da bomba. A potência mecânica é expressa como:

$$\text{BHP} = \tau \omega, \quad (2.7)$$

onde τ representa o torque mecânico fornecido pelo eixo do motor à bomba e ω é a rotação do eixo.

A eficiência energética da bomba pode ser calculada como a relação entre a potência mecânica e a potência hidráulica, conforme a seguinte equação:

$$\hat{\eta} = \frac{q \Delta p}{\tau \omega}. \quad (2.8)$$

Cada bomba possui um desempenho diferente determinado pelas características geométricas, como o diâmetro do impelidor D e a rugosidade ϵ , assim como pelas propriedades de transporte do fluido; a massa específica ρ e a viscosidade μ .

O teorema π de Buckingham propõe o uso de grandezas adimensionais em sistemas físicos com o objetivo de comparar sistemas em escalas diferentes, generalizar o comportamento do sistema e reduzir variáveis. Nesse sentido, diversos trabalhos têm expressado o comportamento da bomba em termos de grandezas adimensionais [3, 12, 13]. Alguns dos adimensionais são definidos como:

- O ganho de pressão adimensional ou adimensional de pressão:

$$\Psi = \frac{\Delta p}{\rho \omega^2 D^2} \quad (2.9)$$

- A vazão adimensional ou adimensionais de vazão:

$$\phi = \frac{q}{\omega D^3} \quad (2.10)$$

- O adimensional de potência ou a potência adimensional:

$$\Pi = \frac{BHP}{\rho\omega^3 D^5} = \frac{\tau}{\rho\omega^2 D^5} \quad (2.11)$$

- O número de Reynolds rotacional dado por:

$$\text{Re}_\omega = \frac{\rho\omega D^2}{\mu} \quad (2.12)$$

Nesse sentido, Biazussi [12] propôs uma equação que relaciona o ganho de pressão adimensional Ψ como função da vazão adimensional e do número de Reynolds rotacional Re_ω , levando em consideração os efeitos viscosos do fluido na operação da bomba em regime estacionário dada por:

$$\Psi = \frac{1}{4} - k_4 + \left(-k_1 - \frac{k_2}{\text{Re}_\omega} + 2k_4k_5 \right) \phi - \left(\frac{k_3}{(\text{Re}_\omega\phi)^n} + k_4k_5^2 + k_6 \right) \phi^2, \quad (2.13)$$

onde as constantes n e $k_1, k_2 \dots k_6$ representam parâmetros ajustáveis e são específicos de cada bomba.

2.1.2 Escoamento líquido-líquido

Inversão de Fase

A presença de água na produção de petróleo aumenta ao longo da vida do poço. Dependendo das características do campo, métodos de elevação artificial podem ser necessários para tornar a produção economicamente viável. Um dos principais métodos de elevação artificial utiliza bombas centrífugas de múltiplos estágios para adicionar energia ao fluido, possibilitando sua produção. A indústria de petróleo tem utilizado sistemas de BCSs há várias décadas, mas a caracterização do comportamento desse equipamento operando com misturas líquido-líquido ainda não está clara na literatura científico-técnica, especialmente na identificação de fenômenos transitórios, como a inversão de fase [14].

O comportamento do equilíbrio de fases em sistemas óleo-água está associado à estabilidade de emulsões e ao tipo de regime de escoamento, isto é emulsão de água-em-óleo (a/o) ou óleo-em-água (o/a). Salager [15] introduz o termo "Inversão Catastrófica de Fase" (ICF) para a transição de um regime de escoamento para outro quando o processo ocorre devido à mudanças na proporção de água/óleo na emulsão.

Para identificar a ocorrência de uma ICF em amostras de laboratório, é comum utilizar a técnica de monitorização da condutividade do fluido. Mudanças consideráveis na condutividade do fluido indicam que ocorreu a ICF. Durante a ICF, alguns outros parâmetros, como viscosi-

dade e estabilidade, também sofrem alterações. No entanto, eles não estão relacionados com as medições de condutividade [16].

Um sistema de bombeamento operando no regime de escoamento o/a apresenta menor consumo energético do que o sistema operando no regime de escoamento a/o, devido à sua proximidade com o consumo da bomba operando com água [17]. Portanto, a inversão de fase de a/o para o/a é desejada. Desemulsificantes e a mistura de diferentes fluidos de poços são utilizados em campos de produção para realizar essa inversão.

Bulgarelli et al. [18] estudaram a ICF e a influência de viscosidades efetiva do fluido em BCSs. Durante o estudo, a vazão total foi mantida constante, enquanto a fração de água foi variada de 0 a 100%. A ICF foi detectada pela melhora no desempenho quando a fração da água aumentou. Os fenômenos de inversão de fase ocorreram em todos os estágios da bomba ao mesmo tempo. Para altas vazões, onde se tem baixa fração de água, a bomba possui desempenho similar ao observado nos escoamentos monofásicos de óleo. O aumento da fração de água gera emulsões dentro do impelidor das BCSs que afetam fortemente a capacidade de elevação. Além disso, a formação de emulsões no processo de elevação do óleo afeta o desempenho dos separadores de óleo nas plataformas, o que aumenta consideravelmente o tempo e a energia necessários para separar as fases.

A Figura 2.1 ilustra o desempenho de uma bomba em um sistema de escoamento água-óleo em relação à fração de água (*water cut - wc*). A fração de água é definido como a razão entre a vazão de água q_w e a vazão total q , sendo esta última a soma das vazões de água q_w e de óleo q_o , conforme expressado na equação:

$$wc = \frac{q_w}{q_w + q_o} = \frac{q_w}{q}. \quad (2.14)$$

Considera-se o caso em que a vazão total e a viscosidade do óleo são mantidas constantes. Nota-se um aumento no ganho de pressão da bomba ao passar pelo ponto de inversão de fase.

Outros trabalhos do comportamento da inversão de fase incluem uma investigação experimental da ICF para emulsões estáveis e instáveis [20, 21], além da eficiência energética das BCSs, com e sem um desemulsionante [14]. Os autores observaram que para cada sistema de emulsão, as BCSs apresentavam comportamentos diferentes. A proporção entre a potência adimensional da mistura e a potência adimensional da fase contínua muda antes da ocorrência da ICF, o que pode auxiliar na previsão do aumento de água na mistura e da própria ICF.

Viscosidade efetiva

O estudo de emulsões em tubulações não é um tema recente, e diversos modelos têm sido desenvolvidos ao longo dos anos. Bulgarelli et al. [4] realizaram um estudo comparativo entre resultados experimentais de viscosidade efetiva para emulsões água-óleo e diferentes modelos teóricos evidenciando a dificuldade da caracterização das propriedades da emulsão. Os modelos se ajustam bem quando a fase contínua tem uma viscosidade baixa, porém, se a fase contínua

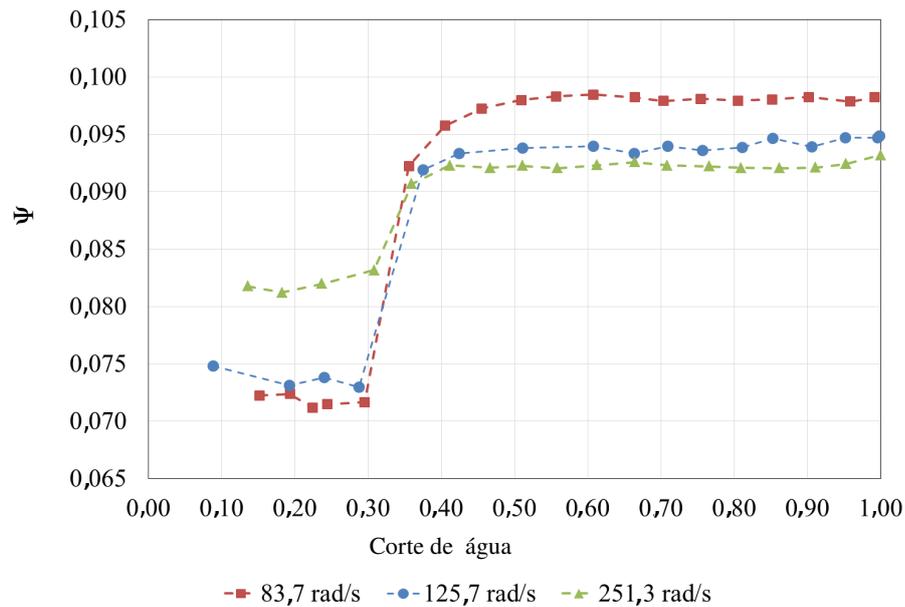


Figura 2.1: Ganho de pressão adimensional em função da fração da água. Adaptado de [19].

apresenta uma viscosidade maior, ocorre uma divergência entre os dados experimentais e os ajustes dos diferentes modelos. Portanto, se o escoamento muda de um tipo de emulsão para outro, ou seja passa pela ICF, seu comportamento muda drasticamente, e a determinação das propriedades é dificultada.

No caso dos óleos pesados, a viscosidade do fluido bombeado pode ser significativamente aumentada quando a emulsão é formada no fundo do poço, deteriorando o desempenho da bomba e aumentando o consumo de energia requerido [5]. A viscosidade efetiva das emulsões a/o pode ser várias vezes maior do que a viscosidade do óleo puro. No entanto, se a fração de água continua aumentando, o escoamento vai mudar de a/o para o/a devido a ICF, resultando em uma queda abrupta da viscosidade efetiva para um valor próximo à viscosidade da água [6].

A estabilidade cinética da emulsão é classificada pelo tempo de separação de fases. Consideram-se emulsões instáveis aquelas cujo tempo de separação está na escala de minutos ou horas. Por outro lado, se a separação se prolonga por dias, meses ou até anos, ela pode ser classificada como emulsão estável [22].

No caso das emulsões instáveis, observa-se que o escoamento na bomba, em termos de pressão e vazão, tende a ser semelhante ao escoamento da bomba funcionando com o fluido da fase contínua quando a emulsão é do tipo óleo em água. No entanto, quando a bomba opera com emulsão de água em óleo, a viscosidade efetiva atinge valores superiores à viscosidade do óleo [23].

Bulgarelli et al. [14] propuseram um procedimento para o cálculo da viscosidade efetiva em emulsões instáveis, baseado no modelo de previsão do ganho de pressão proposto por Biazussi [12]. O procedimento consiste no ajuste dos parâmetros do modelo considerando a vazão e o ganho de pressão em diferentes pontos de operação da BCS operando com óleo e água. Poste-

riormente, mede-se o ganho de pressão e a vazão da BCS operando com emulsão, e o modelo ajustado é usado para prever a viscosidade da emulsão considerando a massa específica como a de uma mistura homogênea. Nos testes com alta rotação da BCS, a viscosidade efetiva da emulsão aumenta juntamente com a velocidade, chegando a valores de até 3 vezes a viscosidade do óleo.

Pesquisas recentes [20, 21] sobre o comportamento de BCS operando com emulsões estáveis incluíram o desenvolvimento de um modelo de viscosidade relativa para emulsões a/o e um critério para avaliar o comportamento do escoamento nestas emulsões.

2.1.3 Desafios na produção

Embora seja comum a presença de água na produção de petróleo, só recentemente têm-se realizado esforços para estudar a influência das emulsões nas BCSs. Diversos fenômenos relacionados ao escoamento multifásico em bombas, como ocorrência de ICF ainda têm efeitos desconhecidos sobre o desempenho das BCSs [18].

O campo Peregrino na Bacia de Campos, a aproximadamente 85 km da costa de Cabo Frio / Rio de Janeiro, foi palco para o desenvolvimento de diversas pesquisas relacionadas as BCSs operando com misturas óleo-água sob os efeitos da emulsão. O óleo em Peregrino tem viscosidade entre 129 cP e 365 cP, e o grau API varia entre 13 e 15. Com cerca de 30 poços e uma capacidade de produção de até 100000 barris por dia, os poços de produção são equipados com BCSs e toda a água produzida é injetada de volta ao reservatório para deslocar o óleo do reservatório até o poço. Os trabalhos apresentados nas referências [5–8] mostram as diversas características apresentadas na operação das BCSs em um regime de escoamento líquido-líquido com óleo pesado e água no campo Peregrino, conforme pode ser constatado na sequência.

Honório, Lemos e Lima [5] apresentaram o sistema de monitoramento e controle usado no campo Peregrino para monitorar e proteger as BCSs. O sistema foi projetado para permitir uma proteção robusta das BCSs e prevenir paradas desnecessárias. As funcionalidades do sistema são distribuídas entre acionamentos de velocidade variável, sistema de controle de plataforma e sistema de segurança de emergência. A estratégia de monitoramento apresentada baseia-se em alarmes, os quais são utilizados para evitar a perda da produção devido à emulsão, alertando ao operador sobre poços específicos que apresentam um ou mais alarmes durante condições específicas ou operação instável.

Os principais desafios observados no monitoramento foram:

- O aumento significativo na viscosidade efetiva da emulsão, mesmo com frações de água moderadas, leva à deterioração do desempenho da bomba, resultando em um aumento do consumo de energia.

- O esquema de produção global, que requer um início suave para garantir que o processo seja estável, ou seja, requer uma vazão volumétrica mínima na BCS, a qual está associada a uma velocidade rotacional dada e as propriedades do fluido;
- A caracterização complexa da emulsão é um desafio para encontrar esta velocidade mínima. Se a bomba estiver abaixo dessa velocidade, a produção pode ser interrompida e a BCS pode ficar aquecida se os alarmes e proteções não estiverem configurados corretamente ou se forem ignorados;
- A instabilidade dos sinais obtidos pelos sensores de monitoramento devido à formação de emulsões, dificultando o controle do poço.

Haugen et al. [6] apresentaram os desafios na produção no campo Peregrino incluindo a avaliação e coleta de dados, a modelagem dos reservatórios e o impacto em parâmetros de projeto, como as capacidades de produção. O artigo indica que os óleos altamente viscosos normalmente têm um ponto de inversão de fase mais baixo em relação aos óleos com menor viscosidade. Além disso, o artigo também sugere que produtos químicos para quebrar a emulsão podem ser adicionados a montante das BCSs para reduzir o ponto de inversão de fase a uma menor fração de água, e também reduzir a viscosidade efetiva antes do ponto de inversão. A experiência com emulsões também foi diferente dependendo de cada poço.

Boas práticas a implementar na operação das BCSs foram apresentadas por Castro et al. [7]. Durante a vida útil das BCSs instaladas no campo é apresentada uma produção de óleo altamente viscoso, passando por um fluido altamente emulsionado e de alta viscosidade, até um regime de fração de água elevado e viscosidade mais baixa. Os procedimentos operacionais e de instalação, as boas práticas implementadas, o projeto das proteções das bombas foram muito importantes para permitir a operação em condições tão desafiadoras.

2.2 Vibração Induzida por Escoamento (FIV)

A análise de vibração em BCS permite o Monitoramento de Condições e a Previsão de Falhas (MCPF) e a identificação de parâmetros do fluido. O campo que estuda a vibração mecânica produzida pela interação com o fluido é chamado de Vibração Induzida por Escoamento (*Flow Induced Vibration* - FIV).

As vibrações mecânicas das bombas centrífugas são tipicamente analisadas para avaliar as condições da bomba para fins de MCPF [24–35]. Reges et al. [24] utilizaram diagnóstico de vibração para identificar desalinhamento, desbalanceamento e flexão do eixo. Vários estudos também empregaram técnicas baseadas em dados, como máquinas de vetores de suporte, redes Bayesianas e máquinas de aprendizado extremo, para o diagnóstico de falhas em BCSs [25–27]. Em bombas centrífugas, Mohanty et al. [28] constataram que o pico e a raiz do valor quadrático

médio (*Root Mean Square*- RMS) da vibração estão relacionados com a gravidade do dano nos impelidores. Moosavian et al. [29] utilizaram um sistema adaptativo *neuro-fuzzy* com base em características do sinal de vibração para identificar se a bomba estava desalinhada ou com folga mecânica. Lu et al. [30] demonstrou uma correlação entre o sinal de vibração durante o arranque da bomba, concentrada na faixa de operação entre 1000 e 1200 Hz.

Durham, Williams e Goldman [31] associaram a principal causa de falha de BCS com as amplitudes elevadas de vibração radial da BCS. Posteriormente, Reges et al. [32] propuseram um método para estimar com mais precisão a amplitude radial máxima com base na invariância da forma da órbita de vibração da BCS. Zhu et al. [33] apresentaram a transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform* - FFT) de uma BCS sob diferentes condições de desgaste. Em avanços recentes na compreensão da vibração em BCSs, Minette et al. [34] e Castillo et al. [35] apresentaram a análise modal de uma BCS em um poço.

No contexto da FIV multifásica, Ortiz-Vidal, Rodriguez e Mureithi [36] descobriram uma dependência significativa da resposta de vibração em relação aos parâmetros de escoamento. A FIV ocorrerá em sistemas de escoamento mesmo com um sistema bem projetado, pois é inerente à sua operação [36]. Miwa, Mori e Hibiki [37] apresentaram uma revisão abrangente da FIV em escoamentos multifásicos, abordando os escoamentos internos e externos e seus principais mecanismos.

Ortiz-Vidal, Mureithi e Rodriguez [38] relataram uma abordagem analítica validada experimentalmente para tubulações horizontais sob um regime de escoamento bifásico. A FIV em sistemas de tubulação foi utilizada para obter parâmetros de escoamento multifásico, como o padrão de escoamento em [36, 39, 40] e a velocidade do escoamento [41, 42].

A FIV em bombas centrífugas foi estudada por Benra, Dohmen e Schneider [43] e Khalifa, Al-Qutub e Ben-Mansour [44], onde os autores utilizaram o método dos elementos finitos para a análise transitória de um impelidor de bomba. Tanto Benra, Dohmen e Schneider [43] quanto Khalifa, Al-Qutub e Ben-Mansour [44] observaram uma correlação entre as amplitudes de vibração e as flutuações de pressão na bomba. Khalifa, Al-Qutub e Ben-Mansour [44] relataram que a vibração da bomba ocorre nas mesmas frequências que a passagem das aletas. Eles também observaram que maiores vazões resultaram em maiores flutuações de pressão, afetando a vibração da bomba.

Estudos sobre FIV em tubulações permitiram extrair com sucesso características relevantes do escoamento multifásico do sinal de vibração [36, 39, 40, 42]. Além disso, a formação de emulsão afeta significativamente o desempenho das BCSs, o que é relevante durante a operação da BCS em cenários de escoamento multifásico. O uso da vibração de BCSs é atraente porque não é invasivo e os sinais de vibração geralmente estão disponíveis em aplicações de BCS.

2.3 Modelagem das Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs)

2.3.1 Modelos paramétricos

Algumas das variáveis que um modelo de um sistema de BCSs deve levar em consideração são: as propriedades do fluido do poço, o perfil de temperatura do poço, o desempenho da BCS, o escoamento do reservatório, a geometria da tubulação (*tubing*) e do revestimento (*casing*), a pressão na tubulação e a vazão. Os cálculos por trás das simulações do sistema de produção utilizando BCSs resolvem iterativamente um conjunto de equações algébricas e/ou diferenciais para conservação de massa, momento e energia. Para sistemas de BCSs multifásicos, o tempo computacional para os cálculos convergirem não é desprezível [45].

Kullick e Hackl [46] forneceram um modelo paramétrico de um sistema de BCSs, incluindo modelagem para o sistema elétrico, mecânico e hidráulico; no entanto, nenhum modelo para transferência de calor é fornecido. O modelo é apresentado no espaço de estados como base para o desenvolvimento de manutenção preditiva baseada em modelo, observadores de estado e algoritmos de controle. As entradas para o modelo são medições na superfície, em oposição às medições de fundo de poço, muitas vezes não confiáveis. O sistema é dividido em:

- Subsistema elétrico composto pela fonte inversora de voltagem, um sistema de filtragem de sinais, cabo e o motor;
- Subsistema mecânico composto pelo protetor ou selo, o eixo e a bomba;
- Subsistema hidráulico composto por bomba, tubulação e reservatório.

No caso específico de controle, as informações fornecidas pelo modelo dinâmico de um sistema são importantes no projeto do controlador. Inicialmente o comportamento hidrodinâmico das BCSs pode ser analisado de maneira semelhante ao de uma turbomáquina. Kullick e Hackl [46] propõem usar o modelo paramétrico robusto na modelagem das BCSs, baseado no desenvolvimento realizado por Saito [47] e Dazin, Caignaert e Bois [48] para os transientes rápidos de turbomáquinas.

Esses modelos estão baseados nas análises teóricas dos transientes rápidos de turbomáquinas, e no estudo das equações da mecânica dos fluidos incompressíveis aplicadas a um impelidor. Incluindo o torque, potência e pressão do impelidor durante os períodos transitórios, Saito [47] apresentou as equações do comportamento da bomba em regime transiente como função da variação da rotação no tempo e da variação da vazão. Dazin, Caignaert e Bois [48] adicionam os efeitos produzidos pelos perfis de velocidade no impelidor da bomba. A equação diferencial desenvolvida nestas pesquisas é:

$$h = (h)^{ss} + \frac{1}{g} \left(k_\omega \frac{\partial \omega}{\partial t} - k_q \frac{\partial q}{\partial t} - \frac{l_d}{a_d} \frac{\partial q}{\partial t} - \frac{l_v}{a_v} \frac{\partial q}{\partial t} \right), \quad (2.15)$$

sendo que $h^{(ss)}$ e h são as alturas de elevação em regime de escoamento estacionário e transiente respectivamente, k_ω e k_q são constantes relacionadas com as variações da rotação ω e vazão q respectivamente, a_v , a_d , l_v , l_d são as áreas e comprimentos da voluta e do impelidor respectivamente. A altura de elevação em regime de escoamento estacionário é dada por

$$\frac{g(h)^{ss}}{D^2\omega^2} = K_0 + K_1 \frac{q}{D^3\omega} + K_2 \left(\frac{q}{D^3\omega} \right)^2, \quad (2.16)$$

onde K_0 , K_1 e K_2 são as constantes que descrevem o comportamento da bomba em regime estacionário, g é a constante gravitacional.

No desenvolvimento dessas equações é considerado que: a velocidade do escoamento ao longo do impelidor é a velocidade radial, que depende apenas da posição radial e do tempo, o ângulo relativo de escoamento que depende apenas da posição radial, os comprimentos e seções da tubulação são constantes, as perdas durante operações transientes são consideradas iguais às perdas em regime permanente em um mesmo ponto de análise e a variação de entropia com o tempo é desprezível.

O modelo apresentado por Dazin, Caignaert e Bois [48] descreve o comportamento dinâmico da bomba. Porém, o sistema de uma BCS em sentido mais amplo é composto por diferentes subsistemas do tipo elétrico, mecânico e hidráulico. Diferentes propostas de modelagem analítica baseada em parâmetros físicos têm sido apresentadas para cada um desses subsistemas. Thorsen e Dalva [49] desenvolvem modelos cinemáticos para sistemas elétricos e mecânicos de BCSs para prever tensões transitórias nos eixos, e condições elétricas e mecânicas na partida, encontrando que:

- Os parâmetros da bomba, coeficientes de material, dimensões de projeto e número de impelidores afetam as tensões dinâmicas;
- O torque do eixo resultante, causado pela excitação de frequências ressonantes durante o período de aceleração, atinge valores altos que podem resultar em sobrecarga excessiva de eixos e dos acoplamentos;
- O torque máximo é fortemente dependente das dimensões do eixo;
- Certos diâmetros do eixo podem levar à condição de ressonância e, portanto, amplitudes de torção significativas.

Janevska [50] apresentou um modelo analítico linear de instalação de bombas, que consiste em uma bomba centrífuga acionada por motor elétrico trifásico assíncrono e bombeando a partir

de um tanque de água de nível constante. O modelo analítico linearizado obtido é manipulado na forma de espaço de estados.

Pavlov et al. [51] apresentam um modelo dinâmico de um poço de petróleo equipado com uma BCS, desenvolvido para controle, e propõem uma metodologia de Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC). No modelo apresentado, a parte transitória da pressão criada pela bomba e a dinâmica da bomba resultante desse transiente de pressão são omitidos.

Costa et al. [52] propuseram uma metodologia fundamentada na inferência Bayesiana para a estimação dos parâmetros de um modelo dinâmico do sistema de bombeamento de BCS. Este método consiste em utilizar os sensores instalados para atualizar os parâmetros do modelo dinâmico do sistema. O modelo utilizado por Costa et al. [52] baseia-se no modelo apresentado por Pavlov et al. [51], porém considerando uma correção do efeito da viscosidade na bomba de acordo com a norma API RP 11S2 proposta por Turzo, Takacs e Zsuga [53].

2.3.2 Identificação de sistemas mediante aprendizado de máquina

Na parte hidráulica, os modelos analíticos estão geralmente baseados em bombas centrífugas do tipo voluta-impelidor de escoamento radial. No entanto, as BCSs são bombas centrífugas multiestágios do tipo difusor-impelidor. Por tal motivo, modelos não paramétricos tornam-se atraentes na identificação de sistemas bifásicos.

Nos últimos anos o desenvolvimento computacional tem focado a atenção em um tipo de modelo não-paramétrico bastante eficiente em diversas aplicações e agrupados dentro da área de Aprendizagem de Máquina (AM).

A AM, em termos gerais, consiste em um processo mediante o qual um conjunto de dados do tipo entradas-saídas é usado para ajustar os parâmetros de um algoritmo (aprendizagem), gerando assim um modelo do sistema. Esforços importantes foram dedicados ao desenvolvimento de modelos de AM orientados a dados para monitorar as condições de BCSs. No entanto existem algumas limitações observadas neste tipo de modelo tais como:

- No cenário ideal, uma abordagem orientada a dados exigiria amostras de todas as combinações possíveis de componentes de um sistema de BCSs; devido a isso, exigem grandes quantidades de dados [54];
- Os modelos de aprendizagem convencional baseados em dados estão totalmente dissociados dos fenômenos físicos do sistema estudado [55, 56]; embora os dados sejam obtidos de um processo físico, aspectos fenomenológicos não são considerados, e portanto, o modelo obtido é um modelo matemático que aproxima um sistema particular, mas que pode não funcionar bem em sistemas semelhantes.

Alguns dos modelos de sistemas de BCSs baseados em AM são apresentados nas referências [57–65].

Castañeda Jimenez, Martinez Ricardo e Vaqueiro Ferreira [57] e Martinez Ricardo et al. [58] apresentaram um método para criar um modelo não linear baseado em Máquinas de Vetores de Suporte (MVS), que interpola o comportamento de uma Bomba Centrífuga Submersa operando em escoamento líquido-gás. A otimização dos parâmetros da MVS foi feita mediante um algoritmo genético.

Pineda [59] realizou um modelo do desempenho de regime da BCS mediante dados experimentais, sem considerar aspectos fenomenológicos relacionados com o escoamento multifásico dentro da bomba, usando uma rede neural do tipo perceptron multicamada; as entradas do modelo são vazão de líquido, vazão de gás, pressão de entrada, e rotação.

Salamanca [60] modelou o desempenho da bomba usando Redes Neurais Artificiais (ANN) sem considerar aspectos fenomenológicos devido às mudanças físicas no interior da bomba. Além de modelar a dinâmica de diferentes sistemas de operação da bomba mediante redes de perceptron multicamada de entrada interna, a vazão de óleo e o ganho de pressão da bomba são modelados em função de: diâmetro do impelidor, velocidade de rotação da bomba, massa específica do fluido, viscosidade do fluido, vazão volumétrica, pressão na sucção da bomba e parâmetros do sistema associados às perdas na tubulação.

Castañeda Jimenez [61] desenvolveu um modelo para aplicações de controle usando MVS, e algoritmos genéticos para otimização. As entradas do modelo são a pressão de admissão na BCS, a fração de vazio, a rotação da BCS, e a vazão da mistura água-gás. As saídas são a pressão de descarga da BCS, a potência mecânica e a eficiência.

Bukhtoyarov et al. [62] apresentaram uma metodologia de modelagem de um sistema de produção poço-BCS baseado em dados de poço. Essa metodologia consiste na determinação de um modelo físico, onde são implementados algoritmos de regressão de *Rosenblatt-Parzen* e ANN.

Sagdatullin [63] realizaram uma modelagem do motor elétrico da BCS, incluindo um modelo simplificado da equação de energia de uma bomba. Os autores simularam a interação dos processos de partida do motor elétrico e a operação da bomba centrífuga elétrica como carga. Com base no modelo dinâmico, são obtidos gráficos de transientes da velocidade angular, tensão de entrada, correntes e torque em função do tempo, na partida da BCS.

Orrù et al. [64] apresentaram o desenvolvimento preliminar de um modelo de AM para a previsão de falhas de uma bomba centrífuga na indústria de petróleo e gás baseando-se em dados históricos de sensores de processo e equipamentos montados em máquinas selecionadas.

Os dados iniciais do sensor de pressão e vibrações são pré-processados e codificados sucessivamente para treinar o modelo. Para validar os resultados são usados algoritmos de MVS e ANN de perceptron multi-camadas na plataforma *KNIME*[®] [66]. O modelo permite detectar as tendências dos desvios do sistema em relação ao comportamento normal da operação e gerar alertas de previsão de falhas como um sistema de suporte à decisão de manutenção para os

operadores.

Recentemente, Almeida Costa et al. [65] propuseram uma metodologia para validar modelos de aprendizado profundo em BCSs. Esta abordagem é fundamentada no uso do algoritmo de Monte Carlo baseado em cadeias de Markov para lidar com as incertezas associadas ao modelo de aprendizado automático.

2.3.3 Modelos híbridos

Recentemente, têm-se apresentado modelos híbridos, onde se leva em consideração os aspectos fenomenológicos do sistema de BCS em metodologias baseadas na AM.

Adesanwo et al. [56] testaram um modelo físico obtido de um software de projeto de sistemas poço-BCS para gerar dados, que posteriormente são usados em um método de AM para estimar a pressão do reservatório, o índice de produtividade e as vazões das fases no fundo do poço. O modelo e as técnicas de estimativa são avaliados com dados de campo obtidos de vários poços localizados em um campo de produção.

Por outro lado, Lastra [54] descreve o processo de desenvolvimento de um gêmeo digital para sistemas de BCSs. Entende-se como gêmeos digitais os modelos capazes de imitar a operação de sistemas físicos e usar dados capturados por seus sensores para detectar condições anormais e diagnosticar a causa do problema.

2.4 Controle das Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs)

2.4.1 Controle industrial

Na operação das BCSs a tecnologia mais usada é o controle PID (Proporcional Integral Derivativo) de vazão [1, 67], sendo usados os métodos de controle da vazão mediante válvula reguladora, variador de frequência e/ou recirculação.

Normalmente, a vazão de líquido é maior do que o valor alvo projetado. O controle da vazão é geralmente realizado por uma válvula de estrangulamento conhecida como válvula *choke*. O efeito prejudicial do estrangulamento é indicado pela quantidade de energia desperdiçada. Essa energia deve ser fornecida pelo motor elétrico submetido a uma carga superior do que a necessária durante o acionamento da bomba submersível.

A segunda opção é variar a velocidade angular do motor elétrico fazendo o sistema operar em uma condição diferente mediante variadores de frequência. Nessa estratégia de controle a

perda de energia do sistema é mínima. Em relação à operação feita mediante estrangulamento, tem-se diminuições da energia consumida entre 10 e 50% [67]. Além do uso eficiente da energia, o uso de variadores de frequência permite um arranque suave, aumentando a vida útil dos mancais e outros componentes dinâmicos.

Em sistemas onde as perdas de pressão devido à diferença de cota entre o reservatório e o tanque de armazenamento do fluido são significativamente maiores do que as perdas por atrito, uma pequena redução na rotação da bomba pode resultar em uma vazão nula, tornando o uso de variadores de frequência pouco adequado. Essa situação é geralmente apresentada nos controladores PID, já que quando a faixa de operação é muito baixa (por exemplo 3300-3600 rpm) o ajuste dos parâmetros do controlador fica mais difícil [67].

Nem sempre o sistema de controle pode prescindir da válvula *choke* e basear-se só no uso de variadores de frequência. Na maioria dos sistemas o controle da vazão consiste em uma estratégia combinada dos dois atuadores.

Durante a operação, um requisito importante é o nível de fluido no fundo do poço, o qual está diretamente relacionado à pressão de entrada do fluido. Quando a rotação da bomba é aumentada, a pressão na sucção tende a diminuir, fazendo com que o nível de fluido seja mais baixo. Caso seja necessário aumentar o nível do fundo do poço, terá que ser feito com um mecanismo de estrangulamento como o feito pela válvula *choke*.

O controle por recirculação tem as mesmas desvantagens de ineficiência energética do controle de vazão mediante a válvula *choke*. No entanto, em algumas instalações onde existe o risco de vazões muito pequenas, o controle por recirculação é usado como medida de proteção da bomba à possíveis esforços de desbalanceamento [67].

Além do consumo energético, o controle por recirculação tende a gerar um aquecimento da bomba devido a que o líquido em recirculação tem uma maior temperatura do que o líquido na sucção.

2.4.2 Controle Preditivo baseado em Modelo (MPC)

O controle de processos tem como alvo manter certas variáveis dentro de limites operacionais estabelecidos. As malhas de controle dos poços de produção de petróleo estão hierarquizadas. A base dessa hierarquia é o controle de tipo regulatório implementado em cada poço. No caso das BCSs, o controle regulatório mais usual é baseado em controladores PID implementados em Controladores Lógico Programáveis (CLP). Acima desses controles regulatórios estão os chamados controles avançados, que integram o escoamento de cada um dos poços. Este algoritmo considera a interação entre as malhas de controle e inclui uma camada de otimização da planta industrial. Esses algoritmos são geralmente implementados em um computador de processo que se comunica com os CLP [68].

Um sistema de controle avançado não alcançará os benefícios esperados se os controles regulatórios operam com falhas. Portanto, os instrumentos, válvulas e as malhas de controle regulatório devem operar adequadamente. Alguns dos desafios para aplicar metodologias de controle avançadas nesse contexto são [68]:

- Modelos de escoamento complexos, óleos pesados, óleos não convencionais e escoamentos multifásicos;
- Obtenção de dados em tempo real necessários para a atualização dos modelos;
- A degradação dos sensores e outros elementos do sistema gerando a necessidade da atualização dos parâmetros dos controladores.

A alternativa para lidar com esses desafios são os modelos dinâmicos e não lineares, os quais estão disponíveis para serem aplicados em computadores de alta capacidade de processamento. Nessa linha verifica-se como promissores os Controles Preditivos baseados em Modelos (MPC).

Os MPC representam ferramentas poderosas para a otimização de processos, sendo amplamente empregados em diversas plantas industriais. Este sistema pode reduzir o consumo de energia e resíduos do processo. Esses benefícios são mais visíveis em processos complexos onde as respostas dinâmicas são desafiadoras. No entanto, há uma diferença significativa entre as tecnologias de MPC desenvolvidas na academia e as utilizadas nas plantas industriais. A maioria das aplicações de MPC industriais são baseadas nas abordagens mais tradicionais, algoritmos lineares e respostas obtidas por meio de testes.

Krishnamoorthy et al. [69] apresentam uma estratégia de controle MPC para uma instalação de BCSs operando com escoamento monofásico de óleo. O controlador tem como alvo controlar a pressão de entrada da bomba e, ao mesmo tempo, reduzir o consumo de energia. Para o controlador MPC são apresentadas as seguintes restrições [51]:

- As rotações máximas e mínimas permitidas pelo fabricante da bomba;
- Um incremento máximo da rotação da bomba $\Delta\omega_{max}$;
- A abertura máxima e mínima permitidas pela válvula *choke*;
- Um incremento máximo da abertura da válvula *choke* Δy_{max} ;
- A pressão na sucção deve ser mantida acima de um limiar para evitar a formação de gás e a entrada de areia;
- A pressão na descarga deve ser menor que um limiar que evite sobrepressão nos componentes após a bomba;
- A corrente do motor deve ser suficientemente baixa para evitar o dano dos componentes elétricos;

- A temperatura do motor deve ser suficientemente baixa para evitar danos nos componentes elétricos;
- A vibração da bomba deve ser suficientemente baixa para evitar danos nos componentes mecânicos;
- A operação da bomba deve estar limitada entre as fronteiras de $q \times \Delta p$, que evitem a operação em *Downthrust* e *Upthrust*. Ou seja, nos limites em que os impelidores da bomba ficam carregados por força axial devido ao atrito gerado pelo contato entre o impelidor e o difusor do estágio da bomba.

Neste controlador MPC [69] são consideradas como Variáveis Manipuladas (MV) a rotação da bomba ω e a abertura da válvula *choke* y . Com esses dados é alimentado um controlador MPC desenvolvido usando o simulador *SEPTIC (Statoil Estimation and Prediction Tool for Identification and Control)*[®] [70]. Para o teste do controlador são gerados dados de um simulador com baixa fração de água. Posteriormente é simulado um aumento da quantidade de água, gerando um aumento da viscosidade, e diminuição da quantidade de gás e da compressibilidade do fluido. Além disso, a operação de estrangulamento é considerada não linear, fazendo a resposta da *choke* dependente da região de operação. Os testes mostraram um controlador robusto para as variações de gás e líquido em um cenário de simulação.

De Delou et al. [71] introduziram uma linearização mediante séries de Taylor ao modelo desenvolvido por Pavlov et al. [51] para ser usado em um MPC linear. O modelo de controle proposto é baseado no *Quadratic Dynamic Matrix Control*, o qual é um controlador do tipo MPC que usa programação quadrática e um tratamento das restrições.

Krishnamoorthy, Fjalestad e Skogestad [72] e Krishnamoorthy e Skogestad [73] propõem utilizar uma metodologia baseada no MPC, mas substituindo o controlador por uma estrutura de retroalimentação simples sujeita a restrições, como é apresentada na Figura 2.2. Um controlador PID gera um sinal de controle u , o qual é passado por um seletor *se-senão*. Se a variável u está abaixo de um limiar selecionado u_{sr} , as restrições h_1^{sp} e h_2^{sp} são ativadas e é acionado um outro controlador PID que muda a abertura da válvula *choke* y selecionando a restrição mais crítica. Caso contrário, é ativada a restrição h_2^{sp} acionando o variador de frequência da velocidade da bomba ω para diminuir o consumo de energia.

A restrição h_1^{sp} corresponde aos limites de velocidade de operação, e a restrição h_2^{sp} corresponde aos limites de *Downthrust* e *Upthrust*.

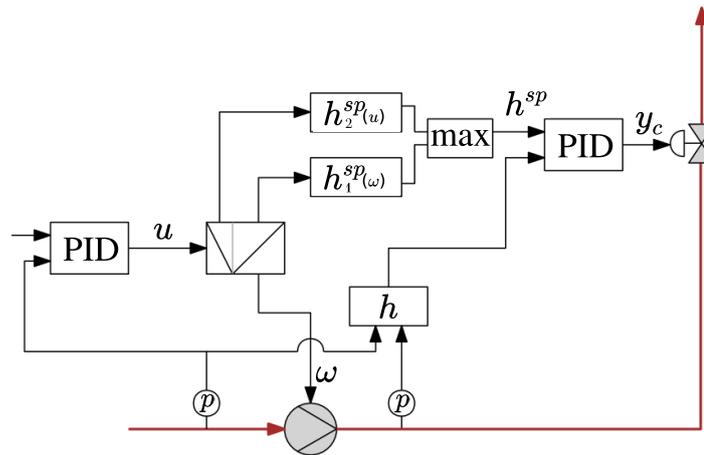


Figura 2.2: Controle de Retroalimentação. Adaptado de [72].

A metodologia de controle de Krishnamoorthy et al. [72, 73] foi testada em uma bancada experimental com uma BCS de 84 estágios durante um período de duas horas, partindo de escoamento monofásico de óleo e aumentando a quantidade de água paulatinamente. Quando a quantidade de água aumenta (como uma perturbação ao sistema), o controlador reage aumentando a velocidade da bomba para manter a pressão na entrada. No momento em que ocorre a ICF, o sistema tende a chegar ao limite de *Upthrust*; nesse momento é reduzida de novo a quantidade de água (tirando a perturbação do sistema). O controlador implementado neste sistema consiste em um controlador regulador, onde a variável controlada é a pressão de entrada da BCS. O objetivo é manter a elevação h dentro dos limites operacionais de *Downthrust* e *Upthrust*. Os resultados obtidos indicam que o controlador acompanha de perto o valor da pressão de entrada, mantendo a bomba operando próximo ao limite de *Upthrust*. No entanto, as restrições são violadas somente quando ocorre uma mudança drástica na viscosidade do fluido devida à ICF.

No trabalho apresentado por Jordanou et al. [74], propõe-se o uso de Redes de Estado de Eco (ESN - *Echo State Networks*) para a modelagem de sistemas de BCS. O modelo é empregado em duas estratégias de MPC: uma de *single-shooting*, que utiliza um modelo ESN, e outra de *multiple-shooting*, que aproxima a ESN mediante linearização. Ambas as estratégias foram testadas em um ambiente simulado de controle de poços com BCS. O trabalho apresentado por Jordanou et al. [74] utiliza como referência o modelo proposto em [52] para a avaliação das duas abordagens que utilizam um método de aprendizado por reforço como o modelo a ser utilizado no MPC. As restrições do MPC incluem uma faixa de operação para a vazão, pressão de entrada da BCS e as MV que são a abertura da válvula e a frequência rotacional da BCS.

2.4.3 Controles baseados em dados

Como alternativa aos MPC, conhecimentos empíricos dos sistemas são usados para projetar controladores baseados em Lógica Difusa junto com controladores convencionais do tipo Proporcional Integral (PI) e PID.

Costa [75] propôs um controlador PI-*Fuzzy*, tendo como variável manipulada a frequência do motor elétrico e como variáveis controladas a vazão e o nível dinâmico em um sistema de BCS bifásico gás-óleo. Consideram-se como variáveis monitoradas a pressão de sucção, a temperatura do fluido na sucção da bomba, a temperatura do motor, a pressão na descarga da bomba, a pressão no revestimento, a pressão da tubulação medida na cabeça do poço, a vazão de líquido, a potência elétrica e a frequência elétrica.

O algoritmo de controle proposto por Costa [75] tem como alvo controlar a vazão do sistema evitando a formação de gás mediante a limitação do nível de fluido na entrada da bomba. Assim, um algoritmo baseado em lógica difusa determina os valores de frequência elétrica para manter a vazão aproximadamente no ponto de referência desejado. O controle foi testado experimentalmente, submetido à variações da submergência e vazão do reservatório, mantendo a vazão desejada perto da referência.

Uma estratégia de controle baseada em um controle difuso PID foi apresentada por Fonseca Souza [76]. Uma variável de controle muda a rotação da bomba com o objetivo de controlar o ganho de pressão da bomba. As variáveis proporcional, integral e derivativa do controle PID são sintonizadas mediante lógica difusa.

Os recentes desenvolvimentos computacionais têm viabilizado a implementação de métodos robustos de regressão, classificação e modelagem. As MVS e ANN são métodos de AM amplamente utilizados em esse tipo de problema. Castañeda Jimenez [77], Pineda [59] e Salamanca [60] apresentam controles baseados em MVS e ANN.

Castañeda Jimenez [77] apresenta uma proposta de controle robusto com o alvo de manter um escoamento multifásico em uma bancada experimental com uma BCS. O controlador é formulado usando um circuito de testes virtual para BCSs. O circuito de testes virtual é um modelo baseado em formulações físicas e modelos baseados em dados usando MVS. O controlador projetado foi testado no circuito virtual de testes mediante simulações em tempo real. O controlador robusto tem como alvo estabilizar o sistema em malha fechada a partir de modelos lineares de ordem reduzida, para distintas condições de operação. Os parâmetros a serem controlados são a pressão de entrada na BCS e a porcentagem de gás.

Pineda [59] propôs um controlador inverso direto baseado em ANN. O controlador tem como objetivo manter estável a operação de uma BCS submetida a escoamento líquido-gás, embora as condições da sucção mudem. A Figura 2.3 apresenta o controlador inverso direto proposto por Pineda [59]. O controlador é um modelo de regressão que tenta prever qual é a rotação ω correspondente a uma referência de ganho de pressão $r(k + 1)$ de um ganho de

pressão da bomba $\Delta p(k)$. O valor da rotação $\omega(k)$ obtido é usado como entrada na planta, considerando k como o instante atual. O controlador é ajustado a partir de um conjunto de dados experimentais de uma bomba operando em escoamento água-ar.

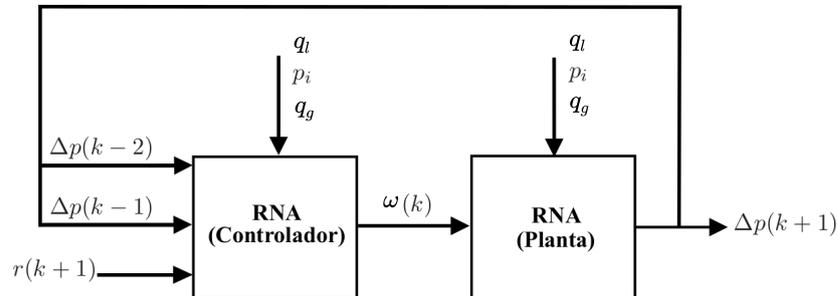


Figura 2.3: Controlador inverso direto baseado em redes neurais artificiais. Adaptado de [59].

Pineda [59] também adicionou o efeito de um controlador PID ao controlador inverso baseado em ANN com a finalidade de diminuir o erro estacionário. Os dois controladores (Inverso e Inverso-PID) foram submetidos a variações na pressão de sucção (p_i) da bomba e a quantidade de gás (q_g) no escoamento. Para as entradas da planta p_i e q_g , o controlador demorou em estabilizar o sistema quando a entrada era uma rampa, e apresentou picos na saída do sistema quando a entrada era um degrau.

Salamanca [60], por sua vez, propôs o uso de um controlador *Neuro-Fuzzy* que combina as duas técnicas utilizadas até aqui na linha de controladores baseados em dados. O controlador *Neuro-Fuzzy* utiliza a lógica difusa para realizar uma ação de controle. Em contraposição ao controlador *Fuzzy* não é necessário ter um conhecimento prévio do sistema para ajustar o controlador. Portanto, os parâmetros do controlador difusos são ajustados usando ANN. O controle tem como alvo levar a bomba a operar em um ponto mais próximo do ponto de máxima eficiência BEP (*Best Efficient Point*).

Controladores baseados em dados e modelos físicos são propostos por Krikunov et al. [78] como alternativas promissórias para o controle de escoamento de múltiplos poços. A solução proposta usa métodos estatísticos para garantir a estabilidade dos dados. O modelo do reservatório é uma combinação de modelos físicos de bomba e de AM. Um modelo de otimização numérica que usa saídas do modelo de previsão híbrido foi projetado para recomendar modos de operação de poço. O modelo preditivo completo consiste em duas partes: um modelo geral baseado em Florestas Aleatórias (*Random Forest*), e um modelo particular de regressão linear.

Recentemente Castañeda Jimenez [61] e Castañeda Jimenez e Vaqueiro Ferreira [79] apresentaram uma estratégia de controle para BCSs operando com uma mistura óleo-gás nomeado como Controle Especialista. O controlador é definido como um controlador complexo adaptativo. Esse tipo de controlador funciona de maneira semelhante ao controlador difuso, obtendo conhecimento da planta mediante experiência prévia. O conhecimento das regras do controlador é obtido mediante um modelo não linear da BCS. Esse modelo é ajustado usando algoritmos genéticos e dados experimentais. O objetivo da estratégia de controle é manter a BCS, que opera

em escoamento bifásico líquido-gás, dentro de uma zona segura de operação. Além disso, se o sistema atinge condições instáveis, o controlador faz a bomba voltar para condições estáveis.

A Figura 2.4 apresenta a malha de controle do sistema especialista. A partir de um conjunto de dados de processo, o controlador identifica o ponto de operação e posteriormente gera a ação de controle para garantir o bom funcionamento do sistema. O sistema complexo adaptativo é a base do conhecimento adquirido da interação com o processo. O algoritmo de previsão gera previsões a partir da interação com o sistema e as Maquinas de Suporte Vetorial (MSV) geram previsões baseadas nos dados de operação do sistema. O sistema supervisorio tem a interface de usuário que permite ao usuário supervisionar tanto o sistema de controle quanto o processo. Através do sistema supervisorio se definem os limites de funcionamento e os alarmes.

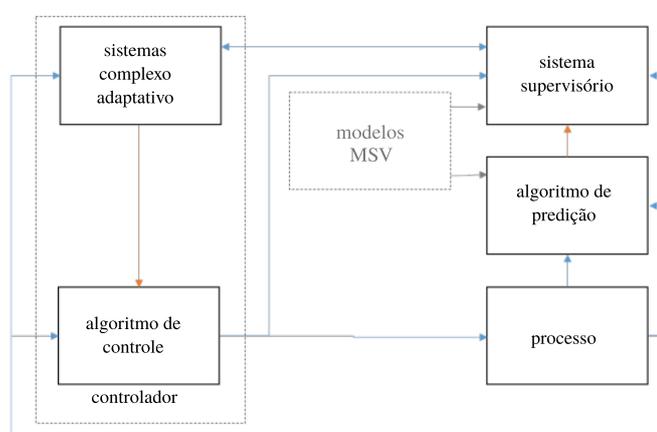


Figura 2.4: Controlador especialista. Adaptado de [61].

Pineda, Serpa e Biazussi [80] apresentam um controlador inverso baseado em ANN, projetado para operar em BCSs com escoamento líquido-gás. O objetivo desse controlador é assegurar que a operação da BCS ocorra fora das regiões de *surging* e bloqueio de gás. A ANN foi treinada em tempo real e testada em um cenário simulado, utilizando dados experimentais obtidos de três BCSs diferentes. Os autores modelam o sistema operando com água-óleo usando uma ANN. Posteriormente, o controlador é ajustado a medida que se observa o comportamento do sistema modelado. O controlador proposto mostra adaptabilidade para os casos simulados, conduzindo a bomba a uma operação segura.

Nas referências [59–61, 75–77, 80] são apresentadas as seguintes sugestões a se levar em conta em trabalhos futuros:

- Treinar os algoritmos baseados em dados com a maior quantidade de dados possível e de uma forma mais diversificada;
- Evitar controladores que trabalhem de forma independente na rotação da bomba e abertura da válvula *choke* para evitar instabilidades no sistema;
- Testar diferentes metodologias para a identificação do sistema;

- Estudar o controle de BCSs com presença de distúrbios elétricos e fluídicos no escoamento bifásico;
- Testar métodos de controle *on-line*, ou adaptativos no caso de usar controladores baseados em AM, para evitar situações de operação fora da faixa de treinamento;
- Considerar o efeito da viscosidade do fluido e a presença de gás no mesmo escoamento;
- Testar o controlador em vazões elevadas de fluido superiores a $90 \text{ m}^3/\text{h}$;
- Testar o controlador proposto submetido a variações de viscosidade do fluido;
- Testar variações da pressão de entrada e simular obstruções na linha de produção;
- Testar controladores que tendem a otimizar a vazão máxima da bomba atingindo os limites operacionais;
- Considerar a vazão máxima admissível pelo reservatório, o controle do nível dinâmico do reservatório e a submergência da bomba como limitações do controlador.

Considerando essas sugestões, o controlador proposto, fundamentado em um controle preditivo, regula simultaneamente a abertura da válvula choke e a rotação da BCS. Tanto o modelo do controlador quanto o da planta são elaborados levando em conta modelos paramétricos. Os distúrbios testados abrangem a influência da variação das propriedades de físicas ou de transporte da emulsão, bem como variações na vazão do reservatório. Os modelos baseados em dados foram elaborados considerando pontos de operação aleatórios em toda a faixa de operação, a fim de evitar sobreajuste.

3 DESENVOLVIMENTO EXPERIMENTAL

Para o desenvolvimento de uma estratégia de controle em sistemas de BCSs operando em regime de escoamento líquido-líquido, é fundamental compreender o comportamento do sistema tanto em regime monofásico quanto em regime bifásico, levando também em consideração os efeitos transitórios do fenômeno. Neste capítulo, são descritos os procedimentos experimentais realizados na bancada, abrangendo os regimes de escoamento monofásico e bifásico, bem como os efeitos transitórios dos atuadores.

3.1 Circuito de testes

As instalações de teste englobam a bancada experimental e o sistema de aquisição de vibrações ilustrados nas figuras 3.1 e 3.2 localizadas no Laboratório do Petróleo Kelsen Valente (LABPETRO), associado ao Centro de Estudos de Energia e Petróleo (CEPETRO). Uma especificação detalhada dos principais equipamentos e da instrumentação é apresentada nas tabelas 3.1 e 3.2.

Tabela 3.1: Especificações dos equipamentos.

Grupo	Dispositivo	Especificação
Bomba de Óleo	Bomba Motor VSD-1	Bomba de duplo parafusos NETZSCH WEG, 45 kW, 1775 rpm 60 Hz Inversor Vectrue CFW 700 da WEG
Bomba de Água	Bomba Motor VSD-2	Bomba IMBIL 65160, 100 m ³ /h WEG, 22 kW, 3535 rpm 60 Hz Inversor Vectrue CFW 700 da WEG
BCS	Bomba Bomba Motor VSD-3	Bomba Baker Hughes P100, 8 estágios Bomba Baker Hughes P47, 9 estágios WEG, 37 kW, 3555 rpm 60 Hz Inversor Vectrue CFW 09 da WEG
Tanque	Principal	Tanque Intelfibra, capacidade 12000 litros
Controle de temperatura	Trocador de Calor Aquecedor <i>Chiller</i>	Casco e tubos FYTERM T3480 Mecalor TMR-M-18-380/C Mecalor MSA-60-CA-380/C
Válvula	<i>choke</i>	Válvula globo Fisher 657

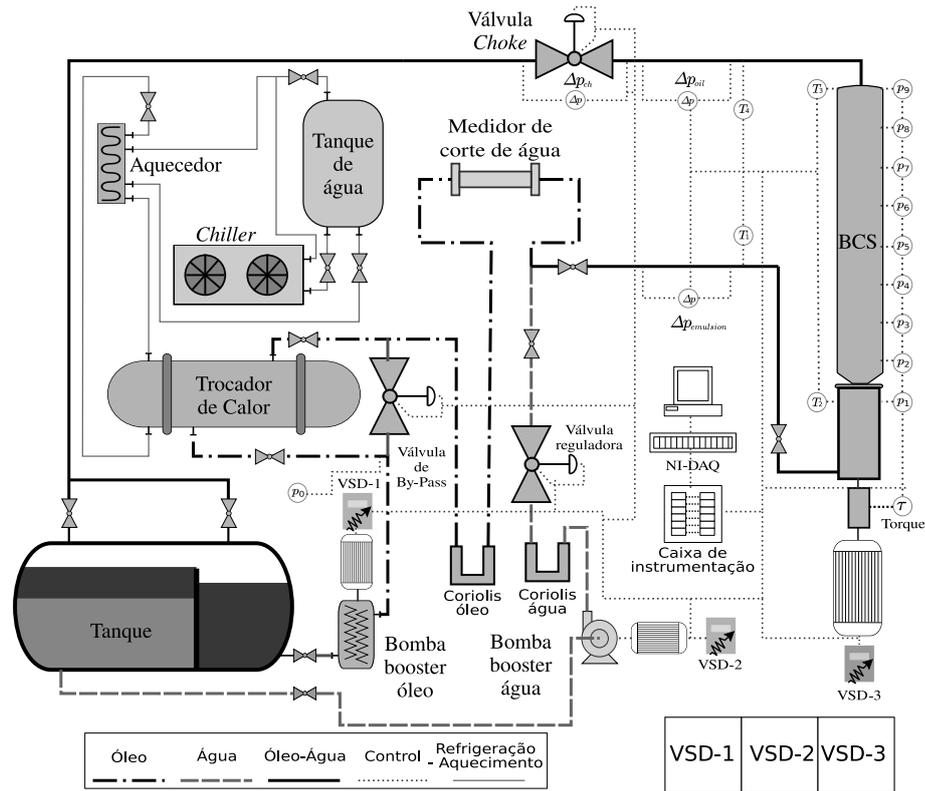


Figura 3.1: Disposição da bancada experimental.

Tabela 3.2: Especificações dos sensores.

Instrumento	Modelo	Faixa	Incerteza
Medidores de vazão	MicroMotion F300S355	0 - 100 [m ³ /h]	0,2% *V
Sensores de temperatura	ECIL PT100	0 - 100 [°C]	0,07% *V
Transdutores de pressão	Emerson Rosemount 2088	0 - 20 [bar]	0,065% *E
	Emerson Rosemount 2051	(-10) - 10 [bar]	0,065% *E
	Emerson Rosemount 2051	(-1) - 20 [bar]	0,065% *E
Medidor de corte de água	Emerson Roxar	0 - 100%	1% *E
Transmissor de torque	HBM T20WN	0 - 20 [N – m]	0,1% *E
Encoder	Minipa MDT-2238A	0 - 166 [Hz]	0,05% *E
Acelerômetro triaxial	PCB 356A16	0 - 490 [m/s ²]	0,15% *V
		1 - 5 [kHz]	
Acelerômetro uniaxial	PCB 352C33	0 - 490 [m/s ²]	0,15% *V
		1 - 10 [kHz]	

*do valor (*V)

*da escala completa (*E)

As BCSs testadas foram os modelos P100 e P47 do fabricante *Baker Hughes*[®], cujas especificações são apresentadas na Tabela 3.1. Ambas as bombas possuem um impelidor com diâmetro externo de 108 mm e 7 aletas. No entanto, a P47 possui uma velocidade específica menor do que a P100, resultando em um componente radial de velocidade maior na bomba P47.

A bancada experimental é composta pela bomba *booster* de óleo (duplo parafuso), a bomba *booster* de água (centrífuga), a válvula de estrangulamento, os acionamentos de velocidade variável (*Variavel Speed Driver* - VSD), o subsistema de troca de calor, o subsistema de geração de energia, as válvulas auxiliares e a instrumentação (Figura 3.1).

As distâncias entre o tanque e as bombas de óleo e água são de 0,95 m e 2,75 m, respectivamente. Antes da mistura, o comprimento da tubulação da bomba de óleo é de 12,86 m, enquanto da bomba de água é de 2,36 m. Do ponto de mistura até a sucção da bomba, a distância é de 27,41 m. Da saída da bomba até o tanque, a distância é de 29,82 m, com a válvula *choke* posicionada a 23,92 m da saída da bomba. Todo o tubo é feito de aço carbono galvanizado, com um diâmetro interno de 0,093 m.

A aquisição de vibração para a bomba P100 inclui quatro acelerômetros uniaxiais (de AC-02 a AC-05) e dois acelerômetros triaxiais, conforme mostrado na Figura 3.2. No caso da bomba P47, os sensores axiais são substituídos por sensores radiais, que medem a vibração apenas na direção perpendicular ao eixo da bomba.

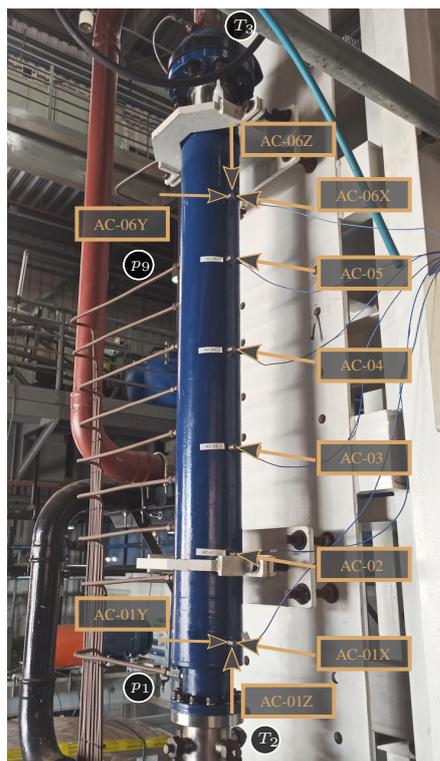


Figura 3.2: Distribuição dos sensores de vibração na bomba P100.

Os fluidos utilizados consistiram em água e óleo mineral, com a utilização de dois tipos distintos de óleo em cada bomba. A viscosidade dinâmica do óleo foi avaliada em relação à temperatura utilizando um reômetro HAAKE MARS III. A Figura 3.3 apresenta a caracterização da viscosidade dinâmica dos óleos em função da temperatura. O óleo A foi empregado nos experimentos associados à bomba P100, enquanto o óleo B foi utilizado nos experimentos conduzidos na bomba P47.

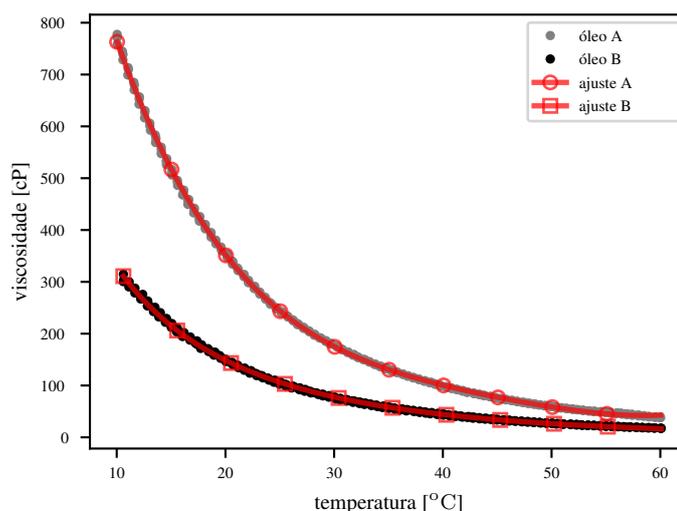


Figura 3.3: Variação da viscosidade do óleo com a temperatura para os óleos utilizados na bomba P100 (óleo A) e P47 (óleo B).

Os experimentos realizados foram realizados na bancada experimental apresentada na Figura 3.1. Inicialmente, são armazenados no tanque, separados devido à decantação.

Em funcionamento, a água passa pela bomba de água e pelo instrumento de medição de vazão do tipo Coriolis. A bomba de água é uma bomba centrífuga de um estágio. A vazão de água é controlada com uma válvula reguladora e o variador de frequência VSD-2, que varia a rotação da bomba de água.

O óleo passa pela bomba de óleo, um sistema de troca de calor e o medidor de fração de água. A bomba de óleo é uma bomba de deslocamento positivo de duplo parafuso. O VSD-1 controla a rotação da bomba de óleo variando a vazão de óleo. O trocador de calor possui um circuito de água independente, composto pelo *Chiller*, tanque de água e aquecedor. A mistura de água fria e água quente é regulada para manter a temperatura de entrada da BCS (T_2), conforme ilustrado na Figura 3.1.

Posteriormente, a água e o óleo são misturados. A mistura passa pela BCS e pela válvula *choke* e retorna ao tanque. O VSD-3 controla a velocidade de rotação da BCS para todos os fins de teste.

O tanque é dividido internamente em duas câmaras, conforme apresentado na Figura 3.1. A câmara bifásica possui uma mistura óleo-água bifásica que é separada por decantação. A câmara de óleo contém o óleo obtido pelo processo de decantação. A bomba de óleo tem a sucção na câmara de óleo. A bomba de água tem a sucção na parte inferior da câmara bifásica, que tem a água obtida do processo de separação. Um arranjo de válvulas permite que o fluido retorne a qualquer uma das duas câmaras de acordo com as necessidades experimentais.

3.2 Procedimento experimental na aquisição de dados experimentais

As instalações experimentais permitem o controle da fração de fases no fluido na sucção da BCS. Dois sistemas de aquisição separados foram utilizados para realizar os experimentos: o sistema de aquisição de vibração e o sistema de aquisição das variáveis do processo. O sistema de aquisição de vibração coleta dados dos sensores de vibração com uma frequência de amostragem de 51 kHz, enquanto o sistema de aquisição do processo coleta dados dos demais instrumentos com uma frequência de amostragem de 250 Hz.

Nos experimentos realizados com a bomba P47, foram instalados três sensores de pressão adicionais: um sensor diferencial de pressão Rosemount 2051 para medir a queda de pressão no trocador de calor (Δp_{he}), um sensor diferencial de pressão Rosemount 2051 para medir a queda de pressão na válvula de estrangulamento (Δp_{ch}) e um sensor manométrico para medir a pressão de entrada ao trocador de calor (p_0). As respectivas especificações desses sensores estão contidas na Tabela 3.2.

No regime transitório da bomba P100, foram conduzidos experimentos tanto com escoamento bifásico quanto monofásico. No entanto, para a bomba P47, foram realizados apenas experimentos em regime monofásico.

Experimentos em regime estacionário monofásico e bifásico foram desenvolvidos para compreender o comportamento de regime estacionário do sistema e compreender as mudanças decorrentes da adição de água ao sistema, assim como o fenômeno de inversão de fase.

Um sistema usual de BCS tem dois atuadores, o variador de frequência e a válvula *choke*. Os experimentos em regime transitório foram desenvolvidos para caracterizar esses atuadores e sua influência nos regimes monofásicos e bifásicos.

O procedimento desenvolvido em cada tipo de experimento é descrito na sequência.

3.2.1 Escoamento monofásico em regime estacionário

As curvas de desempenho em regime estacionário com escoamento monofásico foram obtidas com temperatura de entrada da BCS (T_2) e rotação (ω) constantes. A vazão varia de zero ao máximo mediante as variações da velocidade de rotação da bomba *booster* (óleo ou água dependendo do caso) e da abertura da válvula *choke*. O ponto de melhor eficiência (BEP) da bomba é determinado nesses experimentos como a vazão em que a bomba opera com menor perda de energia mecânica. Para todos os experimentos, foram adquiridas as seguintes variáveis do processo:

- Pressões de entrada e saída da BCS p_1 e p_9 , renomeadas por conveniência de p_{in} e p_{out} ;

- As vazões mássicas nas tubulações de água e óleo $\dot{m}_{w\{in\}}$ e $\dot{m}_{o\{in\}}$, medidas pelos medidores de Coriolis de água e óleo, respectivamente;
- Fração de água na tubulação de óleo $w_{C\{in\}}$ devido a água residual no óleo;
- A massa específica do fluido na tubulação de óleo $\rho_{o\{in\}}$, ou seja, a massa específica do óleo, incluindo a água residual no óleo.

Os experimentos realizados com a bomba P100 são apresentados na Figura 3.4 para diferentes rotações da BCS e diferentes viscosidades do fluido (μ), sendo os experimentos com 1 cP correspondentes às medições com água. Nestes experimentos, apenas as variáveis relaciona-

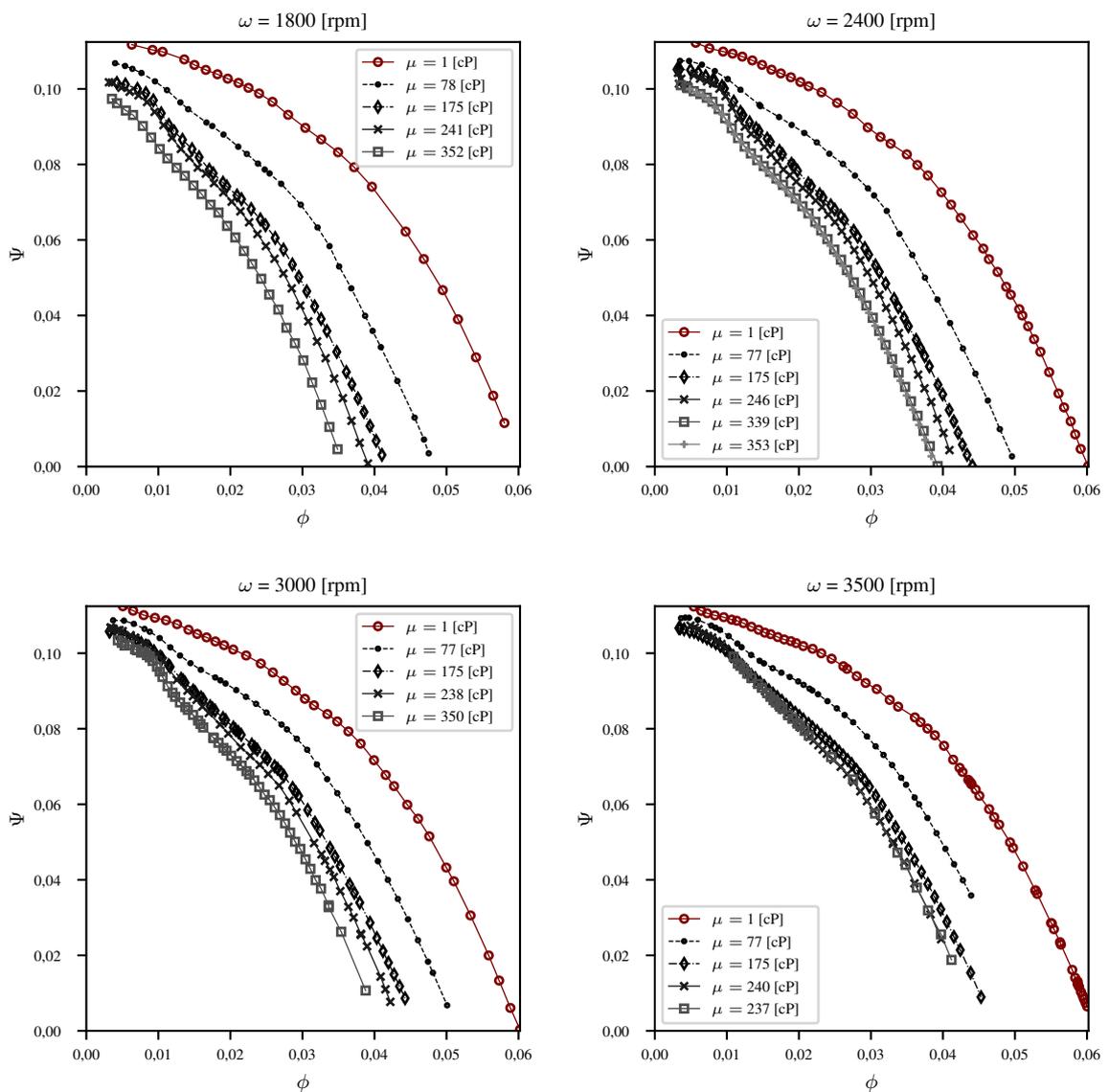


Figura 3.4: Variação da pressão adimensional Ψ em relação à vazão adimensional ϕ em experimentos de regime estacionário monofásico para a bomba P100, considerando diferentes rotações ω e viscosidades do fluido μ .

das ao processo foram coletadas, ou seja, não foram registrados dados de vibração. As quatro

sub-figuras da Figura 3.4 representam diferentes rotações da BCS, onde cada sub-figura exibe o adimensional de vazão ϕ (Equação 2.10) no eixo horizontal e o adimensional de pressão Ψ no eixo vertical (Equação 2.9). Conforme esperado, observa-se uma redução da faixa de operação da bomba à medida que a viscosidade do fluido aumenta.

De maneira similar aos experimentos realizados com a bomba P100, os testes feitos na bomba P47 são apresentados na Figura 3.5. Neste caso, foram coletadas as variáveis do processo

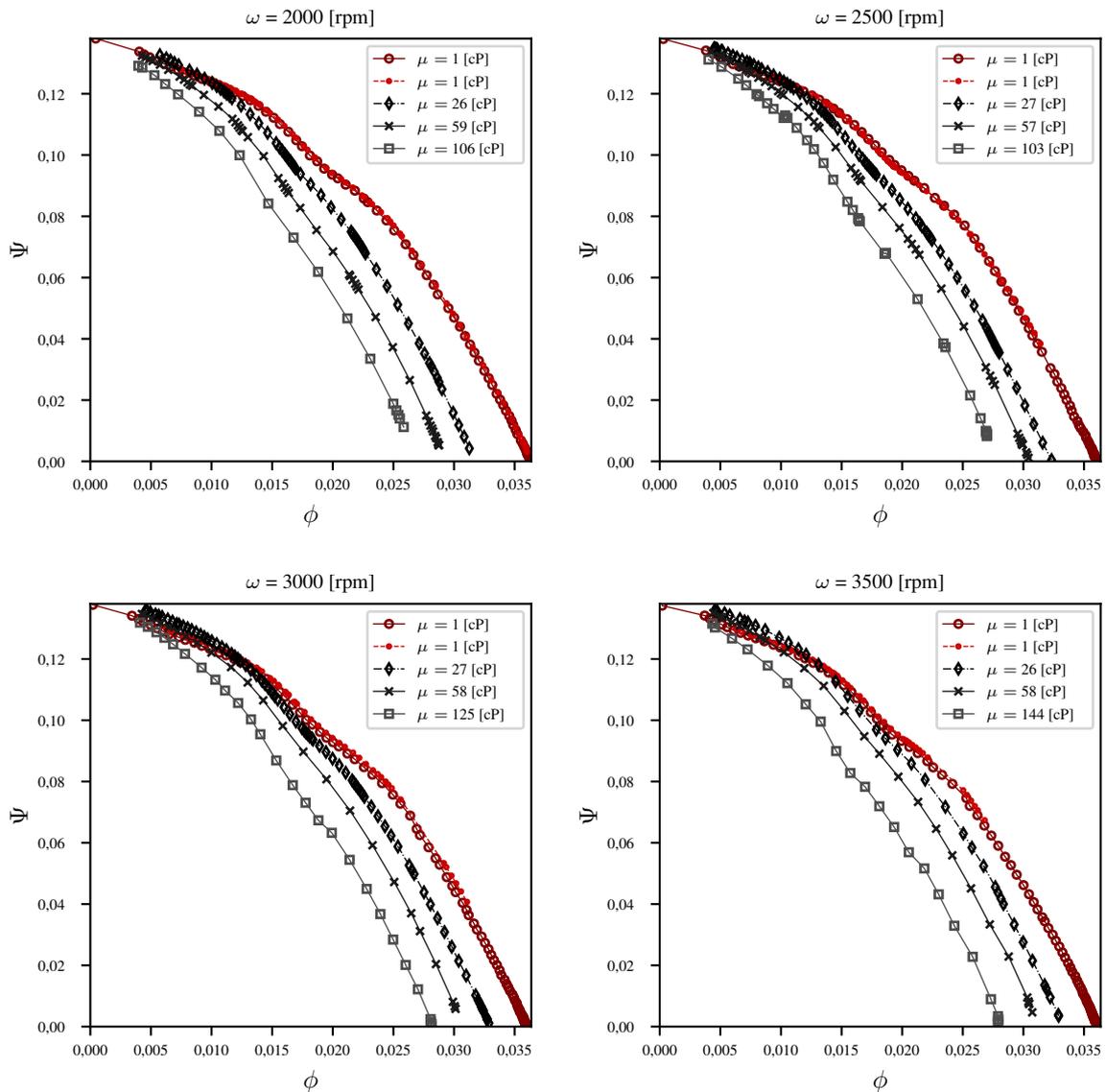


Figura 3.5: Variação da pressão adimensional Ψ em relação à vazão adimensional ϕ em experimentos de regime estacionário monofásico para a bomba P47, considerando diferentes rotações ω e viscosidades do fluido μ .

e os dados de vibração. A bomba P47 foi configurada com um estágio adicional em comparação com a bomba P100, portanto, espera-se que o ganho de pressão da bomba seja maior. No entanto, o valor do adimensional de pressão Ψ é calculado por estágio, mostrando que a bomba P47 opera em níveis mais altos de pressão e mais baixos de vazão do que a bomba P100. Isso se deve a que o fluxo na bomba P47 possui um componente radial de velocidade mais

pronunciado em comparação com a bomba P100, o que favorece faixas de operação com menor vazão e maior pressão. Ao analisar o desempenho das duas bombas por estágio operando com água, observa-se que a bomba P47 apresenta uma faixa de vazão cerca de 58% menor do que a bomba P100, enquanto exibe uma faixa de pressão 27% maior em comparação com a bomba P100. Cabe ressaltar que foram medidas duas curvas de operação com água (1 [Cp]).

3.2.2 Escoamento bifásico em regime estacionário

Os experimentos em regime estacionário bifásico seguem o mesmo procedimento para as duas bombas testadas na bancada (P100 e P47). Contudo, nos experimentos conduzidos na bomba P100, o objetivo era modelar de maneira fiel o comportamento do fenômeno de inversão de fase, buscando compreender se este fenômeno estava relacionado às variações nas vibrações mecânicas medidas na carcaça da bomba. Por outro lado, na bomba P47, o alvo era obter dados suficientemente dispersos para treinar um modelo de aprendizado de máquina capaz de estimar a viscosidade efetiva do fluido, bem como a massa específica da mistura.

O procedimento, portanto, consiste em configurar a bancada experimental na rotação correspondente da BCS e para a vazão total, utilizando apenas óleo. O controle de temperatura permite ajustar o óleo para a viscosidade desejada, como ilustrado na Figura 3.3. Uma vez que o sistema atinge um estado estacionário o dado é armazenado, o VSD-1 reduz a vazão de óleo ao mesmo tempo que o VSD-2 é iniciado, aumentando a vazão de água proporcionalmente, mantendo a vazão total no valor desejado. Se o critério de estabilização for cumprido, os valores das variáveis do processo e dos sensores de vibração são registrados durante quinze segundos. Em seguida, o VSD-1 reduz a vazão de óleo e o VSD-2 aumenta novamente a vazão de água. O processo é repetido até que a vazão total seja 100% água. É considerado um critério de estabilização quando a vazão total varia menos que $0,25 \text{ m}^3/\text{h}$.

Nos dois casos, o procedimento envolve a escolha de uma rotação fixa da BCS e uma vazão total para cada experimento. Entretanto, nos experimentos realizados na bomba P100, a temperatura do fluido na entrada da bomba é controlada, mantendo a viscosidade do óleo aproximadamente constante, com variações na faixa de $\pm 0,2^\circ\text{C}$, conforme apresentado na Tabela 3.3. Já nos experimentos realizados na bomba P47, não é necessário manter a temperatura do óleo em uma viscosidade fixa; pelo contrário, é desejável permitir grandes variações nos dados. Essas variações proporcionam ao modelo de aprendizado de máquina um conjunto de dados mais abrangente, evitando fenômenos como o sobreajuste ou modelos que atuem em uma região muito restrita. Os experimentos realizados na bomba P47 são apresentados na Tabela 3.4.

O procedimento realizado nos experimentos bifásicos é exemplificado na Figura 3.6, onde são apresentados os dados obtidos sob diferentes condições de vazão total (q), viscosidade (μ) e rotação (ω) para três experimentos específicos listados na Tabela 3.3. Na sub-figura à esquerda,

Tabela 3.3: Condições dos experimentos bifásicos em regime estacionário para a bomba P100.

Rotação da BCS [Hz]	Vazão total [m ³ /h]	Viscosidade do óleo [cP]
30	15	180
	16	158
	16	158
	19	89
	19	210
	20	174
	22	182
	24	77
	24	112
	25	156
40	22	155
	26	206
	28	169
	33	173
50	34	186
	36	173
	43	162

Tabela 3.4: Condições dos experimentos bifásicos em regime estacionário para a bomba P47.

Rotação da BCS [Hz]	Vazão total [m ³ /h]	Faixa da viscosidade do óleo [cP]
33	14	85 - 89
	15	59 - 85
	17	37 - 56
41	18	84 - 90
	20	59 - 73
50	22	87 - 121
	27	39 - 53
58	26	70 - 114
	29	48 - 69

destaca-se o fenômeno de inversão de fase para os três experimentos, à medida que a fração de água (w_c) aumenta. Nas sub-figuras à direita, é apresentado o valor da q do fluido nos três experimentos durante o procedimento experimental. Observa-se que q permanece aproximadamente constante, com uma margem de erro de $\pm 0,2$ m³/h. Note-se que os experimentos apresentados na Figura 3.6 foram conduzidos sob condições completamente diferentes de q , μ e ω , com o

objetivo de demonstrar como a q é mantida constante em todos os experimentos.

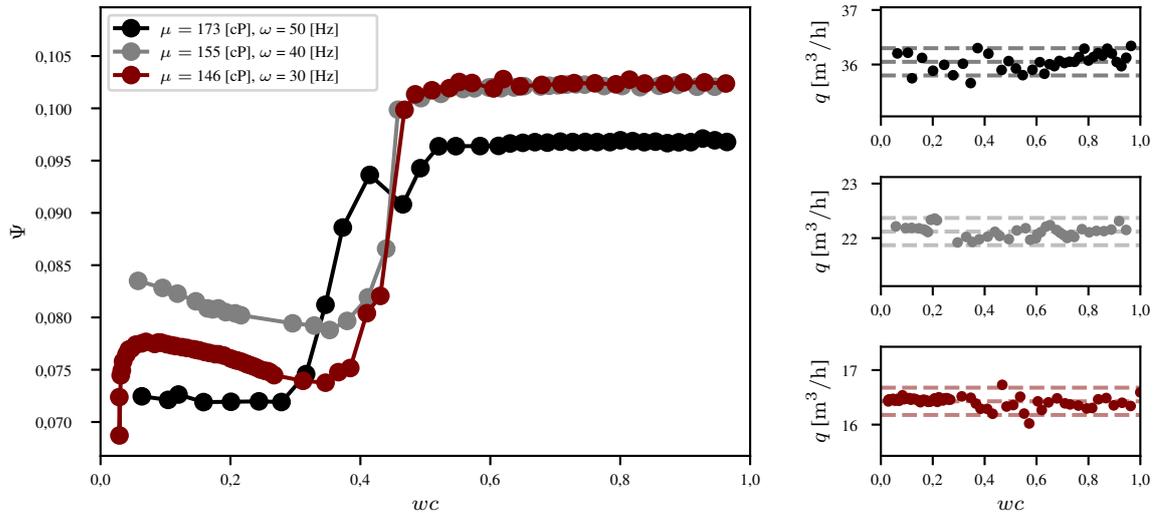


Figura 3.6: Exemplo da variação da pressão adimensional Ψ em função da fração de água wc em regime estacionário bifásico para três diferentes condições de operação (rotação da BCS ω e viscosidade μ) na bomba P100.

3.2.3 Situação com efeitos transitórios

A bomba de água não é utilizada nos experimentos com efeitos transitórios. O fluido é transportado pela bomba de óleo e pela BCS até o tanque. A velocidade de rotação da bomba de óleo é mantida constante. Nos experimentos com escoamento monofásico de óleo, o fluido retorna ao tanque na câmara de óleo. No entanto, nos experimentos com escoamento bifásico, o óleo retorna ao tanque na câmara bifásica, onde se mistura com água e transborda para a câmara de óleo. Dessa forma, à medida que o experimento avança, a fração de água no óleo aumenta gradualmente.

Inicialmente, a rotação da bomba de óleo é fixada em um valor específico, com uma abertura da válvula *choke* γ em 100% e a rotação da BCS ω em 0 rpm. A válvula *choke* é fechada até que a pressão de entrada p_{in} ultrapasse 3 bar. Em seguida, é realizado o seguinte procedimento até que ω alcance 3500 rpm:

1. A rotação da BCS é aumentada para um valor aleatório dentro do intervalo de 0 a 300 rpm acima da rotação atual, garantindo que não ultrapasse 300 rpm além do valor atual;
2. Aguarda-se 10 segundos até que o sistema atinja o estado estável;
3. A válvula *choke* é fechada, com uma diferença correspondente a um número aleatório entre 0% e 2% abaixo do valor atual;

4. Aguarda-se 10 segundos até que o sistema atinja o estado estável;
5. Se o p_{in} estiver abaixo de 3 bar, repete-se o passo 3; caso contrário, segue-se para o passo 1.

Posteriormente, o processo é invertido, diminuindo ω e abrindo a válvula *choke* com a mesma restrição de p_{in} . O teste experimental é descartado se a pressão de entrada estiver abaixo de 0 bar ou se a pressão de entrada p_{in} for maior que a pressão de saída p_{out} . A Figura 3.7 apresenta um exemplo de um experimento em regime transitório monofásico para três variações da abertura da válvula *choke* y e duas variações da rotação da BCS ω , e h é a altura de elevação definida na Equação 2.2.

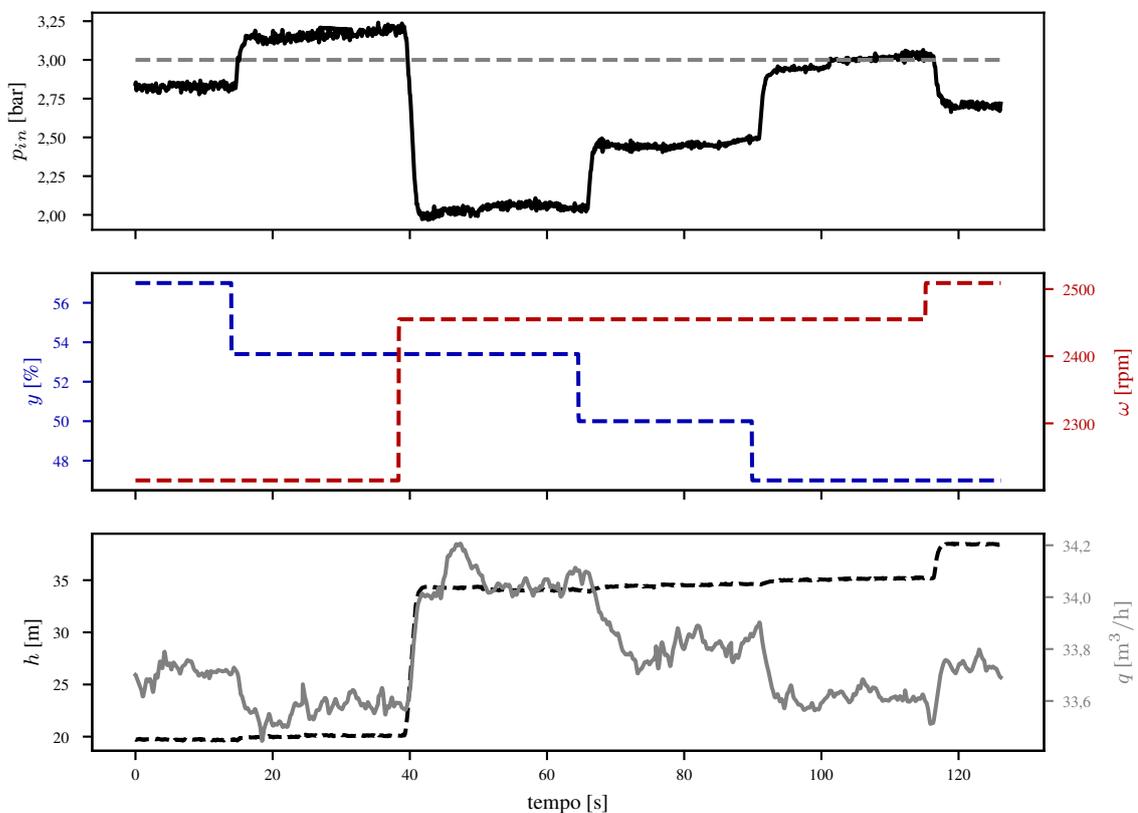


Figura 3.7: Exemplo da variação das variáveis manipuladas (y e ω) nos experimentos com efeitos transitórios em regime monofásico.

O processo de decantação requer um certo período de tempo, onde o fluido deve permanecer estático por cerca de 6 a 12 horas para que as fases possam se separar. Portanto, nos experimentos com escoamento bifásico em regime transiente, os testes iniciam-se com uma baixa fração de água w_c , e à medida que o experimento avança, o fração de água é gradualmente aumentada. Devido à agitação gerada no tanque, a quantidade de água é incrementada, alcançando valores entre 10 e 50%.

A Tabela 3.5 apresenta as variações registradas na abertura da válvula *choke* e na rotação da BCS para as bombas P100 e P47, em escoamentos monofásicos e bifásicos.

Bomba	Escoamento	Abertura da Válvula <i>choke</i>	Rotação da BCS
P100	Monofásico	190	232
	Bifásico	606	657
P47	Monofásico	142	138

Tabela 3.5: Variações na abertura da válvula *choke* e rotação da BCS para bombas P100 e P47.

Os dados provenientes dos experimentos monofásicos foram utilizados para ajustar o modelo dinâmico de ambas as bombas. No caso da bomba P100, os dados foram divididos para ajustar o modelo e simular a planta, com o objetivo de avaliar a metodologia e obter modelos distintos tanto para a bomba quanto para o controlador baseado em modelo. Já para a bomba P47, todos os dados foram empregados no ajuste do modelo da bomba, que seria posteriormente utilizado nos testes experimentais do controlador.

Os dados bifásicos foram empregados na geração de modelos lineares do sistema, visando testar o controlador em um ambiente simulado sob condições bifásicas. Esses testes foram realizados só para o modelo correspondente à bomba P100. Dessa forma, somente foram conduzidos experimentos bifásicos no regime transitório da bomba P100.

3.3 Procedimento experimental no teste do controlador

O fluxo de trabalho do projeto compreende o desenvolvimento do modelo para o controlador, a realização de testes do controlador em um ambiente simulado e a subsequente avaliação do controlador em um ambiente experimental. O procedimento correspondente ao teste do controlador na bancada experimental é conduzido na bomba P47 e está detalhado na Seção 7.5.1.

4 CONTROLE ATIVO TOLERANTE A DANOS

As Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs), quando operadas com misturas bifásicas do tipo líquido-líquido, têm a possibilidade de formar emulsões. As emulsões podem ser consideradas como um fluido cujas propriedades dependem das características individuais de cada uma de suas fases. Para uma emulsão instável óleo-água, a massa específica ρ pode ser calculada com base em um modelo homogêneo que considera uma média ponderada pela fração volumétrica in-situ das massas específicas da água e do óleo. Além disso, a viscosidade μ tende a se aproximar da viscosidade da fase contínua quando a fração da fase dispersa é muito baixa. No entanto, quando a porcentagem de água (fração de água - wc) varia e a BCS opera perto da inversão de fase, a viscosidade efetiva da emulsão pode apresentar valores até três vezes maiores do que a viscosidade da fase contínua nas mesmas condições [14]. Essa variação nas propriedades pode causar instabilidades na operação do sistema, tornando-a mais desafiadora.

Estimar as propriedades do fluido durante a operação do sistema torna-se um desafio na operação da bomba, uma vez que essas propriedades variam com base na fração de água e arranjo das fases. Instabilidades operacionais, como as causadas pela formação de emulsões, podem ser consideradas como danos [81]. Neste estudo, propõe-se o desenvolvimento de um controle regulador capaz de tolerar os efeitos das variações das emulsões, com base em uma estratégia de Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD) [9, 82]. O CATD é uma estratégia de controle que combina o Monitoramento da Condição do sistema (MCS) e o Diagnóstico e Detecção de Danos (DDD) para fornecer dados de retroalimentação que permitam atingir as metas de desempenho estabelecidas durante a fase de projeto do controlador. A estratégia de CATD é apresentada em detalhes no Apêndice A.

O estratégia de CATD implica a seleção de um controlador; a análise de revisão da literatura mostra que um controlador que tem sido utilizado recentemente em sistemas de BCS é um controlador do tipo Controle Preditivo Não Linear baseado em Modelo (*NonLinear Model Predictive Control* - NMPC) [69, 71–74]. Portanto, o controlador proposto é do tipo NMPC. O modelo do sistema de bombeamento considerado no NMPC é detalhado no Capítulo 5.

O MCS proposto consiste em considerar as variações das propriedades do fluido como “danos” e o DDD é baseado no monitoramento da variação da viscosidade (μ) e da massa específica (ρ), utilizando vibrações mecânicas como apresentado no Capítulo 6. As propriedades estimadas do fluido são empregadas no NMPC; a Figura 4.1 apresenta o esquema da estratégia de controle proposta.

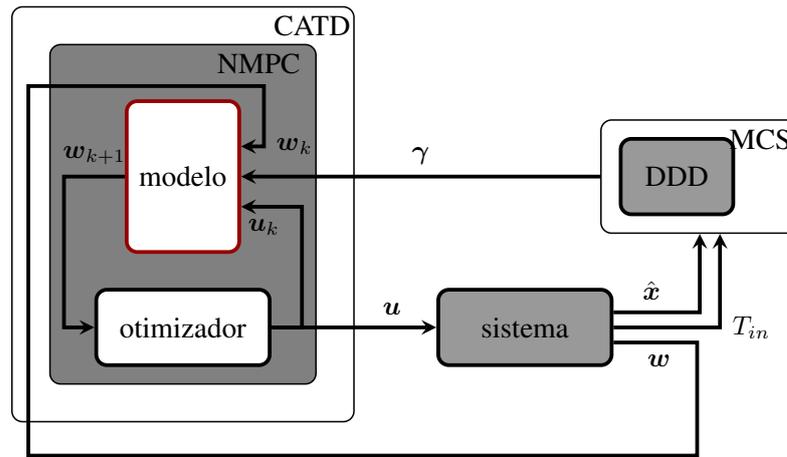


Figura 4.1: Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD) com um controlador do tipo Controle Preditivo Não linear baseado em Modelo (*Nonlinear Model Predictive Control* - NMPC).

O vetor γ contém as propriedades estimadas do fluido, e é dado por

$$\gamma = \begin{bmatrix} \rho \\ \mu \end{bmatrix}, \quad (4.1)$$

e essas propriedades são calculadas com base no sinal medido de vibração \hat{x} e na temperatura do fluido na entrada da BCS, T_{in} mediante o procedimento apresentado na Seção 6.2.

Em um sistema de bombeamento com BCS, temos duas Variáveis Manipuladas (*Manipulated Variables* - MV), que são a abertura da válvula *choke* y e a rotação da bomba ω , representadas por:

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} y \\ \omega \end{bmatrix}. \quad (4.2)$$

As Variáveis Controladas (*Controlled Variables* - CV) são o ganho de pressão da bomba Δp e a pressão de saída da bomba p_{out} , representadas por:

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} p_{out} \\ \Delta p \end{bmatrix}. \quad (4.3)$$

4.1 Controle Preditivo Não Linear baseado em Modelo (NMPC)

O controlador proposto é do tipo NMPC. O objetivo do NMPC é manter uma referência para o ganho de pressão Δp_r minimizando o erro quadrático entre o Δp medido e a referência. A função objetivo Θ do NMPC é definida como:

$$\Theta = \int_0^{\bar{h}} \left(\zeta (\Delta p_r - \Delta p_{(t)})^2 + (\mathbf{u}_{(t)} - \mathbf{u}_{(t-dt)}) (1 - \zeta) (\mathbf{u}_{(t)} - \mathbf{u}_{(t-dt)})^T \right) dt, \quad (4.4)$$

onde \bar{h} representa o horizonte de controle, que é o período de tempo futuro durante o qual o controle é aplicado e a otimização é realizada. O parâmetro ζ controla a importância relativa da penalização do erro entre a referência e a variável controlada em relação à penalização das variações nas MV.

Dado um horizonte de controle discreto \bar{h} dividido em passos de tempo Δt , e considerando as restrições específicas para as variações em y e ω , a função objetivo Θ pode ser aproximada da seguinte forma, :

$$\Theta \approx \sum_{k=0}^{\bar{h}} \left(\zeta (\Delta p_r - \Delta p_k)^2 + (\mathbf{u}_k - \mathbf{u}_{k-1})^T (1 - \zeta) (\mathbf{u}_k - \mathbf{u}_{k-1}) \right) \Delta t, \quad (4.5)$$

sujeito às seguintes restrições:

- Modelo dinâmico do sistema: descreve a evolução das variáveis de processo ao longo do horizonte de controle, refletindo o comportamento físico da BCS e assegurando a otimização restrita de acordo com a dinâmica do sistema;
- Abertura da válvula *choke* (y):

$$0 \leq y_k \leq 100 \% \text{ para } k = 0, 1, \dots, \bar{h}; \quad (4.6)$$

- Rotação do BCS (ω):

$$0 \leq \omega_k \leq \omega_{\max} \quad \text{para } k = 0, 1, \dots, \bar{h}; \quad (4.7)$$

- Restrição de variação da abertura da Válvula *Choke*: garante que as mudanças na abertura da válvula *choke* sejam suaves, com uma variação inferior a Δy_{\max} entre instantes de tempo consecutivos;

$$|y_k - y_{k-1}| \leq \Delta y_{\max} \text{ para } k = 1, 2, \dots, \bar{h}; \quad (4.8)$$

- Restrição de variação da rotação do BCS: Garante que as mudanças na rotação da BCS sejam limitadas, com uma variação inferior a $\Delta \omega_{\max}$ entre instantes de tempo consecutivos;

$$|\omega_k - \omega_{k-1}| \leq \Delta \omega_{\max} \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, \bar{h}; \quad (4.9)$$

- Pressão de entrada da bomba (p_{in}): Evita a formação de gás na bomba e que a pressão

seja excessivamente alta para danificar os componentes do sistema;

$$p_{in_{min}} \leq p_{in} \leq p_{in_{max}} \quad \text{bar para } k = 0, 1, \dots, h. \quad (4.10)$$

O modelo dinâmico do sistema baseia-se na abordagem de Hammerstein-Wiener [83, 84], que divide o modelo em um Modelo Não Linear Estacionário (NLM) e um Modelo de Espaço de Estados Linear (SSM), detalhado no Capítulo 5. O NLM requer uma estimativa da vazão q_k , para a qual são propostas duas abordagens: uma baseada em um modelo do reservatório e outra baseada no modelo de previsão de vazão da bomba. Essas abordagens serão discutidas na seguinte seção.

4.2 Abordagens de previsão de vazão

4.2.1 Abordagem de Previsão de Vazão baseada em Modelo do Reservatório (PVMR)

O NLM requer informações sobre as MV, ou seja, a rotação ω , a abertura da válvula *choke* y , e o valor da vazão q . Quando se dispõe de um modelo em estado estacionário que inclui o reservatório e os componentes a montante da bomba, torna-se possível estimar a vazão q do sistema com base num processo iterativo entre o NLM e um modelo do reservatório. Essa abordagem será referida neste texto como Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR). A Figura 4.2 ilustra o processo realizado nesta abordagem.

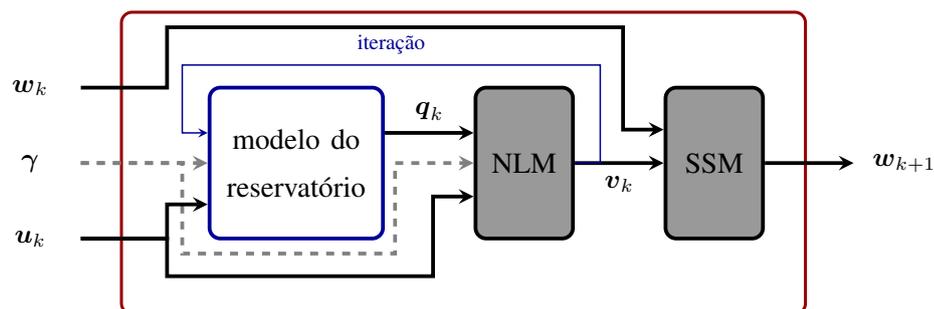


Figura 4.2: Controle Preditivo Não Linear baseado em Modelo (NMPC) considerando a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR).

O modelo do reservatório para a bancada experimental é detalhado na Seção 5.3.1. O processo iterativo consiste nos seguintes passos:

1. Assumir um valor inicial para a vazão, q_i ;
2. Calcular os valores das variáveis do processo em estado estacionário, v , no instante k ,

definidos por

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} p_{out}^{(ss)} \\ \Delta p^{(ss)} \end{bmatrix}, \quad (4.11)$$

onde $p_{out}^{(ss)}$ e $\Delta p^{(ss)}$ são estimativas das variáveis do processo, com base no valor assumido para a vazão, nas propriedades do fluido γ , e nas variáveis manipuladas \mathbf{u} no instante k ;

3. Calcular o valor da vazão, q_k , considerando o modelo do reservatório;
4. Calcular o valor do erro entre o valor de q_i e o valor de q_k , dado por:

$$e_q = |q_i - q_k|; \quad (4.12)$$

5. Se o erro e_q for menor que um limite, o valor de v_k é transferido para o SSM. Caso contrário:

$$q_i = q_k, \quad (4.13)$$

e retorne ao passo 1.

A seguir, o SSM prevê os valores das variáveis do sistema no instante $k + 1$. O NLM é descrito na Seção 5.2, e o SSM é detalhado na Seção 5.1.

4.2.2 Abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB)

Se possuímos um modelo preciso da fonte de fluido, definida neste trabalho como o "reservatório", a abordagem proposta anteriormente funciona de maneira eficiente, considerando como reservatório a bomba *booster* de óleo e os elementos montantes da BCS.

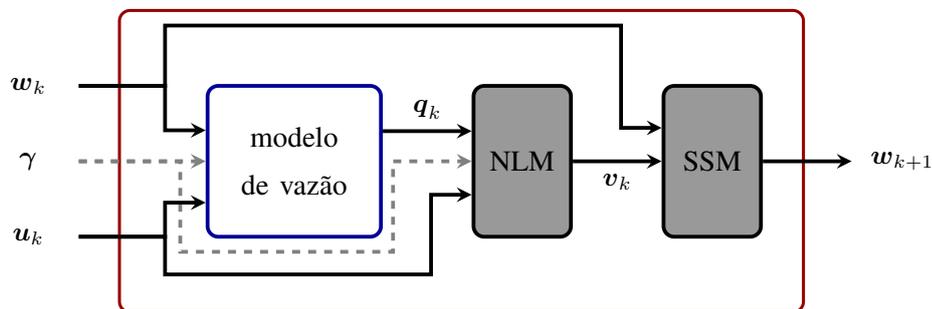


Figura 4.3: Controle Preditivo Não Linear baseado em Modelo (NMPC) considerando a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB).

No entanto, pode ser desafiador estimar a vazão devido a variações ao longo do tempo na fonte de fluido, incrustações na tubulação de entrada ou mudanças na instalação. Portanto, pode ser interessante um modelo que permita estimar a vazão independentemente do comportamento do reservatório. Considerando a simplificação proposta na abordagem de modelagem

de Hammerstein-Wiener, onde o modelo é dividido em um NLM e um modelo dinâmico de SSM, é possível estimar a vazão circulante em qualquer elemento do sistema. Considerando isso, propõe-se calcular a vazão circulante em estado estacionário considerando o modelo da BCS.

O modelo em estado estacionário da BCS apresenta uma correlação entre a vazão q e o ganho de pressão Δp . Nesta abordagem, o valor dinâmico medido das variáveis do processo w no instante k é usado para calcular uma vazão estimada q_k no instante k considerando o modelo de vazão apresentado na Seção 5.2.1. Após o cálculo da vazão, o processo continua de maneira semelhante ao modelo do reservatório, conforme ilustrado na Figura 4.3. É importante observar que o cálculo da vazão nesta abordagem não requer um processo iterativo, tornando-o computacionalmente mais eficiente. Essa estratégia será mencionada neste texto como Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB).

5 MODELAGEM DO ESCOAMENTO PARA CONTROLE

O controle do tipo Controle Preditivo Não Linear Baseado em Modelo (NMPC) requer um modelo dinâmico do sistema capaz de prever o comportamento do sistema em um intervalo de tempo que permita ao algoritmo de otimização prever as Variáveis Manipuladas (MV) de forma que o sistema alcance o valor mínimo da função objetivo, respeitando as restrições impostas na formulação.

A abordagem de controle proposta considera que é possível estimar a massa específica da emulsão ρ_e e sua viscosidade efetiva μ_e . Assim, é possível modelar o comportamento dinâmico de um sistema de bombeamento operando com emulsão como um sistema de bombeamento operando com um fluido viscoso de viscosidade μ_e e massa específica ρ_e . Portanto, neste capítulo é analisado o comportamento do sistema operando com um fluido viscoso.

Na Seção 5.1, é estudado o comportamento de um sistema de bombeamento operando com um fluido viscoso. Inicialmente, é estudado o transiente hidráulico de uma bomba centrífuga operando com um fluido viscoso, seguido por um estudo do transiente hidráulico em tubulações e pela abordagem de modelagem proposta para um sistema de controle. Na Seção 5.2, a modelagem hidráulica de cada um dos elementos do sistema de bombeamento que compõem o NLM é detalhada, e finalmente, são apresentadas as abordagens de previsão de vazão na Seção 5.3.

5.1 Modelagem de um sistema de bombeamento na condição transitória

5.1.1 Bombas centrífugas

As bombas centrífugas são máquinas hidráulicas que fornecem energia ao fluido. A energia fornecida é transformada em energia hidráulica, que pode se manifestar como energia cinética, aumentando a velocidade do fluido mediante um aumento da vazão q , ou como energia potencial, incrementando o ganho de pressão gerado na bomba Δp . Ou seja, para um valor dado de potência mecânica no eixo da bomba, pode-se obter diferentes valores de q e Δp . Portanto, o valor de q e Δp dependerá das restrições impostas ao escoamento. Quanto maiores forem as restrições, o fluido terá mais dificuldade em circular, e a bomba desenvolverá mais energia potencial associada ao aumento do Δp . Caso contrário, a bomba gerará mais energia cinética incrementando a velocidade do fluido e, portanto, a vazão q .

As equações 2.15 e 2.16 propostas por Dazin, Caignaert e Bois [48] descrevem o transiente hidráulico de uma bomba centrífuga operando com fluidos não viscosos. As constantes K_0 e K_1 estão associadas à equação de Euler para turbomáquinas hidráulicas e a constante K_2 considera as perdas dissipativas ou inerciais. Considerando a parte do modelo relacionada ao regime estacionário, a Equação 2.16 pode ser reescrita em termos das grandezas adimensionais como:

$$\Psi^{(ss)} = K_0 + K_1\phi + K_2\phi^2. \quad (5.1)$$

Nota-se que, no modelo proposto por Dazin, Caignaert e Bois [48], as perdas dissipativas ou inerciais estão contempladas apenas na constante K_2 , que faz parte do modelo em estado estacionário da bomba. Portanto, considera-se que o efeito da viscosidade não afeta significativamente o transiente hidráulico da bomba, e basta considerar esse efeito no modelo em regime estacionário apresentado na Equação 5.1.

Entretanto, Biazussi [12] propôs um modelo adimensional para BCSs em regime estacionário que leva em consideração os efeitos viscosos do fluido, conforme a Equação 2.13.

Considerando um número adimensional definido como o inverso do produto do número de Reynolds rotacional com o número adimensional de vazão, conforme descrito nas referências [12, 85], temos a seguinte expressão:

$$\Upsilon = \frac{1}{\text{Re}_\omega\phi} = \frac{\mu D}{\rho q}, \quad (5.2)$$

e substituindo na Equação 2.16, temos:

$$\Psi^{(ss)} = \frac{1}{4} - k_4 + \phi(-k_1 - k_2\phi\Upsilon + 2k_4k_5) - \phi^2 \left(k_3 \left(\frac{\phi\Upsilon}{\phi} \right)^n + k_4k_5^2 + k_6 \right). \quad (5.3)$$

Simplificando:

$$\Psi^{(ss)} = \frac{1}{4} - k_4 + \phi(-k_1 + 2k_4k_5) - \phi^2(k_2\Upsilon) - \phi^2(k_3\Upsilon^n + k_4k_5^2 + k_6); \quad (5.4)$$

$$\Psi^{(ss)} = \frac{1}{4} - k_4 - \phi(k_1 - 2k_4k_5) - \phi^2(k_2\Upsilon + k_3\Upsilon^n + k_4k_5^2 + k_6). \quad (5.5)$$

Comparando os termos das equações 5.1 e 5.5 temos que a constante K_0 pode ser correlacionada às perdas de *choke* do impelidor, que ocorrem devido ao desalinhamento do vetor de velocidade do fluido em relação às linhas de escoamento do impelidor e do difusor, representadas pela constante k_4 mediante:

$$K_0 = \frac{1}{4} - k_4, \quad (5.6)$$

enquanto K_1 é dado por:

$$K_1 = k_1 - 2k_4k_5, \quad (5.7)$$

sendo a constante k_1 da equação de Euler e k_5 representando o efeito combinado das perdas associadas à recirculação do fluido no difusor, escoamentos secundários e perdas de estrangulamento (perdas por turbilhonamento) [12].

Por outro lado, a constante K_2 não é explicitamente presente na equação de Euler e considera as perdas dissipativas ou inerciais (k_6) e as perdas por turbilhonamento.

Quando o fluido é viscoso, como no caso do óleo, o parâmetro K_2 varia com as mudanças na viscosidade μ e pode ser descrito pela equação:

$$K_2 = k_2\Upsilon + k_3\Upsilon^n + k_4k_5^2 + k_6. \quad (5.8)$$

Os termos que acompanham as constantes k_2 e k_3 representam o fator de atrito de Darcy-Weisbach dentro da bomba.

A equação para descrever o ganho de pressão em regime estacionário ($\Delta p^{(ss)}$) pode ser expressa da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \frac{\Delta p^{(ss)}}{\rho\omega^2 D^2} = & + \frac{1}{4} - k_4 - \frac{q}{\omega D^3} (k_1 - 2k_4k_5) + \\ & - \left(\frac{q}{\omega D^3} \right)^2 \left(k_2 \frac{\mu D}{\rho q} + k_3 \left(\frac{\mu D}{\rho q} \right)^n + k_4k_5^2 + k_6 \right). \end{aligned} \quad (5.9)$$

Considerando o modelo dinâmico desenvolvido por Dazin, Caignaert e Bois [48] e as variações induzidas pela viscosidade enunciadas por Biazussi [12], o modelo dinâmico que leva em consideração as variações produzidas pela viscosidade está representado por uma combinação das equações 2.15 e 5.9 apresentada a seguir:

$$\Delta p = \frac{\rho\omega^2 D^2}{4} - \rho\omega^2 D^2 k_4 - \frac{q\rho\omega}{D} (k_1 - 2k_4k_5) + \quad (5.10)$$

$$- \frac{q^2\rho}{D^4} \left(k_2 \frac{\mu D}{\rho q} + k_3 \left(\frac{\mu D}{\rho q} \right)^n + k_4k_5^2 + k_6 \right) + \quad (5.11)$$

$$\rho \left(k_\omega \frac{\partial\omega}{\partial t} - k_q \frac{\partial q}{\partial t} - \frac{l_d}{a_d} \frac{\partial q}{\partial t} - \frac{l_{vol}}{a_{vol}} \frac{\partial q}{\partial t} \right). \quad (5.12)$$

Agrupando constantes da equação da seguinte maneira:

$$K_1 = k_1 - 2k_4k_5; \quad (5.13)$$

$$K_5 = k_4k_5^2 + k_6; \quad (5.14)$$

$$K_q = k_q + \frac{l_d}{a_d} + \frac{l_{vol}}{a_{vol}}. \quad (5.15)$$

Os termos da bomba podem ser rearranjados como:

$$\Delta p = \rho \omega^2 D^2 \left(\frac{1}{4} - k_4 \right) \pm \frac{q \rho \omega}{D} K_1 - \frac{q^2 \rho}{D^4} \left(K_5 + k_2 \frac{\mu D}{\rho q} + k_3 \left(\frac{\mu D}{\rho q} \right)^n \right) + \rho \left(k_\omega \frac{\partial \omega}{\partial t} - K_q \frac{\partial q}{\partial t} \right). \quad (5.16)$$

Na Equação 5.16, observa-se que a viscosidade do fluido μ e a massa específica ρ introduzem alterações no sistema que podem ser consideradas como perturbações no comportamento do mesmo. A vazão volumétrica q é, portanto, determinada pelas variações na energia da bomba, resultantes de modificações em diversos fatores, como a abertura da válvula *choke* y , obstruções, flutuações na pressão do reservatório, mudanças na rotação da bomba ω ou qualquer outra alteração que afete a energia cinética ou potencial requerida.

Quando o sistema está em estado estacionário, as derivadas parciais $\frac{\partial q}{\partial t}$ e $\frac{\partial \omega}{\partial t}$ são nulas. Portanto, o ganho de pressão $\Delta p^{(ss)}$ em estado estacionário é dado por

$$\Delta p^{(ss)} = \rho \omega^2 D^2 \left(\frac{1}{4} - k_4 \right) \pm \frac{q \rho \omega}{D} K_1 - \frac{q^2 \rho}{D^4} \left(K_5 + k_2 \frac{\mu D}{\rho q} + k_3 \left(\frac{\mu D}{\rho q} \right)^n \right), \quad (5.17)$$

e o ganho de pressão na condição transitória pode ser expresso em função de $\Delta p^{(ss)}$ como

$$\Delta p = \Delta p^{(ss)} + \rho \left(k_\omega \frac{\partial \omega}{\partial t} - K_q \frac{\partial q}{\partial t} \right). \quad (5.18)$$

Note-se que o ganho de pressão na condição transitória Δp , expressado na Equação 5.16, depende de maneira não linear da vazão q e da rotação da bomba ω . No entanto, esses termos estão agrupados no ganho de pressão em estado estacionário $\Delta p^{(ss)}$, ou seja, o sistema apresenta um comportamento não linear nos termos relacionados ao comportamento em estado estacionário. A substituição de $\Delta p^{(ss)}$ na Equação 5.16 permite expressar a dinâmica do sistema como uma equação linear que depende apenas de $\Delta p^{(ss)}$ (Equação 5.18), que, por sua vez, depende de maneira não linear de q e ω (Equação 5.17).

5.1.2 Tubulação

A análise do transiente hidráulico em um segmento de tubulação constante pode ser realizada utilizando o teorema de transporte de Reynolds, que permite a análise de uma propriedade dentro de um volume de controle [86]. Para ilustrar esse conceito, considera-se o segmento de tubulação apresentado na Figura 5.1. Ao aplicar o teorema de Reynolds à análise de massa, podemos derivar a equação de conservação de massa para uma seção de tubulação de comprimento

l , inclinação θ , e área transversal interna A , expressa por

$$\frac{1}{\rho} \frac{d\rho}{dt} + \frac{1}{A} \frac{dA}{dt} + \frac{\partial V}{\partial x} = 0, \quad (5.19)$$

onde ρ é a massa específica do fluido, V é a velocidade do fluido, x é a dimensão espacial no sentido de fluxo do fluido e t é a dimensão temporal.

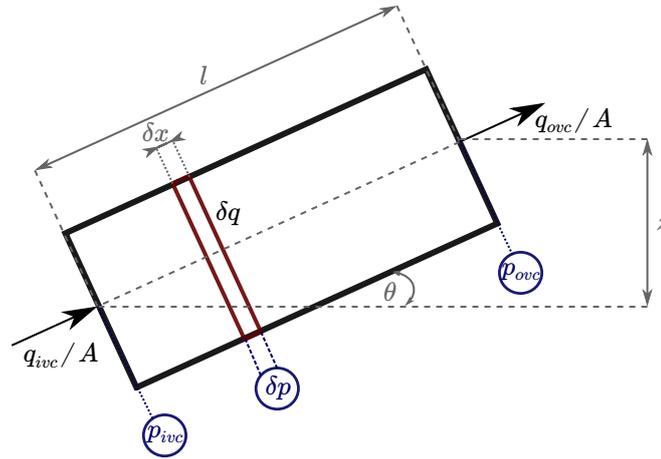


Figura 5.1: Esquema de variáveis na análise de transiente hidráulico em tubulações.

Se consideramos o modulo de Bulk dado por:

$$\beta = \frac{dp}{d\rho/\rho}, \quad (5.20)$$

e a área da seção transversal constante, em concordância com a formulação apresentada por Chaudhry [86], a equação de balanço de massa pode ser expressada em função da vazão q e a pressão p como:

$$\frac{1}{\beta} \frac{dp}{dt} + \frac{1}{A} \frac{dA}{dt} + \frac{1}{A} \frac{\partial q}{\partial x} = 0, \quad (5.21)$$

sendo β o coeficiente de Bulk do fluido e x a dimensão espacial ao longo do comprimento da tubulação, variando de 0 a l .

Considerando as deformações da tubulação como desprezíveis, a área transversal da tubulação A pode ser considerada constante e o termo dA/dt da equação pode ser desconsiderado. Portanto, a equação de conservação de massa pode ser simplificada como:

$$\frac{\partial p}{\partial t} = \frac{\beta}{Al} (q_{ive} - q_{ovc}), \quad (5.22)$$

sendo l o comprimento da tubulação, q_{ive} a vazão de entrada na tubulação, q_{ovc} a vazão de saída da tubulação apresentadas na Figura 5.1.

Dessa forma, o transiente hidráulico em uma tubulação pode ser simplificado como uma propagação unidimensional de ondas na direção do escoamento. Como resultado, as veloci-

des na entrada do volume de controle e na saída são diferentes, o que leva a diferentes vazões volumétricas na entrada, q_{ivc} , e na saída da tubulação, q_{ovc} , conforme apresentado na Equação 5.22. Quando o sistema entra em regime permanente, os valores das vazões volumétricas q_{ivc} e q_{ovc} se igualam.

A aplicação do teorema de transporte de Reynolds na análise da quantidade de movimento resulta na seguinte equação:

$$\frac{\rho}{A} \frac{\partial q}{\partial t} + \frac{q\rho}{A^2} \frac{\partial q}{\partial x} + \frac{\partial p}{\partial x} + \rho g \sin \theta + f \frac{\rho}{2d} \frac{q^2}{A^2} = 0. \quad (5.23)$$

Aqui, o termo $\rho g \sin \theta$ denota a força gravitacional aplicada ao fluido. O efeito da tensão de cisalhamento aplicada ao fluido é dado pelo termo $\rho \frac{f}{2d} \frac{q^2}{A^2}$, onde f é o coeficiente de atrito de Darcy-Weisbach [87] e d é o diâmetro interno da tubulação. Neste contexto, a quantidade de movimento gerada devido à variação do gradiente espacial de vazão $\partial q / \partial x$ pode ser desconsiderada devido a que a área transversal da tubulação é considerada constante. Simplificando os termos da equação da quantidade de movimento, podemos expressá-la como:

$$\frac{\rho}{A} \frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{\partial p}{\partial x} - \frac{\rho g z}{l} - f \frac{\rho}{2d} \frac{q^2}{A^2}, \quad (5.24)$$

onde z é a elevação da tubulação conforme apresentado na Figura 5.1. Considerando o gradiente de pressão constante, tem-se:

$$\frac{\partial q}{\partial t} = -\frac{A}{\rho l} \left((p_{ovc} - p_{ivc}) + \rho g z + f \frac{\rho l}{2d} \frac{q^2}{A^2} \right), \quad (5.25)$$

onde p_{ovc} é a pressão na saída do volume de controle e p_{ivc} é a pressão na entrada do volume de controle.

Em regime estacionário, o gradiente de pressão é resultado da combinação de dois efeitos principais: o peso do fluido e as perdas de pressão devido ao atrito viscoso, que são representadas pelos efeitos de cisalhamento. Além disso, é necessário considerar as perdas de pressão geradas por elementos adicionais, como válvulas, trocadores de calor, instrumentos de medição e outros, o que é representado pelo termo Δp_{elem} . Portanto, o gradiente de pressão em estado estacionário pode ser expresso da seguinte forma:

$$(p_{ivc} - p_{ovc})^{(ss)} = f \frac{\rho l}{2d} \frac{q^2}{A^2} + \rho g z + \Delta p_{elem}. \quad (5.26)$$

Ao substituir a Equação 5.26 na Equação 5.25, obtém-se:

$$\frac{\partial q}{\partial t} = \frac{A}{\rho l} \left((p_{ovc} - p_{ivc})^{(ss)} - (p_{ovc} - p_{ivc}) \right), \quad (5.27)$$

o que permite expressar a dinâmica do sistema de maneira linear em relação ao gradiente de pressão em estado estacionário. No caso da tubulação à jusante da bomba, o termo Δp_{elem} inclui o gradiente de pressão gerado pela válvula *choke*, que representa uma perda de pressão

significativa e depende da variável manipulada y , correspondente à porcentagem de abertura da válvula.

5.1.3 Modelagem de um sistema de bombeamento

A Figura 5.2 ilustra um sistema de bombeamento simplificado, que pode ser dividido em três volumes de controle: vc_1 , vc_2 e vc_3 . Esses volumes representam, respectivamente, a região à montante da bomba, a região à jusante da bomba e a própria bomba centrífuga.

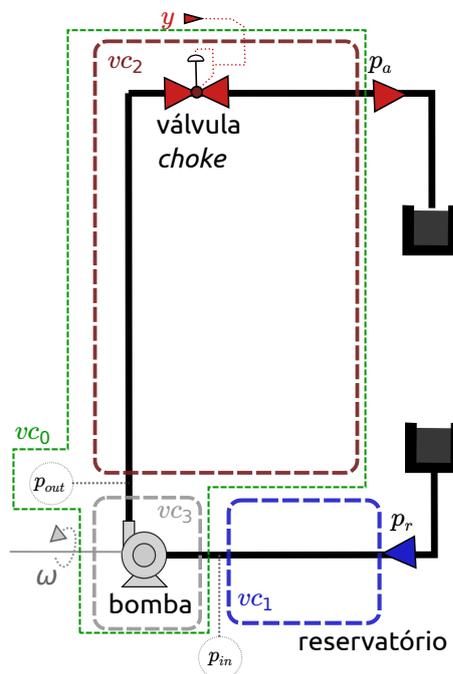


Figura 5.2: Sistema de bombeamento simplificado.

Na região após a válvula choke, encontra-se o tanque de armazenamento do fluido. Esse tanque pode operar a uma pressão constante p_a , que corresponde à pressão manométrica nula, ou a uma pressão diferente, caso o tanque seja pressurizado. O comprimento da tubulação à jusante da bomba é denominado l_2 .

O volume de controle (vc_1) considerado como o reservatório abrange todos os componentes situados à montante da bomba, englobando tubulações, válvulas, acessórios e a fonte do fluido, que está operando a uma pressão p_r . O comprimento da tubulação à montante da bomba é designado como l_1 .

Quando se considera a vazão volumétrica circulando no sistema, representada por q , observa-se que quando a válvula *choke* é acionada ou a velocidade rotacional da bomba é alterada, ocorre um transiente hidráulico. Nesse momento, a vazão circulante dentro da bomba é denominada q_p , a qual difere da vazão que entra no volume de controle vc_1 , chamada de q_{in} ,

e da vazão que sai do volume de controle vc_2 , chamada de q_{out} . Após a dissipação do efeito transitório, a vazão volta a ser uniforme em todo o sistema [86].

Considerando os transientes de pressão em bombas e tubulações, discutidos nas seções 5.1.1 e 5.1.2, a dinâmica do sistema pode ser descrita pelas seguintes equações (5.28-5.32):

$$\frac{\partial q_p}{\partial t} = \frac{1}{K_q \rho} \left(\Delta p^{(ss)} - \Delta p \right) \quad (5.28)$$

$$\frac{\partial p_{in}}{\partial t} = -\frac{\beta}{Al_1} (q_p - q_{in}) \quad (5.29)$$

$$\frac{\partial p_{out}}{\partial t} = \frac{\beta}{Al_2} (q_p - q_{out}) \quad (5.30)$$

$$\frac{\partial q_{in}}{\partial t} = \frac{A}{\rho l_1} \left((p_{in} - p_r)^{(ss)} - (p_{in} - p_r) \right) \quad (5.31)$$

$$\frac{\partial q_{out}}{\partial t} = \frac{A}{\rho l_2} \left((p_a - p_{out})^{(ss)} - (p_a - p_{out}) \right) \quad (5.32)$$

Considerando que a pressão no reservatório p_r permanece constante durante o transiente hidráulico e definindo a variação da vazão à montante da bomba como Δq_{in} , expressa por:

$$\Delta q_{in} = q_p - q_{in}, \quad (5.33)$$

é possível combinar as equações 5.28 e 5.31 da seguinte forma:

$$\frac{\partial \Delta q_{in}}{\partial t} = \frac{1}{K_q \rho} \left(\Delta p^{(ss)} - \Delta p \right) - \frac{A}{\rho l_1} \left(p_{in}^{(ss)} - p_{in} \right). \quad (5.34)$$

Em seguida, substituindo o ganho de pressão da bomba apresentado na Equação 2.5, obtém-se:

$$\frac{\partial \Delta q_{in}}{\partial t} = \left(\Delta p^{(ss)} - \Delta p \right) \left(\frac{1}{K_q \rho} + \frac{A}{\rho l_1} \right) + \frac{A}{\rho l_1} \left(p_{out}^{(ss)} - p_{out} \right). \quad (5.35)$$

De maneira semelhante, considerando que a pressão p_a permanece constante durante o transiente hidráulico e definindo a variação da vazão à jusante da bomba como Δq_{out} , expressada por:

$$\Delta q_{out} = q_p - q_{out}, \quad (5.36)$$

é possível combinar as equações 5.28 e 5.32 da seguinte forma:

$$\frac{\partial \Delta q_{out}}{\partial t} = \frac{1}{K_q \rho} \left(\Delta p^{(ss)} - \Delta p \right) + \frac{A}{\rho l_2} \left(p_{out}^{(ss)} - p_{out} \right). \quad (5.37)$$

As equações 5.35 e 5.37 demonstram que as variações de vazão no sistema podem ser descritas como funções de Δp e p_{out} no estado transitório, bem como de $\Delta p^{(ss)}$, que é uma função

da velocidade rotacional da bomba ω , e $p_{out}^{(ss)}$, que depende da porcentagem de abertura da válvula *choke* y . Quando o sistema está em regime estacionário, Δq_{in} e Δq_{out} são nulos. A partir do cálculo dos valores de ganho de pressão da bomba e da pressão de saída da bomba em regime estacionário ($\Delta p^{(ss)}$ e $p_{out}^{(ss)}$), bem como dos valores medidos dessas mesmas variáveis em regime transitório (Δp e p_{out}), é possível calcular os termos Δq_{in} e Δq_{out} por meio da discretização das derivadas parciais nas equações 5.34 e 5.37.

A variação no ganho de pressão e na pressão de saída da bomba são descritas pelas equações de conservação da massa nas tubulações à jusante e à montante da bomba, e pelas variações de vazão Δq_{in} e Δq_{out} , conforme apresentado a seguir:

$$\frac{\partial \Delta p}{\partial t} = \frac{\beta}{A} \left(\frac{\Delta q_{out}}{l_2} + \frac{\Delta q_{in}}{l_1} \right); \quad (5.38)$$

$$\frac{\partial p_{out}}{\partial t} = \frac{\beta}{Al_2} (\Delta q_{out}). \quad (5.39)$$

5.1.4 Abordagem do modelo

A Figura 5.2 apresenta um sistema de bombeamento simplificado. Se considerarmos o sistema bomba e válvula *choke* como um volume de controle, observa-se que temos duas variáveis que exercem controle sobre a dinâmica do sistema: a velocidade rotacional da bomba ω e a porcentagem de abertura da válvula *choke* y .

Em um sistema de bombeamento equipado com variadores de frequência, o valor da velocidade rotacional da bomba ω é independente da operação do sistema, assim como o porcentagem de abertura da válvula *choke* y . Portanto y e ω , são consideradas como as Variáveis Manipuladas (MV) do sistema e expressadas no vetor de entrada \mathbf{u} dado por

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} y & \omega \end{bmatrix}^T. \quad (5.40)$$

A dinâmica do sistema, expressa em função das MV, é não linear. No entanto, como demonstrado previamente, se forem consideradas como variáveis de entrada ao sistema dinâmico $p_{out}^{(ss)}$ e $\Delta p^{(ss)}$, obtemos um sistema que é linear em regime transiente onde o vetor de variáveis de entrada ao sistema dinâmico \mathbf{v} é dado por:

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} p_{out}^{(ss)} & \Delta p^{(ss)} \end{bmatrix}^T. \quad (5.41)$$

Com base nesse comportamento do sistema, propõe-se uma abordagem Hammerstein-Wiener de acordo com o trabalho de Greblicki e Pawlak [83, 84] aplicado a um sistema de bombeamento [88]. Na formulação do modelo utiliza-se uma aproximação não linear onde as

entradas do Modelo de Espaço de Estados (SSM) consistem nas saídas do Modelo Não Linear em Estado Estacionário (NLM).

As entradas e saídas do NLM são u e v , respectivamente. O SSM é dado por

$$\dot{w} = Aw + Bv, \quad (5.42)$$

sendo o vetor de estados

$$w = \begin{bmatrix} p_{out} & \Delta p \end{bmatrix}^T, \quad (5.43)$$

e as matrizes de estados A e de entrada B ajustáveis com base em dados experimentais. A Figura 5.3 esquematiza a abordagem.

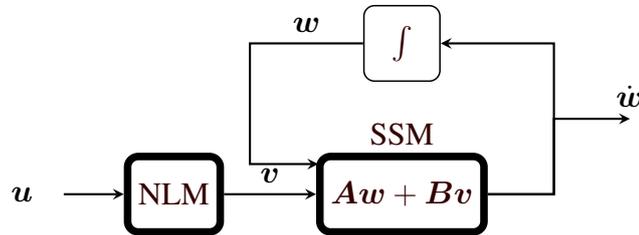


Figura 5.3: Abordagem de Hammerstein-Wiener para o sistema de bombeamento.

5.2 Modelo Não Linear em Estado Estacionário (NLM)

5.2.1 Bomba Centrífuga Submersível (BCS)

Com base na análise da equação 5.17, pode-se afirmar que o coeficiente de atrito na bomba, denotado por f [85], é definido pela seguinte equação:

$$f = k_2 \frac{\mu D}{\rho q} + k_3 \left(\frac{\mu D}{\rho q} \right)^n = k_2 \Upsilon + k_3 \Upsilon^n, \quad (5.44)$$

onde Re representa o número de Reynolds conforme apresentado na Equação 5.5, e k_2 e k_3 são parâmetros ajustáveis conforme descritos na Equação 5.17. O parâmetro k_2 reflete as mudanças relacionadas ao fluxo laminar, enquanto k_3 expressa as alterações relacionadas ao fluxo turbulento.

O ganho de pressão da bomba em função do coeficiente de atrito é dado por:

$$\Delta p^{(ss)} = \rho \omega^2 D^2 \left(\frac{1}{4} - k_4 \right) \pm \frac{q \rho \omega}{D} K_1 - \frac{q^2 \rho}{D^4} (K_5 + f). \quad (5.45)$$

Reorganizando a Equação 5.45, podemos expressar o ganho de pressão em regime de esco-

amento estacionário como:

$$\frac{\Delta p^{(ss)}}{\rho \omega^2 D^2} = +\frac{1}{4} - k_4 \pm \frac{q}{\omega D^3} K_1 - \frac{q^2}{\omega^2 D^6} \left(K_5 + k_2 \frac{\mu D}{\rho q} + k_3 \left(\frac{\mu D}{\rho q} \right)^n \right). \quad (5.46)$$

Substituindo os números adimensionais, o sistema é expresso como:

$$\Psi = +\frac{1}{4} - k_4 \pm \phi K_1 - \phi^2 (K_5 + k_2 \Upsilon + k_3 \Upsilon^n). \quad (5.47)$$

Os parâmetros K_1 , k_2 , k_3 , k_4 , e K_5 são ajustados com base em experimentos em estado estacionário para as bombas P100 e P47, respectivamente.

5.2.2 Tubulação

Através do balanço de energia no tubo, o Δp_{pipe} pode ser calculado da seguinte forma:

$$\Delta p_{pipe} = \rho \left(f \left(\frac{l}{d} \right) + k_t \right) \frac{q^2}{2} \left(\frac{4}{\pi d^2} \right)^2 + z \rho g. \quad (5.48)$$

Nesta equação, g representa a aceleração devido à gravidade, ρ é a massa específica do fluido, f é o fator de atrito no tubo, l é o comprimento do tubo, d é o diâmetro interno do tubo, q é a vazão volumétrica, k_t é o coeficiente de perdas menores, e z é a elevação do segmento de tubulação.

O coeficiente de perdas menores é calculado levando em consideração as perdas menores causadas pelas entradas de tubos, saídas de tubos, cotovelos e válvulas auxiliares totalmente abertas [87].

O fator de atrito no tubo f é uma função de q , μ , ρ e d , e é calculado mediante a correlação de Haaland [87], que é expressa da seguinte forma:

$$f = \begin{cases} 64/Re_d & \text{se } Re_d < 2300 \\ \left(-1,8 \log_{10} \left(\left(\frac{\varepsilon}{3,7d} \right)^{1,11} + \frac{6,9}{Re_d} \right) \right)^{-2} & \text{se } Re_d \geq 2300 \end{cases} \quad (5.49)$$

Aqui, ε representa a rugosidade da tubulação, que é considerada como a rugosidade do ferro fundido. O número de Reynolds em uma tubulação, denotado como Re_d , é calculado da seguinte maneira:

$$Re_d = \frac{4\rho q}{\mu \pi d}. \quad (5.50)$$

Nesta equação, ρ é a massa específica do fluido, q é a vazão volumétrica, μ é a viscosidade do fluido e d é o diâmetro interno da tubulação.

5.2.3 Válvula *choke*

A válvula *choke* permite o controle da vazão e pressão da bomba. A área máxima de fluxo dentro da válvula é determinada pelo tamanho da porta do plugue da válvula, que possui um diâmetro de $3^{7/16}$ polegadas. Portanto, podemos definir um fator de escala com base na seção transversal da válvula *choke* (A_{ch}), que é calculado pela seguinte equação:

$$A_{ch} = \frac{1}{4}\pi \left(3 + \frac{7}{16}\right)^2 (0,0254)^2 \quad (5.51)$$

A queda de pressão na válvula *choke*, denotada como Δp_{ch} , está determinada pelo coeficiente de vazão C_{ch} , o qual varia em função da porcentagem de abertura da válvula y [67, 89]. O comportamento de C_{ch} em relação a y depende das características de projeto, que podem ser lineares, de igual porcentagem ou de abertura rápida. A queda de pressão na válvula é então descrita pela seguinte equação:

$$\Delta p_{ch} = \frac{q^2 \rho}{(A_{ch} C_{ch})^2}. \quad (5.52)$$

No caso da bancada experimental, C_{ch} é considerado uma característica de projeto de igual porcentagem e exibe um comportamento semelhante a uma função logística ou sigmoide com relação a y quando a bomba é operada com água. A Figura 5.4 ilustra o comportamento de C_{ch} com base nos dados medidos de massa específica (ρ), vazão volumétrica (q) e queda de pressão na válvula (Δp_{ch}) nos experimentos realizados com a bomba P47, conforme a seguinte equação:

$$C_{ch} = \frac{q}{A_{ch}} \sqrt{\frac{\rho}{\Delta p_{ch}}}. \quad (5.53)$$

O coeficiente de vazão está intrinsecamente relacionado às variações na área e ao coeficiente de atrito dentro da válvula. Portanto, quando a viscosidade do fluido muda, é esperado que o coeficiente de vazão também se altere. Para diferentes viscosidades, a função sigmoide que descreve o comportamento do sistema sofre variações. A Figura 5.4 apresenta as variações do coeficiente de vazão C_{ch} em função da porcentagem de abertura da válvula y e da viscosidade do fluido, com base nos experimentos realizados em regime estacionário na bomba P47.

Propõe-se ajustar o coeficiente de vazão utilizando a função arctan, a qual exibe um comportamento sigmoide e uma transição suave entre os dois pontos discretos, o que a torna adequada para modelar o comportamento do coeficiente de vazão da válvula. A função é descrita

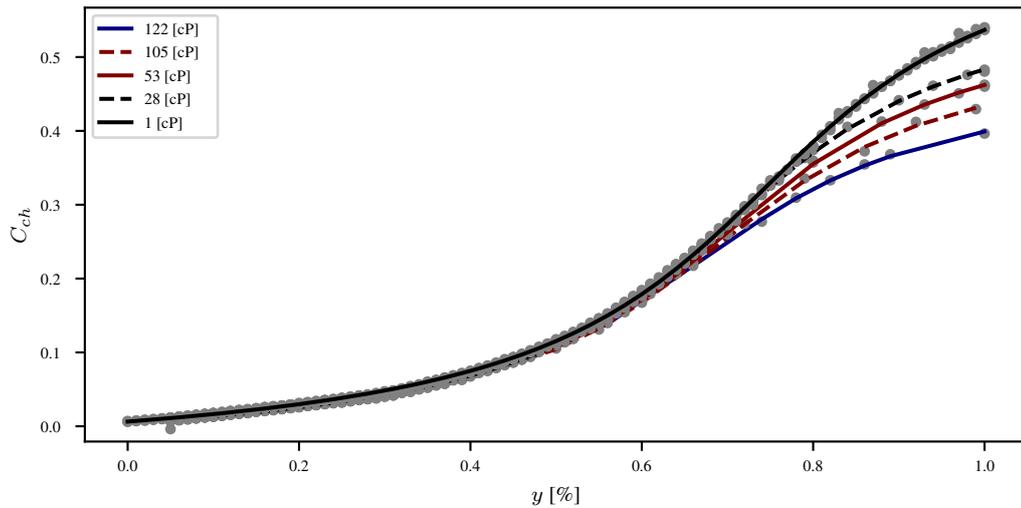


Figura 5.4: Variação do coeficiente de vazão da válvula C_{ch} em função da porcentagem de abertura da válvula *choke* y nos experimentos realizados com a bomba P47 para diferentes viscosidades do fluido.

da seguinte forma:

$$C_{ch}(y) = m_2 (\arctan ((m_1 + a_0 \mu^{a_1}) (y - y_0)) + z_0) \quad (5.54)$$

Neste contexto, os parâmetros m_1 , m_2 , y_0 , e z_0 são ajustados para representar o escoamento não viscoso, ou seja, para o caso em que o fluido é água. Entretanto, os parâmetros a_0 e a_1 são ajustados para modelar o escoamento viscoso com óleo.

5.3 Abordagens de previsão de vazão em estado estacionário

5.3.1 Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR)

A modelagem do reservatório é descrita como uma representação de uma fonte de fluido operando sob pressão constante. No contexto da bancada experimental, o fluido é contido em um tanque, e o comportamento do reservatório é simulado por meio de uma bomba de deslocamento positivo de dois parafusos. Essa bomba mantém uma vazão aproximadamente constante, variando apenas devido a vazamentos internos decorrentes do aumento da pressão e da diminuição da eficiência da vedação. A vazão fornecida pela bomba, em concordância com Brennan et al. [90], pode ser descrita pela seguinte equação:

$$q = C_b \omega_b - S. \quad (5.55)$$

Na equação acima, C_b representa o volume das cavidades internas da bomba, ou seja o

espaço interno da bomba que é ocupado pelo fluido. O valor teórico da vazão volumétrica é, portanto, calculado multiplicando C_b pela velocidade angular da bomba, ω_b .

No entanto, existem folgas mecânicas, que resultam em vazamento interno sempre que ocorre uma diferença de pressão. A vazão perdida devido a esse vazamento é denominada de escorregamento S . O escorregamento varia dependendo do tipo de bomba ou das condições de operação e é influenciado pelas mudanças na viscosidade de forma inversamente proporcional, sendo determinado empiricamente [90]. No caso da bomba utilizada na bancada experimental, propõe-se calcular o escorregamento (S) mediante a seguinte equação:

$$S = \Delta p_b (a_1 \exp(-a_2 \mu^{a_3})), \quad (5.56)$$

onde, Δp_b representa a diferença de pressão na bomba. Os coeficientes a_1 , a_2 e a_3 são parâmetros determinados experimentalmente, e a viscosidade do fluido é denotada por μ , enquanto \exp corresponde à função exponencial com base em Euler. Com uma viscosidade constante, a vazão da bomba diminui de forma linear com o aumento da diferença de pressão na bomba, sendo o termo $(a_1 \exp(-a_2 \mu^{a_3}))$ responsável pelo declive da reta. Esse declive é maior conforme a viscosidade do fluido diminui, aumentando os vazamentos internos dentro da bomba.

As perdas de pressão através das válvulas e tubulações que se encontram entre a bomba e o tanque também são consideradas como parte do modelo do reservatório e são modeladas da mesma forma que descrito na Seção 5.2.2.

5.3.2 Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB)

A modelagem do sistema em estado estacionário requer uma estimativa da vazão, que pode ser baseada em dados coletados ou no conhecimento do comportamento do reservatório. Se houver medição do ganho de pressão da bomba, Δp , é possível prever a vazão usando a Equação 5.46. Desde o ponto de vista numérico, o processo é complexo, exigindo uma abordagem iterativa que pode resultar em múltiplas soluções. Isso significa que, durante o processo, pode-se cair em um mínimo local se o ponto inicial da iteração não for escolhido adequadamente.

Portanto, propõe-se o uso do método estatístico do Operador de Redução e Seleção Mínima Absoluta (LASSO - *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*) [91] em combinação com uma análise dimensional para determinar um modelo da vazão (q) em função de Δp , ω , D , μ e ρ . As principais etapas dessa estratégia são:

- Determinação das variáveis que afetam a previsão da variável desejada. No caso da previsão da vazão volumétrica, são necessários Δp , ω , D , μ e ρ .
- Seleção de uma faixa de expoentes para cada variável. Por exemplo, ρ pode variar de ρ^{-5} até ρ^5 .

- Identificação das combinações de variáveis que têm as mesmas unidades que a variável desejada. Por exemplo, as unidades de ωD^3 são $[\text{m}^3/\text{s}]$, que coincidem com as unidades da vazão.
- Aplicação do método LASSO ao conjunto de variáveis dimensionalmente coerentes, selecionando aquelas que melhor contribuem na previsão da variável desejada.

Este procedimento descrito brevemente é denominado Operador Dimensional de Redução e Seleção Mínima Absoluta (DLASSO - *Dimensional Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*). No caso da previsão da vazão, a equação obtida usando o DLASSO é apresentada a seguir

$$q = c_0 \frac{\mu^2 \Delta p^2}{\omega^5 D^5 \rho^4} + c_1 \frac{\Delta p^3}{\omega^5 D^3 \rho^3} + c_2 \frac{D \Delta p^5}{\omega^5 \mu^4 \rho} + c_3 \frac{\mu^4}{\omega^3 D^5 \rho^4} + c_4 \frac{\mu^3}{\omega^2 D^3 \rho^3} + c_5 \frac{D^5 \rho \Delta p^4}{\omega^2 \mu^5} + c_6 \frac{D \Delta p}{\rho \omega} + c_7 \frac{D \mu}{\rho} + c_8 \omega D^3 + c_9 \frac{\omega^2 D^5 \rho}{\mu}. \quad (5.57)$$

Essa equação pode ser expressa em termos das grandezas adimensionais ϕ , Ψ e Re , como

$$\phi = c_8 + c_9 \text{Re} + \frac{c_7}{\text{Re}} + \frac{c_4}{\text{Re}^3} + \frac{c_3}{\text{Re}^4} + c_6 \Psi + c_1 \Psi^3 + (\Psi \text{Re})^4 (c_5 \text{Re} + c_2 \Psi) + c_0 \left(\frac{\Psi}{\text{Re}} \right)^2. \quad (5.58)$$

As constantes de c_0 até c_9 foram ajustadas usando o método dos mínimos quadrados.

6 VIBRAÇÃO INDUZIDA POR ESCOAMENTO

O comportamento de uma Bomba Centrífuga Submersível (BCS) operando com emulsões é influenciado pelo fenômeno de Inversão Catastrófica de Fase (ICF) e pela variação da viscosidade efetiva da emulsão em função da fração de água do fluido (wc) [14, 20]. A ICF induz uma mudança abrupta na variação do ganho de pressão e da vazão da BCS, enquanto as mudanças na viscosidade efetiva podem aumentar os requisitos de potência do sistema.

O Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD) é uma abordagem de controle que visa a detecção de danos no sistema, entendendo esses danos como eventos nos quais o sistema opera em condições sub-ótimas sem implicar na parada total do sistema [9, 81, 82]. Uma vez que esses danos são detectados, o controlador leva em consideração essa informação para agir nas Variáveis Manipuladas (MV) do sistema.

Considerando que a ICF e as variações das propriedades da emulsão induzem flutuações e mudanças nos requerimentos de potência do sistema, podem ser considerados como eventos que levam o sistema de bombeamento a operar de maneira sub-ótima, e portanto podem ser entendidos como danos. Nesse contexto, aborda-se a hipótese de que esses fenômenos produzidos na operação da BCS com emulsão geram variações nos níveis de vibrações mecânicas medidas na carcaça da BCS.

Nas seções subsequentes, estuda-se o efeito da ICF nas vibrações mecânicas (Seção 6.1), assim como as variações produzidas pela variação da massa específica e da viscosidade do fluido (Seção 6.2). Na Seção 6.1, estuda-se a ICF e propõe-se um método para classificar o regime de escoamento água-em-óleo (*a/o*) do óleo-em-água (*o/a*) com base em regressão logística, e na Seção 6.2, propõe-se um método para a previsão da viscosidade e da massa específica de fluidos monofásicos, assim como de emulsões, com base em vibrações mecânicas.

6.1 Identificação da Inversão Catastrófica de Fase (ICF) utilizando vibrações mecânicas

A classificação dos regimes de escoamento líquido-líquido dentro das bombas corresponde principalmente ao regime de escoamento água-em-óleo (*a/o*), que se refere a gotas de água dispersas em óleo, e ao regime óleo-em-água (*o/a*), que corresponde a gotas de óleo dispersas em água. As propriedades do escoamento tendem a ser semelhantes à fase contínua. Há uma mudança abrupta nas propriedades do escoamento quando a transição ocorre de *o/a* para *a/o*. O ponto de ICF é a transição de um regime de escoamento para outro.

Considerando os experimentos bifásicos em regime estacionário realizados na bomba P100 conforme exposto na Seção 3.2.2 as vazões volumétricas correspondentes são

$$q_{w\{in\}} = \dot{m}_{w\{in\}} / \rho_{w\{in\}}, \quad (6.1)$$

$$q_{o\{in\}} = \dot{m}_{o\{in\}} / \rho_{o\{in\}}, \quad (6.2)$$

onde $\dot{m}_{w\{in\}}$ e $\dot{m}_{o\{in\}}$ representam as vazões mássicas medidas pelos medidores de Coriolis de água e de óleo, respectivamente; $\rho_{w\{in\}}$ é a massa específica da água correspondente à temperatura T_2 e $\rho_{o\{in\}}$ é a massa específica medida pela saída secundária do medidor Coriolis da tubulação de óleo.

O fluido transportado na tubulação de óleo contém água residual quantificada pelo medidor de fração de água como $w_{C\{in\}}$. Considerando que o escoamento é homogêneo, a estimativa dos escoamento volumétrico de água e óleo através da BCS é dada por

$$q_w = q_{w\{in\}} + q_{o\{in\}} w_{C\{in\}}, \quad (6.3)$$

$$q_o = q_{o\{in\}} (1 - w_{C\{in\}}). \quad (6.4)$$

Com base nisso, a fração de água na BCS bem dado por:

$$w_C = \frac{q_w}{q_w + q_o}. \quad (6.5)$$

A massa específica da emulsão é calculada considerando o modelo homogêneo como

$$\rho_e = \frac{\rho_{w\{in\}} q_{w\{in\}} + \rho_{o\{in\}} q_{o\{in\}}}{q_{w\{in\}} + q_{o\{in\}}}. \quad (6.6)$$

A pressão adimensional Ψ para a emulsão pode ser calculada como

$$\Psi = \frac{\Delta p_{st}}{\rho_e \omega^2 D^2}, \quad (6.7)$$

onde Δp_{st} corresponde à diferença de pressão por estágio [Pa] entre a saída da pressão da bomba p_{out} e a entrada p_{in} , ω é a velocidade de rotação da bomba, D é o diâmetro do impelidor da bomba e n é o número de estágios.

A Figura 6.1 apresenta o fenômeno da inversão de fase para diferentes velocidades de rotação da BCS, viscosidades do óleo e vazão total constante. Como mostrado na Equação 6.7, Ψ mostra o comportamento da elevação da pressão sem considerar os efeitos de massa específica e velocidade de rotação. Antes da inversão de fase, Ψ está próximo do valor que corresponde à operação da bomba com óleo. Após a inversão de fase, Ψ está próximo do valor que corresponde à operação da bomba com água. No entanto, não é observável um padrão que permita a segregação dos regimes de escoamento, já que os valores de Ψ são muito dependentes da vazão em que a bomba opera e podem ser semelhantes quando a bomba opera com água e óleo. Por

outro lado, a potência da bomba varia significativamente quando a bomba opera com água em comparação com quando opera com óleo.

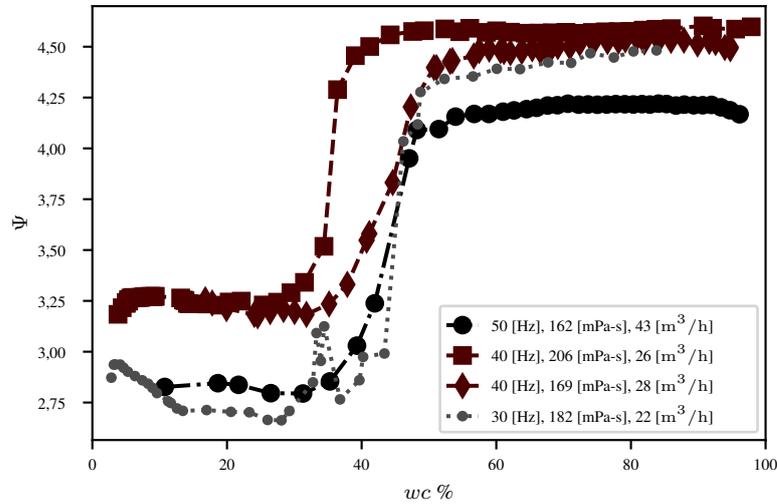


Figura 6.1: Pressão adimensional (Ψ) em função da porcentagem de água (wc) para quatro diferentes experimentos com rotação (ω [Hz]), viscosidade (μ [mPa-s]), e vazão total (q [m³/h]) constantes.

Outro parâmetro adimensional que permite observar o fenômeno de ICF é a potência adimensional Π , calculada como:

$$\Pi = \frac{\tau_{st}}{\rho_e \omega^2 D^5}, \quad (6.8)$$

onde ω é a velocidade de rotação da bomba, D é o diâmetro do impelidor da bomba, n é o número de estágios, e τ_{st} é o torque medido por estágio. Quando a emulsão é do tipo o/a, Π apresenta valores semelhantes para diferentes velocidades de rotação, viscosidades ou vazões totais.

A Figura 6.2 mostra o comportamento da potência adimensional quando ocorre a ICF. Para quatro experimentos da BCS, os pontos abaixo da potência adimensional de $4,5 \times 10^{-3}$ correspondem à emulsão a/o. Antes da inversão de fase, Π está próximo do valor que corresponde à operação da bomba com óleo. Após a ICF, Π está próximo do valor que corresponde à operação da bomba com água.

6.1.1 Rotulagem

Quando ocorre a ICF, não há um limite discreto entre as emulsões a/o e o/a. Existe uma região de transição onde o escoamento é parcialmente desenvolvido, mesmo em transições abruptas.

Considerando a aceleração da gravidade g em m/s² e o número de estágios n , a elevação da

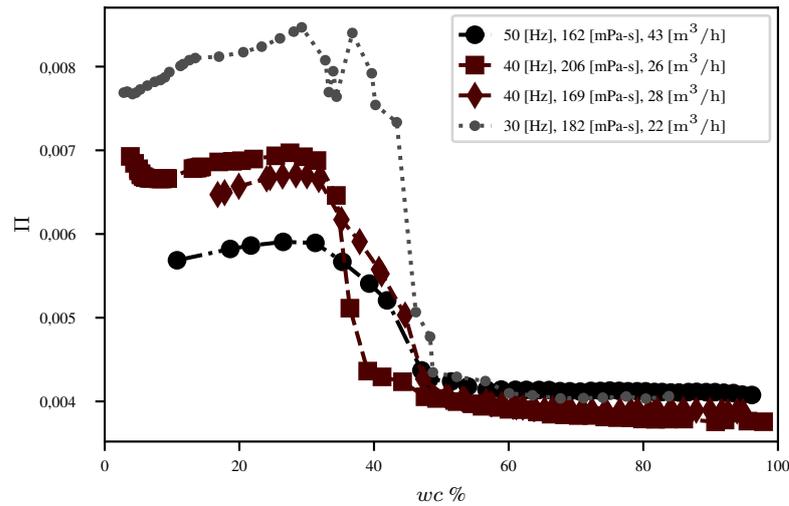


Figura 6.2: Potência adimensional (Π) em função da porcentagem de água (wc) para quatro diferentes experimentos com rotação (ω [Hz]), viscosidade (μ [mPa-s]), e vazão total (q [m³/h]) constantes.

bomba é dada por

$$h = \frac{\Delta p_{st}}{\rho_e g}. \quad (6.9)$$

A curva de inversão de fase com a elevação da bomba h como função da fração de água wc apresenta dois limites assintóticos. A emulsão a/o tende ao valor h relacionado à vazão total de óleo, e a emulsão o/a tende ao valor h relacionado à vazão total de água. Portanto, para obter um critério imparcial, nesse trabalho propõe-se apresentar o comportamento de h mediante uma função sigmoide através de

$$h(wc) = h_i + \frac{h_j - h_i}{1 + e^{-m(wc - wc_i)}}, \quad (6.10)$$

onde h_i e h_j são os valores assintóticos inferiores e superiores, wc_i é o valor de fração de água de transição, e m é o valor de ajuste do declive da curva. A função sigmoide, caracterizada por sua forma em “S”, permite uma transição suave entre dois estados discretos, refletindo assim o comportamento observado no fenômeno de ICF.

A Figura 6.3 mostra o comportamento da elevação da bomba h em um experimento com vazão total, viscosidade e velocidade de rotação da BCS constantes. Os pontos pretos quadrados mostram as diferentes variações do experimento e a linha contínua mostra uma aproximação sigmoide, ambas no eixo esquerdo. O eixo direito mostra a primeira derivada h' da aproximação sigmoide.

Os parâmetros h_i , h_j , wc_i e m são ajustados usando os dados experimentais pelo Algoritmo de *Limited Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno* (L-BFGS) [92] para otimização restrita [93].

Para a função dada pela Equação 6.10, h está entre os limites h_i e h_j . Se h' estiver abaixo de 20% do valor máximo, a distância entre h e uma assíntota (h_i ou h_j) é inferior a 5% do intervalo completo $|h_j - h_i|$. Portanto, o presente trabalho define que os pontos abaixo de 20% do valor máximo de h' são escoamento totalmente desenvolvido (a/o ou o/a). Caso contrário, é

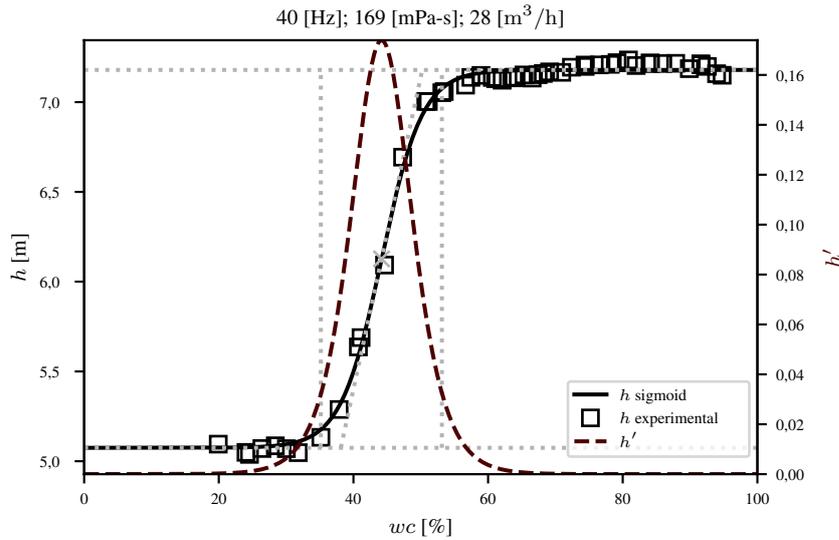


Figura 6.3: Aproximação sigmoide de elevação (h) em função da porcentagem de água em condições constantes de velocidade rotacional (ω) 0 a 40 Hz, viscosidade (μ) de 169 cP e vazão total de 28 m³/h .

considerado escoamento intermitente.

6.1.2 Seleção de características

O procedimento experimental apresentado na Seção 3.2.2 para a bomba P100 é conduzido para cada experimento apresentado na Tabela 3.3. Os acelerômetros de AC-01X a AC-06Z (Figura 3.2) medem a aceleração da vibração mecânica para cada fração de água obtido em cada experimento. Uma medição de aceleração de vibração em m/s² pode ser representada no domínio do tempo como um vetor

$$\hat{\mathbf{x}} = \left[\hat{x}_1 \quad \hat{x}_2 \quad \cdots \quad \hat{x}_i \quad \cdots \quad \hat{x}_{\hat{m}-1} \quad \hat{x}_{\hat{m}} \right], \quad (6.11)$$

sendo \hat{x}_i o valor da aceleração da vibração em cada instante de tempo em m/s² para cada instante i e \hat{m} o tamanho do vetor $\hat{\mathbf{x}}$.

A Transformada Rápida de Fourier (FFT) é aplicada para realizar a análise no domínio da frequência. O módulo da Transformada Rápida de Fourier Discreta [93, 94] para os sinais de tempo é

$$\mathbf{x} = \left[x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_i \quad \cdots \quad x_{m-1} \quad x_m \right] \text{ com } x_i = \frac{2}{\hat{m}} \left| \sum_{k=0}^{\hat{m}-1} \hat{x}_k e^{(-\frac{2\pi k i}{\hat{m}})j} \right|, \quad (6.12)$$

considerando o tamanho do vetor $\hat{\mathbf{x}}$ como \hat{m} , o tamanho do vetor \mathbf{x} como m (metade inteira de \hat{m}) e j como a unidade imaginária.

A escala logarítmica permite colocar valores de magnitude alta e baixa em níveis mais comparáveis. Portanto, é possível observar tanto mudanças na amplitude das vibrações de aceleração com baixa amplitude quanto mudanças na amplitude das vibrações de aceleração com alta amplitude. O vetor de aceleração de vibração na escala logarítmica é

$$\chi = \left[\log x_1 \quad \log x_2 \quad \cdots \quad \log x_i \quad \cdots \quad \log x_{n-1} \quad \log x_n \right]. \quad (6.13)$$

A amplitude dos sinais de vibração mecânica no domínio da frequência possui diferentes valores e variações dependendo da faixa de frequência selecionada. Alguns fenômenos, como cavitação, são apresentados em faixas de alta frequência, enquanto outros fenômenos, como desbalanceamento, são apresentados em faixas de baixa frequência. Uma análise espectral inicial foi realizada para determinar as faixas de frequência em que a ICF gera mudanças. As amplitudes de aceleração da vibração $\chi_{\{i\}}$ no i -ésimo intervalo de frequência entre as frequências f_α e f_β são definidas como

$$\chi_{\{i\}} = \left[\chi_\alpha \quad \chi_{\alpha+1} \quad \cdots \quad \chi_i \quad \cdots \quad \chi_{\beta-1} \quad \chi_\beta \right], \quad (6.14)$$

onde α e β são os índices inferior e superior do vetor que define a faixa f_α e f_β . A Figura 6.4 exemplifica algumas faixas de frequência.

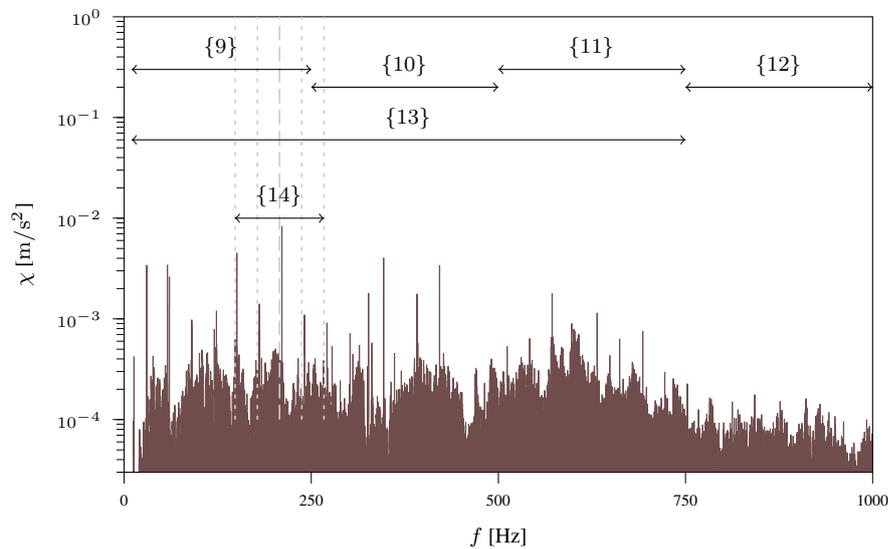


Figura 6.4: Exemplos de faixas de análise de frequência em um ponto experimental.

A análise padrão de vibração em sistemas de bombas centrífugas pode considerar a extração de características como média, variância, a raiz do valor quadrático médio (*Root Mean Square* - RMS), valor de pico a pico, assimetria, curtose, fator de crista e fator de forma [26, 95, 96]. A viscosidade do fluido está associada ao efeito de amortecimento no sistema [97, 98]. O fenômeno da ICF pode ser considerado como uma mudança no amortecimento do sistema. A variação no amortecimento do sistema leva a alterações na amplitude de vibração e na

distribuição do espectro.

Para o vetor de amplitudes de aceleração $\boldsymbol{\chi}_{\{i\}}$ no intervalo específico, o valor RMS $\mathbb{R}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}})$ é extraída da seguinte forma:

$$\mathbb{R}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}}) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{j=\alpha}^{\beta} \chi_j^2}, \quad (6.15)$$

Similar a $\mathbb{R}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}})$ para o vetor $\boldsymbol{\chi}_{\{i\}}$ são extraídas a média $\bar{\boldsymbol{\chi}}_{\{i\}}$, a variância $\mathbb{V}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}})$, a média geométrica $\mathbb{G}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}})$ e a média harmônica $\mathbb{H}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}})$.

Conforme o procedimento experimental descrito na Seção 3.2.2, cada experimento listado na Tabela 3.3 contém diferentes pontos de fração de água entre 0 e 100% de água, portanto os sensores instalados medem a vibração para cada um desses pontos em estado estacionário.

Para uma determinada fração de água, a análise de um sensor inclui a análise de diferentes intervalos de frequência. Para todos os intervalos de frequência selecionados, um vetor \boldsymbol{s} de características selecionadas para um determinada fração de água é dado por

$$\boldsymbol{s} = \begin{bmatrix} \bar{\boldsymbol{\chi}}_{\{1\}} & \mathbb{V}(\boldsymbol{\chi}_{\{1\}}) & \mathbb{G}(\boldsymbol{\chi}_{\{1\}}) & \mathbb{H}(\boldsymbol{\chi}_{\{1\}}) & \mathbb{R}(\boldsymbol{\chi}_{\{1\}}) & \dots & \bar{\boldsymbol{\chi}}_{\{i\}} & \mathbb{V}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}}) & \mathbb{G}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}}) & \mathbb{H}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}}) & \mathbb{R}(\boldsymbol{\chi}_{\{i\}}) & \dots & \bar{\boldsymbol{\chi}}_{\{k\}} & \mathbb{V}(\boldsymbol{\chi}_{\{k\}}) & \mathbb{G}(\boldsymbol{\chi}_{\{k\}}) & \mathbb{H}(\boldsymbol{\chi}_{\{k\}}) & \mathbb{R}(\boldsymbol{\chi}_{\{k\}}) \end{bmatrix}. \quad (6.16)$$

Considerando o vetor \boldsymbol{s} de características de tamanho \hat{m} para cada fração de água, dado \hat{n} diferentes pontos de fração de água, a matriz de características \boldsymbol{S} é definida como

$$\boldsymbol{S} = \begin{bmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \dots & s_{1,j} & \dots & s_{1,\hat{m}-1} & s_{1,\hat{m}} \\ s_{2,1} & s_{2,2} & \dots & s_{2,j} & \dots & s_{2,\hat{m}-1} & s_{2,\hat{m}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ s_{i,1} & s_{i,2} & \dots & s_{i,j} & \dots & s_{i,\hat{m}-1} & s_{i,\hat{m}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ s_{\hat{n}-1,1} & s_{\hat{n}-1,2} & \dots & s_{\hat{n}-1,j} & \dots & s_{\hat{n}-1,\hat{m}-1} & s_{\hat{n}-1,\hat{m}} \\ s_{\hat{n},1} & s_{\hat{n},2} & \dots & s_{\hat{n},j} & \dots & s_{\hat{n},\hat{m}-1} & s_{\hat{n},\hat{m}} \end{bmatrix}. \quad (6.17)$$

onde cada linha corresponde às características avaliadas para uma determinada fração de água, e cada coluna corresponde a uma determinada característica avaliada em todos os pontos de fração de água do experimento. Cada coluna da matriz \boldsymbol{S} é dada por

$$\boldsymbol{s}_j = \left[s_{1,j} \ s_{2,j} \ \dots \ s_{i,j} \ \dots \ s_{\hat{n}-1,j} \ s_{\hat{n},j} \right]^T, \quad (6.18)$$

e corresponde a uma característica avaliada em todas as frações de água.

De maneira semelhante aos sinais de vibração, o vetor de potência adimensional é definido para \hat{n} valores de fração de água como

$$\mathbf{\Pi} = \left[\Pi_1 \ \Pi_2 \ \cdots \ \Pi_i \ \cdots \ \Pi_{\hat{n}-1} \ \Pi_{\hat{n}} \right]^T, \quad (6.19)$$

para um único experimento.

A correlação de Pearson R [99] entre cada vetor de características \mathbf{s}_j da matriz \mathbf{S} e o vetor de potência adimensional $\mathbf{\Pi}$ foi considerada como critério de seleção de características, definida como

$$R(\mathbf{s}_j, \mathbf{\Pi}) = \frac{\sum_{i=1}^{\hat{n}} \left((\Pi_i - \bar{\Pi})(s_i - \bar{s}_j) \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{\hat{n}} (\Pi_i - \bar{\Pi})^2 \sum_{i=1}^{\hat{n}} (s_i - \bar{s}_j)^2}}, \quad (6.20)$$

onde $\bar{\Pi}$ é a média de $\mathbf{\Pi}$ e \bar{s}_j é a média de \mathbf{s}_j .

As características com o maior valor de R foram selecionadas para determinar o limite entre a emulsão água/óleo e a emulsão óleo/água. Cada característica selecionada de \mathbf{S} é nomeada como \hat{s}_j .

6.1.3 Determinação do limite

Os fenômenos de ICF podem ser aproximados por uma função exposta na Equação 6.10, um tipo de função logística, ou seja uma curva que tem um formato de “s”.

A regressão logística [100] é uma metodologia de classificação de duas classes que ajusta um conjunto de dados a uma função logística entre 0 e 1, onde 0 representa uma classe e 1 representa outra classe. O valor da função logística corresponde à probabilidade de um dado pertencer à classe 1. Se a probabilidade for maior que 50%, considera-se que o dado pertence à classe 1. Caso contrário, considera-se que o dado pertence à classe 0.

No caso do regime de escoamento da emulsão nesse trabalho, o valor de referência é definido como 0 para a emulsão o/a e 1 para a emulsão a/o. Considerando a característica selecionada \hat{s}_j , a probabilidade de ser uma emulsão a/o é

$$\ell = \left(1 + e^{-b_0 + \hat{s}_j \mathbf{b}} \right)^{-1}, \quad (6.21)$$

onde os termos b_0 e \mathbf{b} da Equação 6.21 são ajustados por meio da minimização da função

$$\lambda(b_0, \mathbf{b}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (c_i \log(\ell_i) + (1 - c_i) \log(1 - \ell_i)), \quad (6.22)$$

considerando c_i como o valor de classe real (a/o ou o/a), e ℓ_i como cada elemento do vetor ℓ ,

a função λ é uma comparação entre a probabilidade do dado de pertencer à classe 1 e a classe real c_i .

6.2 Estimativa de viscosidade e massa específica utilizando vibração mecânicas e redes neurais

A identificação do fenômeno de ICF apresenta uma correlação entre o valor RMS da FFT da aceleração de vibração mecânica quando analisada em uma escala logarítmica. A RMS é um indicativo do nível de vibração de um sistema. Quando analisada em uma escala logarítmica, ela tende a dar a mesma relevância a todas as frequências do espectro, embora elas tenham amplitudes diferentes. Ou seja, é possível observar melhor as variações do que valores específicos.

A viscosidade do fluido influencia as características de amortecimento do sistema. Aplicações mecânicas apresentam alterações no nível de vibração com mudanças no amortecimento do sistema [97, 98]. A ICF está diretamente relacionada com as variações de viscosidade efetiva da emulsão, chegando inclusive a valores acima da viscosidade da fase contínua mais viscosa [14–17], enquanto que a massa específica ao longo da mistura pode ser descrita pelo modelo homogêneo como uma função da fração de água [14–17].

6.2.1 Processamento de sinais

Trabalhos realizados na FIV mostram uma correlação entre o nível de vibração e as flutuações de pressão [44], o aumento na vazão [101, 102], os pontos operacionais fora do projeto [103] e mudanças nas propriedades do fluido [104, 105]. Portanto, é relevante analisar os níveis de vibração, segregando as variações de vazão (ou ganho de pressão) e a velocidade rotacional da bomba.

A Figura 6.5 representa os valores de RMS correspondentes à aceleração mecânica dentro da faixa de frequência de 0 a 250 Hz ($\mathbb{R}(\chi_{250})$) para experimentos monofásicos realizados a uma velocidade rotacional de 33 Hz no caso da bomba P47. Valores mais baixos de ganho de pressão Δp (indicando maiores vazões) e menor viscosidade μ estão associados a níveis elevados de vibração.

À medida que a composição do fluido se altera, o nível de vibração no domínio da frequência muda devido às variações na viscosidade e massa específica (ρ) [104, 105]. A estimativa das propriedades do fluido permite a operação estável do sistema e viabiliza a aplicação de modelos de controle preditivo baseados nas propriedades do fluido. Além disso, possibilita a previsão de variações no sistema, permitindo ajustar o sistema às mudanças e evitando flutuações operacio-

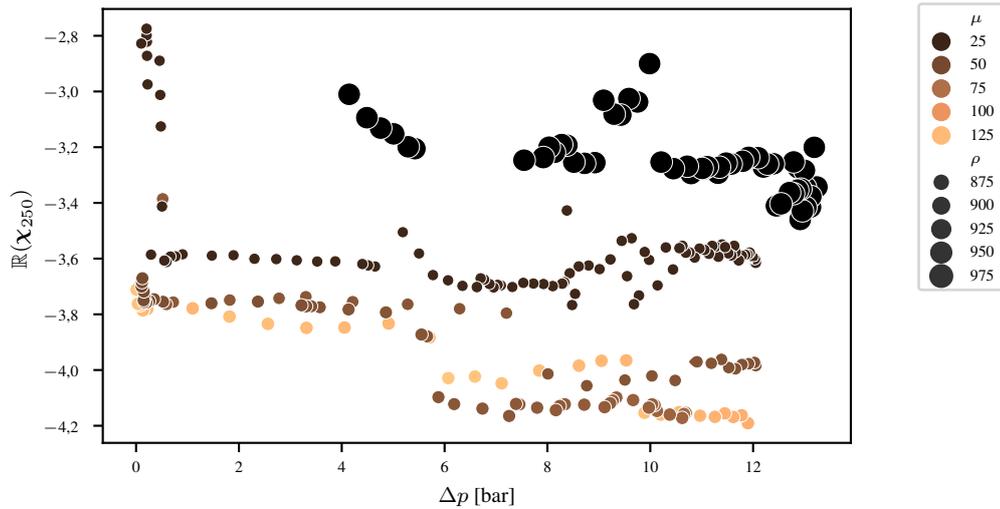


Figura 6.5: Valores de $\mathbb{R}(\chi_{250})$ na faixa de frequência de 0 a 250 Hz para experimentos a uma velocidade rotacional de 33 Hz.

nais ou danos.

Nas análises realizadas no fenômeno de ICF, observaram-se alterações significativas na faixa de frequência de 0-1000 Hz. As harmônicas da velocidade de rotação da bomba têm variações de amplitude, com destaque especial para a frequência das harmônicas correspondentes às passagens das aletas. O fenômeno ICF está intimamente associado a flutuações na viscosidade do fluido e na massa específica. Como a água tem uma viscosidade menor que a do óleo, espera-se uma redução no consumo de energia ao fazer a transição de um regime água-óleo para um regime óleo-água. O amortecimento do sistema é maior quanto maior for a viscosidade do fluido, portanto, é maior quando a fase contínua é o óleo, reduzindo os níveis de vibração à medida que a viscosidade do fluido aumenta.

As redes ANN-MLP (Redes Neurais Artificiais de Perceptrons Multicamadas) são uma tecnologia bem estabelecida usada em aplicações de vibração mecânica [100]. A seleção de características para um modelo de ANN-MLP é crucial para o desenvolvimento de um modelo de regressão eficaz. Com base nos resultados obtidos na ICF [104, 105], o valor de RMS ($\mathbb{R}(\chi_i)$) é extraído em diferentes faixas de frequência i para posteriormente ser usado como características de entrada do modelo. A Figura 6.6 exemplifica algumas das faixas de frequência selecionadas, divididas em dois grupos principais:

- Intervalos de 100 Hz dentro da faixa de 0-2000 Hz;
- Os sete primeiros harmônicos de ω , rotulados de $h1$ a $h7$, correspondem às sete aletas em impelidor da bomba.

Dado que o nível de vibração precisa ser avaliado de maneira separada considerando a vazão volumétrica e velocidade rotacional da bomba, o ganho de pressão Δp e ω também são selecionados como características de entrada do modelo de ANN-MLP.

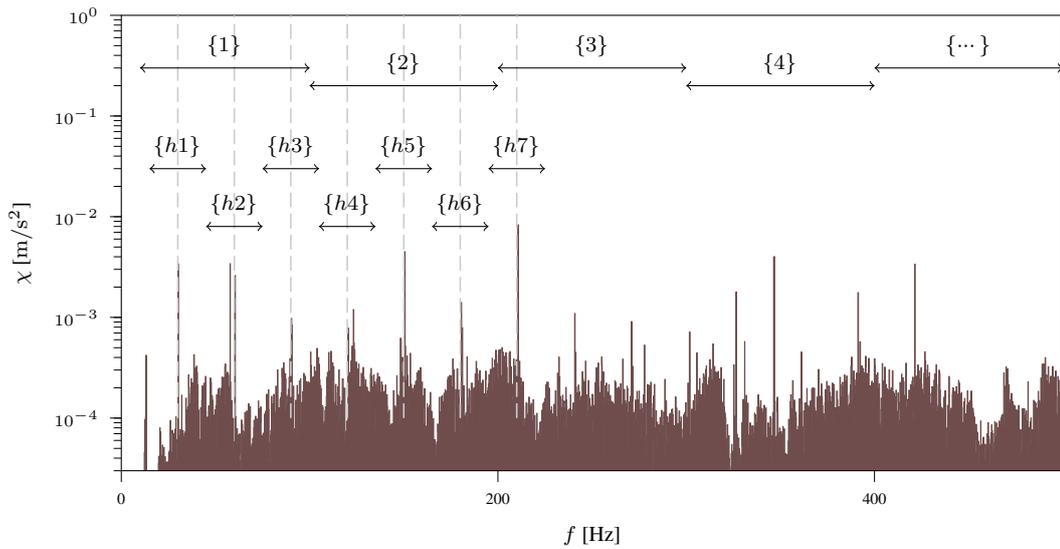


Figura 6.6: Faixas de frequência selecionadas.

6.2.2 Rede Neural Artificial (ANN)

Após determinar as entradas da ANN, o próximo passo é selecionar a arquitetura da ANN-MLP, o que é feito usando a interface de programação de aplicação Keras [106]. Uma ANN-MLP é uma estrutura totalmente conectada onde a seguinte equação define cada camada:

$$\mathbf{y}_{i+1} = \sigma_i(\mathbf{W}_i \mathbf{y}_i + \mathbf{b}_i), \quad (6.23)$$

Aqui, \mathbf{y}_i representa o vetor de entrada, \mathbf{W}_i denota o vetor de pesos, \mathbf{b}_i representa o vetor de vies, σ_i é a função de ativação, e \mathbf{y}_{i+1} representa os vetores de saída para a respectiva camada i . A arquitetura da ANN é ilustrada na Figura 6.7 e é caracterizada pelos seguintes parâmetros:

- O número de camadas é restrito a um máximo de 6 camadas que consideramos como suficiente para o problema abordado;
- A função de ativação para cada camada pode ser selecionada a partir das seguintes opções [100]: tanh, softmax, sigmoid, LeakyReLU, ReLU, eLU e linear;
- O número de neurônios por camada é restrito ao intervalo de 0 a 50, para evitar um modelo com excessiva quantidade de parâmetros.

Na arquitetura proposta, sugere-se a utilização dos procedimentos de normalização por lotes (BatchNormalization) e o descarte parcial dos parâmetros ajustados (Dropout) antes que a saída de cada camada seja passada para a próxima camada.

BatchNormalization é uma técnica que normaliza as saídas da camada com base na média e na variância de cada lote de treinamento, com o objetivo de melhorar a convergência e a estabilidade. Enquanto, o Dropout envolve descartar uma parte dos pesos de treinamento

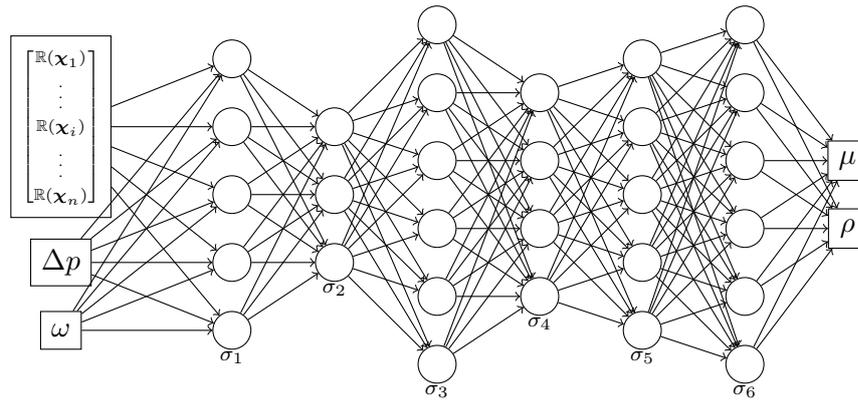


Figura 6.7: Exemplo da arquitetura da Rede Neural Artificial (ANN) para as entradas e saídas selecionadas.

para mitigar o sobreajuste, evitando uma dependência excessiva de características específicas. Neste caso, é usada uma taxa de Dropout de 20%.

6.2.3 Otimização de hiperparâmetros

Na otimização de hiperparâmetros, o conjunto de dados é dividido aleatoriamente em dois conjuntos durante cada iteração: 75% para treinamento e os 25% restantes para validação, onde é monitorado o valor da função de perda no conjunto de validação. A função de perda considerada para otimização é o Erro Quadrático Médio (*Mean Square Error*- MSE). O MSE para as características de saída é calculado da seguinte forma:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{(\rho_i - \rho_{\text{pred}_i})^2}{\max(\rho)^2} + \frac{(\mu_i - \mu_{\text{pred}_i})^2}{\max(\mu)^2} \right) \quad (6.24)$$

A otimização de hiperparâmetros envolve o treinamento da ANN com várias configurações de hiperparâmetros. Cada combinação é definida pelo algoritmo de otimização *Tree-structured Parzen Estimator* (TPE) [107]. A arquitetura ótima da ANN é a configuração de hiperparâmetros que resulta na menor perda de validação.

6.2.4 Processo de treinamento

A arquitetura selecionada, incluindo os hiperparâmetros otimizados, é usada no treinamento da ANN-MLP. A divisão do conjunto de dados consiste em três subconjuntos: 52% para treinamento, 18% para validação e 30% para teste. O conjunto de dados completo é alimentado em pequenos lotes para garantir estabilidade.

O processo de treinamento tem como objetivo minimizar a função de perda (MSE) no conjunto de treinamento, utilizando o algoritmo otimizador Adam [106]. Esse processo é executado ao longo de 50.000 épocas, monitorando simultaneamente a perda de validação no ajuste dos parâmetros da ANN. Se a perda de validação não melhorar por 400 épocas, o treinamento é interrompido para evitar o sobre-treinamento. Considera-se uma época como um processo de treinamento usando todos os dados de treinamento.

Uma vez que a rede é treinada usando os dados de treinamento e validação, o modelo obtido é avaliado na previsão de dados não utilizados durante o treinamento (dados de teste).

6.2.5 Determinação das propriedades para escoamento bifásico

As Redes Neurais Artificiais são métodos de aprendizado de máquina supervisionados. Ou seja, necessitam de uma saída conhecida para projetar a arquitetura do modelo e ajustar os hiperparâmetros durante o processo de treinamento-validação. A massa específica e a viscosidade de um fluido podem ser eficientemente caracterizadas como funções da temperatura quando o fluido é monofásico, como no caso de óleo ou água, que são utilizados como saída da ANN. No entanto, em emulsões, a massa específica está diretamente relacionada à porcentagem de água no fluido (wc), enquanto a viscosidade envolve fenômenos complexos que fazem o sistema se comportar como se estivesse operando com uma viscosidade que pode ser muito superior a viscosidade da fase contínua [14].

Para a massa específica de uma emulsão instável, o modelo homogêneo utilizado por Bulgarelli et al. [14] representa adequadamente o comportamento dessa propriedade em emulsões, conforme a equação:

$$\rho_e = \rho_w wc + \rho_o(1 - wc), \quad (6.25)$$

onde ρ_w é a massa específica da fase de água, ρ_o é a massa específica da fase de óleo, ambas calculadas à temperatura do fluido na entrada da BCS, e wc é a porcentagem de água no fluido.

No caso da viscosidade, Bulgarelli et al. [14] aplicou o conceito de viscosidade aparente ou efetiva (μ_{ap}) em BCSs operando com emulsões, conforme descrito a seguir.

Considere um modelo paramétrico M^{ss} da bomba de geometria D em regime estacionário monofásico dado por:

$$\Delta p = M^{ss}(D, q, \rho, \mu, \omega), \quad (6.26)$$

onde Δp e q correspondem aos valores de ganho de pressão e vazão, respectivamente, operando a uma velocidade rotacional ω , com um fluido Newtoniano incompressível de massa específica ρ e viscosidade μ . Se os parâmetros do modelo M^{ss} definidos como c_1, c_2, \dots, c_n são ajustados

usando dados medidos em escoamento monofásico, a massa específica da emulsão é estimada mediante a Equação 6.25. Então, a viscosidade efetiva μ_{ap} é a viscosidade tal que seja cumprido que:

$$\Delta p_e = M^{ss}(D, q, \rho_e, \mu_{ap}, \omega) \quad (6.27)$$

onde Δp_e corresponde ao ganho de pressão medido experimentalmente na bomba operando com emulsão, dada a rotação ω e a vazão q .

Assim, uma vez ajustados os parâmetros do modelo M^{ss} da bomba em regime estacionário monofásico, a viscosidade efetiva é calculada como aquela que garante a igualdade da Equação 6.27. O modelo da BCS M^{ss} caracteriza o comportamento de uma BCS em escoamento monofásico e é explicado detalhadamente no Capítulo 5, na Seção 5.2.1 e corresponde a Equação 5.46.

Portanto, nos experimentos em que o fluido opera em escoamento monofásico, as saídas da ANN proposta correspondem à massa específica do fluido ρ e à viscosidade do fluido μ , ambas calculadas na temperatura de entrada da BCS. Já nos experimentos com escoamento bifásico, a massa específica corresponde à massa específica da emulsão ρ_e , calculada pelo modelo homogêneo pela Equação 6.25, enquanto a viscosidade corresponde à viscosidade efetiva dada pela equação 5.46.

7 RESULTADOS

7.1 Modelagem do sistema para o controle

No Capítulo 5, foram propostos modelos para o sistema de bombeamento, baseados em uma abordagem separada para o modelo em estado estacionário (NLM) e para o modelo em estado transitório (SSM). Os parâmetros das equações apresentadas no Capítulo 5 foram ajustados com base em dados experimentais. Os modelos foram ajustados tanto para a bomba P100 quanto para a bomba P47.

Os modelos foram avaliados com base em três parâmetros estatísticos, conforme descrito a seguir. Considerando que o vetor de dados da variável medida é representado por Γ e o vetor de dados da variável prevista pelo modelo é representado por Γ_{pred} , o vetor de erro percentual e é dado por:

$$e = 100 \left| \frac{\Gamma - \Gamma_{pred}}{\Gamma} \right| \quad (7.1)$$

O Erro Percentual Médio Absoluto (*Mean Absolute Percentage Error* - MAPE) é dado pela equação:

$$MAPE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k e_i, \quad (7.2)$$

onde e_i representa cada um dos elementos do vetor e e k é o tamanho do vetor e .

O desvio padrão do erro std_e é calculado da seguinte forma:

$$std_e = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (e_i - \bar{e})^2}, \quad (7.3)$$

onde \bar{e} representa a média de e .

Por outro lado, o coeficiente de determinação R^2 é calculado da seguinte forma:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k (\Gamma_i - \Gamma_{pred_i})^2}{\sum_{i=1}^k (\Gamma_i - \bar{\Gamma})^2}, \quad (7.4)$$

onde Γ_i e Γ_{pred_i} representam os i -ésimos elementos dos respectivos vetores e $\bar{\Gamma}$ corresponde à média dos valores medidos.

7.1.1 Modelo Não Linear (NLM) em regime estacionário

No Capítulo 5, foram apresentadas duas abordagens no cálculo do modelo de controle. A primeira é baseada no cálculo da vazão q por meio de um processo iterativo para um modelo do reservatório conhecido. A segunda abordagem é baseada na estimação da vazão considerando a medição atual do ganho de pressão Δp . A seguir, são apresentados os resultados do ajuste e da previsão dos parâmetros para o modelo em estado estacionário (NLM) em cada um dos dois casos.

Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR)

É considerado como reservatório tudo aquilo que está antes da BCS, que no caso corresponde à tubulação na entrada da BCS, a bomba *booster* de óleo e a elevação do líquido no tanque. A vazão é prevista pelas equações 5.55 e 5.56, onde o ganho de pressão da bomba *booster* é dado por:

$$\Delta p_b = p_{in} + \Delta p_{he} + \Delta p_{in}, \quad (7.5)$$

onde Δp_{he} é a queda de pressão no trocador de calor de casco e tubos, calculada com base no método proposto por Shah e Sekulić [108]. Δp_{in} refere-se à perda de pressão na tubulação de entrada, conforme a Equação 5.48, considerando a geometria específica da tubulação. Trata-se de uma tubulação de ferro fundido com um diâmetro interno d de 0,093 m, uma diferença de elevação h_t de 0,72 m e um comprimento da tubulação l de 39,5 m.

Os parâmetros das equações 5.55 e 5.56 são ajustados com base na pressão de entrada da BCS p_{in} , comparando o valor medido da vazão q com o valor previsto da vazão, e considerando o valor conhecido da velocidade rotacional da bomba *booster* ω_b .

Entretanto, a previsão do ganho de pressão Δp da BCS é calculada com base na Equação 5.47, levando em consideração os valores medidos de vazão q , a velocidade rotacional da bomba ω , a massa específica ρ e a viscosidade μ para o respectivo diâmetro externo do impelidor D , seja para a bomba P100 ou P47. O ajuste é feito comparando o valor medido do ganho de pressão adimensional Ψ e o valor previsto pela Equação 5.47.

Da mesma forma que a tubulação de entrada, a queda de pressão na tubulação de saída da BCS, denotada por Δp_{out} , é calculada considerando a geometria da tubulação de saída. Esta tubulação é feita de ferro fundido, possui um diâmetro interno de 93 mm, uma diferença de elevação h_t de 0,416 m abaixo da referência vertical positiva e um comprimento de tubulação de 32,74 m. A pressão de saída da bomba, p_{out} , é determinada pela seguinte equação:

$$p_{out} = \Delta p_{out} + \Delta p_{ch}, \quad (7.6)$$

onde Δp_{ch} representa a queda de pressão na válvula *choke*, conforme a Equação 5.52. Esta queda de pressão depende da razão de abertura y da válvula, e os parâmetros da equação são ajustados comparando o valor medido da pressão de saída p_{out} com o valor previsto, levando em consideração os valores medidos de vazão q , massa específica ρ e a abertura y da válvula.

O modelo em conjunto é testado (teste do modelo) utilizando o procedimento apresentado na Seção 4.2.1 para calcular a vazão q , o ganho de pressão Δp , e a pressão na saída p_{out} . Os parâmetros de entrada para este teste incluem a rotação ω da BCS, a rotação ω_b da bomba *booster*, a razão de abertura da válvula *choke* y , bem como os valores conhecidos de massa específica ρ e viscosidade do fluido μ .

Na Tabela 7.1, são contrastados os valores de ajuste com os resultados do teste do modelo, avaliando R^2 , MAPE e std_e para o caso da bomba P100.

Tabela 7.1: Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de modelagem do reservatório, nos experimentos conduzidos na bomba P100.

		R^2	MAPE	std_e
q	ajuste	0,999775	1,053477	1,519926
	teste do modelo	0,999659	0,922341	0,520390
Δp	ajuste	0,997184	7,420816	67,355327
	teste do modelo	0,996644	12,824477	149,315963
p_{out}	ajuste	0,956076	9,419109	6,877114
	teste do modelo	0,965271	8,665114	6,977672

Os coeficientes de determinação R^2 , tanto para os dados ajustados quanto para o teste do modelo, exibem valores próximos de 1. Isso demonstra que o modelo proposto explica aproximadamente 99% do comportamento dos dados para q e Δp , e cerca de 95% do comportamento dos dados na previsão de p_{out} da BCS. Os resultados do teste do modelo são apresentados na Figura 7.1, e é notável que os dados previstos de Δp apresentam erros abaixo de 1 bar, enquanto os dados de p_{out} em sua maioria possuem erros inferiores a 1 bar.

O MAPE apresenta um aumento nos valores durante o teste do modelo na previsão do ganho de pressão Δp , acompanhado de um elevado desvio padrão do erro, indicando uma dispersão elevada nos erros percentuais. Isso pode ser observado na Figura 7.1.

A Figura 7.1a ilustra que, em termos de erro absoluto, a previsão do Δp geralmente permanece abaixo de 1 bar. No entanto, quando o ganho de pressão é baixo, mesmo pequenas discrepâncias podem resultar em porcentagens de erro consideráveis. Por exemplo, se o Δp for de 2 bar e a previsão for de 2,5 bar, o erro corresponde a 25%, o que justifica a alta dispersão do erro. A probabilidade acumulada do erro, conforme mostrado na Figura 7.1d, mostra que, para 80% dos dados, o erro percentual na previsão de Δp permanece abaixo de 6%. Isso demonstra que o modelo caracteriza o sistema em uma faixa de operação considerável, que coincide com a faixa operacional da bomba.

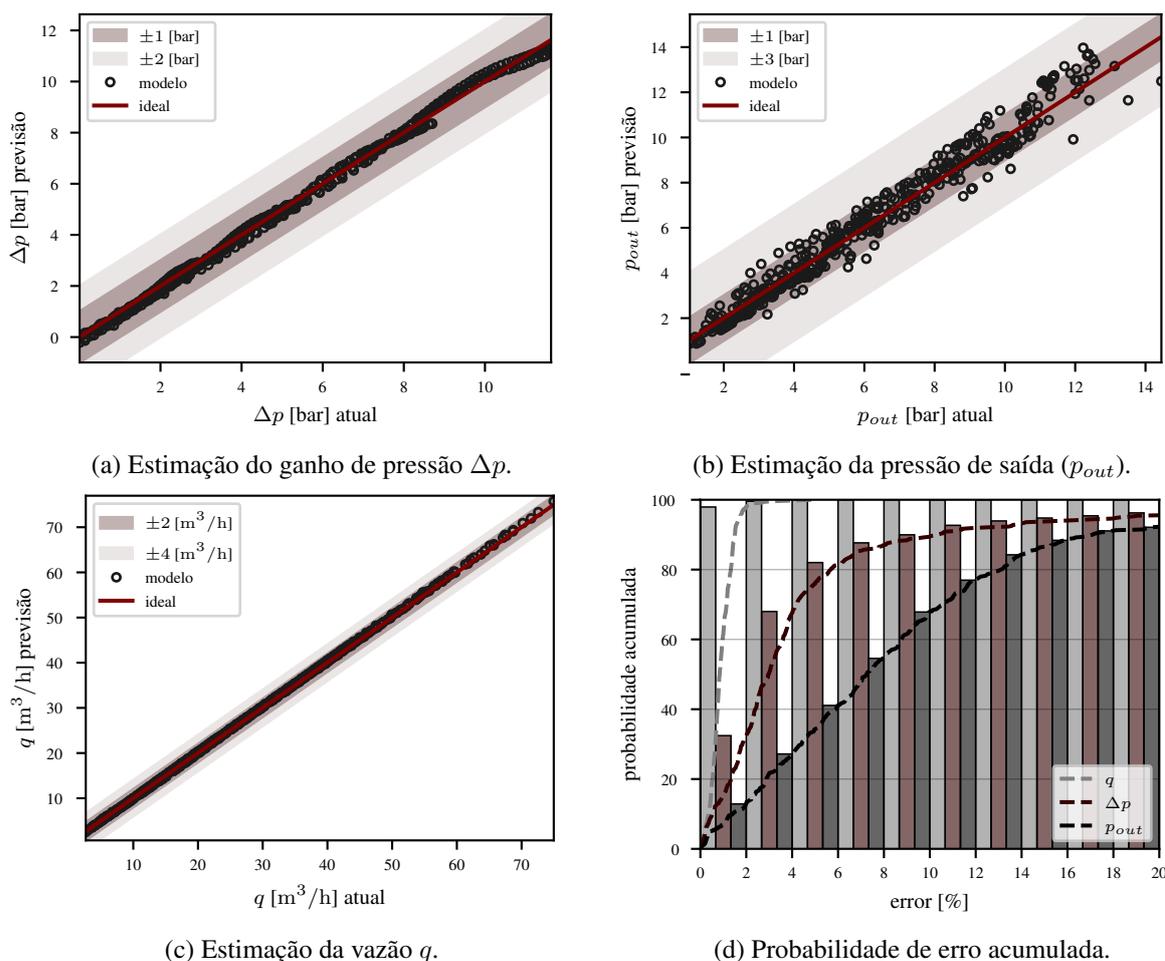


Figura 7.1: Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR) para a bomba P100.

Da mesma forma, para a bomba P47, a Tabela 7.2 e a Figura 7.2 apresentam as estatísticas no ajuste e teste do modelo, bem como os resultados na previsão do modelo (teste do modelo), respectivamente.

Tabela 7.2: Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de modelagem do reservatório, nos experimentos conduzidos na bomba P47.

		R^2	MAPE	std_e
q	ajuste	0,995510	3,081929	4,166630
	teste do modelo	0,999199	1,148996	0,842274
Δp	ajuste	0,998001	11,794635	48,557934
	teste do modelo	0,997200	17,039042	93,514835
p_{out}	ajuste	0,978922	9,201489	9,941639
	teste do modelo	0,988323	7,679439	9,867311

Na previsão de Δp e q , os resultados para as bombas P47 e P100 são semelhantes. No entanto, o modelo ajustado para a bomba P47 apresenta um desempenho superior na previsão

da pressão de saída da bomba, p_{out} . Enquanto o coeficiente de determinação para a bomba P100 estava em torno de 0,95, para a bomba P47, esse coeficiente ficou próximo de 0,98. Uma comparação entre a Figura 7.1d e a Figura 7.2d revela que 80% dos dados apresentam um erro percentual inferior a 13% para a bomba P100, enquanto que, para a bomba P47, o erro percentual para 80% dos dados fica abaixo de 9%. A diferença na previsão está relacionada a um ajuste mais refinado realizado com os dados experimentais coletados na bomba P47. Isso se deve ao fato de que, para esses experimentos, foi instalado um medidor de pressão diferencial na válvula, permitindo separar de maneira mais precisa os efeitos de perda de pressão na tubulação dos efeitos de perda de pressão na válvula *choke*.

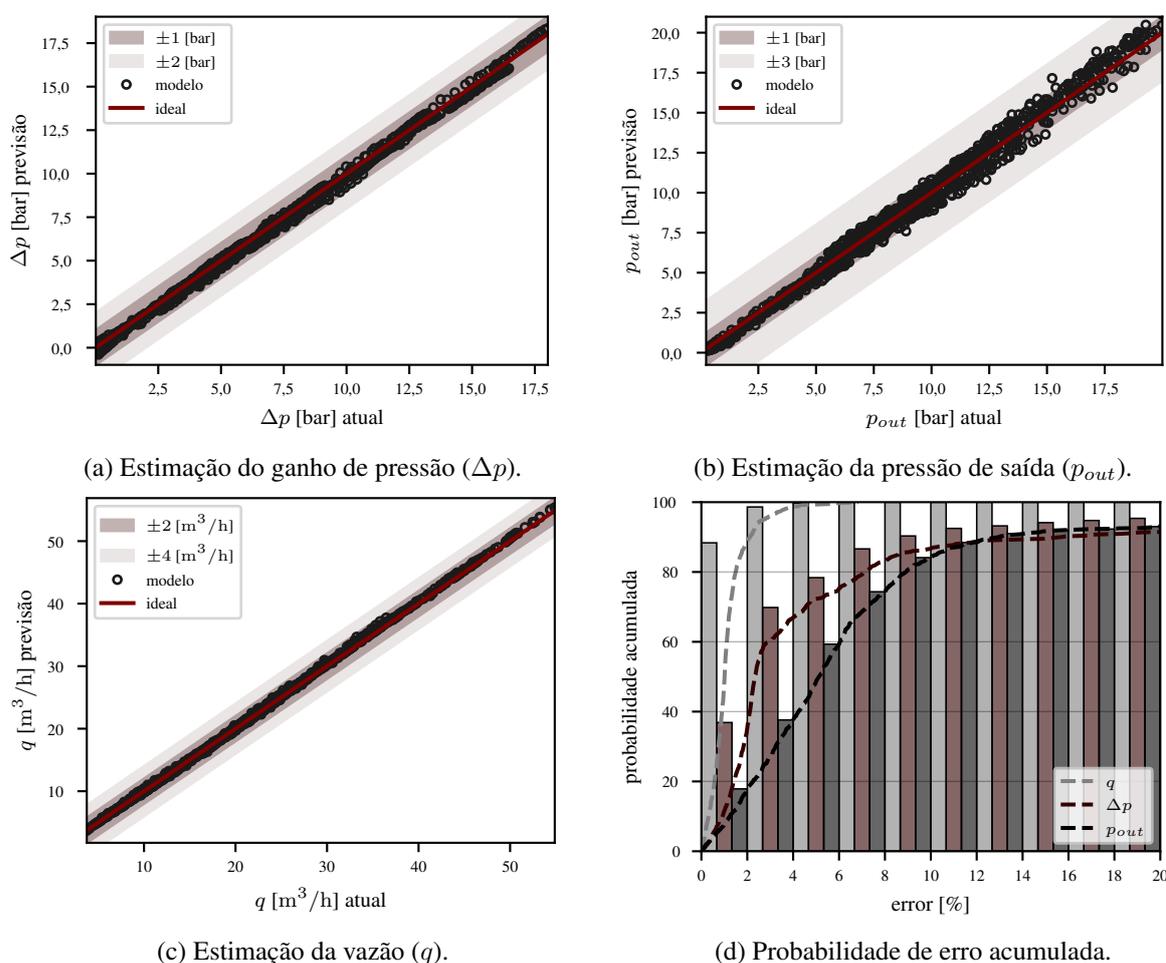


Figura 7.2: Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR) para a bomba P47.

Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB)

O Modelo Não Linear baseado na previsão da vazão é explicado na Seção 4.2.2. Nesse modelo, a vazão é prevista com base no ganho instantâneo de pressão medido, assim como nos valores medidos de massa específica e viscosidade do fluido. Portanto, a Equação 5.57 é ajustada minimizando o erro médio quadrático entre a vazão adimensional medida (ϕ) e a vazão

adimensional prevista, considerando os valores medidos de Δp , ρ , μ , ω , e q .

Nessa abordagem, após a estimativa da vazão usando a Equação 5.57, o ganho de pressão e a pressão de saída da bomba são previstos utilizando as mesmas equações que na abordagem do modelo do reservatório. Portanto, os resultados de ajuste de Δp e p_{out} permanecem iguais.

Apesar dos parâmetros das equações e as propriedades do fluido sejam os mesmos, a vazão é calculada de maneira diferente. Assim, os resultados do teste do modelo variam.

Nessa abordagem, o teste do modelo é realizado com um cálculo direto, e não como um processo iterativo, onde q é estimada primeiro, seguida pelo cálculo das saídas do modelo NLM p_{out} e Δp . Portanto, as estatísticas na previsão de q são iguais tanto para o ajuste quanto para o teste do modelo nessa abordagem. Por outro lado, as estatísticas para o ajuste do Δp e p_{out} correspondem aos mesmos valores do caso do reservatório, enquanto, para o teste do modelo, variam, como apresentado nas tabelas 7.3 e 7.4.

A Tabela 7.3 apresenta os resultados da modelagem para a bomba P100. O modelo de previsão da vazão revela um MAPE de aproximadamente 6,4%. Embora o erro seja relativamente baixo, ele é consideravelmente maior em comparação com a modelagem baseada no conhecimento do reservatório, que possui um MAPE em torno de 1%.

Tabela 7.3: Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de previsão de vazão na BCS, nos experimentos conduzidos na bomba P100.

		R^2	MAPE	std_e
q	ajuste	0,994388	6,400251	11,347545
	teste do modelo	0,994388	6,400251	11,347545
Δp	ajuste	0,997184	7,420816	67,355327
	teste do modelo	0,998122	4,541136	18,812856
p_{out}	ajuste	0,956076	9,419109	6,877114
	teste do modelo	0,498988	15,168650	20,357817

É esperado que essa diminuição na exatidão do modelo afete negativamente a previsão do ganho de pressão e da pressão de saída da BCS, uma vez que essas equações dependem do cálculo da vazão.

No caso da previsão do Δp , ambas as abordagens mostram resultados semelhantes, com coeficientes de determinação em torno de 0,99 e MAPE de aproximadamente 10%. A Figura 7.3a exibe um comportamento muito similar ao da abordagem anterior, com erros absolutos próximos a 1 bar. Além disso, uma análise da probabilidade acumulada do erro apresentada na Figura 7.3d revela que 80% dos dados avaliados possuem erros inferiores a 2% na previsão de Δp , mostrando que é um resultado ainda melhor do que na abordagem do reservatório.

Contudo, é importante notar que o desempenho do modelo na previsão da pressão de saída da bomba p_{out} é consideravelmente afetado, uma vez que o coeficiente de determinação cai para cerca de 0,5. Apenas 40% dos dados apresentam erros abaixo de 6%, como ilustrado

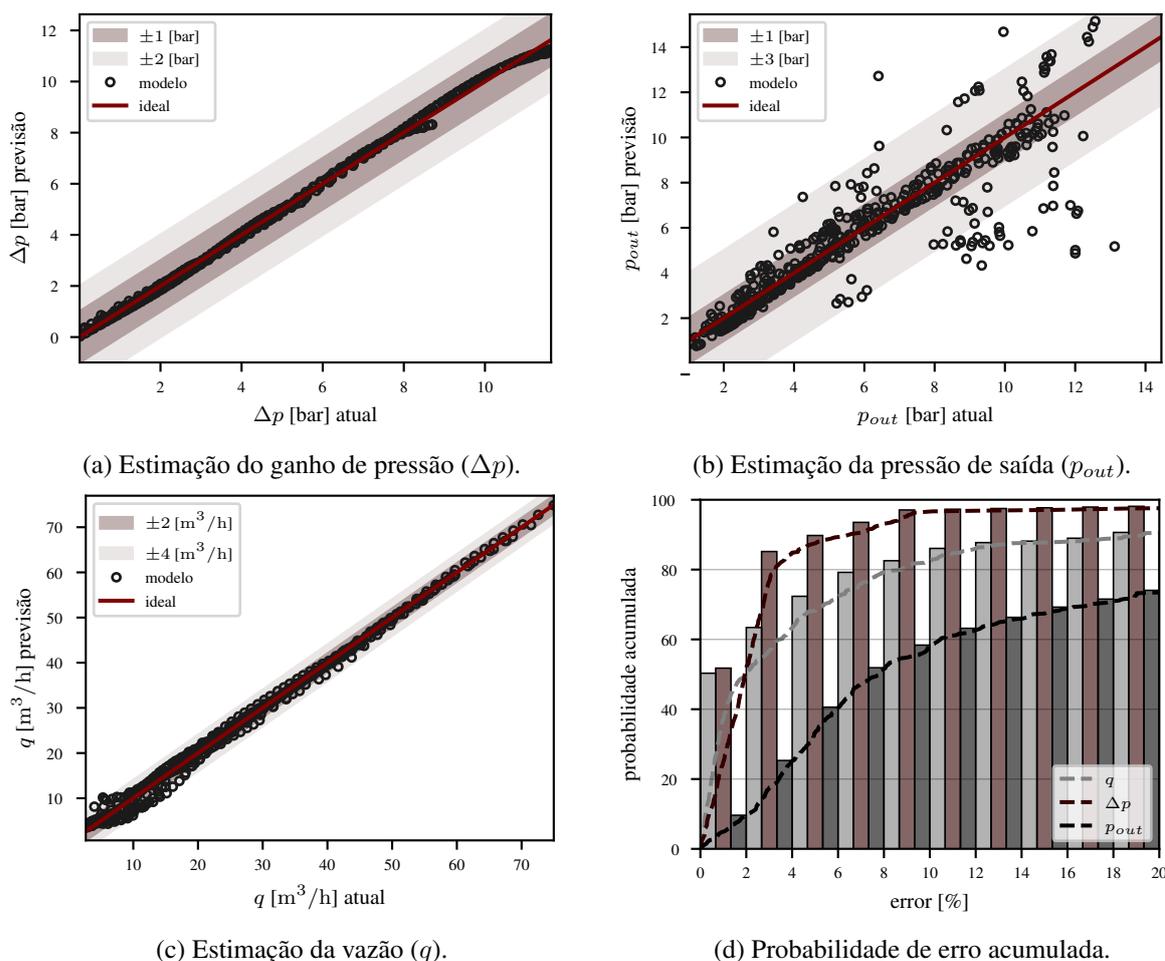


Figura 7.3: Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB) para a bomba P100.

na Figura 7.3d, enquanto 60% dos dados têm erros abaixo de 10%. Esse comportamento é resultado da alta sensibilidade do cálculo da queda de pressão na válvula *choke* em relação à vazão circundante, somada às restrições experimentais observadas nos experimentos realizados com a bomba P100, as quais foram corrigidas nos experimentos realizados com a bomba P47.

A Tabela 7.4 apresenta os resultados da previsão para o caso da bomba P47. Observa-se que o modelo de previsão de q tem um desempenho semelhante ao caso da bomba P100, com um MAPE em torno de 4%. Em comparação com a abordagem do reservatório, o coeficiente de determinação permanece em torno de 0,99, mas o MAPE aumenta de valores em torno de 1,1% para valores próximos de 3,6%.

Conforme esperado, a previsão de p_{out} apresenta uma degradação em relação à abordagem baseada no modelo do reservatório. No entanto, o efeito não é tão significativo em comparação com o caso da bomba P100. O coeficiente de determinação cai de 0,98 para 0,93, e o MAPE aumenta de 7,68% para 11,41%.

A Figura 7.4 apresenta os resultados do teste do modelo para o caso da bomba P47. Observam-se resultados semelhantes quando comparados com a abordagem do reservatório no caso da previsão de q e Δp , com erros absolutos abaixo de 1 bar para Δp e abaixo de 2 m³/h

Tabela 7.4: Estatísticas da previsão de vazão, ganho de pressão e pressão de saída da BCS com base na abordagem de previsão na BCS, nos experimentos conduzidos na bomba P47.

		R^2	MAPE	std_e
q	ajuste	0,996125	3,645453	4,792769
	teste do modelo	0,996125	3,645453	4,792769
Δp	ajuste	0,998001	11,794635	48,557934
	teste do modelo	0,998115	9,819701	30,855299
p_{out}	ajuste	0,978922	9,201489	9,941639
	teste do modelo	0,934335	11,405775	12,864113

para a vazão.

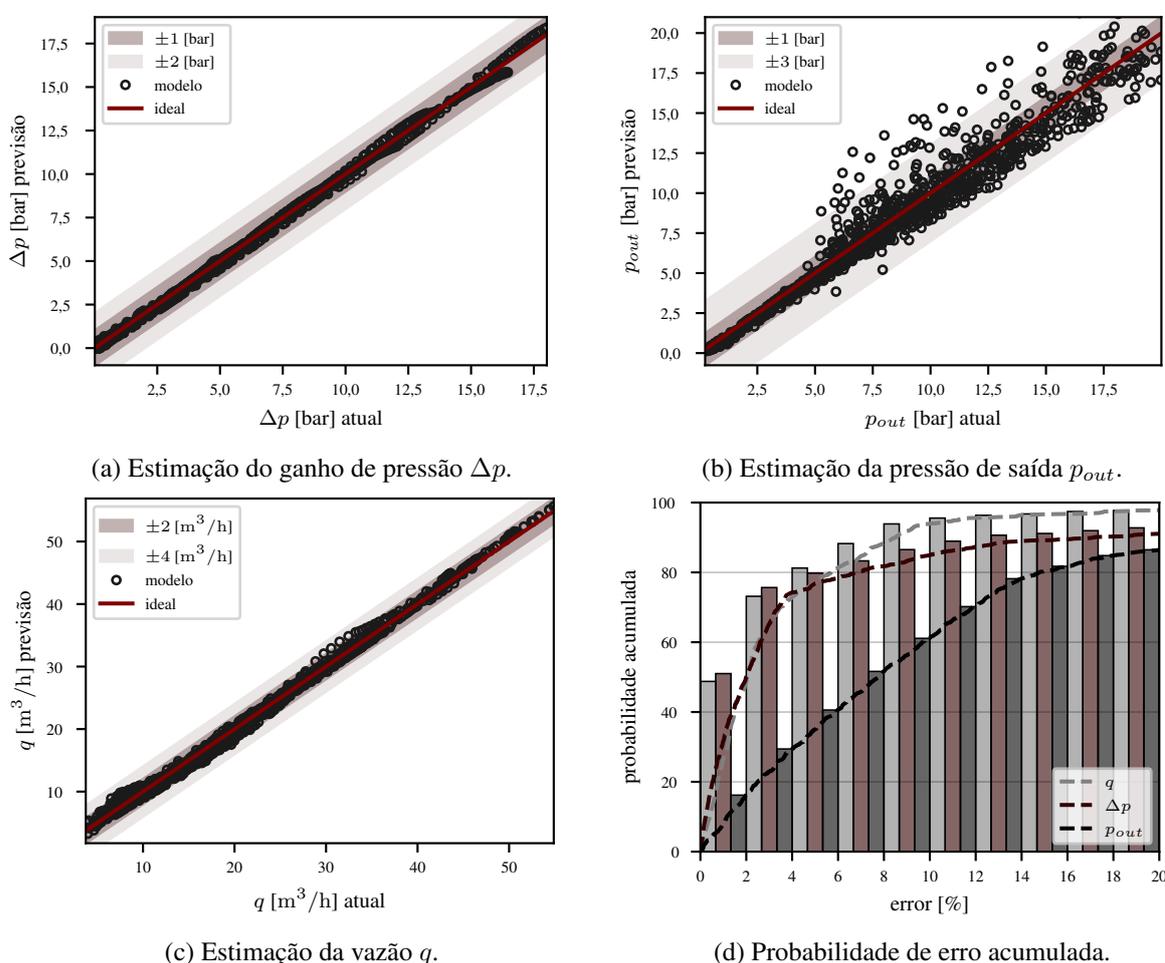


Figura 7.4: Previsão do Modelo Não Linear Estacionário (NLM) considerando a abordagem de Previsão da Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB) para a bomba P47.

Entretanto, na previsão da pressão de saída p_{out} , essa abordagem apresenta um aumento no número de dados com erros absolutos entre 1 e 3 bar. A probabilidade acumulada (Figura 7.4d) revela que 80% dos dados têm erros abaixo de 14%, em comparação com a abordagem do reservatório, onde os erros estavam abaixo de 9%.

7.1.2 Modelo de Espaço de Estados (SSM) em regime transitório

O modelo em Espaço de Estados (SSM) é ajustado com base nos experimentos apresentados na Seção 3.2.3, que se referem ao regime transitório monofásico. Utilizou-se 25% dos dados para ajustar o SSM, 25% para testá-lo, e os 50% restantes para simular pontos de operação e testar o controlador. Por outro lado, os experimentos no regime transitório bifásico têm o propósito de simular o comportamento do sistema em diferentes pontos de operação, a fim de testar o controlador.

Os parâmetros da Equação 5.42 são ajustados utilizando como variáveis de entrada (v) as pressões $p_{out}^{(ss)}$ e $\Delta p^{(ss)}$ calculadas por meio do NLM ajustado.

A variável w é determinada através da filtragem dos dados experimentais de Δp e p_{out} utilizando um filtro passa-baixa da biblioteca Scipy [93] para frequências inferiores a 1 Hz.

A derivada \dot{w} é calculada utilizando diferenças centrais de segunda ordem nos pontos internos e diferenças de primeira ou segunda ordem nos pontos externos de w , fazendo uso da implementação do NumPy [109] para o cálculo numérico de derivadas.

O ajuste dos parâmetros das matrizes A e B é realizado minimizando a função objetivo

$$\text{obj} = (\dot{w} - Aw - Bv) (\dot{w} - Aw - Bv)^T \quad (7.7)$$

por meio do método da "região de confiança" (*trust region*) implementado no Scipy [93].

Nos experimentos conduzidos em regime transitório monofásico, o sistema foi submetido a variações na abertura da válvula *choke* ou na rotação da BCS em malha aberta. Para a maioria dos experimentos, observou-se que o sistema se estabilizou em aproximadamente 2 segundos. Considerando esse comportamento, o modelo dinâmico foi avaliado com um horizonte de previsão de 1 segundo, levando em conta o intervalo de tempo discreto entre as medições de 0,05 segundos.

As figuras 7.5 e 7.6 apresentam os resultados da previsão do modelo para os dados de ajuste e de teste em dois exemplos. À esquerda, são mostrados os valores de Δp , onde a linha vermelha representa o valor estimado de $\Delta p^{(ss)}$, que corresponde a uma entrada do SSM, e em preto é apresentada a previsão do modelo. De maneira semelhante, à direita de cada gráfico, são exibidos os valores de p_{out} .

Tanto para os dados de ajuste quanto para os dados de teste, a previsão do modelo dinâmico apresenta um sobressinal e um tempo de estabilização semelhantes ao comportamento do sistema. No entanto, observa-se um desvio na resposta temporal da pressão de saída e um erro em estado estacionário que está diretamente relacionado ao erro de previsão no modelo de estado estacionário (NLM).

A Figura 7.7 mostra a função de probabilidade acumulada dos erros na previsão de Δp e p_{out} para os conjuntos de dados de ajuste e teste, considerando um horizonte de previsão de um

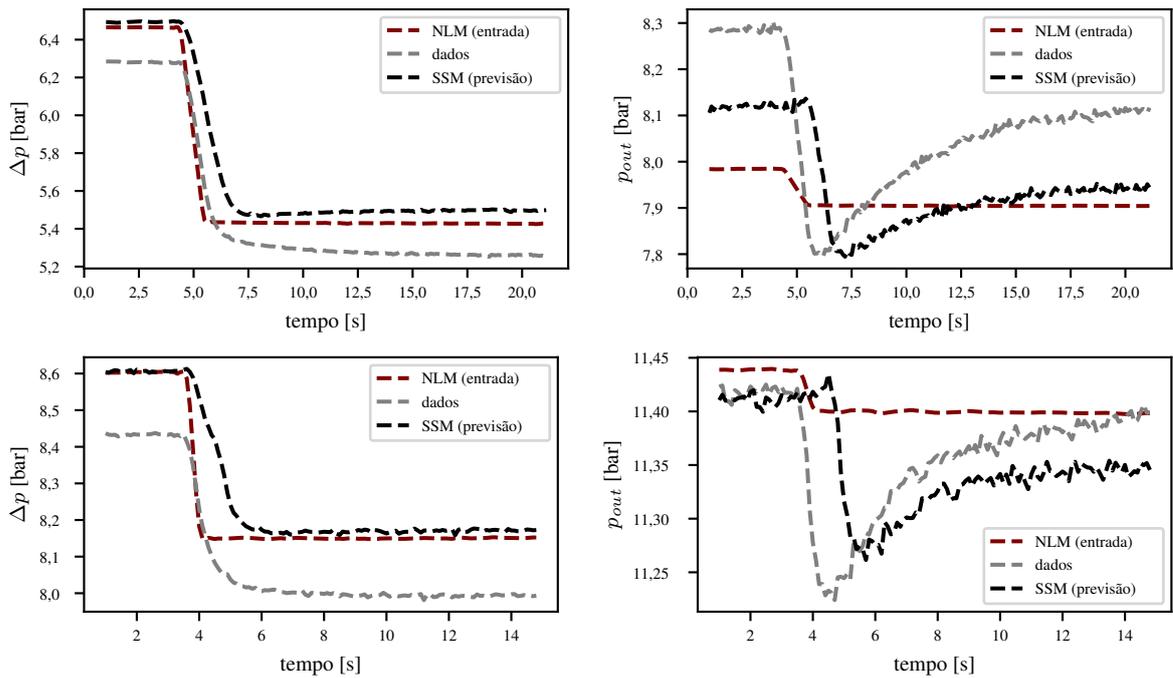


Figura 7.5: Ajuste do Modelo de Espaço de Estados (SSM) para a bomba P100.

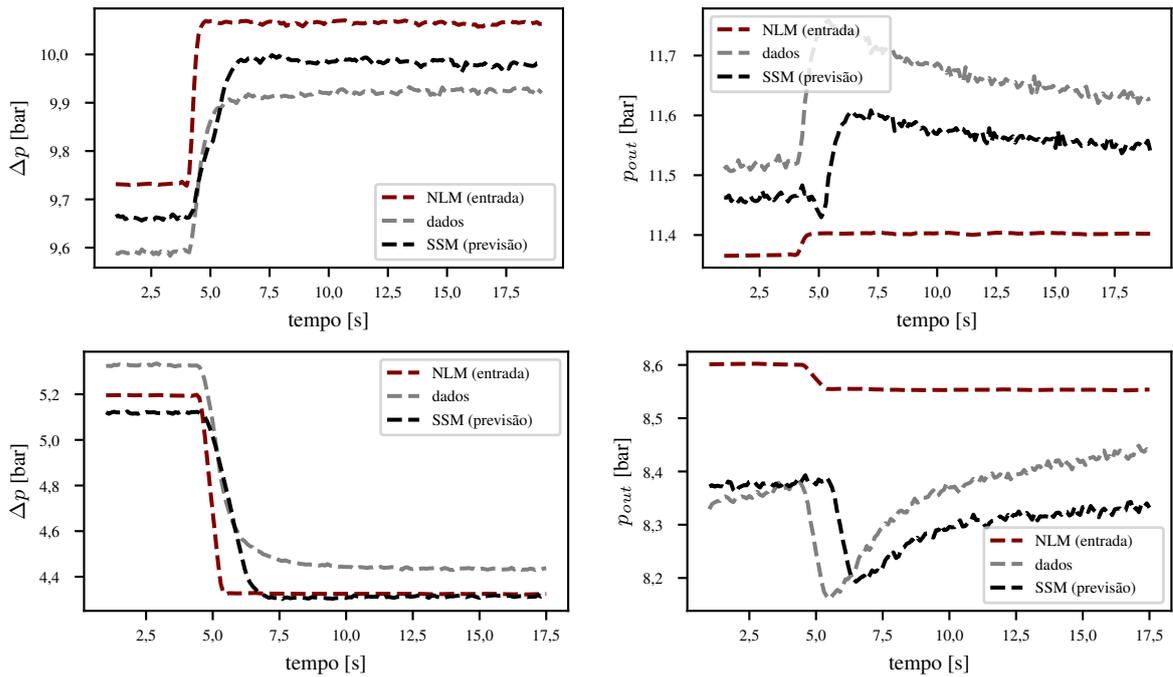


Figura 7.6: Teste do Modelo de Espaço de Estados (SSM) para a bomba P100.

segundo.

O modelo dinâmico apresenta erros abaixo de 4% em 80% dos dados avaliados para a previsão da pressão de saída p_{out} , tanto nos dados de teste quanto nos dados de ajuste. Da mesma forma, a previsão de Δp apresenta erros abaixo de 5% em ambos os conjuntos de dados avaliados (ajuste e teste).

A avaliação do modelo na bomba P100 sugere que o modelo proposto representa de maneira

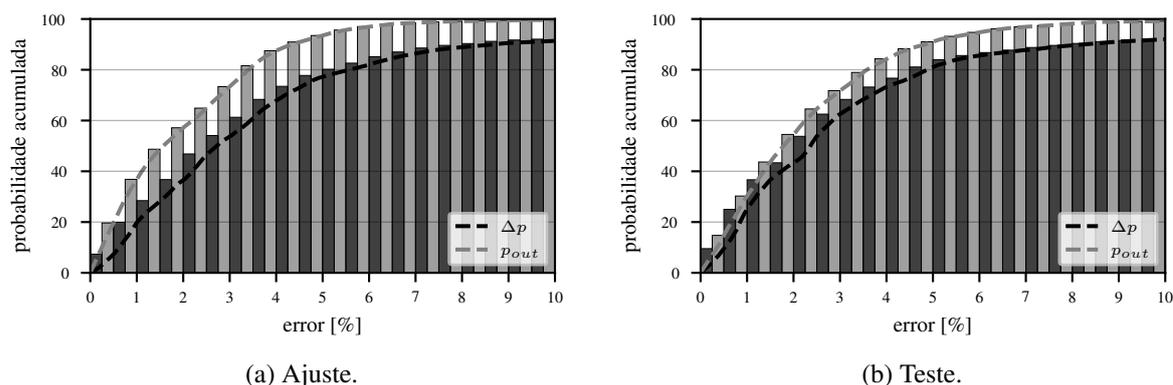


Figura 7.7: Probabilidade de erro acumulado para o modelo de Espaço de Estados (SSM) da bomba P100.

satisfatória o desempenho dinâmico do sistema em escoamento monofásico. Como resultado, o mesmo procedimento é aplicado para ajustar o modelo dinâmico da bomba P47, com o objetivo subsequente de testar na bancada experimental a abordagem de controle proposta (CATD) na bomba P47. No entanto, ao contrário do procedimento anterior de dividir os dados em conjuntos de teste e ajuste, neste caso, todos os dados do conjunto são utilizados para ajustar o modelo.

A Figura 7.8 apresenta os resultados do ajuste em termos da probabilidade acumulada de erro para as duas variáveis previstas pelo modelo. A pressão na saída da bomba p_{out} apresenta valores abaixo de 5% para 80% dos dados avaliados. Em relação ao ganho de pressão Δp , o erro para 80% dos dados avaliados está abaixo de 7%. Esses valores são ligeiramente maiores em comparação com o ajuste da bomba P100.

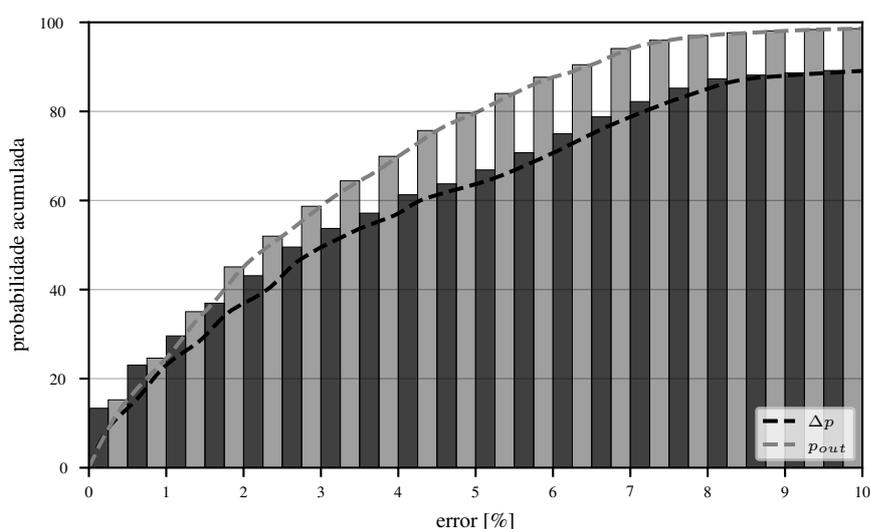


Figura 7.8: Probabilidade de erro acumulado para o modelo de Espaço de Estados (SSM) da bomba P47.

7.2 Identificação da Inversão Catastrófica de Fase (ICF) utilizando vibrações mecânicas

No Capítulo 6, Seção 6.1, é estudada a correlação entre a Inversão Catastrófica de Fase (ICF) e as vibrações mecânicas medidas na bomba, propondo-se um método para classificar os regimes de escoamento óleo-em-água e água-em-óleo. Nesta seção, realiza-se uma análise preliminar do comportamento das vibrações mecânicas no domínio da frequência quando ocorre a ICF nos experimentos bifásicos na bomba P100. Em seguida, são extraídos diferentes parâmetros do sinal de vibração e é analisada sua correlação com a potência adimensional por meio da correlação de Pearson. Finalmente, os parâmetros selecionados são implementados como características de uma regressão logística e os resultados da classificação são apresentados.

7.2.1 Análise no domínio da frequência

Análises iniciais de vibração foram realizadas utilizando a Transformada Rápida de Fourier (FFT) para todos os resultados das medições dos sensores apresentados nas Figuras 7.9 e 7.10.

A Figura 7.9 fornece uma visão geral da FFT para os acelerômetros uniaxiais (AC-02, AC-03, AC-04, AC-05), enquanto a Figura 7.10 mostra os resultados referentes à FFT dos acelerômetros triaxiais (AC-01 e AC-06). Esses sensores foram dispostos ao longo do sistema, numerados de 1 a 6, desde a entrada até a saída da bomba, conforme indicado na Figura 3.2. No eixo horizontal de cada sub-figura, temos a porcentagem de água (*wc - water cut*), enquanto o eixo vertical representa as frequências. A cor em cada gráfico representa a amplitude da aceleração χ para cada ponto. Assim, cada coluna de dados vertical corresponde a um valor de χ associado a uma proporção específica de água, variando de 0 a 1 kHz.

Para a análise dos experimentos nas Figuras 7.9 e 7.10, com base no processo de rotulagem apresentado na Seção 6.1.1, os pontos com proporção de água abaixo de 40,1% são considerados no regime de escoamento água em óleo (*a/o*), enquanto os pontos acima de 48,3% são considerados óleo em água (*o/a*).

O regime de escoamento *a/o* apresentou uma amplitude de vibração mais elevada do que o *o/a*. Nos sensores AC-02 e AC-03, localizados próximos à sucção da bomba, a mudança de amplitude é mais evidente em frequências abaixo de 400 Hz. Nos sensores AC-04 e AC-05, próximos à descarga da bomba, a faixa de frequência onde a mudança de amplitude é visível se amplia, sendo notável em frequências abaixo de 750 Hz.

Os sensores triaxiais (Figura 7.10) mostraram um comportamento semelhante aos sensores radiais no intervalo de frequência entre 0 e 1 kHz. As medições radiais de entrada AC-01X e AC-01Y apresentam mudanças de amplitude em frequências abaixo de 300 Hz. Os sensores radiais de saída apresentam mudanças em frequências abaixo de 750 Hz. No entanto, os sensores

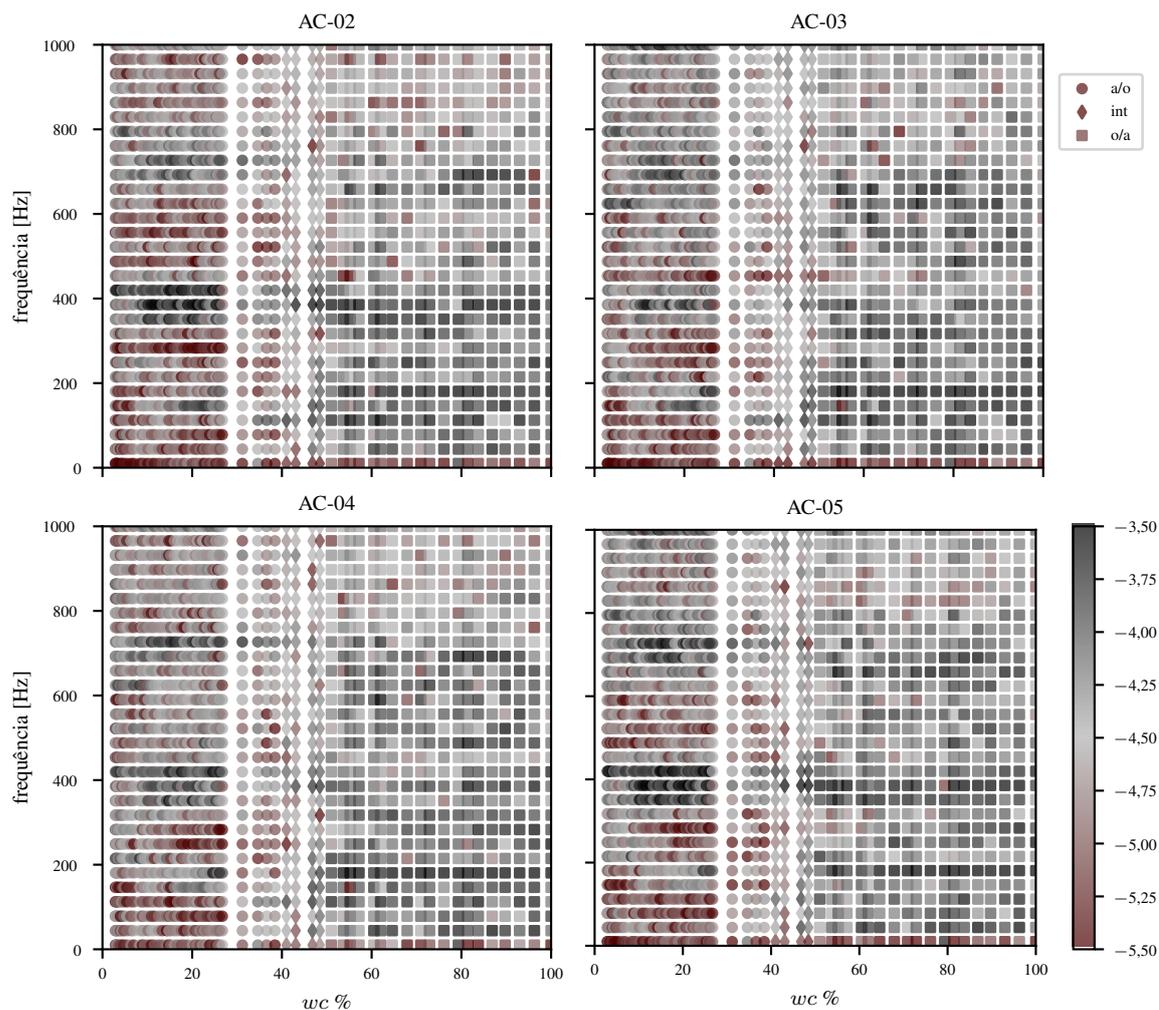


Figura 7.9: Aceleração de vibração em escala logarítmica (representada por cores) durante o experimento, realizado a uma frequência de rotação de 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de $16 \text{ m}^3/\text{s}$ nos sensores uniaxiais.

axiais não exibem mudanças de amplitude entre 500 e 1000 Hz.

Considerando as figuras 7.9 e 7.10, a faixa de frequência entre 0 e 750 Hz se mostra promissora para analisar os fenômenos da ICF na direção de vibração radial, com mudanças mais acentuadas entre 0 e 250 Hz. Em contrapartida, os sensores axiais não apresentam uma correlação significativa nessa faixa de frequência.

A Figura 7.11 ilustra a FFT no acelerômetro AC-04 para quatro testes com porcentagens de água diferentes, na faixa de frequência de 0 a 750 Hz. São apresentadas duas situações antes da inversão de fase, a 10,93% e 21,75%, e duas situações após a inversão de fase, a 55,51% e 72,90% de proporção de água. No eixo da esquerda, os dados estão em escala linear (em preto), e no eixo da direita, os mesmos dados são representados em escala logarítmica (em vermelho).

Para os dois primeiros espectros com porcentagens de água de 10,93% e 21,7% respectivamente, estão presentes harmônicos da rotação da BCS a 30 Hz. A amplitude máxima é apresentada no sétimo harmônico da velocidade de rotação da BCS ($7 \times \omega$). Isso corresponde à frequência de passagem das aletas dos impelidores da bomba, levando em conta que cada

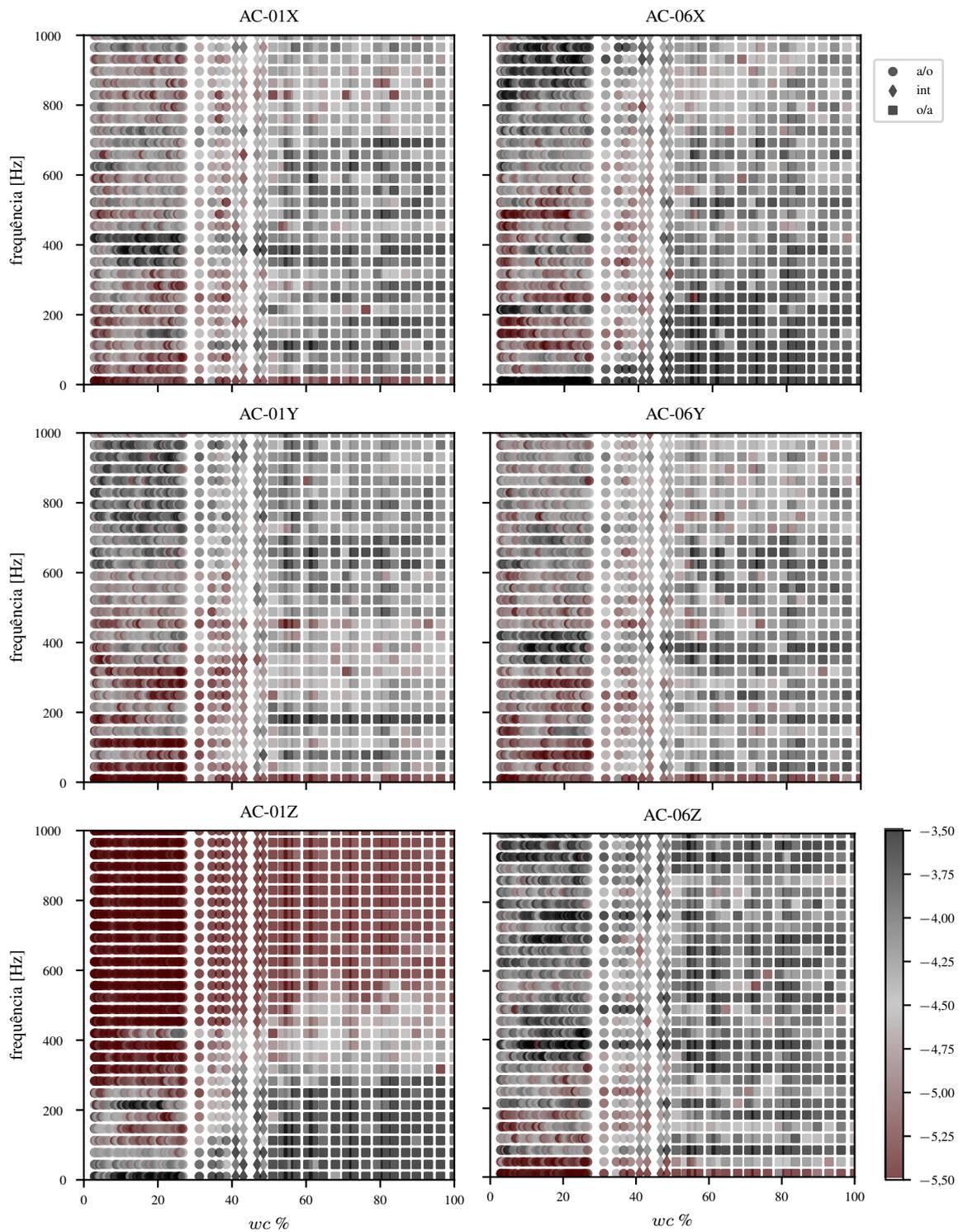


Figura 7.10: Aceleração de vibração em escala logarítmica (representada por cores) durante o experimento, realizado a uma frequência de rotação de 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de $16 \text{ m}^3/\text{s}$ nos sensores triaxiais.

impelidor da bomba possui sete aletas. Em escala logarítmica, é possível observar uma faixa de frequência entre 350-450 Hz com amplitudes mais significativas do que o restante do espectro.

Uma vez que a ICF ocorre a 55,21% e 72,90% de proporção de água, a amplitude na frequência de passagem da aletas diminui para menos da metade do valor inicial. Um aumento na

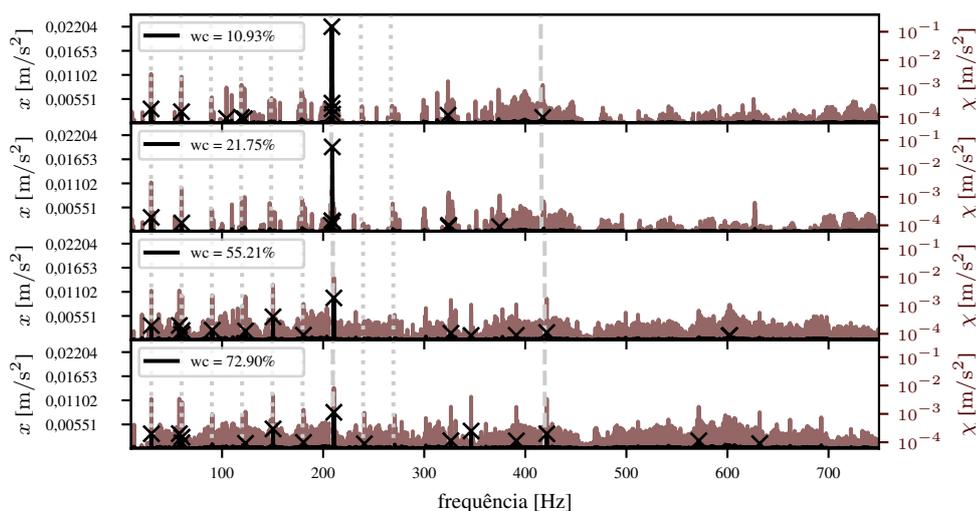


Figura 7.11: Aceleração de vibração no sensor AC-04 durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, uma viscosidade do fluido de 146 cP e uma vazão total de $16 \text{ m}^3/\text{s}$ em uma faixa de frequência entre 0 e 750 Hz.

amplitude da frequência é observável em toda a faixa espectral na escala logarítmica (Figura 7.11).

Por outro lado, a Figura 7.12 apresenta as variações da vibração mecânica para o sensor AC-04 em alta frequência, entre 1 e 5 kHz mostrando amplitudes semelhantes antes e depois da inversão de fase.

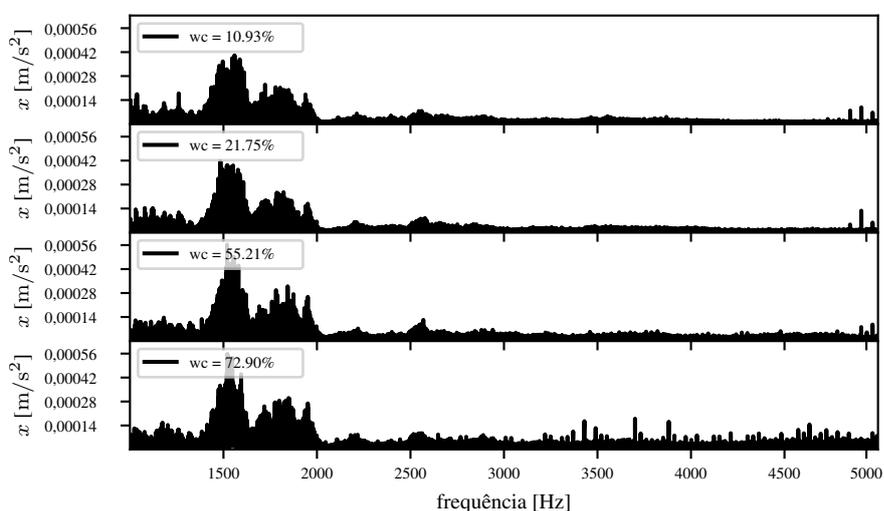


Figura 7.12: Aceleração de vibração no sensor AC-04 durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, uma viscosidade do fluido de 146 cP e uma vazão total de $16 \text{ m}^3/\text{s}$ em uma faixa de frequência entre 1000 e 5000 Hz.

De maneira semelhante é analisado o comportamento da vibração na direção axial. As Figuras 7.13 e 7.14 apresentam o comportamento do sensor AC-AZ1 nas faixas de frequência correspondentes a 0-750 Hz e 1-5 kHz, respectivamente. No caso da faixa de frequência abaixo de 400 Hz, observa-se um incremento de vibração na escala logarítmica (Figura 7.13), enquanto

que para altas frequências, as mudanças apresentam um comportamento diferente. A Figura 7.14 mostra os espectros correspondentes aos mesmos pontos analisados para o sensor AC-01Z entre 1 e 5 kHz, mostrando um comportamento oposto em relação à baixa frequência radial. A amplitude de vibração é maior para a/o do que para o/a.

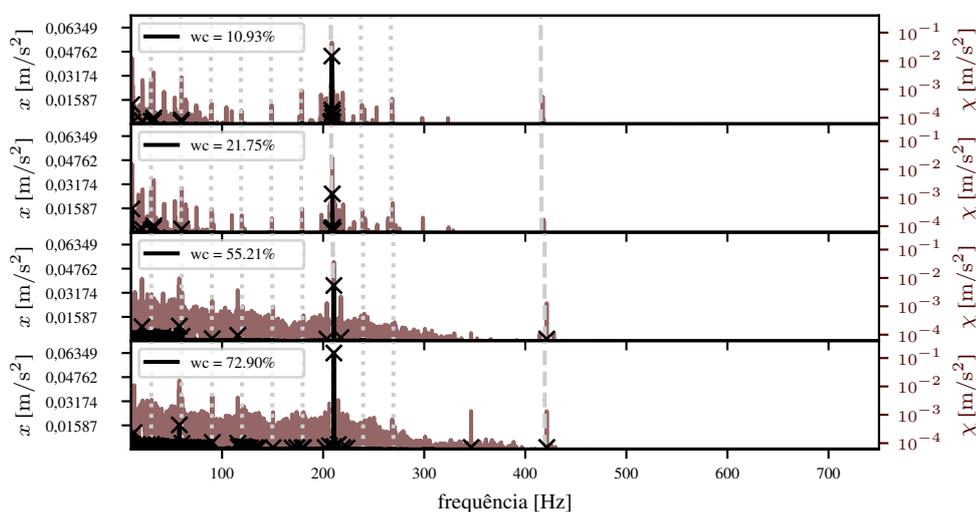


Figura 7.13: Aceleração de vibração no sensor AC-01Z durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de $16 \text{ m}^3/\text{s}$ em uma faixa de frequência entre 0 e 750 Hz.

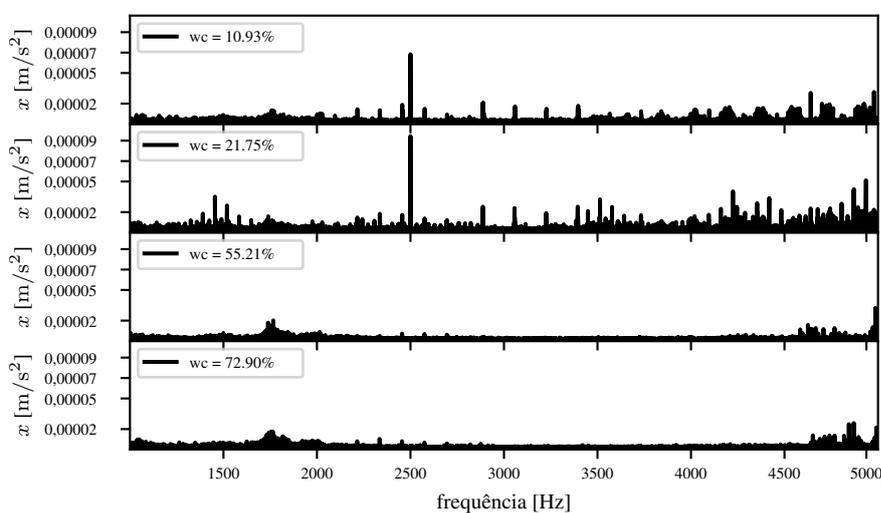


Figura 7.14: Aceleração de vibração no sensor AC-01Z durante o experimento realizado com a bomba operando a 30 Hz, viscosidade do fluido de 146 cP e vazão total de $16 \text{ m}^3/\text{s}$ em uma faixa de frequência entre 1000 e 5000 Hz.

7.2.2 Seleção de características

A primeira observação dos fenômenos da ICF permite perceber mudanças na faixa de frequência abaixo de 1 kHz para sensores radiais e acima de 1 kHz para sensores axiais. As faixas de frequência selecionadas para análises estatísticas estão apresentadas na Tabela 7.5. A faixa de frequência entre cinco e nove vezes a rotação da BCS considera a frequência de passagem de aletas.

Tabela 7.5: Faixas de frequência para extração de características.

	Faixa de frequência	Amplitude
Faixa completa	[0, 5] kHz	$\mathcal{X}_{\{1\}}$
Intervalos de 2 kHz	[0, 2] kHz	$\mathcal{X}_{\{2\}}$
	[2, 4] kHz	$\mathcal{X}_{\{3\}}$
Intervalos de 1 kHz	[0, 1] kHz	$\mathcal{X}_{\{4\}}$
	[1, 2] kHz	$\mathcal{X}_{\{5\}}$
	[2, 3] kHz	$\mathcal{X}_{\{6\}}$
	[3, 4] kHz	$\mathcal{X}_{\{7\}}$
Intervalos de 250 Hz	[4, 5] kHz	$\mathcal{X}_{\{8\}}$
	[0, 250] Hz	$\mathcal{X}_{\{9\}}$
	[250, 500] Hz	$\mathcal{X}_{\{10\}}$
	[500, 750] Hz	$\mathcal{X}_{\{11\}}$
Intervalo de 750 Hz	[750, 1000] Hz	$\mathcal{X}_{\{12\}}$
	[0, 750] Hz	$\mathcal{X}_{\{13\}}$
Intervalo de passagem de aletas	$[5 \times \omega, 9 \times \omega]$ Hz	$\mathcal{X}_{\{14\}}$

Todos os experimentos apresentados na Tabela 3.3 foram considerados na seleção das características. O procedimento descrito na Seção 3.2.2 é realizado com base em uma matriz \mathbf{S} composta por n linhas e m colunas e a matriz $\mathbf{\Pi}$ com n linhas. O valor de n corresponde aos pontos de todos os experimentos e o valor de m corresponde às correlações estatísticas consideradas (média, média geométrica, média harmônica e a raiz do valor quadrático médio (*Root Mean Square* - RMS)) avaliadas nos intervalos de frequência da Tabela 7.5.

As Tabelas 7.6 e 7.7 apresentam as características com a maior correlação de Pearson R com a potência adimensional para cada acelerômetro. Para todos os sensores, as características que apresentam a maior correlação de Pearson R com o adimensional de potência estão no intervalo de frequência entre 0 e 250 Hz ($\mathcal{X}_{\{9\}}$). Exceto para o sensor AC-06X, a correlação estatística mais relevante com a potência adimensional é a RMS ($\mathbb{R}(\mathcal{X}_{\{9\}})$), mesmo quando a direção da vibração é radial ou axial.

A Figura 7.15 apresenta a correlação de Pearson entre a potência adimensional e a RMS da vibração mecânica na faixa de frequência de 0 a 250 Hz. O sensor com um melhor coeficiente

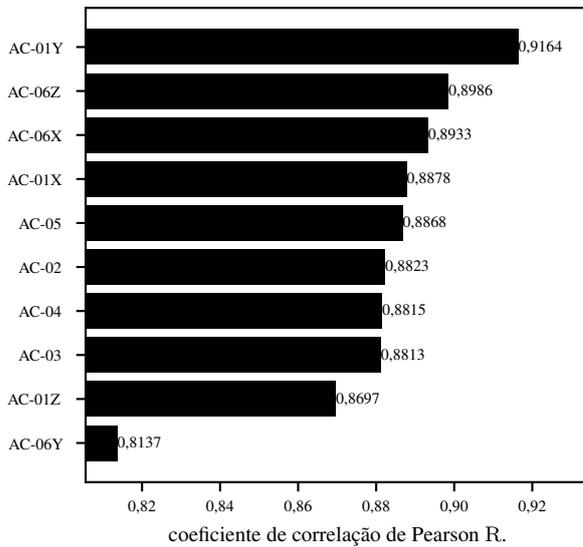
Tabela 7.6: Coeficiente de Pearson R para as características avaliadas entre 0 e 250 Hz nos sensores triaxiais.

	AC-01X	AC-01Y	AC-01Z	AC-06X	AC-06Y	AC-06Z
$\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$	0,8878	0,9164	0,8697	0,8933	0,8137	0,8986
$\bar{\chi}_{\{9\}}$	0,8855	0,9158	0,8695	0,8955	0,8103	0,8970
$\mathbb{G}(\chi_{\{9\}})$	0,8828	0,9152	0,8691	0,8977	0,8064	0,8953
$\mathbb{H}(\chi_{\{9\}})$	0,8799	0,9145	0,8683	0,8998	0,8017	0,8934

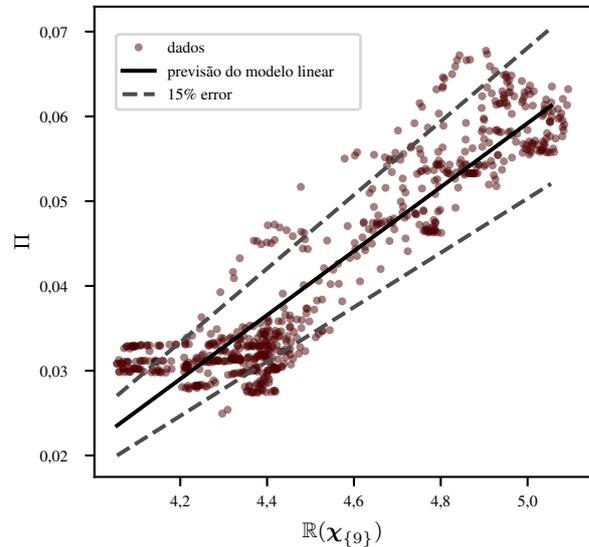
Tabela 7.7: Coeficiente de Pearson R para as características avaliadas entre 0 e 250 Hz nos sensores uniaxiais.

	AC-02	AC-03	AC-04	AC-05
$\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$	0,8823	0,8813	0,8815	0,8868
$\bar{\chi}_{\{9\}}$	0,8803	0,8786	0,8791	0,8848
$\mathbb{G}(\chi_{\{9\}})$	0,8781	0,8757	0,8762	0,8825
$\mathbb{H}(\chi_{\{9\}})$	0,8758	0,8724	0,8728	0,8795

R é o AC-01Y, um sensor radial na entrada da bomba, seguido pelo sensor axial na descarga da bomba AC-06Z (Figura 7.15a). Portanto, a melhor correlação R parece não ser influenciada pela posição do sensor.



(a) Coeficiente de Pearson para cada sensor .



(b) Regressão linear de II em função de $\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$ o sensor AC-01Y.

Figura 7.15: Correlação de Pearson entre a Raiz do Valor Quadrático Médio (RMS) da Transformada Rápida de Fourier (FFT) da aceleração da vibração na faixa de 0-250 Hz e a potência adimensional.

A Figura 7.15b mostra os resultados da regressão linear de II em função de $\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$ ajustada pelo método dos mínimos quadrados [110]. O valor de p -value [110] é numericamente zero,

indicando que Π está altamente correlacionado com $\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$.

A maioria dos dados está dentro de 15% de erro percentual, com alguns valores chegando até 36% de erro percentual. O valor do coeficiente de determinação R^2 [110] é 0,84, indicando que cerca de 84% da variância de $\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$ é explicada pela variância de Π . Portanto, a consideração de variáveis adicionais poderia melhorar a previsão.

A Figura 7.16 apresenta os experimentos ordenados pela velocidade de rotação ω da BCS no eixo vertical e pela RMS da vibração no intervalo de frequência entre 0 e 250 Hz no eixo horizontal. A primeira observação detalhada da medição de $\mathbb{R}(\chi_9)$ para o sensor AC-01Y mostra que, efetivamente, os pontos relacionados a um baixo nível de RMS correspondem a uma emulsão o/a. Os pontos com um alto RMS correspondem a uma emulsão a/o. Experimentos com a mesma rotação ω mostram um limite de segregação entre o/a e a/o. Portanto, as características selecionadas são

$$\hat{s}_j = \begin{bmatrix} \mathbb{R}(\chi_{\{9\}})_1 & \omega_1 \\ \vdots & \vdots \\ \mathbb{R}(\chi_{\{9\}})_i & \omega_i \\ \vdots & \vdots \\ \mathbb{R}(\chi_{\{9\}})_n & \omega_n \end{bmatrix}. \quad (7.8)$$

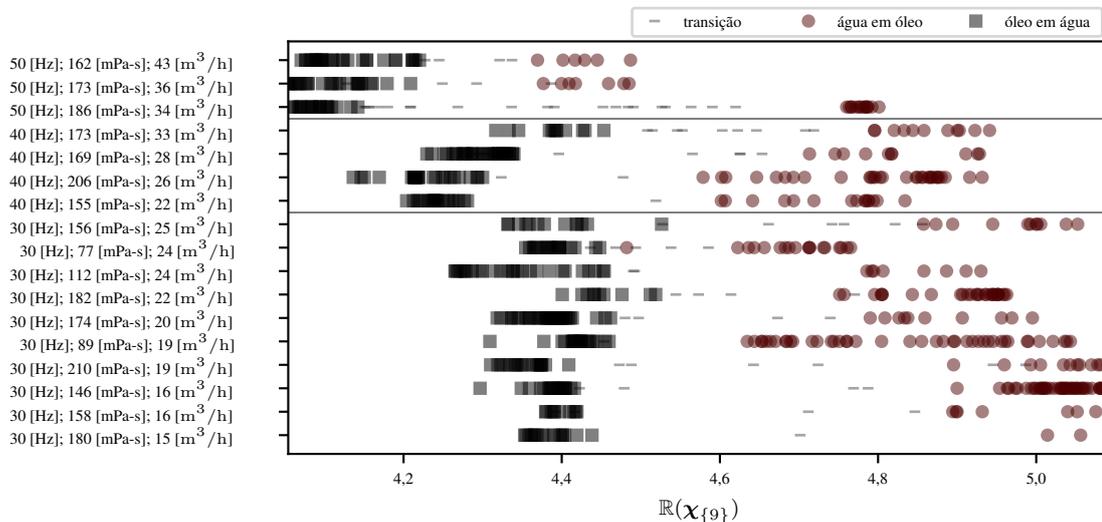


Figura 7.16: Raiz do valor quadrático médio (RMS) da Transformada Rápida de Fourier (FFT) na faixa de 0-250 Hz para o sensor AC-01Y.

7.2.3 Determinação do limite

O limite entre o/a e a/o é determinado usando regressão logística para classificação, conforme apresentado na Seção 6.1.3. Uma porção de 10% dos dados, selecionada aleatoriamente

pelo gerador de números aleatórios da biblioteca de Python NumPy [109] é usada para ajustar a função sigmoide, enquanto os 90% restantes são usados para verificar se o limite foi calculado corretamente. O critério de avaliação é um definido como uma pontuação (*score*) na classificação e corresponde ao número de pontos experimentais classificados corretamente dividido pelo número total de pontos avaliados. As tabelas 7.8 e 7.9 apresentam o *score* para cada sensor.

Tabela 7.8: *Score* de classificação para os sensores triaxiais.

	AC-01X	AC-01Y	AC-01Z	AC-06X	AC-06Y	AC-06Z
teste	98,61	99,31	96,53	96,71	95,67	98,79
ajuste	100,00	100,00	96,88	96,88	98,44	100,00

Tabela 7.9: *Score* de classificação para os sensores uniaxiais.

	AC-02	AC-03	AC-04	AC-05
teste	98,96	98,96	99,31	98,96
ajuste	100,00	100,00	100,00	100,00

O processo de ajuste não segregou completamente os dados de ajuste nos sensores AC-01Z, AC-06X e AC-06Y, resultando em um *score* inferior a 100%. Todos os sensores uniaxiais (AC-02, AC-03, AC-04 e AC-05) tiveram bom desempenho no processo de ajuste e teste, e os sensores com o melhor desempenho nos testes são AC-01Y e AC-04.

A Figura 7.17 apresenta a regressão logística para o sensor AC-04, com $\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$ no eixo horizontal e a probabilidade ℓ no eixo vertical para rotações da bomba de 30, 40 e 50 Hz, com 0 representando o/a e 1 representando a/o. O processo de ajuste foi capaz de ajustar todos os dados. Como esperado, para cada rotação da BCS, todos os dados de ajuste foram classificados corretamente. No teste a 30 Hz, dois pontos da classe a/o foram classificados incorretamente, e a 40 Hz, dois pontos da classe o/a foram classificados incorretamente.

A Figura 7.18 mostra o limite entre o/a e a/o determinado pela função logística para cada sensor instalado. Os eixos correspondem às características que permitem a segregação dos pontos, com $\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$ no eixo vertical e ω no eixo horizontal. Cada linha da Figura 7.18 separa os dados em o/a (lado esquerdo) ou emulsão a/o (lado direito) de acordo com o respectivo sensor. Por exemplo, considerando o sensor AC-04, um ponto marcado com “x” localizado em 45 de $\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$ e 4 Hz para ω é uma emulsão o/a.

Os sensores AC-01Z e AC-06X mostraram uma inclinação consideravelmente diferente dos demais (Figura 7.23). Esses sensores não ajustaram todos os dados de ajuste a 100% e obtiveram o menor *score* nos testes. Os demais sensores apresentam uma inclinação semelhante, com um

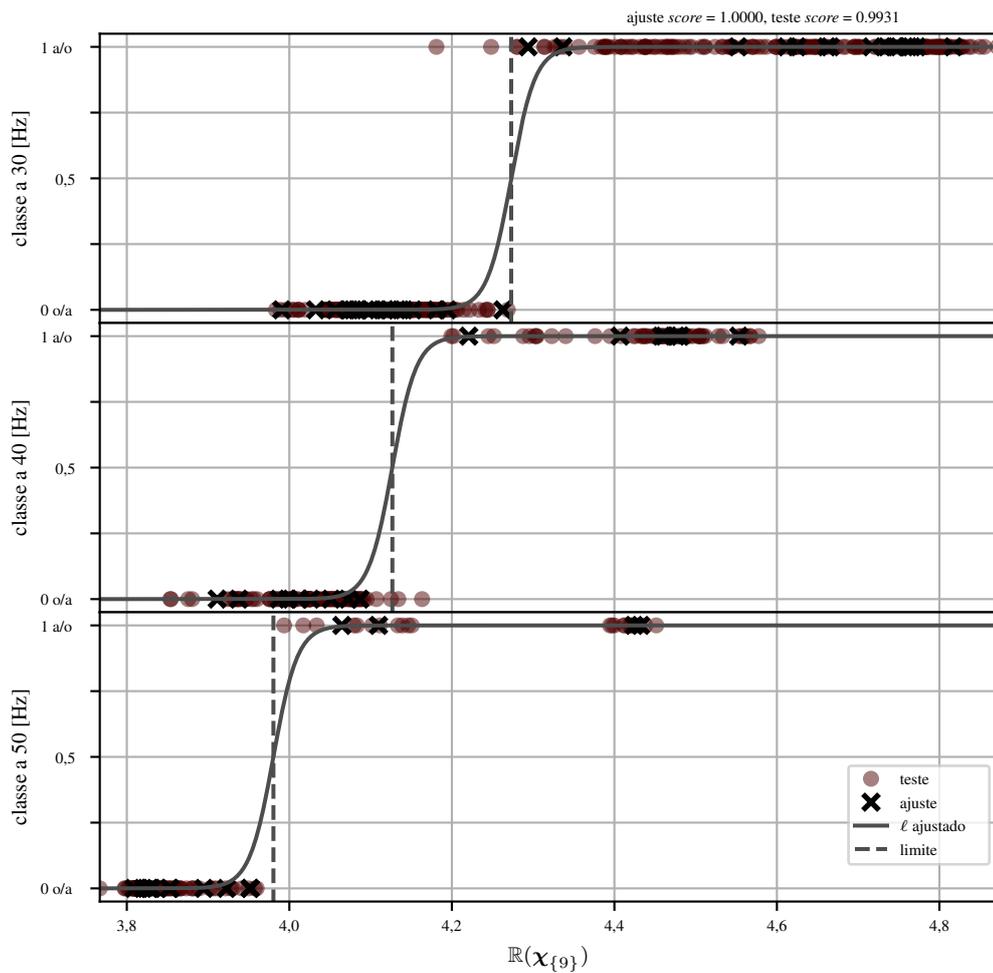


Figura 7.17: Regressão logística para o sensor AC-04 para a classificação dos regimes de escoamento entre óleo-em-água (o/a) e água-em-óleo (a/o).

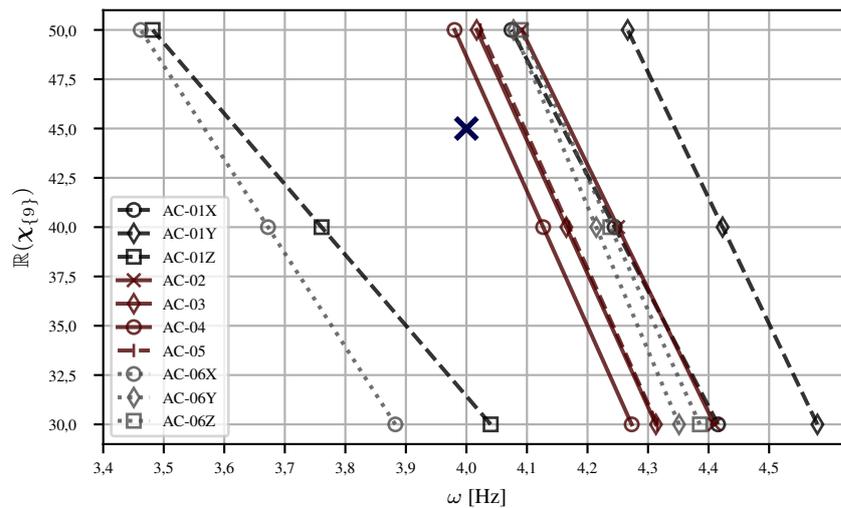


Figura 7.18: Limite entre água-em-óleo (a/o) e óleo-em-água (o/a) para cada sensor instalado considerando como características para a classificação o valor da raiz meia quadrática da aceleração da vibração entre 0 e 250 Hz ($\mathbb{R}(x_{9})$) e a rotação da BCS (ω).

deslocamento no eixo horizontal para o AC-01Y. Considerando a configuração experimental correspondente e todos os sensores uniaxiais, o limite entre a/o e o/a está entre 4 e 4,4 RMS da FFT da aceleração da vibração para o intervalo de frequência entre 0 e 250 Hz para rotações entre 40 e 50 Hz no caso da bomba P100. A Figura 7.19 apresenta a classificação realizada usando os dados obtidos do sensor AC-04 para o ajuste e o teste.

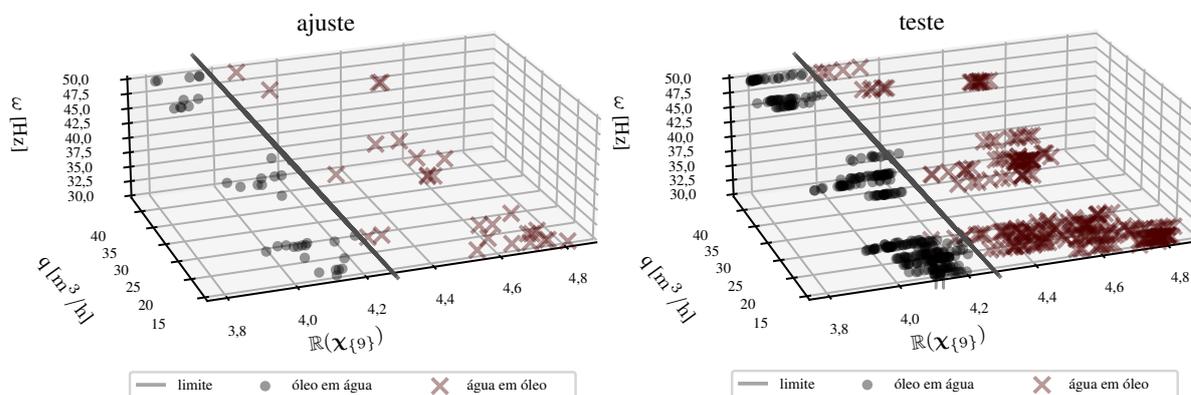


Figura 7.19: Classificação dos dados baseada no sinal de vibração do sensor AC-04 considerando como características para a classificação o valor da raiz meia quadrática da aceleração da vibração entre 0 e 250 Hz ($\mathbb{R}(\chi_{\{9\}})$) e a rotação da BCS (ω).

7.3 Estimativa de viscosidade e massa específica utilizando vibração mecânicas e redes neurais

A Inversão Catastrófica de Fase (ICF) é caracterizada por variações consideráveis no nível de vibração. Durante o processo de ICF, ocorrem mudanças significativas nas propriedades de transporte do fluido, incluindo a massa específica e a viscosidade. Como mencionado anteriormente, existe uma correlação entre a variação da viscosidade do fluido e os níveis de vibração. Portanto, é viável empregar um modelo de previsão das propriedades do fluido com base nas medições dos sinais de vibração. O modelo proposto é uma Rede Neural Artificial (ANN), conforme apresentado na Seção 6.2.

A abordagem proposta de CATD considera que a operação da BCS com emulsão é essencialmente igual à operação da BCS operando com um fluido monofásico Newtoniano, sempre que seja possível estimar a viscosidade efetiva μ_e e a massa específica ρ_e da emulsão. No caso de um fluido monofásico as propriedades de transporte podem se aproximar como uma função polinômica da temperatura, mas quando se tem emulsão essas propriedades variam em função da fração de água e o regime de escoamento. Nesta seção, são apresentados os resultados correspondentes à seleção da arquitetura, ajuste do modelo e treinamento da ANN proposta tanto para a bomba operando em escoamento monofásico e em escoamento bifásico. Para os experimentos conduzidos em escoamento monofásico, a massa específica e a viscosidade de

referência são calculadas à temperatura de entrada da BCS. Já para os experimentos bifásicos, essas propriedades são determinadas pelo procedimento detalhado na Seção 6.2.5. A seguir, são apresentados dois modelos para prever as propriedades do fluido: um ajustado apenas com dados de escoamento monofásico em regime estacionário, e outro que incorpora dados tanto de escoamento monofásico quanto bifásico em regime estacionário.

7.3.1 Escoamento monofásico

Otimização dos Hiperparâmetros da Rede Neural Artificial (ANN)

O processo de otimização dos hiperparâmetros da ANN, conforme detalhado na Seção 6.2.3, envolveu um total de 1641 iterações. O algoritmo alcançou o melhor valor do Erro Quadrático Médio (*Mean Square Error* - MSE) na 714ª iteração, obtendo um valor de 0,241. O progresso da otimização em cada iteração é ilustrado na Figura 7.20.

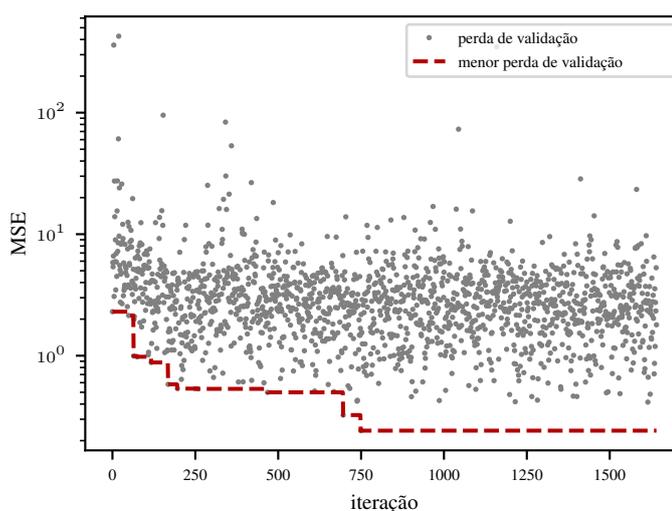


Figura 7.20: Evolução do Valor Médio Quadrático (*Mean Square Error*-MSE) durante as iterações do processo de otimização de hiperparâmetros em escoamento monofásico.

A Figura 7.21 oferece uma perspectiva sobre a disposição dos neurônios que consistentemente levaram a valores de MSE abaixo de 1,0 para o conjunto de dados de validação. A iteração ótima indicou uma arquitetura composta por quatro camadas ocultas. As duas camadas iniciais poderiam conter entre 20 e 50 neurônios, enquanto as duas camadas subsequentes poderiam ter neurônios variando de 30 a 50.

A disposição das funções de ativação das camadas ocultas que alcançaram valores de MSE abaixo de 1,0 no conjunto de dados de validação é apresentada na Figura 7.22. Em todas as iterações, foi omitida a função de ativação linear para a camada inicial e se evitou o uso de reLU na segunda camada. A tendência da quarta camada foi adotar a função de ativação softmax.

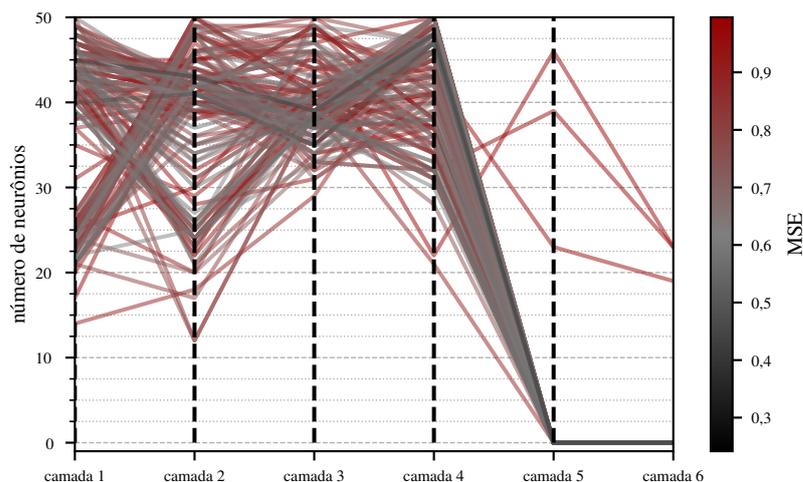


Figura 7.21: Distribuição de neurônios nas camadas nas iterações com MSE menor que 1,0 em escoamento monofásico.

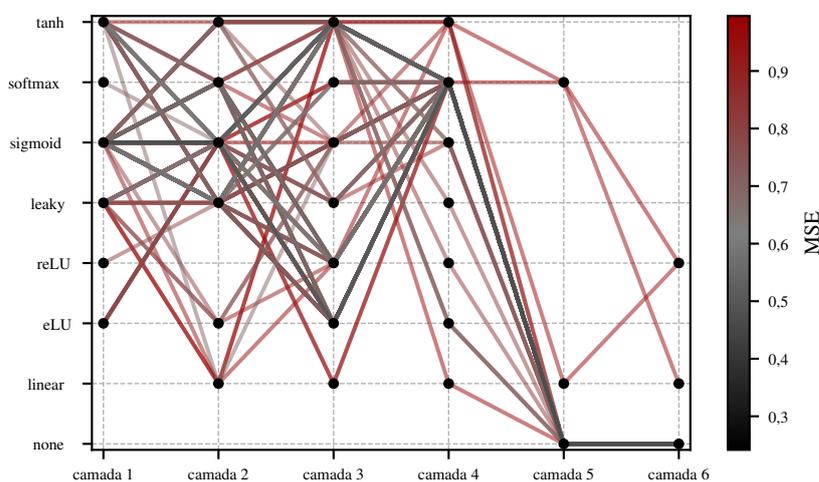


Figura 7.22: Função de ativação nas camadas nas iterações com MSE menor que 1,0 em escoamento monofásico.

A primeira camada oculta evita a função de ativação linear devido ao processamento inicial do conjunto de dados. Por outro lado, a última camada tende a classificar as saídas correlacionadas com cada variável de saída.

A arquitetura da ANN que apresenta o menor MSE na previsão dos dados de validação é composta por quatro camadas ocultas, cada uma com um número específico de neurônios: 45, 43, 39 e 48, respectivamente. As funções de ativação correspondentes são sigmoid, sigmoid, eLU e softmax. Portanto, essa arquitetura foi selecionada para a previsão das propriedades de transporte do fluido em escoamento monofásico.

Ajuste do modelo

Os resultados são analisados com base no erro de previsão e , que é calculado como a diferença absoluta entre os valores previstos e reais. A Figura 7.23 ilustra a distribuição cumulativa

dos erros de previsão, demonstrando resultados semelhantes para o erro de previsão nos conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e de teste.

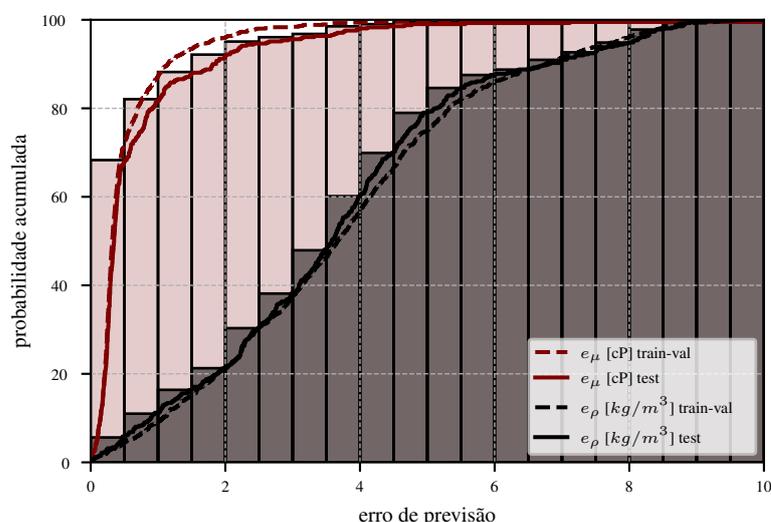


Figura 7.23: Distribuição cumulativa dos erros de previsão da viscosidade (e_μ) e a massa específica (e_ρ) para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento monofásico.

No que diz respeito à previsão da viscosidade (μ), aproximadamente 80% dos dados apresentam erros menores que 1 cP, e quase 100% dos dados exibem erros inferiores a 3 cP tanto nos conjuntos de dados de treinamento-validação quanto nos dados de teste. No caso da previsão da massa específica (ρ), cerca de 80% dos dados possuem erros abaixo de 5,5 kg/m³, e quase 100% dos dados têm erros inferiores a 8,5 kg/m³ tanto nos conjuntos de treinamento-validação quanto nos dados de teste.

A Figura 7.24 apresenta as previsões do modelo para viscosidade e massa específica. Essas visualizações oferecem uma visão abrangente do desempenho do modelo ao capturar e prever as variáveis-alvo.

O coeficiente de determinação (R^2) é um indicador crucial do desempenho de um modelo de regressão. No caso do conjunto de testes, a previsão para μ resulta em um valor de R^2 de aproximadamente 0,9967. Comparativamente, um estudo realizado por Ghorbani, Ziabasharhagh e Amidpour [111] que prevê a viscosidade do petróleo usando ANN com base em variáveis monitoradas no poço obteve um R^2 de 0,9600. Quando consideramos o Erro Percentual Médio Absoluto (MAPE) para a previsão da viscosidade dado por

$$\text{MAPE} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left| \frac{\mu_i - \mu_{pred_i}}{\mu_i} \right| \quad (7.9)$$

no conjunto de testes, obtém-se um MAPE de 0,1483. Esse desempenho é favorável em relação a estudos similares que utilizam redes neurais para prever a viscosidade de líquidos, onde os valores de MAPE geralmente variam de 0,5315 a 0,6423 [112].

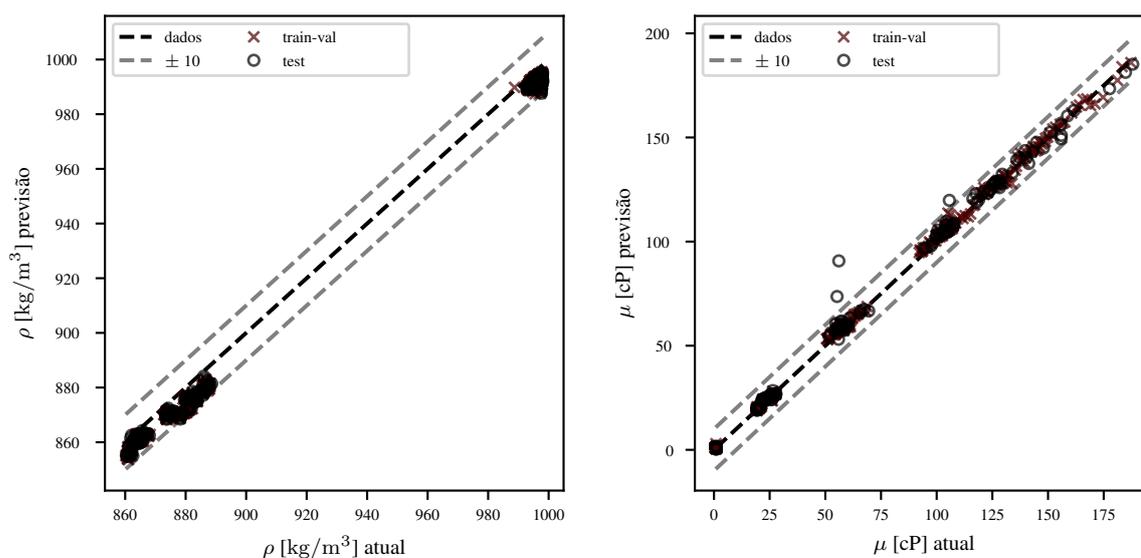


Figura 7.24: Previsão da viscosidade μ e a massa específica ρ para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento monofásico.

Para a previsão de ρ , o estudo atual alcança um valor de R^2 de 0,9944 no conjunto de testes, juntamente com valores de MAPE de 0,0047. Esses resultados destacam a capacidade consistente do modelo em prever dados não observados no processo de treinamento.

7.3.2 Escoamento bifásico e monofásico

Otimização dos Hiperparâmetros da Rede Neural Artificial (ANN)

O processo de otimização dos hiperparâmetros da ANN segue uma abordagem semelhante à utilizada para o escoamento monofásico, conforme descrito detalhadamente na Seção 6.2.3. Foram realizadas 8541 iterações no total, com o algoritmo atingindo o melhor valor do Erro Quadrático Médio (*Mean Square Error* - MSE) na 7141^a iteração, resultando em um valor de 2,102.

Na iteração ótima, a arquitetura da rede é composta por quatro camadas ocultas, cada uma contendo 50, 42, 42 e 46 neurônios, respectivamente. As funções de ativação nessa arquitetura são reLU, eLU, softmax e eLU. A configuração selecionada corresponde a essa estrutura.

Ajuste do modelo

Os resultados são avaliados considerando o erro de previsão e , o qual é determinado como a diferença absoluta entre os valores previstos e os valores reais. A Figura 7.25 representa a distribuição acumulativa dos erros de previsão, revelando resultados similares para o erro de previsão nos conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test).

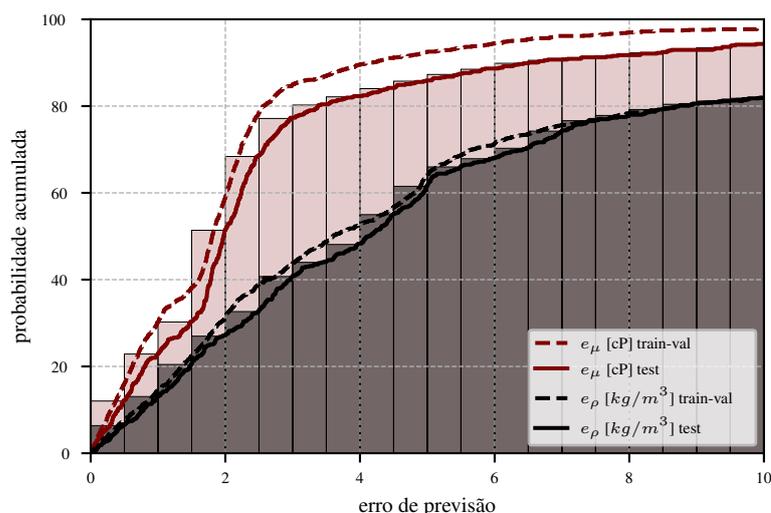


Figura 7.25: Distribuição cumulativa dos erros de previsão da viscosidade (e_μ) e a massa específica (e_ρ) para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento bifásico.

No que se refere à previsão da viscosidade (μ), cerca de 80% dos dados apresentam erros inferiores a 3,5 cP no conjunto de dados de teste e 2,5 cP no conjunto de dados de treinamento-validação. Em relação à previsão da massa específica (ρ), aproximadamente 80% dos dados exibem erros abaixo de 8,5 kg/m³ tanto nos conjuntos de treinamento-validação quanto nos conjuntos de teste. Contudo, para a viscosidade, há uma discrepância entre os valores no treinamento-validação e no teste.

A representação visual das previsões do modelo para viscosidade e massa específica está apresentada na Figura 7.26. Em ambos os casos, nota-se uma correlação entre os dados previstos e o grupo atual com coeficientes de Pearson R acima de 0,986. No entanto, para o caso da massa específica, é observado um maior erro na região intermediária do intervalo de previsão, isto é, na faixa entre 900 e 960 kg/m³. Quanto à viscosidade, o modelo apresenta bom desempenho, mas há consideráveis *outliers* (valores atípicos) que podem resultar em previsões com erros significativos.

Para a previsão da massa específica (ρ) em escoamento bifásico, o modelo alcança um valor de R^2 de 0,983 no conjunto de testes, acompanhado por valores de MAPE de 0,67. Contrastando com os dados de previsão do modelo monofásico, que possui um MAPE de 0,0047, observamos que, embora o valor seja superior, ainda está abaixo de 1%, sendo considerado um desempenho notável. Por outro lado, o coeficiente de determinação em escoamento monofásico é de 0,9944, ambos próximos de 1. Portanto, o desempenho bifásico é ligeiramente inferior, mantendo-se dentro de margens aceitáveis.

O coeficiente de determinação R^2 na previsão da viscosidade no conjunto de dados de teste apresenta um valor de 0,997, demonstrando que, apesar da presença de valores atípicos, o modelo exibe uma correlação bastante robusta na previsão de dados desconhecidos. Essa conclusão é corroborada pelo valor da correlação de Pearson R para o conjunto de dados de teste, o qual alcança 0,992. No entanto, o valor do MAPE é de 97,12%, relacionado a valores atípicos

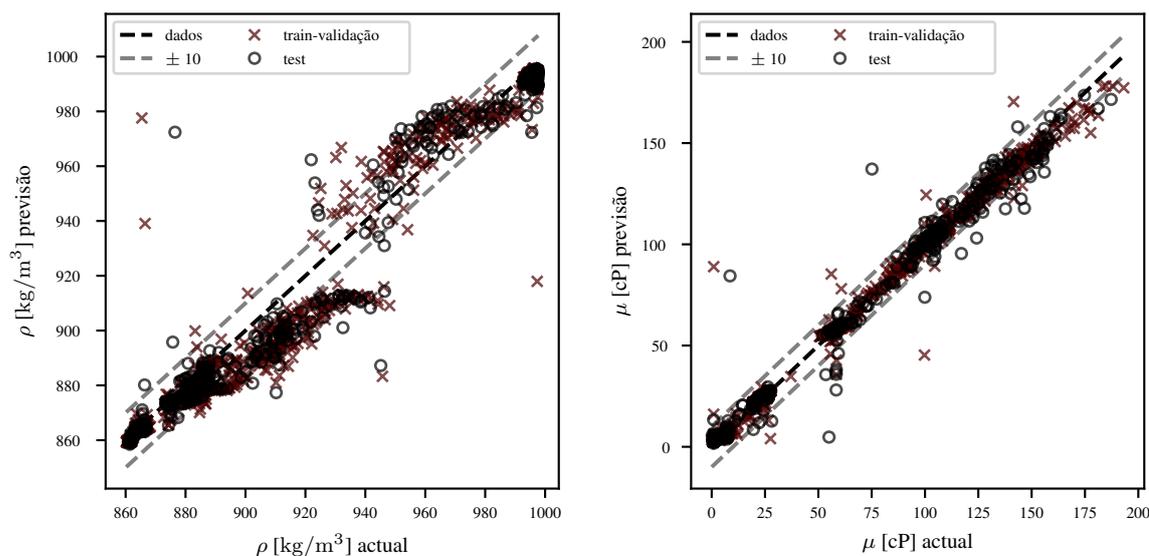


Figura 7.26: Previsão de viscosidade μ e a massa específica ρ para os conjuntos de dados de treinamento-validação (train-val) e teste (test) em escoamento bifásico.

que estão consideravelmente distantes da faixa de previsão. Como evidenciado na Figura 7.26, onde 80% dos dados apresentam erros abaixo de 3,5 cP, esses valores atípicos não impactam significativamente o desempenho global do modelo na aplicação requerida.

7.4 Testes do controlador mediante simulações computacionais

O processo de desenvolvimento tecnológico de um produto é delineado pela identificação de uma necessidade, a formulação de um plano de ação que inclui uma pesquisa dos métodos acadêmicos e abordagens industriais relevantes. Após um desenvolvimento teórico, o processo do projeto indica que o próximo passo é realizar testes em um ambiente simulado para avaliar se o produto mostra um desempenho aceitável, o que viabilizaria a transição para testes experimentais. Nesta seção, apresentaremos os resultados da implementação do controlador em simulações computacionais.

7.4.1 Identificação dos pontos de operação do sistema

Com o objetivo de testar o controlador, é necessário ter um modelo da planta. Para esse fim, foram escolhidos 50% dos experimentos em regime transitório apresentados na Seção 3.2.3. Devido ao caráter não linear do sistema, foram separados diferentes pontos de operação, considerando pelo menos duas variações da válvula *choke* e duas variações na rotação da BCS. Cada

ponto de operação é identificado mediante o método N4SID [113], caracterizado pelas equações apresentadas a seguir:

$$\varpi_{i+1} = A_{\kappa} \hat{v}_i + B_{\kappa} \varpi_i + \kappa \hat{w}_i, \quad (7.10)$$

$$\hat{w}_{i+1} = C_{\kappa} \varpi_{i+1}, \quad (7.11)$$

onde, A_{κ} , B_{κ} , C_{κ} e κ são as matrizes características de um sistema de espaço de estados do filtro de Kalman, sendo A_{κ} , B_{κ} , e C_{κ} pertencentes ao conjunto dos números reais, representando as matrizes de transição de estado, de entrada e de saída, respectivamente. A matriz κ também pertence aos números reais e representa o ganho de previsão de Kalman [113, 114].

O subíndice i indica a i -ésima iteração do sistema, onde os vetores \hat{v} , \hat{w} e ϖ representam os vetores de entrada, saída e estados do sistema. O vetor de estados corresponde a um vetor de quarta ordem, no qual o elemento inicial é zero. Os vetores de saída e entrada são apresentados a seguir:

$$\hat{v} = \begin{bmatrix} y \\ \omega \\ \mu \end{bmatrix} \quad (7.12)$$

$$\hat{w} = \begin{bmatrix} p_{in} \\ p_{out} \\ q \end{bmatrix} \quad (7.13)$$

No total, foram realizados experimentos em 52 pontos de operação com escoamento monofásico e 318 pontos de operação com escoamento bifásico líquido-líquido. As Figuras 7.27 e 7.28 ilustram exemplos de pontos de operação modelados para os casos de escoamento monofásico e bifásico, respectivamente.

As previsões apresentadas nas Figuras 7.27 e 7.28 foram calculadas considerando um horizonte de previsão que corresponde ao intervalo total de tempo dos dados de medição. Ou seja, o modelo foi usado para prever o comportamento do sistema ao longo de todo o período de tempo coberto pelos dados de medição.

Para seleccionar adequadamente os pontos de operação, avaliou-se a qualidade das previsões. Excluíram-se os pontos em que o coeficiente de determinação R^2 entre os dados experimentais e as previsões do modelo, com o horizonte de previsão cobrindo todo o período de medição, fosse inferior a 0,8.

O objetivo da identificação do sistema em diferentes pontos de operação é obter um modelo da planta que represente o comportamento dinâmico do sistema, permitindo testar o controlador em um ambiente de simulação confiável. Portanto, escolheu-se como critério robusto a seleção de pontos onde o sistema identificado pudesse prever com precisão o comportamento da planta. Considerando que a previsão da dinâmica é feita conhecendo apenas o ponto inicial e a variação

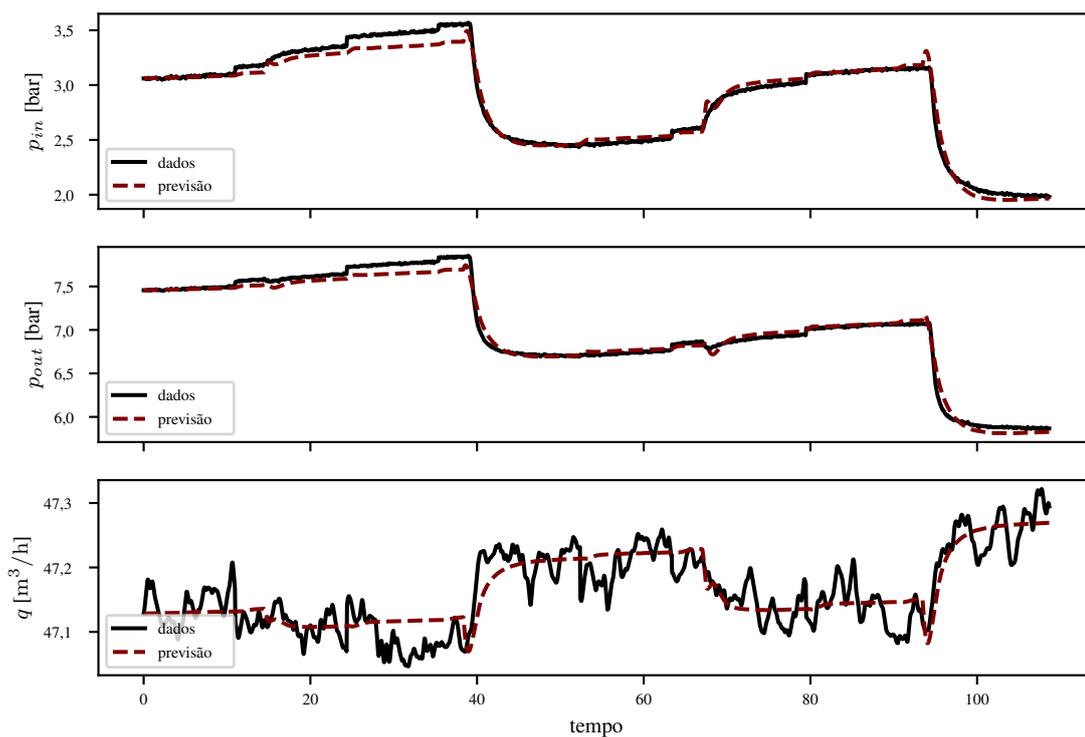


Figura 7.27: Ajuste do sistema no regime monofásico com uma viscosidade média de 218 cP e um coeficiente de determinação R^2 de 0,992.

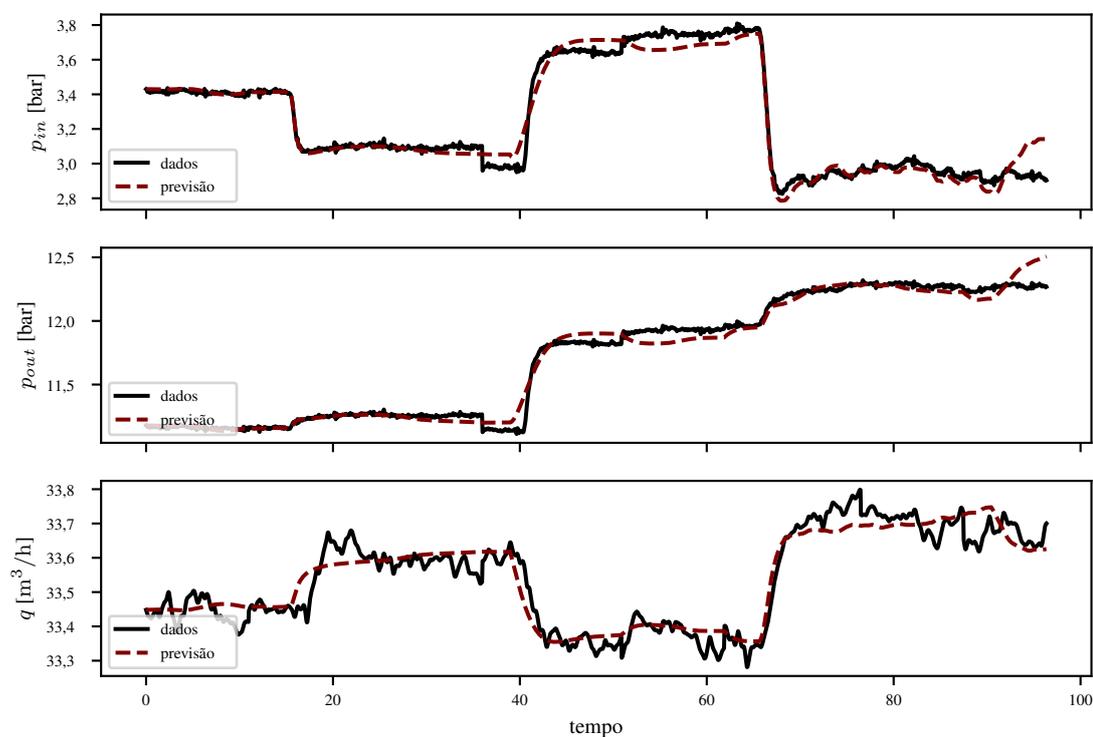


Figura 7.28: Ajuste do sistema no regime bifásico com uma viscosidade média de 62 cP, uma fração de água médio de 51,47 e um coeficiente de determinação R^2 de 0,992.

das Variáveis Manipuladas (MV), os pontos de operação identificados com R^2 acima de 0,8 representam de maneira muito precisa o comportamento da planta nesse ponto, como evidenciado

nas Figuras 7.27 e 7.28. À medida que R^2 diminui, a precisão do modelo da planta também diminui. Portanto, considerou-se que os pontos onde R^2 é inferior a 0,8, embora representem o sistema com certo grau de precisão, não são tão confiáveis. Portanto, testar o controlador nesses pontos pode não ser representativo do comportamento real do sistema.

Como resultado, foram considerados 52 pontos de operação em escoamento monofásico de óleo e 311 pontos de operação em escoamento bifásico, após a exclusão de 7 pontos de operação em que a técnica de identificação utilizada (N4SID) encontrou um sistema com R^2 menor que 0,8. Os pontos de operação identificados satisfatoriamente correspondem a 98,11% do total de experimentos realizados e abrangem toda a faixa operacional em que a bomba foi operada.

7.4.2 Procedimento de simulação

O controlador foi submetido a testes utilizando duas abordagens de previsão de vazão, conforme apresentado no Capítulo 4. Uma dessas abordagens é fundamentada na Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR), enquanto a outra se baseia na Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB).

No entanto, a previsão das propriedades do fluido usando vibrações mecânicas não é considerada nas simulações. Em todas as simulações, é assumido que a informação recebida pelo controlador sobre o fluido é que se trata de um óleo com viscosidade equivalente à do óleo puro, mesmo quando a planta corresponde à bomba operando com emulsão. Essa abordagem tem como objetivo avaliar separadamente o desempenho do controlador proposto em relação ao sistema de Monitoramento da Condição do Sistema (MCS) considerado no Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD), o qual é avaliado nos testes realizados na bancada experimental do controlador.

Para cada ponto de operação apresentado na Seção 7.4.1, selecionou-se um ponto de partida que coincide com o estado inicial do sistema e buscou-se direcionar o sistema para um valor desejado de (ref) dentro da faixa de operação na qual a planta foi modelada nesse ponto de operação.

Nas simulações realizadas, o controlador considera um horizonte de controle de 10 segundos e um tempo de discretização do modelo de controle de 0,5 segundos. Isso significa que o controlador calcula um vetor discreto das variáveis manipuladas com 20 posições (correspondendo a 10 segundos), mas apenas a primeira posição do vetor é utilizada para ser aplicada à planta. Portanto, somente uma alteração das variáveis manipuladas é aplicada pelo controlador ao sistema em cada iteração. As restrições impostas no controlador são as mesmas apresentadas na Seção 4.1, com $\Delta\omega_{max}$ igual a 50 rpm, Δy_{max} igual a 1%, e a pressão de entrada da BCS restrita a variar entre 0 e 6 bar.

O processo de simulação é detalhado a seguir e exemplificado com mais detalhes no Algoritmo

ritmo 1:

1. Inicialmente, o sistema está em um estado inicial com Variáveis Controladas (CV) como Δp_0 e p_{in_0} , Variáveis Manipuladas (MV) como ω_0 e y_0 , e as propriedades do fluido μ_0 e ρ_0 ;
2. O comportamento dinâmico da planta é simulado por 0,5 segundos, com intervalos discretos de tempo de 0,05 segundos (Δt), usando o modelo da planta apresentado nas equações 7.10 e 7.11, obtendo como resultado os valores de \hat{w} após 10 iterações.
3. O controlador calcula os valores das MV necessários para alcançar a referência desejada de pressão Δp e os valores de ω_0 e y_0 são atualizados.
4. Se tiverem decorridos 30 segundos de simulação, a simulação é encerrada; caso contrário, retornamos ao passo 1 com os valores das MV entregues pelo controlador.

Algoritmo 1: Simulação do processo de controle.

Dados: Vetores com as propriedades do fluido durante 30 segundos :

$$\boldsymbol{\mu} = [\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_k]; \quad \boldsymbol{\rho} = [\rho_0, \rho_1, \dots, \rho_k].$$

Valores iniciais de CV e MV:

$$CV = [\Delta p_0, p_{in_0}]; \quad MV = [\omega_0, y_0].$$

Resultado: MV e CV durante 30 segundos de simulação.

- 1 Inicialize o estado do sistema;
 - 2 $t_i = 0$;
 - 3 $\Delta p_i = \Delta p_0$; $p_{in_i} = p_{in_0}$;
 - 4 $\omega_i = \omega_0$; $y_i = y_0$;
 - 5 $\mu_i = \mu_0$; $\rho_i = \rho_0$;
 - 6 **enquanto** $t_i < 30$ segundos **faça**
 - 7 | Simule o comportamento da planta com intervalos discretos de 0,05 segundos durante 0,5 segundos ($\Delta t = 0,5$);
 - 8 | $\Delta p_{i+10}, p_{in_{i+10}}, q_{i+10} = \text{Planta}(y_i, \omega_i, \mu_i, \Delta p_i, p_{in_i}, q_i)$;
 - 9 | Calcule os valores das MV para atingir o ganho de pressão desejado usando o controlador;
 - 10 | $y_{i+10}, \omega_{i+10} = \text{Controlador}(y_i, \omega_i, \mu_i, \rho_i, \Delta p_i, p_{in_i})$;
 - 11 | $i = i + 10, t_i = t_i + 0,5$;
-

7.4.3 Simulação da operação para escoamento monofásico

Abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR)

Para o ponto de operação selecionado apresentado na Figura 7.29, assim como para todos os pontos de operação simulados, é introduzida uma variação aleatória da viscosidade do

fluido dentro dos limites nos quais a planta foi modelada. No caso do ponto de operação na Figura 7.29, essa variação está entre 226 e 232 cP. Inicialmente, o sistema começa com um valor de Δp de aproximadamente 7 bar, e o controlador tenta levar o sistema a um valor em torno de 7,9 bar.

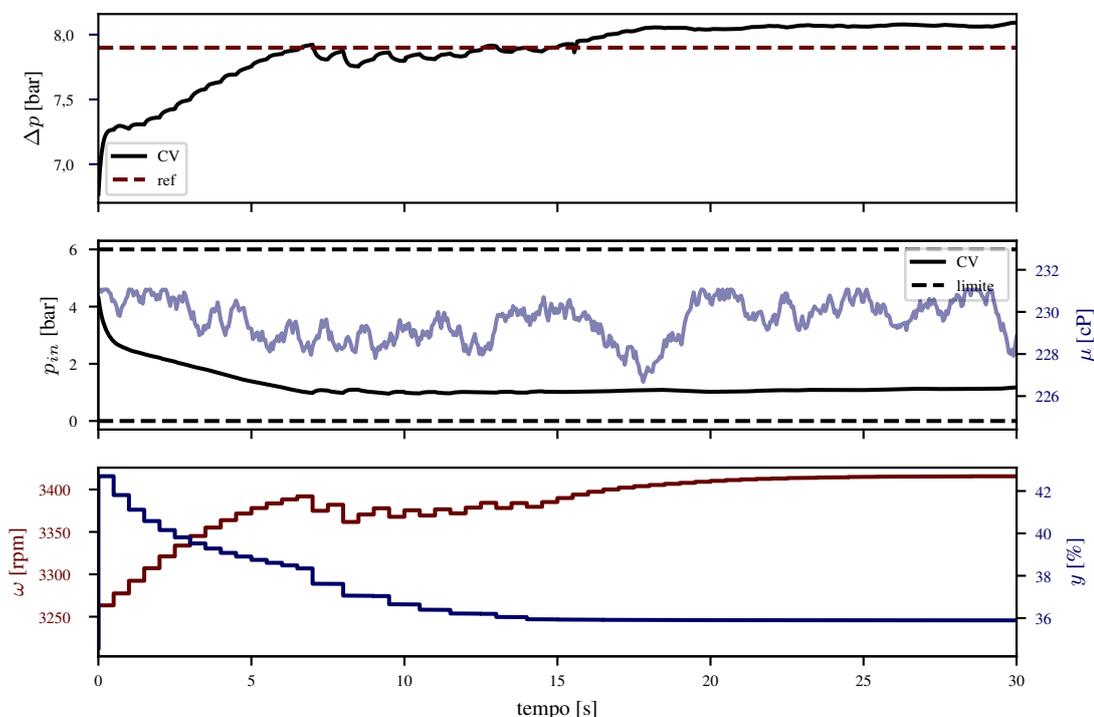


Figura 7.29: Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação sob o controlador com a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR) em escoamento monofásico

Observa-se que o controlador consegue atingir o valor desejado enquanto mantém as restrições impostas, que incluem a pressão de entrada limitada entre 0 e 6 bar, variações na rotação menores que 50 rpm e variação na abertura da válvula *choke* inferiores a 1%.

A avaliação de desempenho do controlador em outros pontos de operação se observa nas Figuras 7.30, 7.31 e 7.32. Em todas essas figuras, o eixo horizontal representa o tempo em segundos, o eixo vertical exibe o valor de referência do ganho de pressão (Δp_{ref}), e a escala de cores é usada para analisar a porcentagem de erro (erro %), a diferença absoluta entre o valor de referência e o valor obtido pelo sistema ($|\Delta p - \Delta p_{ref}|$), e a pressão de entrada da BCS (p_{in}) respectivamente.

Para valores de referência superiores a 3 bar, a porcentagem de erro tende a ser menor, frequentemente abaixo de 5% já que em valores mais baixos, as variações têm um impacto mais significativo e, conseqüentemente, levam a uma porcentagem de erro mais alta. Em contraste, quando os valores de referência são mais altos, as variações têm menos impacto em termos percentuais como observado na Figura 7.30.

Ao analisar o desempenho em termos absolutos, como apresentado na Figura 7.31, nota-se que as variações em toda a faixa de operação entre o ganho de pressão de referência e o

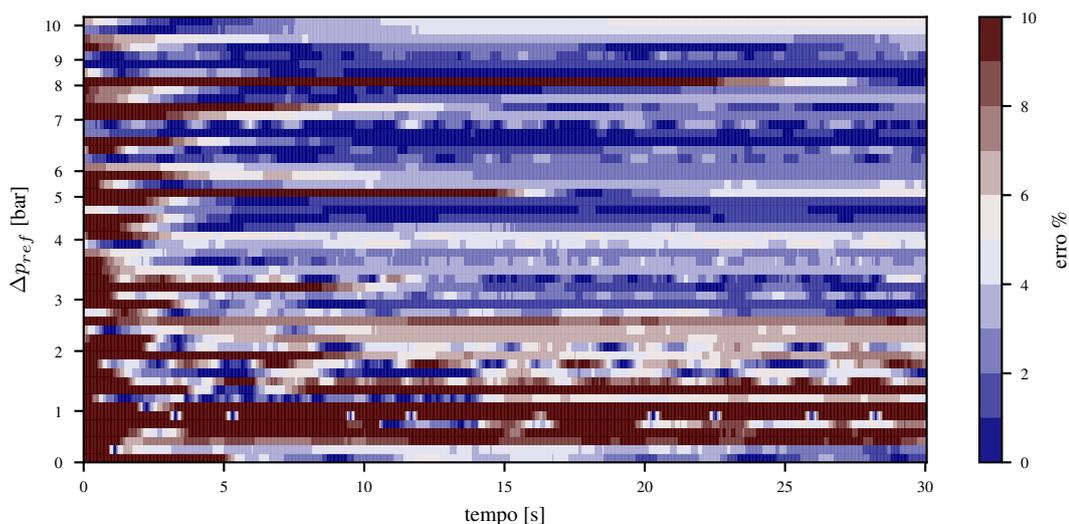


Figura 7.30: porcentagem de erro entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMR.

obtido pelo sistema são inferiores a 0,6 bar em 50 das 52 simulações. Além disso, o tempo de estabilização é inferior a 5 segundos na maioria dos pontos de operação analisados, com exceção de quatro simulações. É importante ressaltar que o tempo de estabilização está limitado pelas restrições impostas pelo controlador em relação à variação máxima das Variáveis Manipuladas (MV) em cada ação de controle.

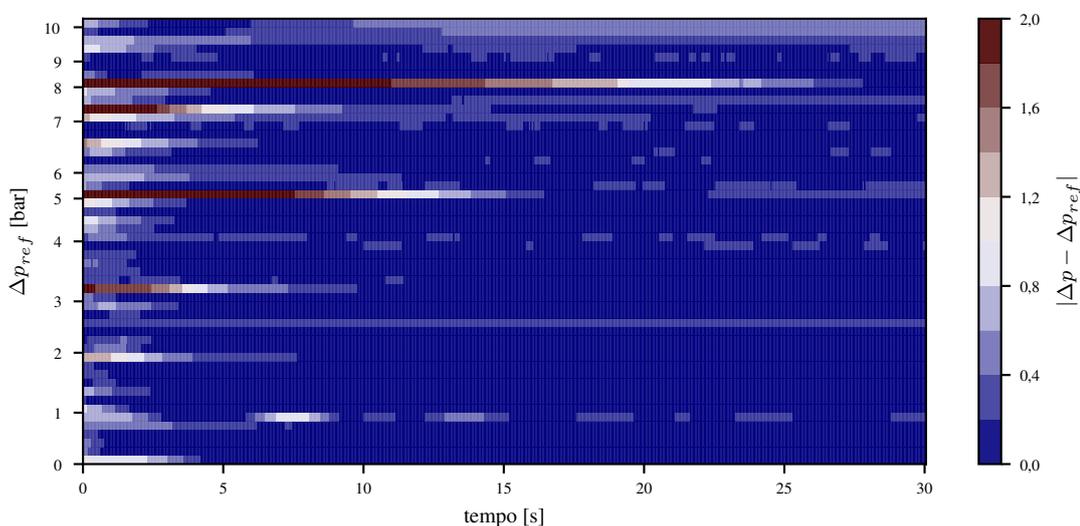


Figura 7.31: Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMR.

Outra restrição imposta ao sistema é a faixa de operação da pressão de entrada da BCS, limitada a um intervalo de 0 a 6 bar. A Figura 7.32 ilustra as variações da pressão de entrada do sistema dentro dessa faixa de operação, demonstrando que permanece consistentemente dentro dos limites esperados em todas as simulações.

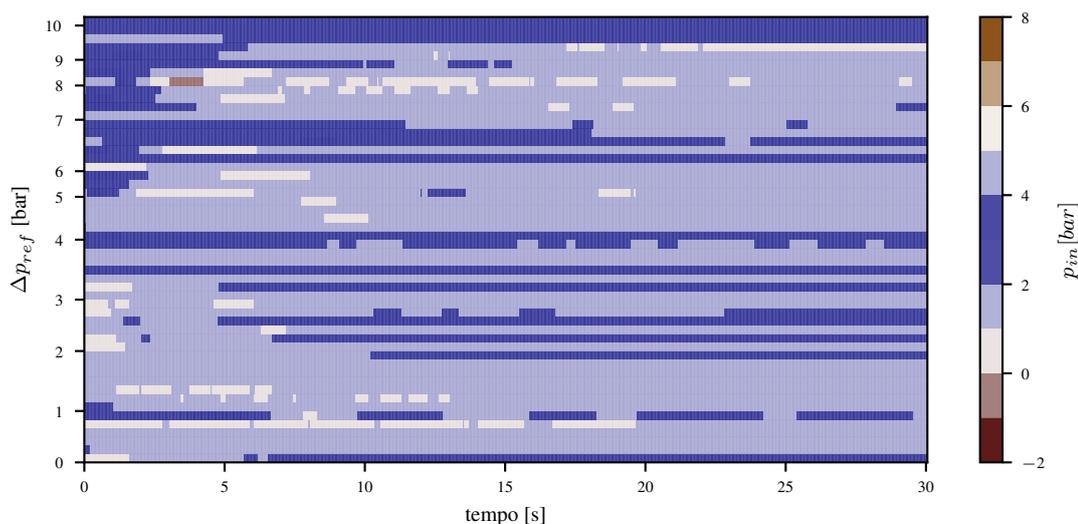


Figura 7.32: Pressão de entrada da bomba em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMR.

Abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB)

Na continuação da avaliação do desempenho do controlador baseado na PVMB, a Figura 7.33 apresenta os resultados no mesmo ponto de operação previamente analisado na Figura 7.29 (PVMR) e sujeito às mesmas perturbações de variação de viscosidade.

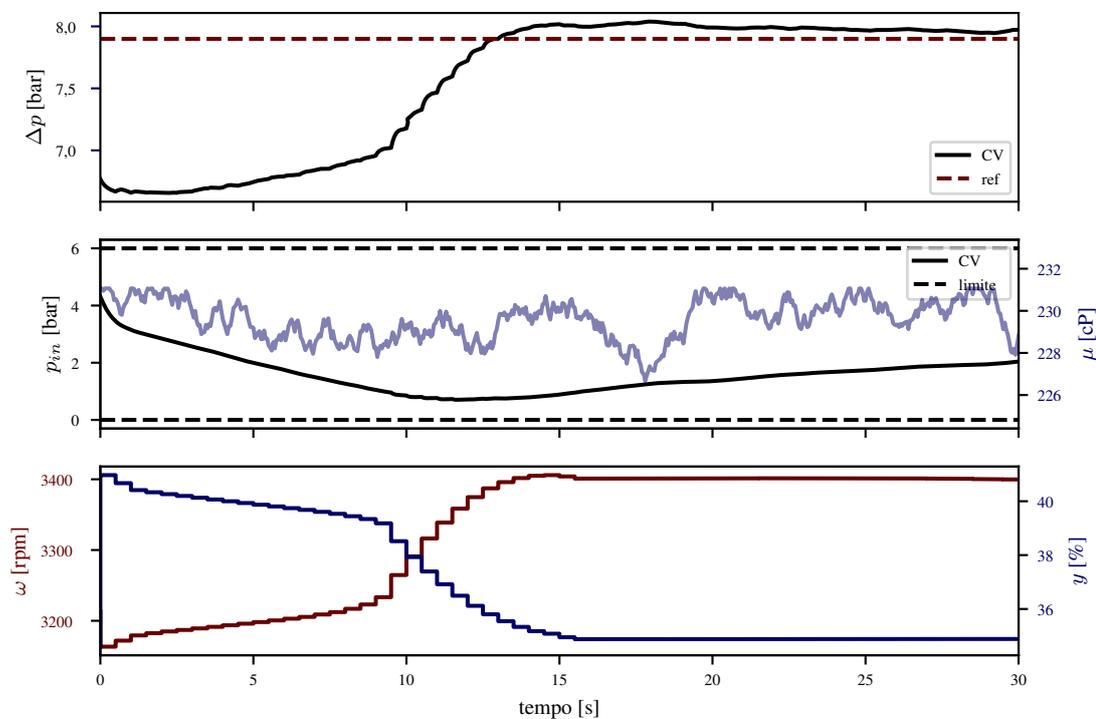


Figura 7.33: Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação sob o controlador com a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB) em escoamento monofásico.

Observa-se que o sistema consegue atingir o valor de referência de maneira eficaz na simulação da Figura 7.33, com um erro inferior a 0,2 bar em regime estacionário. No entanto, requer

um tempo maior para alcançar esse valor. O tempo de estabilização é aproximadamente 15 segundos, em comparação com a abordagem do modelo do reservatório, que atinge o valor de referência em cerca de 5 segundos. Porém, o modelo do reservatório apresenta maior variação nas variáveis manipuladas e na variável controlada devido às oscilações na viscosidade.

A avaliação do controle em diferentes pontos de operação é resumida nas figuras 7.34 e 7.35. A escala de cores é empregada para analisar a diferença absoluta entre o valor de referência e o valor obtido pelo sistema ($|\Delta p - \Delta p_{ref}|$) e a pressão de entrada da BCS (p_{in}) respectivamente.

Em 37 das 52 simulações, observa-se que as diferenças entre a variável controlada e a referência são inferiores a 0,8 bar, o que representa 71% das simulações. Dentre essas simulações, 27 delas têm uma diferença absoluta menor que 0,2 bar. Considerando o uso do modelo de PVMB, era esperado que a precisão fosse menor, uma vez que o desempenho do modelo em estado estacionário era inferior. No entanto, nas 15 simulações que apresentam erros consideráveis em estado estacionário, não é possível identificar uma faixa de operação definida ou um padrão em que o controlador tenha um desempenho inferior.

Uma análise mais detalhada revela que tanto a abertura da válvula *choke* quanto a rotação da BCS tendem a exceder os limites para os quais a planta foi modelada. A planta foi modelada como um sistema linear para um determinado ponto de operação. No entanto, durante a simulação, o controlador direciona o sistema para operar além da faixa na qual o modelo da planta é válido. Assim, o desempenho do controlador em simulações que apresentam erros consideráveis pode estar mais relacionado às limitações da própria simulação do que ao desempenho do controlador nessa abordagem específica.

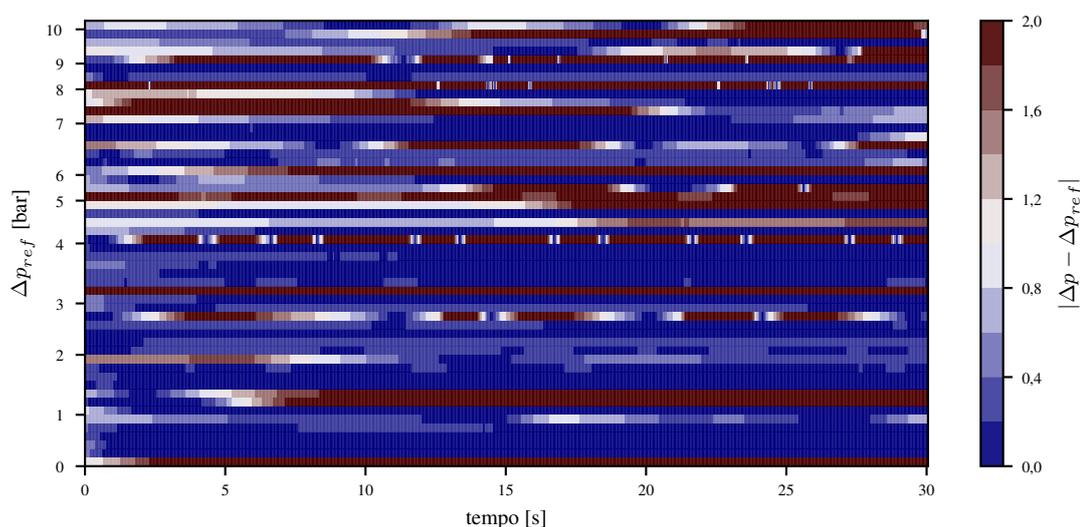


Figura 7.34: Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMB.

Ao comparar as Figuras 7.34 e 7.35, observa-se que nas mesmas simulações em que o sistema não atende satisfatoriamente ao valor de referência, a pressão de entrada da BCS também ultrapassa os limites estabelecidos.

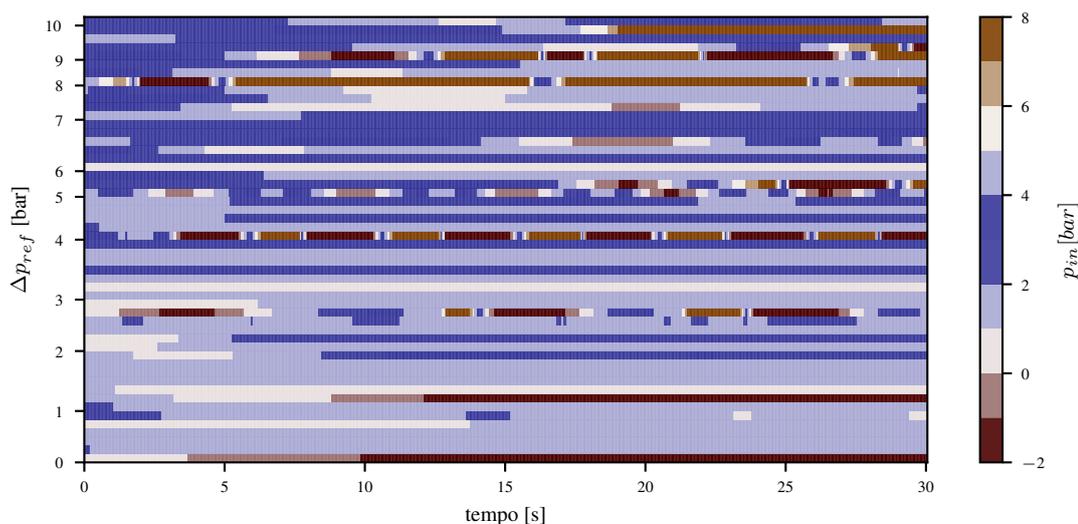


Figura 7.35: Pressão de entrada da bomba em escoamento monofásico considerando a abordagem de PVMB.

Ao considerar apenas as simulações em que o sistema permanece dentro da faixa de operação para a qual o ponto de operação da planta foi modelado, o sistema tende a manter a pressão de entrada mais próxima dos limites definidos, em torno de 0 bar ou 6 bar, sem ultrapassá-los de acordo com as restrições do controlador. Comparando a previsão das variáveis de saída do sistema nas duas abordagens (Seção 7.1.1), observa-se um desempenho semelhante na previsão do ganho de pressão (Δp) em ambas as abordagens. No entanto, a previsão da pressão de saída (p_{out}) é melhor na abordagem de PVMR, o que impacta o cálculo da pressão de entrada no controlador.

7.4.4 Simulação da operação para escoamento bifásico

O desempenho do controlador foi avaliado considerando a abordagem de PVMR seguindo a mesma metodologia apresentada na Seção 7.4.1. Para cada ponto de operação bifásico apresentado na Seção 7.4.1, no entanto, as simulações foram separadas com base nos grupos de análise apresentados na Tabela 7.10.

Ao contrário das simulações monofásicas, o sistema foi modelado sem induzir perturbações na viscosidade do óleo, a fim de focar exclusivamente no efeito do aumento na quantidade de água. O modelo dos pontos de operação da planta incorpora a viscosidade real da emulsão, a qual pode ser varias vezes maior do que a viscosidade do óleo puro antes do ponto de inversão de fase, aproximando-se dos valores da viscosidade da água quando a inversão de fase ocorre.

As figuras 7.36 e 7.37 apresentam o desempenho do sistema em dois pontos de operação com 45% e 50% de água, respectivamente. O sistema mostra um desempenho semelhante ao observado no escoamento monofásico. No entanto, na simulação com 45% de água, observa-se

Tabela 7.10: Grupos de análise de desempenho do controlador em escoamento bifásico.

Grupo	Pontos de operação	Porcentagem de água [%]
1	51	8,80 - 13,93
2	52	13,93 - 29,28
3	52	28,98 - 45,98
4	52	45,98 - 50,74
5	51	50,74 - 51,47

que o controlador oscila no início da simulação ao tentar aproximar a variável controlada ao valor de referência.

Aproximadamente aos 2300 rpm e com a válvula *choke* aberta a 30%, a pressão de entrada cai para valores negativos, o que viola as restrições impostas ao controlador (Figura 7.36). Posteriormente, o controlador ajusta a operação, afastando o valor de Δp da referência, mas mantendo a pressão de entrada da BCS dentro da faixa de operação permitida, abrindo a válvula e aumentando a rotação da BCS. Assim que a pressão de entrada volta a estar dentro da faixa de operação, o controlador reduz a rotação da BCS, aproximando o sistema do ponto de operação desejado.

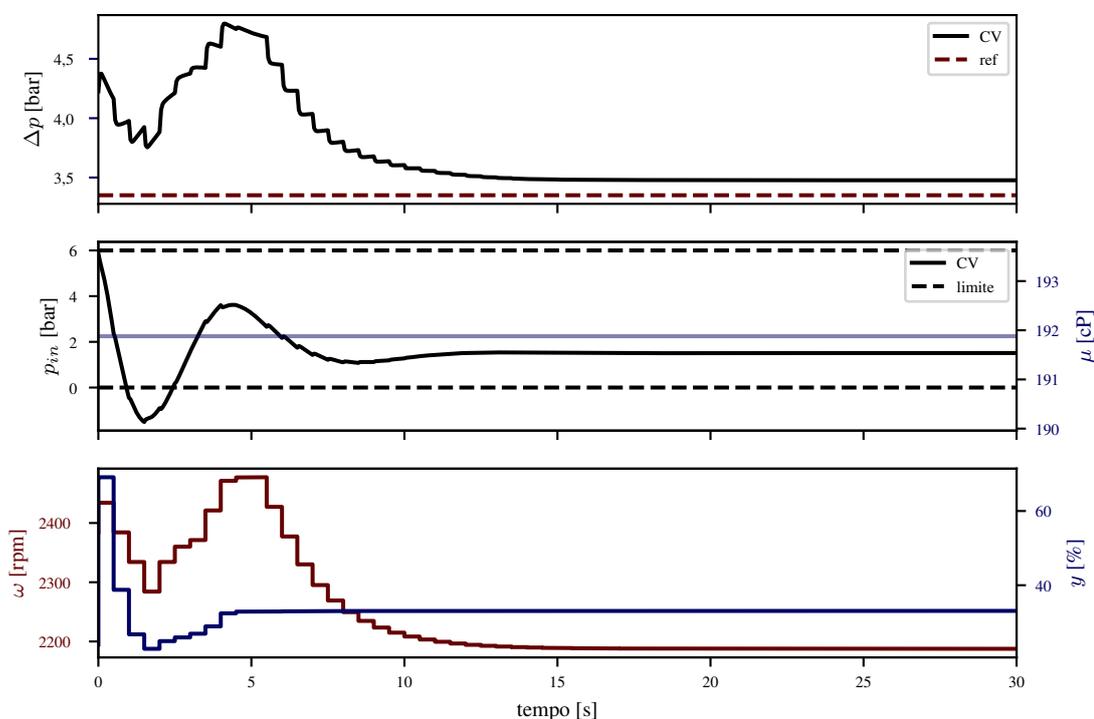


Figura 7.36: Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação com o controlador sob a abordagem do modelo de reservatório em escoamento bifásico com 45% de água.

No caso da simulação com 50% de água (Figura 7.37), o sistema demonstra um comportamento mais estável. No entanto, em ambos os casos, observa-se um erro estacionário mais consistente do que nas simulações monofásicas. Esse erro estacionário é associado às perturba-

ções relacionadas à variação da viscosidade impostas nas simulações monofásicas.

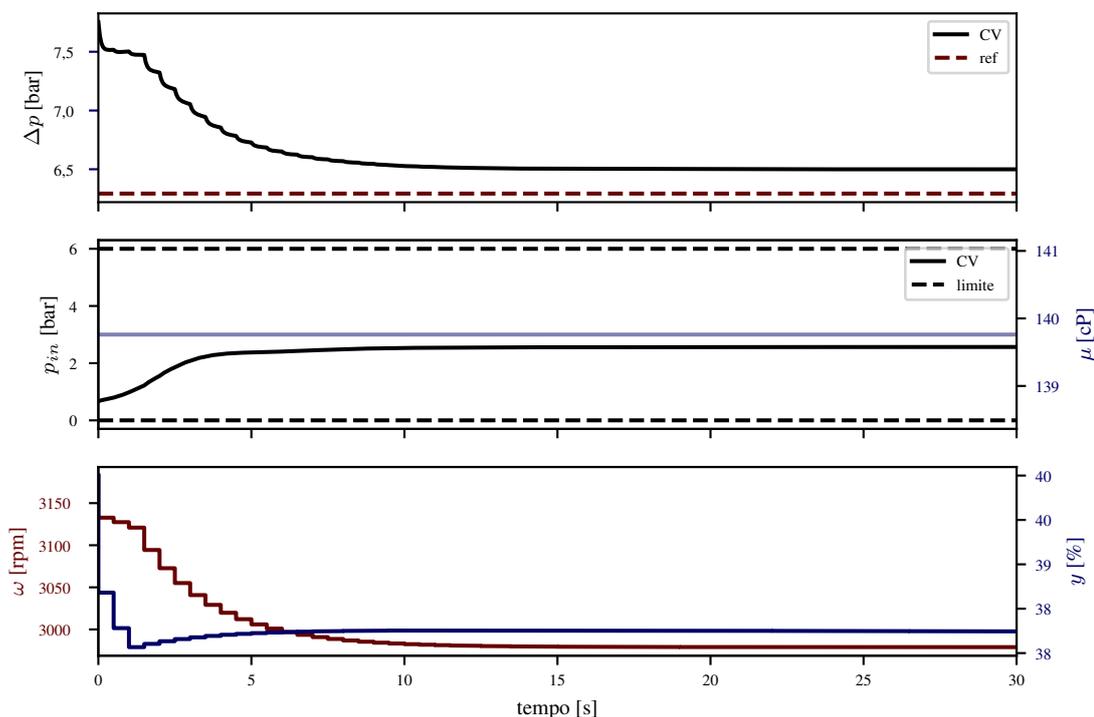


Figura 7.37: Simulação do comportamento do sistema em um ponto de operação com o controlador sob a abordagem do modelo de reservatório em escoamento bifásico com 50% de água.

Nas figuras 7.38, 7.39, 7.40 e 7.41 é apresentada a variação da diferença absoluta entre o valor do ganho de pressão de referência e o valor atual da planta para os grupos de análise 2, 3, 4 e 5, respectivamente. Para a faixa de operação entre 13,98% e 29,28% de porcentagem de água (grupo 2), em geral, observam-se erros em estado estacionário maiores do que no caso monofásico (Figura 7.38). Enquanto no caso monofásico os erros estavam abaixo de 0,2 bar, no caso bifásico, o erro em estado estacionário sobe para aproximadamente 0,4 bar, o que continua sendo um erro aceitável para os parâmetros de controle. No entanto, na faixa de altas pressões, o sistema apresenta erros acima de 1,8 bar. Quanto às restrições impostas à pressão de entrada, o controlador faz com que o sistema opere fora desses limites em 3 das 52 simulações apresentadas.

Na faixa de operação entre 28,28% e 45,96% de porcentagem de água (grupo 3), o erro em estado estacionário permanece abaixo de 0,4 bar (Figura 7.39). No entanto, em pressões mais elevadas, o sistema mostra melhora em comparação com o grupo 2, embora piore na faixa entre 3 e 6 bar. Entre as 52 simulações realizadas, 5 experimentos apresentam erros em estado estacionário acima de 1,8 bar, enquanto os demais mantêm-se em um patamar entre 0,2 e 0,4 bar. Semelhantemente ao grupo 1, apenas 2 das 52 simulações fazem com que a pressão de entrada da bomba ultrapasse os limites definidos pelo controlador.

No contexto dos experimentos realizados para avaliar o comportamento do sistema em regime estacionário bifásico, observou-se que, nessas faixas de operação com menos de 45% de porcentagem de água, o sistema não atinge o ponto de inversão de fase. Portanto, à medida

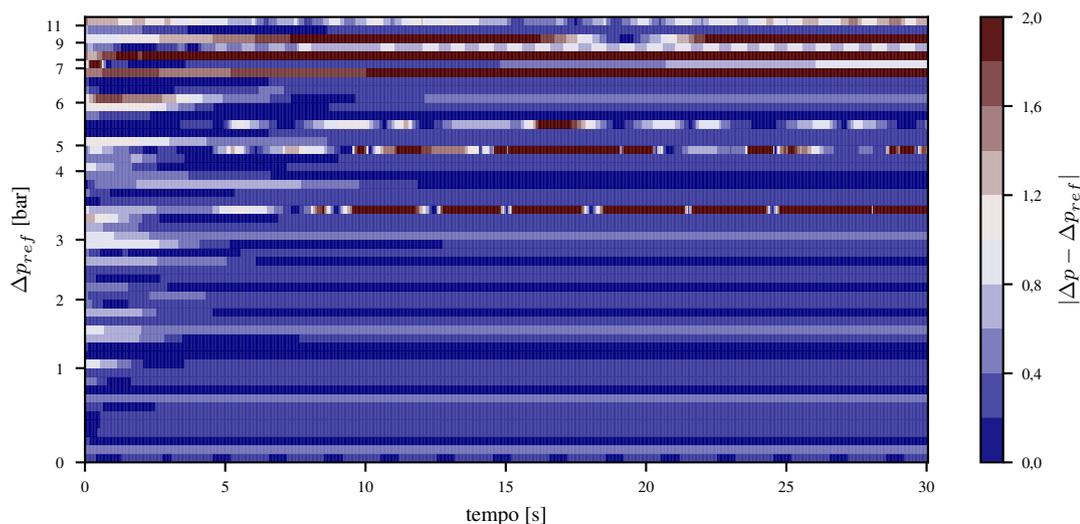


Figura 7.38: Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 13,98% e 29,28% (grupo 2).

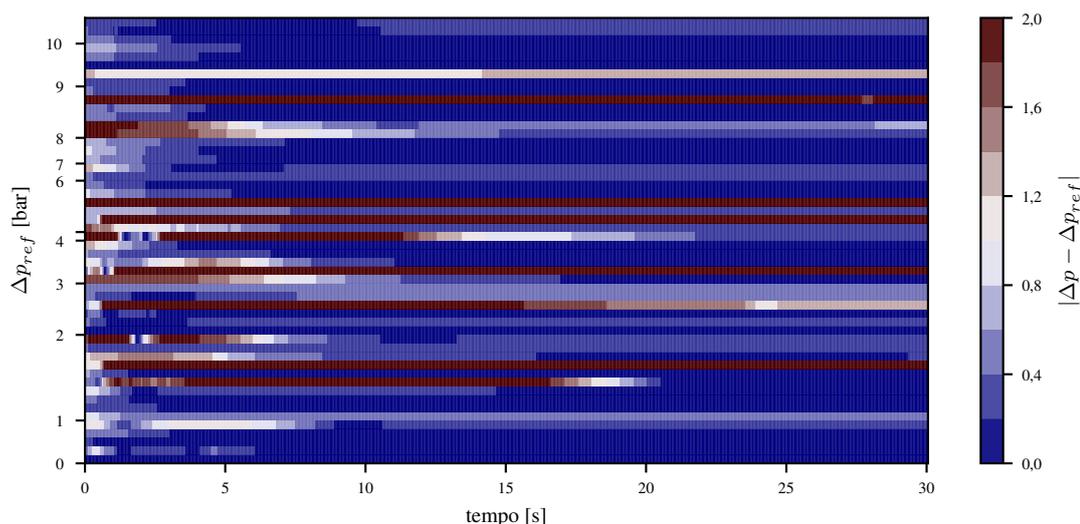


Figura 7.39: Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 28,28% e 45,96% (grupo 3).

que a quantidade de água aumenta, o valor da viscosidade também se eleva, resultando em um aumento do erro em estado estacionário, com casos específicos em que o controlador não consegue manter a pressão de entrada dentro dos limites estabelecidos. Entretanto, em apenas 9,3% das simulações, esse requisito não é atendido.

A Figura 7.40 apresenta o desempenho do sistema na faixa de operação entre 45,96% e 50,74% de porcentagem de água (grupo 4), onde o sistema está provavelmente muito próximo do ponto de inversão de fase, em uma região de transição. Observa-se que o erro em estado estacionário aumenta para valores entre 0,2 e 0,8 bar, com 6 pontos operacionais na faixa de 0,8 a 1,2 bar. No entanto, todas as simulações mantêm a pressão de entrada da BCS dentro dos

limites impostos, que variam de 0 a 6 bar.

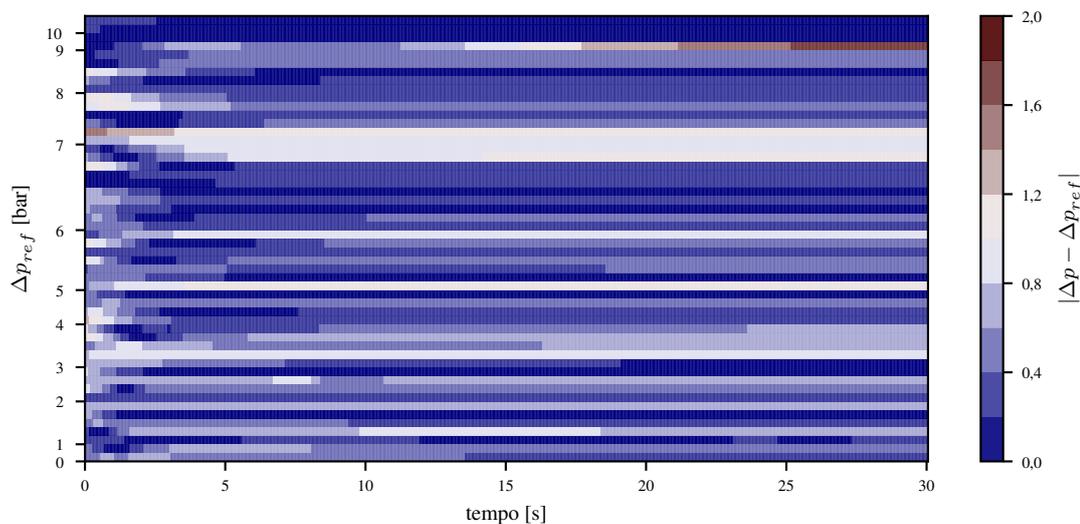


Figura 7.40: Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 45,96% e 50,74% (grupo 4).

Para o último grupo de análise (grupo 5) com porcentagens de água entre 50,74 e 51,47% observa-se um aumento considerável do erro em estado estacionário com pelo menos 20 das 51 simulações com erros entre 1 e 1,8 bar, o que corresponde a pelo menos 40% das simulações do grupo (Figura 7.41). Contudo, mantendo o sistema em valores de pressão de entrada dentro dos limites aceitáveis para todas as simulações.

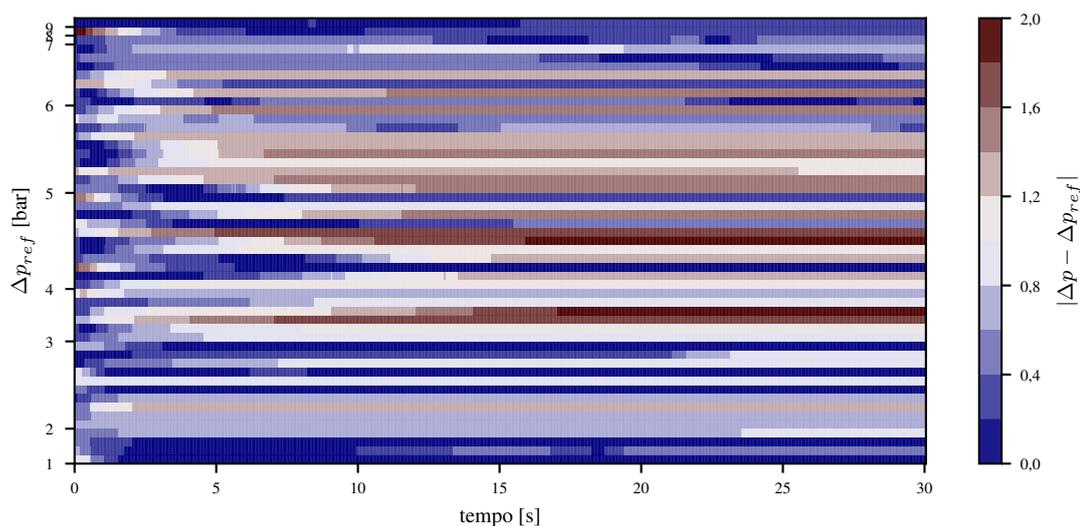


Figura 7.41: Diferença absoluta entre a variável controlada e a variável de referência em escoamento monofásico considerando o modelo do reservatório para variações na porcentagem de água entre 50,74% e 51,47% (grupo 5).

Esse comportamento do sistema demonstra a capacidade do controlador de manter o sistema estável, mesmo diante de variações na proporção de água, o que afeta a estimativa da massa específica e da viscosidade do fluido. Quando o sistema opera no regime água em óleo, antes da

inversão de fase, o controlador consegue atingir o valor de referência com erros relativamente baixos, o que impacta principalmente na estimação da quantidade de fluido transportado. No entanto, mesmo em condições adversas, o controlador mantém as restrições impostas ao sistema, tanto as relacionadas com às variações máximas das variáveis controladas quanto à faixa de operação da pressão de entrada da bomba, fato que demonstra um comportamento consistente.

O erro em estado estacionário mostrou-se alto nas simulações com uma alta porcentagem de água, devido ao fato de que o controlador considerou um sistema operando com óleo viscoso. É esperado que esse erro diminua se as propriedades da emulsão forem corretamente estimadas. A influência da estimação das propriedades da emulsão é avaliada nos testes do controlador na bancada experimental.

7.5 Testes da abordagem de controle na bancada experimental

Após a realização de testes em ambiente simulado para avaliar o desempenho teórico do controlador, é fundamental validar esses resultados por meio de testes experimentais. Nesta seção, o objetivo é verificar se o controlador opera conforme o esperado, considerando a estratégia de Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD), onde as propriedades do fluido são monitoradas mediante o monitoramento do sinal de vibração.

O teste do CATD envolve a avaliação do controlador proposto considerando as propriedades do fluido estimadas por meio de um modelo de Redes Neurais Artificiais de Perceptron Multicamada (ANN-MLP) baseado no monitoramento de vibração. O controlador escolhido é um Controle Não Linear Baseado em Modelo (NMPC), no qual o modelo é fundamentado na abordagem Hammerstein-Wiener, que divide o modelo em um modelo não linear em estado estacionário (NLM) e um Modelo de Espaço de Estados Linear (SSM). Os testes do CATD são conduzidos experimentalmente na bomba P47.

Na sequência, apresentam-se os testes realizados no CATD desenvolvido, abordando as duas propostas de previsão de vazão e incluindo experimentos nos regimes de escoamento monofásico e bifásico.

7.5.1 Procedimento experimental

No contexto deste experimento, o sistema de aquisição de dados do LabVIEW realiza a aquisição em tempo real dos dados de vibração a uma taxa experimental de 51 kHz e os dados do processo a uma taxa de 250 Hz. Os dados do processo compreendem informações sobre pressão, fração de água, temperatura e vazão. No que diz respeito ao controlador, estabeleceu-

se um processo de comunicação no qual os dados do LabVIEW são transmitidos a um programa em Python (o controlador). Este programa tem a responsabilidade de determinar os valores das Variáveis Manipuladas (MV) a abertura da válvula *choke* y e a rotação da BCS ω para atingir o valor de referência do ganho de pressão Δp_{ref} , respeitando as restrições impostas pelo NMPC inserido no CATD. Além disso, as propriedades do fluido são calculadas por um módulo separado que estima essas propriedades com base na temperatura e no sinal de vibração, denominado Monitoramento da Condição do Sistema (MCS).

O procedimento é delineado da seguinte maneira:

1. O LabVIEW fornece os dados em um formato estruturado de dicionário em Python, armazenado em um arquivo “.h5”, este formato contém os valores das variáveis do processo referentes aos últimos 5 segundos;
2. O programa em Python calcula as médias das variáveis do processo necessárias para o CATD, que são:
 - O ganho de pressão de referência Δp_{ref} ;
 - Pressão de entrada p_{in} ;
 - Pressão de saída p_{out} ;
 - Temperatura de entrada T_{in} ;
 - Rotação da BCS ω ;
 - Rotação da *booster* de óleo ω_b ;
 - Abertura da válvula *choke* y ;
3. O MCS estima a viscosidade μ e a massa específica ρ do fluido, levando em consideração a média da temperatura de entrada da BCS T_{in} calculada no passo anterior e o vetor do sinal de vibração \hat{x} dos últimos 5 segundos;
4. As médias das variáveis do processo calculadas no passo 2, assim como as propriedades do fluido μ e ρ estimadas pelo MCS, são fornecidas ao CATD. Este é responsável por calcular os novos valores das Variáveis Manipuladas (MV), correspondentes a ω_{new} e y_{new} ;
5. As MV são retornadas ao programa LabVIEW, que executa esses comandos na bancada experimental operando com a bomba P47.

O processo se repete e está limitado ao tempo que o programa em Python leva para processar os dados e fornecer novamente as MV ao sistema. Esse tempo é composto pelo tempo que o MCS leva para calcular as propriedades do fluido e o tempo que o CATD leva para estimar as MV que atendam à referência desejada. Enquanto isso, o LabVIEW não realiza mudanças nas MV. A Figura 7.42 apresenta visualmente o processo da informação descrito anteriormente.

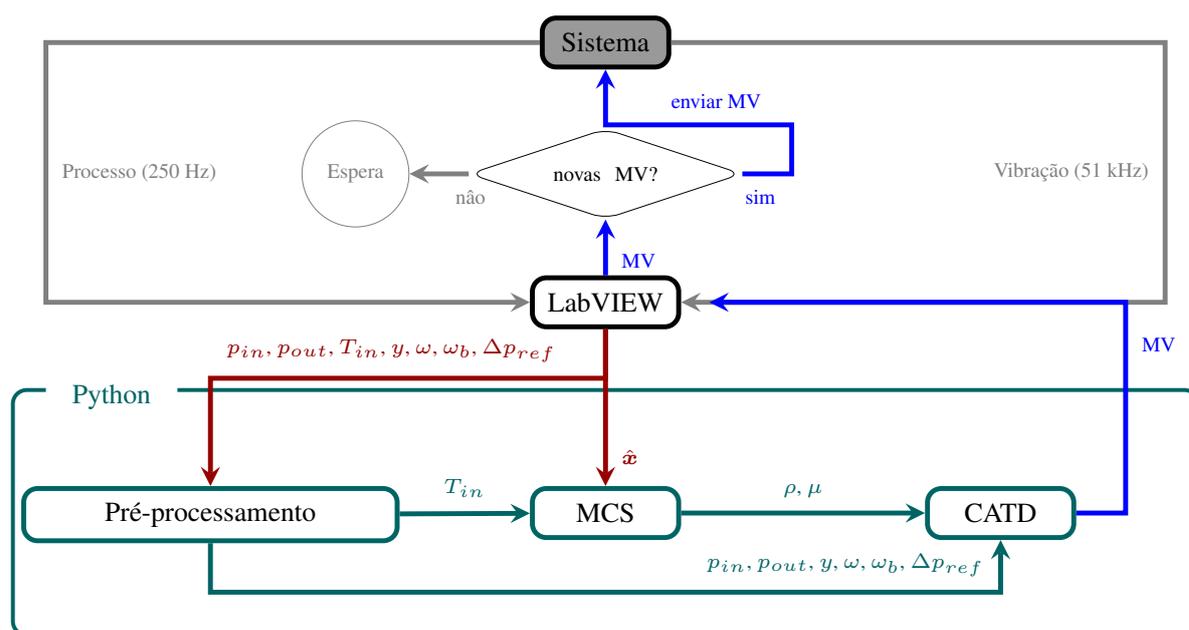


Figura 7.42: Fluxo da informação no teste do CATD na bancada experimental.

7.5.2 Experimentos monofásicos

A avaliação do CATD é realizada considerando o fluxo de informação descrito na Figura 3.7. No caso monofásico, o primeiro teste foi conduzido utilizando a abordagem de Previsão da Vazão com Baseada no modelo de Reservatório (PVMR) para o NLM apresentado na Seção 5.3.1. A previsão da viscosidade (μ) e massa específica do fluido (ρ) foi realizada por meio da ANN-MLP treinada com os dados monofásicos, conforme detalhado na Seção 6.2. Os resultados do projeto da arquitetura e ajuste de hiperparâmetros da ANN-MLP estão apresentados na Seção 7.3.1. A Figura 7.43 ilustra o teste da bomba P47 para o escoamento monofásico, considerando a previsão das propriedades com a ANN-MLP ajustada com dados monofásicos e a PVMR.

O teste apresentado na Figura 7.43 consistiu na variação do valor de referência Δp_r exigido ao controlador, aumentando de 1 até 13 bar em incrementos de 2 bar. Em seguida, o valor de Δp_r foi reduzido para 10, 8, 6, 4 e 2 bar. Posteriormente, o controlador foi submetido a condições mais desafiadoras, com transições de 2 para 12 bar, de 12 para 3 bar, de 3 para 10 bar, de 10 bar para 5 bar, de 5 para 8 bar e de 8 para 7 bar.

Observou-se que as Variáveis Manipuladas (MV), a rotação da BCS (ω) e a abertura da válvula *choke* (y), permanecem dentro dos limites impostos pelo controlador, mantendo mudanças suaves, conforme restrito no NMPC (Figura 7.43). Em relação às Variáveis Controladas (CV), o ganho de pressão (Δp) está associado às variações na rotação da BCS, enquanto a pressão de entrada (p_{in}) se correlaciona com a abertura da válvula *choke*.

A pressão de entrada permanece durante a maior parte do teste, dentro dos limites estabele-

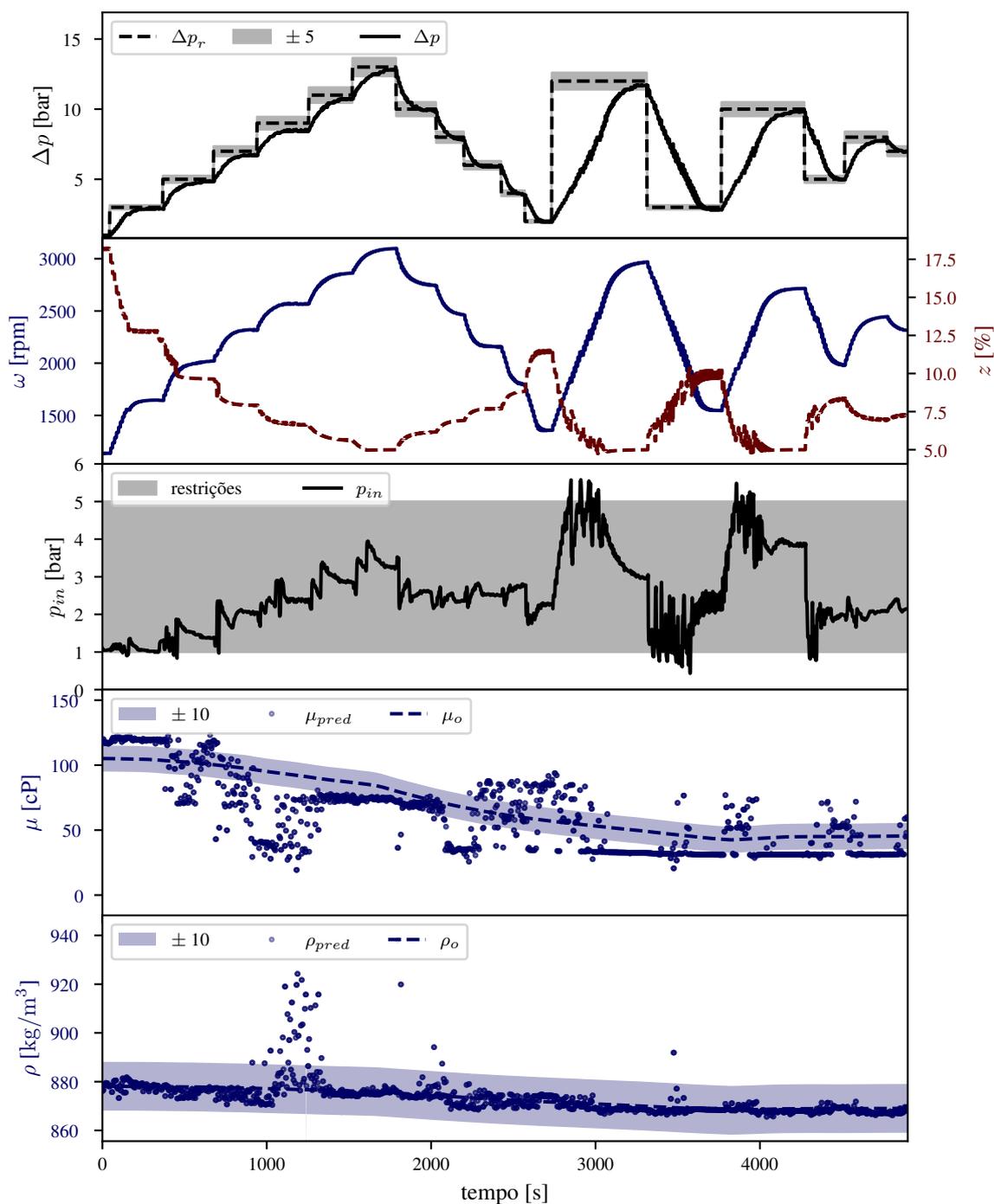


Figura 7.43: Teste Experimental do Controlador Ativo Tolerante a Danos (CATD) em escoamento monofásico na bomba P47.

cidos pelo NMPC, os quais restringem a operação entre 1 e 5 bar. Entretanto, em cenários de alterações abruptas no valor de referência do ganho de pressão, a pressão de entrada ultrapassa os limites estabelecidos pelo controlador. À medida que o controlador se aproxima do valor desejado de referência, observa-se a correção da pressão de entrada, retornando aos limites requeridos por meio da atuação do controlador na válvula *choke*.

Quanto à previsão das propriedades, destaca-se que a previsão da massa específica (ρ_{pred})

apresenta um comportamento bastante preciso na maioria da faixa de operação, com alguns pontos discrepantes com relação a massa específica do óleo ρ_o . No caso da previsão da viscosidade (μ_{pred}), o valor tenta seguir a tendência do fluido, mas, com um erro acima de 10 cp na maioria dos casos. Apesar disso, a variação da viscosidade parece ter uma influência limitada no desempenho do controlador, que alcança erros menores que 5% do valor de referência para o estado estacionário ao longo de todo o experimento.

Foi testado também o desempenho do controlador na abordagem de modelo do Previsão de Vazão baseada no Modelo de Bomba (PVMB). A Figura 7.44 apresenta a comparação do desempenho do controlador nas duas abordagens. Os dois controladores foram avaliados em condições similares, com a viscosidade do fluido variando entre 80 e 100 cP. Isso foi conduzido sob a mesma sequência de Δp_{ref} , mantendo condições iniciais consistentes para pressão, vazão e rotação da BCS. Inicialmente, observa-se que o valor de Δp atinge, com um erro de $\pm 5\%$, o valor de referência para ambos os casos, enquanto o valor da rotação permanece no mesmo intervalo de operação, entre 1400 e 2700 rpm.

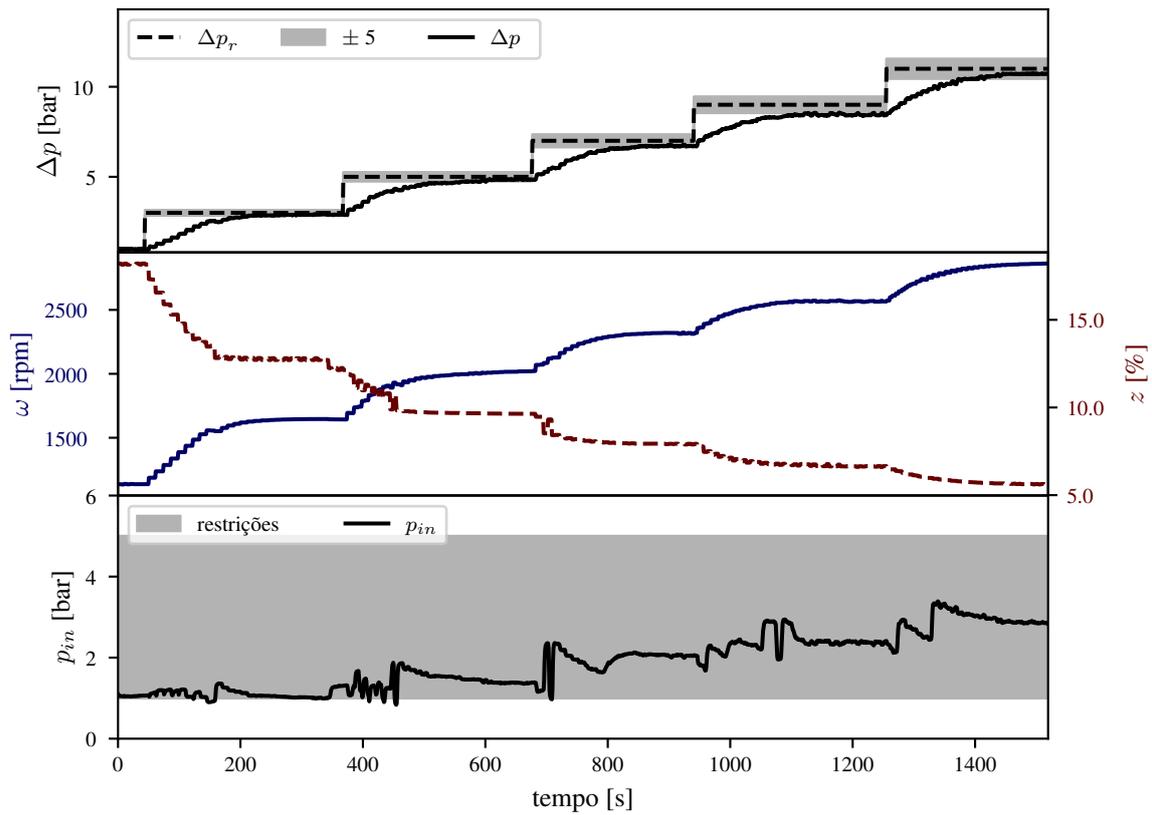
Contudo, ao adotar a abordagem de PVMR, notaram-se variações com degraus mais pronunciados em comparação com a abordagem de PVMB para a rotação da BCS (ω) e o ganho de pressão (Δp). Adicionalmente, o tempo necessário para realizar esses experimentos diferiu, sendo aproximadamente de 1500 segundos para a abordagem de PVMR e de 1100 segundos para a abordagem de PVMB (Figura 7.44). Esses fenômenos foram atribuídos ao tempo que o controlador leva para calcular o próximo ponto. Enquanto na abordagem de PVMR é necessário um processo iterativo, na abordagem de PVMB o cálculo é direto.

O NMPC baseado na abordagem de PVMR (NMPC-PVMR) demandou, em média, 2,48 segundos para calcular os valores das Variáveis Manipuladas (MV) em cada iteração, enquanto o NMPC baseado na abordagem de PVMB (NMPC-PVMB) precisou de 0,73 segundos. Dado que o tempo de processamento no NMPC-PVMB é menor, o controlador atinge mais rapidamente o valor de referência, tornando o experimento mais rápido e reduzindo o tempo em que o sistema permanece em regime transitório.

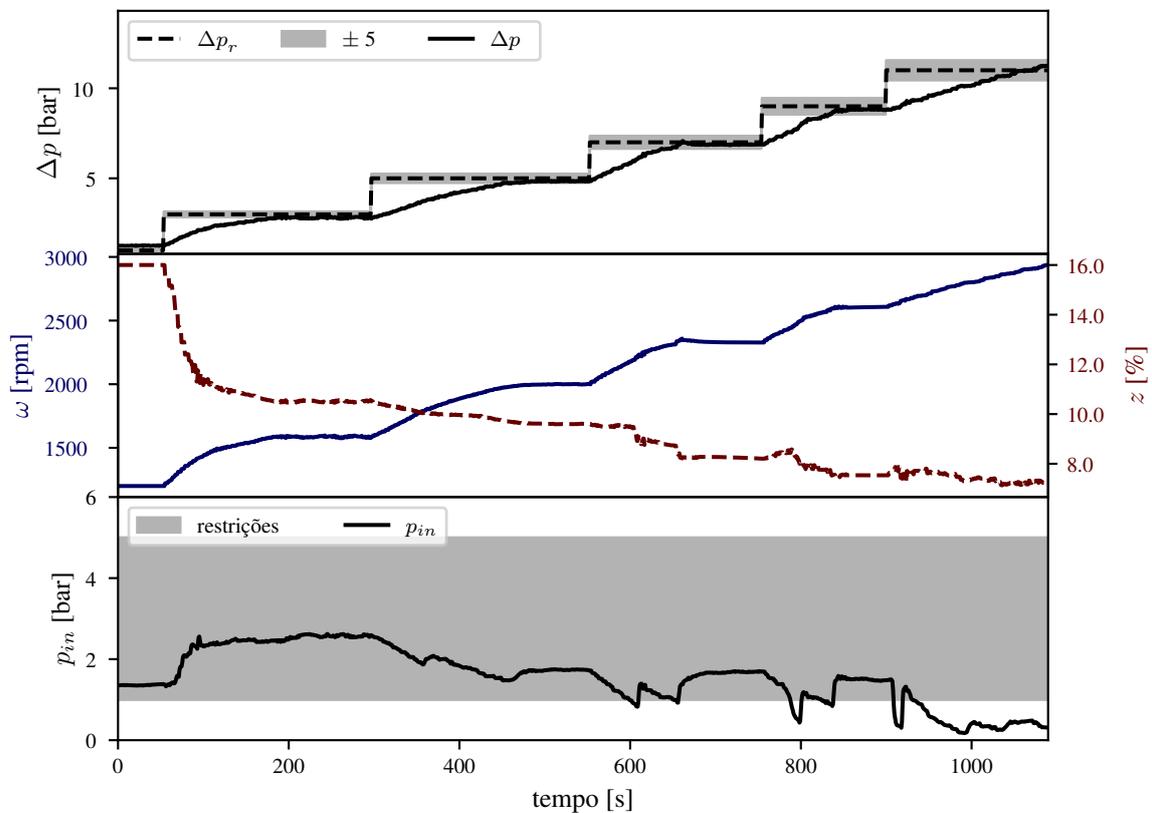
Quanto às restrições impostas no NMPC para manter a pressão de entrada da BCS (p_{in}) dentro da faixa operacional de 1 a 5 bar, observam-se comportamentos distintos nos dois controladores (Figura 7.44). No início do experimento, o NMPC-PVMB mantém a pressão de entrada da BCS próxima a 1 bar, mas com tendência a sair dessa faixa. Contudo, à medida que o experimento avança, esse valor aumenta devido ao fechamento da válvula *choke*, atingindo até 6% de aberta da válvula.

Por outro lado, o NMPC-PVMR mantém a pressão dentro da faixa operacional requerida. No entanto, quando são exigidos valores de referência acima de 6 bar, a pressão tende a cair abaixo de 1 bar. Para a referência de ganho de pressão de 11 bar, o NMPC-PVMR não consegue manter a pressão de entrada na faixa de pressão requerida, pois não consegue fechar a válvula abaixo de 8%.

Para avaliar o desempenho do controlador, é necessário estabelecer um critério de estabi-



(a) Previsão da Vazão baseada no Modelo do Reservatório (PVMR).



(b) Previsão da Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB).

Figura 7.44: Teste experimental do controlador preditivo não linear baseado no modelo (NMPC).

lização. O critério adotado está relacionado ao ganho de pressão (Δp). Se a diferença entre o valor máximo e mínimo de Δp nos últimos 30 segundos de medição em relação ao instante atual for inferior a 0,2 bar, então o sistema é considerado em estado estável.

Para cada valor de referência i da variável controlada $(\Delta p_r)_i$, considerando que o tempo inicial em que é estabelecido o valor $(\Delta p_r)_i$ corresponde ao tempo t_i , e o tempo de estabilização t_i^s é definido como o tempo no qual o sistema atinge o critério de estabilização, com t_{i+1} sendo o instante em que Δp_r é alterado novamente, a Integral Discreta do Erro Absoluto IDEA [115] é definida entre o tempo em que é alterado o valor de referência e o instante entre o qual o sistema entra em regime estacionário como :

$$\text{IDEA} = \sum_{t=t_i}^{t_i^s} \left(\left| \frac{\Delta p(t) - \Delta p_r(t)}{\Delta p_r(t)} \right| \Delta t \right). \quad (7.14)$$

O Esforço de Controle (EC) no intervalo de regime transitório é avaliado mediante a *energia do sinal de atuação* [115] das MV normalizadas e expressada como:

$$\text{EC} = \sum_{t=t_i}^{t_i^s} \left(\left(\frac{\omega(t)}{3500} \right)^2 + \left(\frac{y(t)}{100} \right)^2 \right), \quad (7.15)$$

onde ω está em rpm e y em porcentagem, considerando o intervalo de operação possível para cada MV, variando de 0 a 3500 rpm para a rotação ω e de 0 a 100% para a porcentagem de abertura da válvula *choke* y .

O Erro em Estado Estável (EEE) é calculado no regime estacionário como:

$$\text{EEE} = \frac{1}{K} \sum_{t=t_i^s}^{t_{i+1}} \left| \frac{\Delta p(t) - \Delta p_{ref}(t)}{\Delta p_{ref}(t)} \right|, \quad (7.16)$$

sendo K a quantidade discreta de dados no intervalo analisado.

A análise do experimento retratado na Figura 7.44 abrange o tempo de estabilização, a IDEA, o EC e o EEE, conforme ilustrado na Figura 7.45. Devido ao tempo de processamento, o NMPC-MPVR apresenta um tempo de estabilização maior para todos os valores de referência. Também era esperado que o valor da IDEA fosse maior no NMPC-MPVR do que para o NMPC-MPVB. No entanto, para o valor de referência correspondente a 5 bar, o NMPC-MPVB ultrapassou o valor do NMPC-MPVR.

O esforço de controle (EC) também é afetado pelo tempo que o sistema leva para se estabilizar. No entanto, nos valores de referência de 7 e 11 bar, ambos os controladores apresentaram valores próximos nas duas abordagens (Figura 7.45). Quanto ao erro em estado estacionário, os dois controladores mostraram-se muito precisos, com valores abaixo de 5%, sendo o NMPC-MPVB mais preciso.

Em resumo, o NMPC-MPVB apresenta um melhor desempenho em termos de EC e IDEA. No entanto, nesta abordagem, o controlador não consegue manter consistentemente a pressão

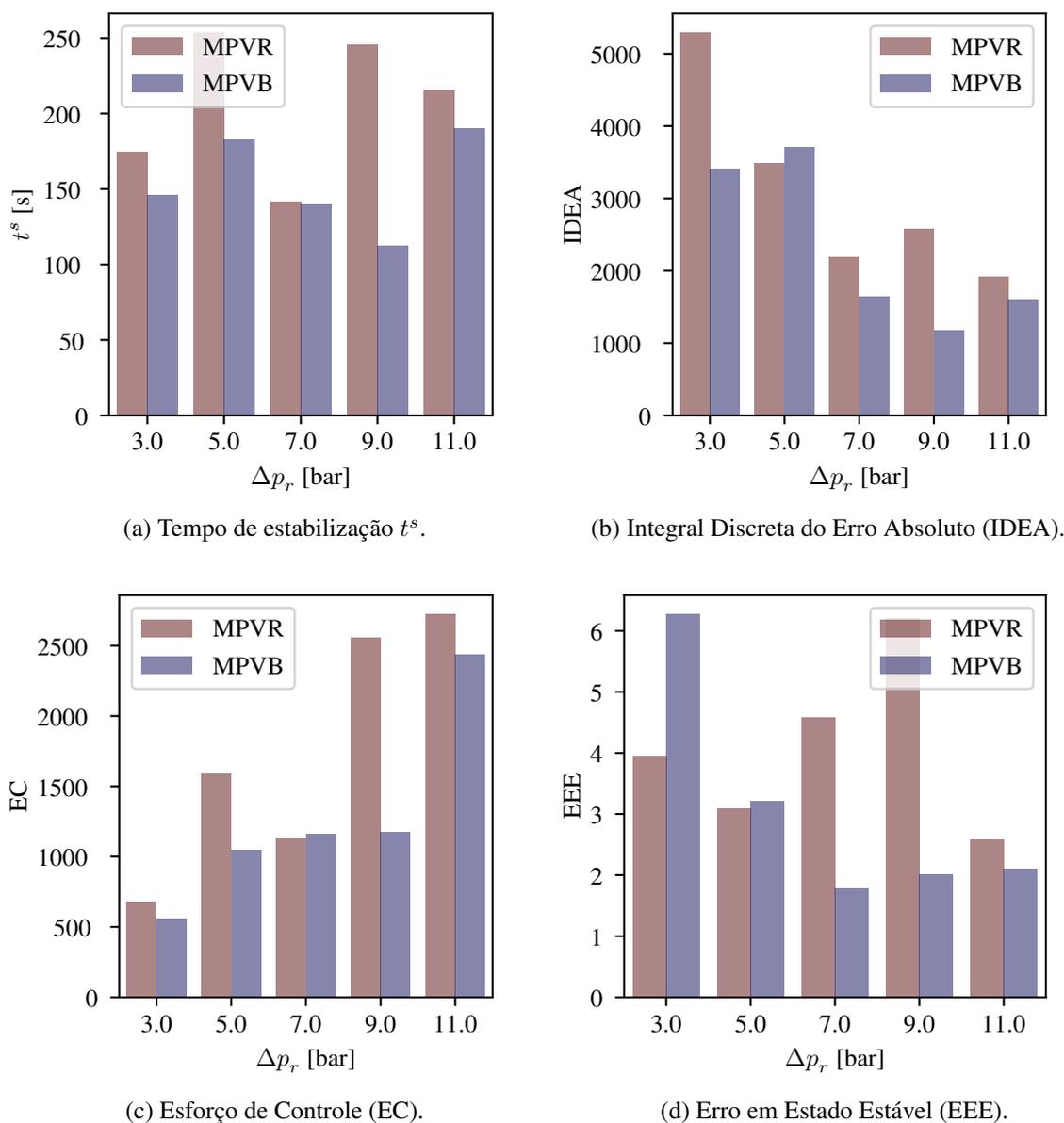


Figura 7.45: Métricas de desempenho do Controle Preditivo Não Linear baseado no Modelo (NMPC) considerando as abordagens de previsão de vazão baseadas no modelo do reservatório (MPVR) e da bomba (MPVB).

de entrada dentro dos limites operacionais requeridos, provavelmente pela baixa tolerância do modelo de previsão de vazão devida a erros no cálculo da viscosidade. Por outro lado, o desempenho do NMPC-MPVR pode ser melhorado diminuindo a quantidade de iterações requeridas para determinar a vazão dentro do modelo. Nos experimentos apresentados, foram consideradas 25 iterações, mas cálculos *off-line* mostram que após 10 iterações, o sistema não apresenta variações significativas. Portanto, para os testes bifásicos, o controlador é testado com NMPC-MPVR, reduzindo o número de iterações para 10.

7.5.3 Experimentos bifásicos

A variação da porcentagem de água em uma emulsão tem impacto significativo na massa específica e a viscosidade efetiva da emulsão. A massa específica da emulsão (ρ_e) varia de forma linear com a fração de água (wc) na emulsão. À medida que a fração de água aumenta, a massa específica também aumenta, mantendo-se entre os valores da massa específica do óleo (ρ_o) e a massa específica da água (ρ_w) na temperatura de operação. Entretanto, a viscosidade do óleo (μ_o) é substancialmente maior do que a viscosidade da água (μ_w). À medida que a fração de água aumenta, a viscosidade do fluido não converge para a viscosidade da água. Pelo contrário, o sistema se comporta como se estivesse operando com um fluido mais viscoso, e essa viscosidade é referida como viscosidade aparente ou efetiva (μ_{ap}).

A previsão das propriedades tem como objetivo antecipar como o aumento da viscosidade da emulsão pode se refletir na redução do nível de vibração da BCS. Portanto, espera-se que o modelo de previsão seja capaz de capturar as variações nas propriedades efetivas da emulsão (ρ_e e μ_{ap}), mesmo quando treinado com dados monofásicos. Conseqüentemente, o controlador foi avaliado em três cenários distintos, conforme apresentado a seguir:

Cenário 1: Utiliza-se a massa específica e a viscosidade fornecidas ao CATD, previstas por um modelo baseado em Redes Neurais Artificiais de Perceptron Multicamada (ANN-MLP), treinado com medições monofásicas realizadas na BCS, conforme apresentado na Seção 6.2; e cuja arquitetura da rede é detalhada na Seção 7.3.1;

Cenário 2: Emprega-se o mesmo modelo de ANN-MLP do Cenário 1, mas as propriedades fornecidas ao modelo são calculadas como o valor máximo das últimas dez previsões da ANN-MLP. Isso é feito com o objetivo de evitar mudanças abruptas nas propriedades durante a operação;

Cenário 3: A viscosidade e a massa específica são calculadas como o valor máximo das últimas dez medições da ANN-MLP, treinada com dados monofásicos e bifásicos, conforme apresentado na Seção 6.2.5; Os resultados da arquitetura e hiperparâmetros dessa rede são discutidos na Seção 7.3.2.

As Figuras 7.46, 7.47, 7.48 e 7.49 apresentam a comparação dos três cenários em relação às variações do ganho de pressão, das MV, da viscosidade e da massa específica, respectivamente. O ganho de pressão nos três cenários é mantido constante em 7 bar; no entanto, nota-se que o tempo decorrido em cada experimento difere, uma vez que não é possível controlar a taxa de aumento do wc devido a limitações experimentais. Contudo, os três cenários são avaliados considerando o intervalo de tempo desde o momento em que o wc atinge 10% até atingir um valor de 28%. Essa situação pode ser equiparada a uma operação em um poço de produção de

petróleo, no qual a quantidade de água aumenta gradativamente, considerando o aumento da fração de água como uma perturbação do sistema.

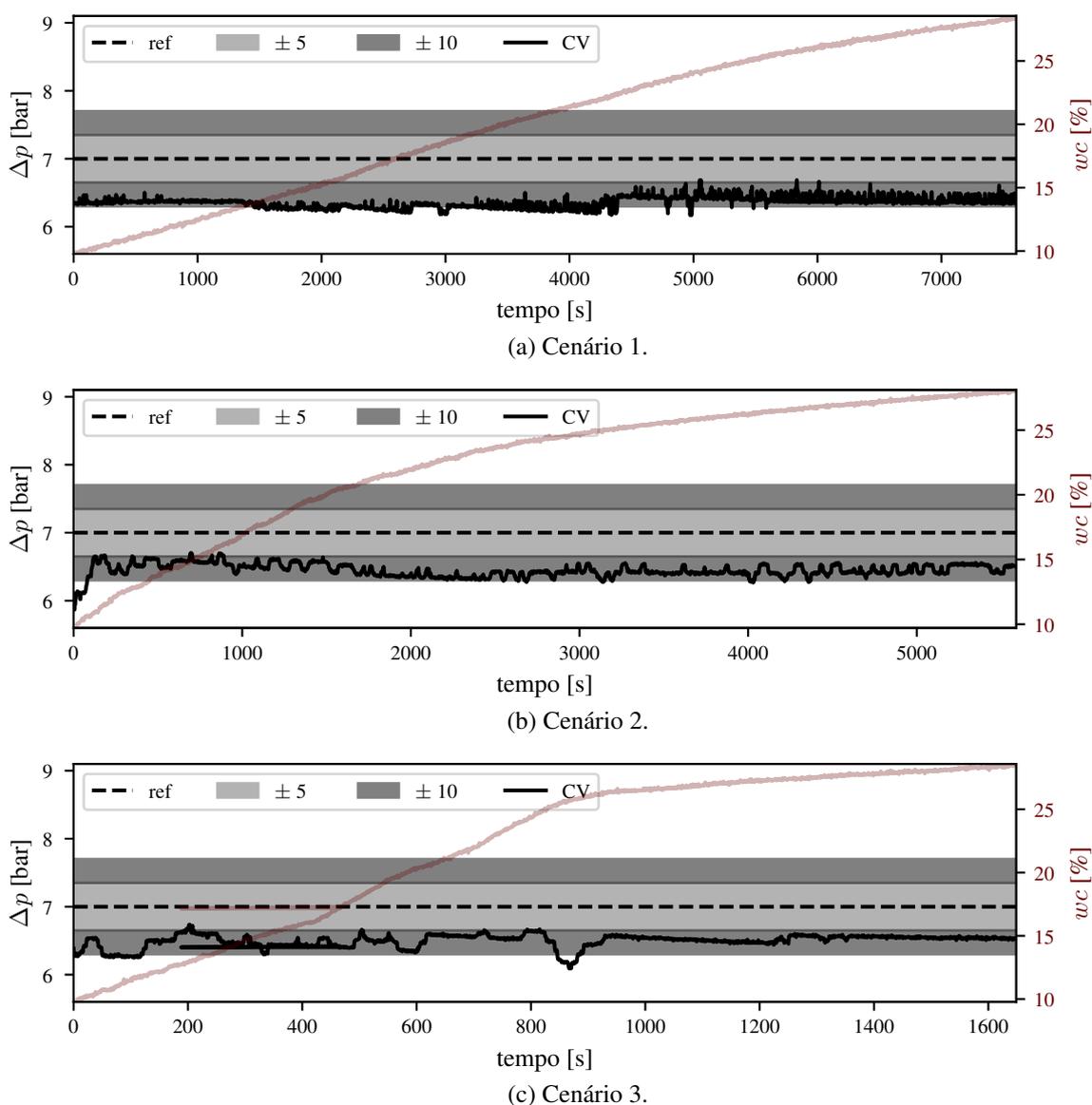


Figura 7.46: Variação do ganho de pressão Δp controlada pelo NMPC com aumento da porcentagem de água (wc) no sistema de 10% para 28%.

A discrepância entre o ganho de pressão (Δp) e a referência requerida (Δp_r) revela um erro percentual absoluto superior em comparação com os testes monofásicos (Figura 7.46). A média do EEE para os três cenários é de 9,1942%, 7,8673%, e 7,1809%, respectivamente. No Cenário 1, o modelo de previsão das propriedades é o mesmo utilizado nos testes monofásicos, onde o EEE fica em torno de 5%, representando um aumento de 4% para o caso bifásico. Contudo, a aplicação de uma média móvel (Cenário 2) reduz o erro absoluto no intervalo avaliado, atenuando o efeito das flutuações do sistema. No caso do uso das propriedades previstas por um modelo treinado com dados bifásicos e monofásicos (Cenário 3), o sistema se apresenta menos flutuações, com um erro menor.

O aumento das flutuações pode ocorrer devido ao incremento das variações das MV. Conforme ilustrado na Figura 7.47, parece haver mudanças mais frequentes das MV no Cenário 1 em comparação com os outros cenários. No entanto, é imperativo considerar que as escalas de tempo diferem entre os cenários analisados, requerendo a aplicação de um critério mais objetivo.

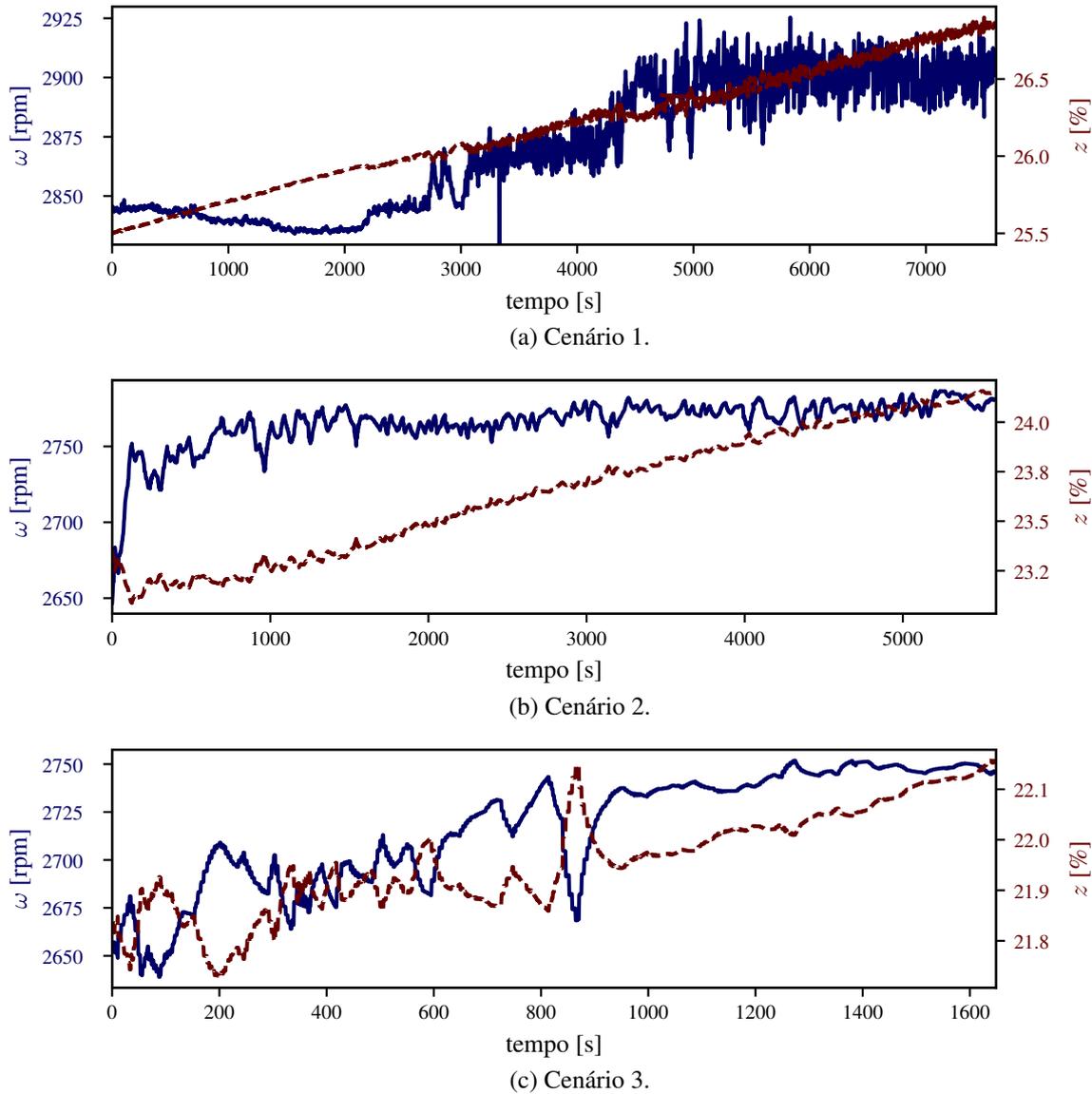


Figura 7.47: Variação das Variáveis Manipuladas (MV) pelo NMPC com aumento da porcentagem de água (wc) no sistema de 10% para 28%.

Se houver uma maior incidência de flutuações em um sinal, a primeira derivada desse sinal deve manifestar mudanças mais frequentes. Assim, o desvio padrão da primeira derivada discreta da rotação da BCS ($\text{std}_{(\Delta\omega/\Delta t)}$) deve ser maior e é calculado conforme a equação:

$$\text{std}_{(\Delta\omega/\Delta t)} = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^{K-1} \left(\frac{\Delta\omega_i}{\Delta t} - \frac{\bar{\Delta\omega}}{\Delta t} \right)^2}. \quad (7.17)$$

Aqui, $\Delta\omega$ representa a primeira derivada discreta de ω , calculada pela subtração entre o valor atual da rotação e o valor anterior da mesma e Δt o intervalo de tempo entre cada observação.

Os valores do desvio padrão para a primeira derivada da rotação da BCS (ω) nos três Cenários são, respectivamente, 11,8815, 2,5775 e 5,0289 rpm/s. Esses resultados indicam que a abordagem adotada no Cenário 2 efetivamente reduz as flutuações do sistema em comparação com o Cenário 1. No entanto, no caso da ANN-MLP treinada com dados bifásicos e monofásicos (Cenário 3), observa-se um aumento da $\text{std}(\Delta\omega/\Delta t)$.

Os efeitos dessas variações no sistema têm a ver com a mudança das propriedades do sistema, e estas variações podem ser apreciadas nas figuras 7.48 e 7.49 para a viscosidade e a massa específica respectivamente.

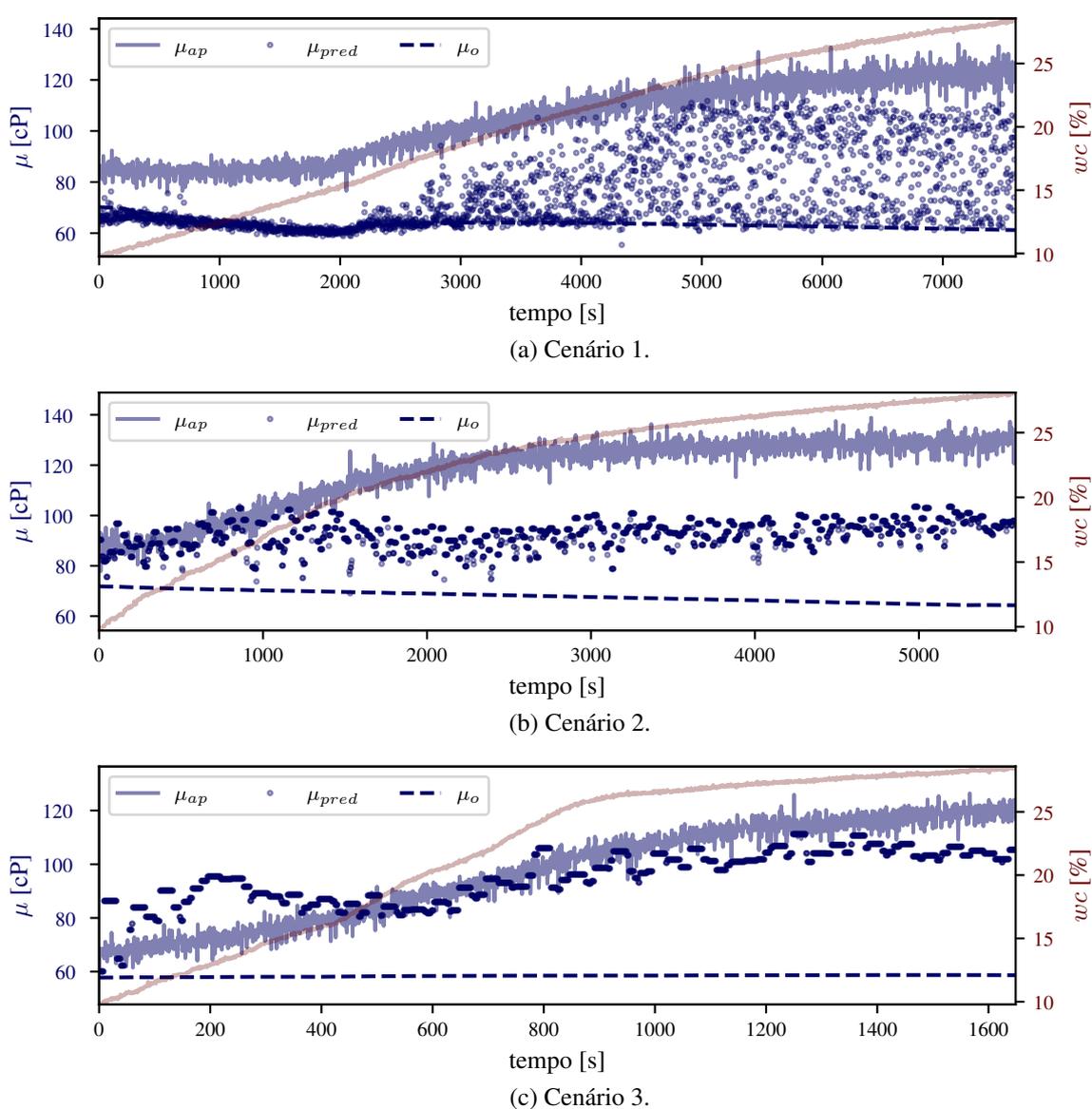
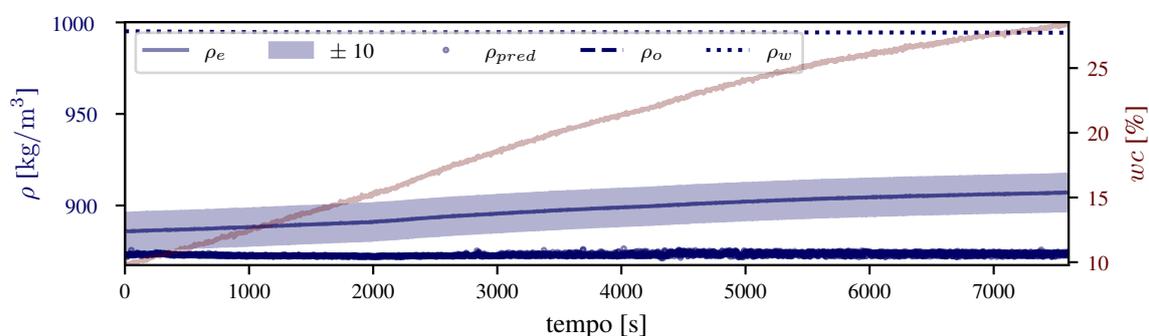


Figura 7.48: Variação da viscosidade com aumento da porcentagem de água (wc) no sistema de 10% para 28%.

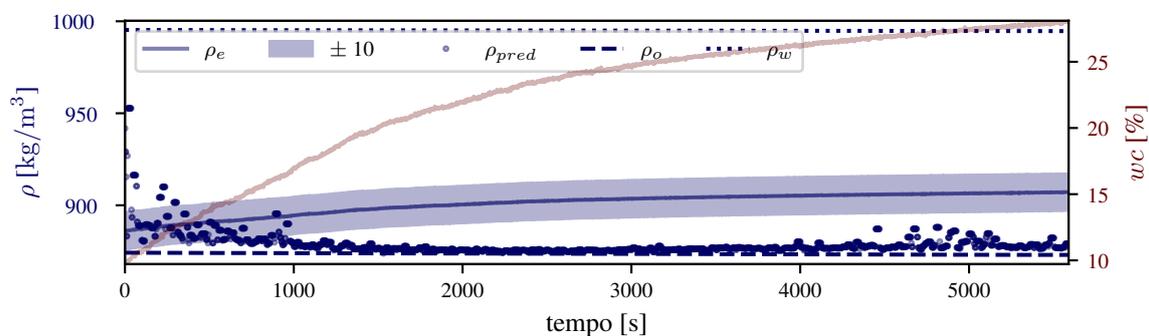
A Figura 7.48 apresenta as variações da viscosidade previstas nos três Cenários (μ_{pred}) com-

parada com o valor da viscosidade efetiva da emulsão (μ_{ap}) e a viscosidade do óleo à temperatura de operação da BCS (μ_o). Nota-se que o valor da viscosidade efetiva tem oscilações de aproximadamente 20 cP. A viscosidade do fluido encontra-se em torno de 60 e 70 cP e a viscosidade efetiva aumenta com o aumento da fração de água até valores perto de 130 cP, o que equivale a aumentos de até 90% do valor da viscosidade do óleo.

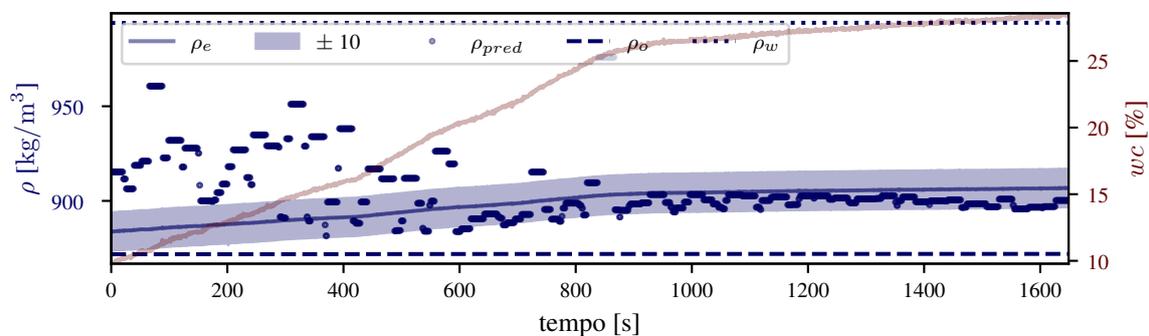
No Cenário 1, a ANN-MLP, treinada com dados monofásicos, tenta ajustar-se ao aumento da viscosidade, porém, resulta em grandes oscilações na previsão, atingindo até 40 cP. Essas oscilações são responsáveis pelas oscilações do sistema e pelo aumento do erro percentual do ganho de pressão. Esse comportamento, no entanto, evidencia a capacidade do modelo de previsão em antecipar a viscosidade mesmo em condições distintas das de treinamento.



(a) Cenário 1.



(b) Cenário 2.



(c) Cenário 3.

Figura 7.49: Variação da massa específica com aumento da porcentagem de água (w_c) no sistema de 10% para 28%.

Considerando esse padrão, o teste é conduzido no Cenário 2 com o objetivo de reduzir as os-

ções. Consequentemente, as oscilações são reduzidas para faixas de ± 20 cP, aproximando-se do valor da viscosidade efetiva μ_{ap} , e distanciando-se da viscosidade do óleo. O erro percentual médio nos três Cenários é de 27,94, 20,26 e 0,22%. Observa-se que a aplicação de uma filtragem (Cenário 2) aprimora o desempenho do modelo e, portanto, do controlador. Notavelmente, quando o modelo é treinado com dados bifásicos, o desempenho é significativamente melhor.

A previsão da massa específica destacada na Figura 7.49 ilustra como a massa específica da emulsão (ρ_e) se encontra limitada entre os valores da massa específica da água (ρ_w) e do óleo (ρ_o). De maneira consistente, nos Cenários 1 e 2, a massa específica tende a se aproximar do valor da massa específica do óleo. Por outro lado, no Cenário 3, a massa específica apresenta um erro significativo inicial, mas se ajusta mais próxima ao valor da emulsão à medida que o experimento avança. Entretanto, para a fração de água analisada, o valor da massa específica varia pouco. Nesse sentido, o erro percentual médio nos três Cenários é de 2,70, 2,56 e 1,78%.

Seguidamente foi realizado um experimento variando o valor de referência Δp_r imposto ao controlador semelhante aos experimentos monofásicos, porém com um aumento na porcentagem de água na emulsão de 32 para 36%, conforme ilustrado Figura 7.50. O valor de Δp_r foi variado de 7 até 13 bar em incrementos de 2 bar. Em seguida, Δp_r foi reduzido para 10, 8 e 6 bar. Posteriormente, o controlador foi submetido a condições mais desafiadoras, com transições de 6 para 12 bar, de 12 para 5 bar, de 5 para 11 bar, de 11 bar para 6 bar, de 6 para 10 bar, de 10 para 7 bar, de 7 para 9 bar, de 9 para 8 bar e de 8 bar para 7 bar.

Observa-se que as MV, a rotação da BCS (ω) e a abertura da válvula *choke* (y), permanecem dentro dos limites estipulados pelo controlador, mantendo transições suaves, conforme restrito pelo NMPC (Figura 7.50) da mesma maneira que para o experimento monofásico. No que diz respeito às CV, o ganho de pressão (Δp) está vinculado às variações na rotação da BCS, enquanto a pressão de entrada (p_{in}) se relaciona com a abertura da válvula *choke*.

Durante todo o teste, a pressão de entrada permaneceu dentro dos limites definidos pelo NMPC, que restringem a operação entre 1 e 5 bar. Ainda, em cenários de grandes alterações no valor de referência do ganho de pressão.

No referente à previsão das propriedades, destaca-se que a previsão da massa específica (ρ_{pred}) demonstra uma precisão notável na maior parte da faixa de operação, com erros em torno de 2,06%, mantendo-se, entre a massa específica do óleo e a massa específica da emulsão.

Para a da previsão da viscosidade (μ_{pred}), nota-se que o valor tenta seguir a tendência da viscosidade efetiva da emulsão, mantendo-se abaixo de 10 cp na maioria dos casos (Figura 7.50). É perceptível que a viscosidade efetiva do fluido é afetada pelas mudanças na rotação da BCS. Assim, o erro percentual absoluto na previsão da viscosidade é de 15,77%.

No primeiro estágio do teste, o controlador exhibe EEE inferiores a 5% quando testado com o aumento do valor de referência. Posteriormente, à medida que o controlador é submetido à redução do valor de referência, o EEE aumenta para valores entre 5 e 9%. Esse padrão de comportamento é observado consistentemente ao longo do teste. Destaca-se que, ao contrário

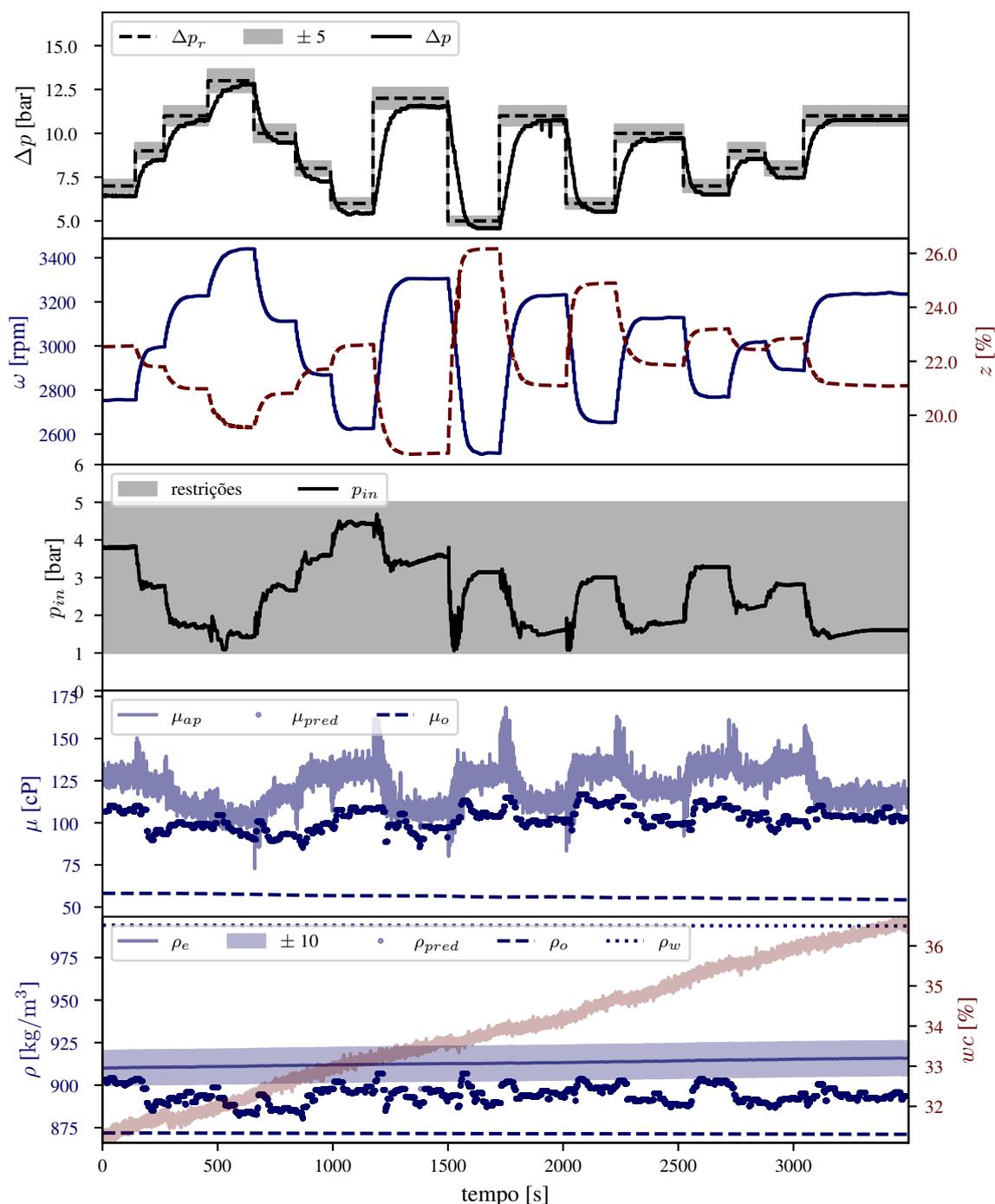


Figura 7.50: Teste do controlador variando o ganho de pressão de referência entre 3 e 13 [bar], com a previsão da viscosidade μ e a massa específica ρ mediante o modelo de ANN baseado no sinal de vibração aplicando uma média móvel nos últimos 10 dados.

do escoamento monofásico, mesmo diante de grandes variações na referência do ganho de pressão, o controlador consegue manter a pressão de entrada dentro dos limites estabelecidos. A média do EEE ao longo do teste é de 5,35%, enquanto a média do tempo de estabilização é de 123,37 segundos. Esses valores são semelhantes aos obtidos nos testes monofásicos.

8 CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta uma estratégia de controle para Bombas Centrífugas Submersíveis (BCSs) operando em escoamento líquido-líquido água-óleo. A estratégia baseia-se na abordagem de Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD), em que os danos no sistema são monitorados por meio do acompanhamento das variáveis operacionais. Quando ocorre um dano, o controlador ajusta seu comportamento com base nessas informações.

No caso das BCSs, as principais alterações devidas à formação de emulsões são causadas pela variação das propriedades de transporte do fluido. A massa específica muda de forma proporcional à porcentagem de água (fração de água), e a viscosidade se torna uma viscosidade efetiva à medida que aumenta para valores acima da viscosidade do óleo antes do ponto de inversão de fase (considerando a inversão de água em óleo para óleo em água). Após a inversão de fase, a viscosidade se aproxima do valor da viscosidade da água.

A abordagem CATD proposta neste trabalho considera as variações das propriedades do fluido como se fossem danos. Uma vez que os danos são eventos que causam degradação no sistema, mas permitem que ele continue funcionando sem levá-lo à falha, este trabalho propõe o uso de vibrações mecânicas para monitorar essas variações das propriedades do fluido.

As propriedades são monitoradas e usadas para controlar o sistema, implementando um Controle Preditivo Não Linear Baseado em Modelo (NMPC). A abordagem de controle incorpora no modelo da bomba e do sistema os valores específicos de viscosidade e da massa específica do fluido. Uma análise do comportamento dinâmico do sistema revelou que a bomba apresenta um comportamento não linear quando as variáveis monitoradas e as variáveis controladas são consideradas. No entanto, a substituição das variáveis manipuladas pelos valores das variáveis controladas no estado estacionário torna a dinâmica do sistema linear. Essa abordagem é conhecida como a abordagem de modelagem de Hammerstein-Wiener. Neste trabalho, propõe-se utilizar a abordagem de modelagem Hammerstein-Wiener para descrever a dinâmica do sistema de bombeamento.

O controlador proposto é baseado na abordagem Hammerstein-Wiener, onde o modelo é dividido em um Modelo Não Linear em Estado Estacionário (NLM) e um modelo dinâmico linear, proposto aqui como um Modelo de Espaço de Estados (SSM). Entretanto, as propriedades do fluido são monitoradas com base no comportamento das vibrações mecânicas.

As principais contribuições deste trabalho são listadas nas áreas de Vibrações Induzidas pelo Escoamento (FIV) em BCSs, modelagem do escoamento em BCS e controle de processo em BCS. As conclusões, bem como uma breve discussão e recomendações para trabalhos futuros nessas áreas, são apresentadas nas seguintes seções.

8.1 Vibração induzida por escoamento em bombas centrífugas submersíveis

Quanto à correlação entre Inversão Catastrófica de Fase (ICF) e FIV, este trabalho apresenta um procedimento para determinar a correlação entre a vibração mecânica e o ICF em uma BCS. O processo envolve uma análise no domínio de frequência, extração de características de parâmetros estatísticos em diferentes faixas de frequência, seleção de características com base no coeficiente de correlação de Pearson e determinação de limites entre os regimes de escoamento por meio de regressão logística.

A análise inicial deste estudo revelou variações nos níveis de vibração dos sensores radiais, ocorrendo abaixo de 750 Hz, com alterações mais notáveis observadas na faixa de 0 a 250 Hz. Além disso, foi observado que a amplitude de vibração na frequência de passagem das aletas também varia com a inversão de fase, apresentando amplitudes mais elevadas em emulsões água-em-óleo, o que sugere flutuações de alta pressão. Essas conclusões estão em linha com os resultados encontrados em estudos anteriores conduzidos por Benra, Dohmen e Schneider [43] e Khalifa, Al-Qutub e Ben-Mansour [44].

A Raiz do Valor Quadrático Médio (RMS) da Transformada Rápida de Fourier (FFT) se correlaciona com parâmetros de escoamento multifásico [37, 40] e está relacionada a picos de pressão e flutuações de frequência específicas [103]. O procedimento de seleção de características demonstra uma forte correlação entre o RMS na faixa de frequência entre 0-250 Hz e a potência adimensional da BCS, que está diretamente relacionada à classificação do regime de escoamento. Além disso, a RMS é a medida estatística com os melhores resultados para nove dos dez sensores de vibração instalados.

O RMS da FFT entre 0 e 250 Hz ($\mathbb{R}(\chi_i)$) segregou a emulsão óleo-em-água das emulsões água-em-óleo em cada experimento. O limite entre esses tipos de emulsão variou dependendo da velocidade de rotação da BCS (ω), portanto, $\mathbb{R}(\chi_i)$ e ω são as características consideradas.

Um limite objetivo entre os regimes de escoamento foi determinado para cada sensor de vibração usando regressão logística, com 10% dos dados para o ajuste do modelo e o restante para o teste. Os resultados do teste obtiveram cerca de 99% de precisão na segregação dos tipos de emulsão para todos os sensores radiais.

A regressão logística determinou um limite que separa os regimes de escoamento. Mesmo com poucos dados de ajuste, os resultados do teste apresentaram alta precisão, o que demonstra que o nível de vibração representa adequadamente o fenômeno de inversão. Com base nos resultados obtidos, conclui-se que a RMS da FFT entre 0 e 250 Hz é um candidato promissor para identificação de inversão de fase em aplicações práticas.

O comportamento das BCS em escoamento bifásico pode ser modelado de maneira semelhante ao escoamento monofásico, levando em conta a viscosidade efetiva gerada pela emulsão e as variações na viscosidade do fluido. O nível de vibração é afetado por essas variações, sendo que fluidos mais viscosos resultam em níveis de vibração mais baixos, o que está em concor-

dância com os resultados da ICF. Isso sugere a possibilidade de desenvolver um modelo capaz de prever as propriedades do fluido com base na medição das vibrações.

8.2 Previsão das propriedades do fluido em bombas centrífugas submersíveis operando em escoamento líquido-líquido

Em seguida, foi proposto um método baseado em Redes Neurais Artificiais de Perceptron Multicamada (ANN-MLP) para prever as propriedades do fluido em uma BCS com base no monitoramento das vibrações mecânicas e nas variáveis do processo. O processo envolve a coleta de dados, incluindo o ganho de pressão da bomba (Δp), a velocidade de rotação da bomba (ω) e a aceleração das vibrações mecânicas (\hat{x}). Esses dados são processados aplicando a FFT ao sinal \hat{x} e calculando a RMS em faixas de frequência específicas ($\mathbb{R}(\chi_k)$).

Uma estrutura de ANN-MLP foi desenvolvida para prever as propriedades do fluido. As entradas do modelo incluem as características extraídas das vibrações ($\mathbb{R}(\chi_k)$) em cada banda de frequência especificada, Δp e ω , enquanto as saídas são a viscosidade do fluido (μ) e a massa específica (ρ). A escolha das características e o processamento do sinal foram baseados na forte correlação entre as vibrações ($\mathbb{R}(\chi_k)$) e a variação nas propriedades do fluido.

A arquitetura da ANN-MLP é definida por um processo de otimização de hiperparâmetros realizado pelo algoritmo *Tree-structured Parzen Estimator* (TPE). Os hiperparâmetros otimizados da ANN-MLP foram o número de camadas, o número de neurônios por camada e o tipo de função de ativação.

Foram treinados dois modelos de ANN-MLP; um considerando dados de escoamento monofásico da BCS operando com água e óleo (modelo monofásico), e outro considerando dados coletados na BCS operando tanto em regime de escoamento líquido-líquido água-óleo quanto em regime monofásico com água e óleo (modelo bifásico). A massa específica foi calculada utilizando o modelo homogêneo e a viscosidade efetiva do fluido foi calculada considerando o modelo proposto por Bulgarelli et al. [14]. A abordagem proposta demonstrou uma notável precisão na previsão da viscosidade e da massa específica em escoamento, atingindo valores de R^2 em torno de 0,98 e 0,99, respectivamente, nos conjuntos de dados de teste tanto para o modelo monofásico quanto para o modelo bifásico. No caso do modelo monofásico, a distribuição dos erros de previsão confirmou a robustez e a precisão do modelo, onde 80% dos dados apresentaram erros absolutos abaixo de 1 cP para a viscosidade e 5 kg/m³ para a massa específica. No modelo bifásico, a precisão diminuiu para 3,5 cP na viscosidade e 9 kg/m³ para a massa específica considerando o mesmo percentual de dados. Uma observação da distribuição dos erros no modelo bifásico mostra disparidade entre os dados de treinamento-validação e os dados de teste, sugerindo que tanto o treinamento quanto a arquitetura podem ser melhorados.

8.3 Modelagem do escoamento em bombas centrífugas submersíveis

As contribuições no campo da modelagem incluem a proposição de uma equação para prever diretamente a vazão de uma BCS (Bomba Centrífuga Submersível) e uma abordagem para modelar o transiente de BCS com base no método de Hammerstein-Weiner para controle.

Para derivar uma equação preditiva para a vazão, utilizou-se um Operador de Redução e Seleção Mínima Absoluta (LASSO) [91], em conjunto com uma análise dimensional dos parâmetros que influenciam o escoamento (Δp , ρ , μ , D e ω). Como resultado, obteve-se a Equação 5.57, expressada de forma adimensional na Equação 5.58. O coeficiente de determinação para o ajuste dos parâmetros das duas bombas foi em torno de 0,99, com um erro médio absoluto abaixo de 6,4%. Esse modelo foi implementado no controlador utilizando a abordagem de Previsão de Vazão baseada no Modelo da Bomba (PVMB).

No que diz respeito ao controle do sistema, a abordagem do modelo escolhida para o NMPC foi o modelo Hammerstein-Wiener. Isso envolveu o NLM e o SSM previamente descritos. O NLM considerou a BCS, a válvula *choke* e os elementos a montante da bomba, enquanto o SSM avaliou as variações no ganho de pressão e na pressão de saída da BCS.

O NLM depende de uma estimativa da vazão no sistema. Foram propostas duas abordagens para estimar a vazão, uma com base no conhecimento da fonte de fluido ou reservatório (PVMR) e outra baseada em um modelo de estimativa de vazão na bomba (PVMB). Para a bomba P47, o ajuste e teste do desempenho desses modelos na previsão do ganho de pressão da bomba (Δp) e da pressão de saída (p_{out}) em regime de escoamento estacionário mostrou coeficientes de determinação R^2 em torno de 0,98 para a abordagem PVMR e 0,93 para PVMB. No caso da bomba P100, o desempenho foi semelhante, com exceção da previsão de p_{out} , cujo coeficiente de determinação caiu para 0,5 devido a incertezas experimentais nos testes realizados na bomba P100 porque não se tinha medição da pressão diferencial na válvula *choke*.

Os experimentos em regime de escoamento transitório foram usados para ajustar o SSM do controlador e modelar o comportamento da planta em diferentes pontos de operação. Nesse contexto, 50% dos dados monofásicos foram usados para ajustar o SSM, dos quais 25% se destinaram ao ajuste e 25% para teste. O restante dos 50% dos dados foi utilizado para modelar os diferentes pontos de operação em regime transitório.

8.4 Controle preditivo baseado em modelo

Foi realizada a implementação de um Controlador Preditivo Não Linear (NMPC) para regular o sistema de bombeamento. O modelo tem como objetivo prever o ganho de pressão Δp e a pressão de saída da BCS p_{out} com base na estimativa da vazão q , utilizando dois enfoques: o

modelo do reservatório do sistema (NMPC-PVMR) e a estimativa da vazão circulante na BCS (NMPC-PVMB). O controlador visa regular o ganho de pressão Δp , mantendo a pressão de entrada da bomba p_{in} dentro de limites aceitáveis e garantindo que as Variáveis Manipuladas (MV) não sofram mudanças abruptas nem ultrapassem os limites estabelecidos.

A avaliação do controlador foi inicialmente realizada por simulação, sem considerar a estimativa das propriedades do sistema por meio do sinal de vibração. Em vez disso, o controlador assumiu que as propriedades do fluido correspondiam às do óleo. Os resultados indicaram que o controlador foi eficaz em direcionar o sistema ao ponto de operação desejado em toda a faixa de operação em escoamento monofásico, mesmo diante de flutuações na viscosidade do fluido, nas duas estratégias de controle avaliadas. Além disso, o controlador demonstrou capacidade para manter a pressão de entrada estável nessas circunstâncias.

No caso de comportamento bifásico com baixas porcentagens de água, observou-se um aumento no erro em estado estacionário em relação ao valor de referência, embora não tenha sido significativo. Conforme a porcentagem de água aumenta, o erro na previsão também aumenta. Mesmo com esse aumento no erro, o controlador mostrou-se eficaz em manter o sistema operando dentro das restrições operacionais estabelecidas, incluindo limites de pressão de entrada e saída, bem como a variação máxima das variáveis manipuladas em cada ação de controle.

8.5 Controle ativo tolerante a danos

A estratégia de controle global considera a implementação de um NMPC em uma BCS operando com emulsão, onde as propriedades do fluido são estimadas por meio da ANN-MPL proposta. Essa estratégia é denominada Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD), considerando como danos as variações nas propriedades da emulsão. Essa abordagem é testada na bancada experimental com a bomba P47.

A abordagem é testada com a previsão das propriedades utilizando uma ANN-MLP ajustada com dados monofásicos. Nas duas abordagens de previsão de vazão, o controlador consegue manter o ganho de pressão com erros abaixo de 5%. A previsão das propriedades mostrou flutuações no caso da viscosidade acima de 10 cP, mas mantendo as Variáveis Manipuladas (MV) dentro das restrições impostas. No entanto, quando submetidas a variações grandes do valor de referência, a pressão de entrada pode temporariamente sair da faixa de operação desejada, mas logo retorna a ela.

Em escoamento monofásico, essa abordagem atende às necessidades do sistema; no entanto, há um aumento no erro em estado estacionário quando o erro na previsão das propriedades aumenta, embora não seja significativo.

Na comparação das abordagens de previsão de vazão, a previsão baseada na estimativa da vazão na BCS (NMPC-PVMB) mostrou-se mais eficaz em termos de tempo de estabilização e

esforço de controle do que a previsão baseada no modelo do reservatório (NMPC-PVMR), porque o custo computacional dessa abordagem é menor. O erro em estado estacionário apresenta valores semelhantes, abaixo de 5%, na maioria dos casos nas duas abordagens. No entanto, a abordagem NMPC-PVMB não consegue manter consistentemente a pressão de entrada durante todo o intervalo de operação, possivelmente devido a uma baixa tolerância do modelo às flutuações na previsão das propriedades do fluido. Conclui-se que o NMPC-PVMB é viável sempre que houver uma melhoria na previsão das propriedades. Enquanto isso, para o NMPC-PVMR, basta reduzir o custo computacional.

Os experimentos bifásicos foram conduzidos considerando três cenários de previsão das propriedades do fluido: um utilizando uma ANN-MLP treinada com dados monofásicos (Cenário 1), outro com a ANN-MLP também treinada com dados monofásicos, mas com um filtro de máximo móvel para atenuar as flutuações na previsão (Cenário 2), e finalmente, um terceiro cenário utilizando uma ANN-MLP treinada com dados bifásicos, também com um filtro de máximo móvel (Cenário 3).

Os resultados do Cenário 1 mostram que o modelo de previsão das propriedades tende a seguir o comportamento efetivo dos fluidos, mesmo não tendo sido treinado com dados bifásicos, o que evidencia sua capacidade de prever o comportamento do sistema em aplicações industriais. No entanto, as flutuações na previsão das propriedades, observadas nos testes monofásicos, aumentam, causando instabilidades e levando a uma frequência maior de mudanças nas MV.

O erro em estado estacionário aumenta aproximadamente 4% no Cenário 1 quando comparado com os testes monofásicos, devido à variabilidade das propriedades, especialmente da viscosidade efetiva da emulsão. Nota-se que a variação da viscosidade efetiva na bomba é mais instável nos experimentos bifásicos do que nos monofásicos. Enquanto nos experimentos monofásicos a viscosidade do fluido pode ser calculada com incertezas menores que 1 cP, nos experimentos bifásicos a viscosidade efetiva pode flutuar em até 20 cP. Esse comportamento pode explicar a dificuldade dos modelos lineares em lidar com sistemas de bombeamento operando com emulsão [5, 6, 73]. Além disso, o modelo de ANN-MLP para a previsão das propriedades também apresenta flutuações em suas previsões da viscosidade, mas isso pode ser corrigido facilmente aplicando técnicas de filtragem de sinais, como a média móvel. Por esse motivo, o sistema é testado no Cenário 2.

Tanto no Cenário 1 quanto no Cenário 2, o sistema consegue manter as restrições impostas pelo NMPC, mesmo diante das perturbações causadas pelo aumento da porcentagem de água. A aplicação de um filtro de máximo móvel na previsão das propriedades no Cenário 2 reduz consideravelmente a frequência das mudanças das MV e melhora o erro em estado estacionário em cerca de 2%.

No Cenário 3, utilizando o modelo de ANN-MLP treinado com dados bifásicos em combinação com a filtragem, observa-se uma leve diminuição do erro em estado estacionário, mantendo a mesma variabilidade das MV. Subsequentemente, ao testar o sistema com uma fração de água entre 32% e 36%, com viscosidades efetivas da emulsão até 150% maiores do que a

viscosidade do óleo nas mesmas condições, o sistema demonstra estabilidade. Ele mantém a pressão de entrada da BCS dentro dos limites estabelecidos, mesmo diante de grandes variações no valor de referência do controlador regulador.

8.6 Trabalhos futuros

A hipótese formulada neste projeto considera que a influência da emulsão em um sistema de bombeamento pode ser modelada como um dano no sistema, levando-o a operar em condições sub-ótimas. Portanto, é possível abordar o controle regulador do sistema por meio do uso de estratégias de Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD).

Adicionalmente, postula-se que as variações das propriedades do fluido afetam o nível de vibração mecânica da bomba. Assim, é possível prever essas propriedades através do monitoramento do sinal de vibração e ajustar o controlador nesse cenário.

Na área de Vibração Induzida pelo Escoamento (FIV), foi explorado o comportamento de um sistema de bombeamento operando com emulsões instáveis. No entanto, em aplicações industriais, as emulsões tendem a apresentar um comportamento mais estável. Nesse sentido, é desejável estudar o sistema com emulsões estáveis, assim como testá-lo com fluidos mais viscosos.

A previsão de vazão na BCS (MPVR) apresenta um modelo linear nos parâmetros que permite estimar diretamente a vazão, reduzindo a probabilidade de erros numéricos nos cálculos. No entanto, o modelo mostrou-se pouco tolerante a erros na previsão da viscosidade. Essa abordagem permite estimar o comportamento do sistema mesmo quando a condição da fonte de fluido varia. Portanto, é recomendável explorar outras possíveis combinações lineares dos parâmetros que sejam menos sensíveis à variação das propriedades do fluido, como a viscosidade.

No âmbito do controle, a abordagem proposta consiste no ajuste do ganho de pressão e na imposição de restrições à pressão de entrada da BCS dentro de uma faixa operacional, visando a evitar cavitação e danos nos equipamentos. O ganho de pressão é a variável considerada em algumas aplicações de controle para monitorar a produção do poço, devido à falta de disponibilidade de medição da vazão em tempo real [5–7]. Em trabalhos futuros, seria interessante testar uma abordagem do controlador que permita controlar a vazão, garantindo que a bomba permaneça dentro dos limites desejados de *upthrust* e *downthrust* [51, 73].

Bibliografia

- [1] G. Takacs. Elsevier Inc, 2013, vol. 53, pp. 393–383.
- [2] W. Monte Verde, J. L. Biazussi, N. A. Sassim e A. C. Bannwart, “Experimental Study of Gas-Liquid Two-Phase Flow Patterns Within Centrifugal Pumps Impellers,” *Experimental Thermal and Fluid Science*, v. 85, pp. 37–51, 2017.
- [3] C. Porcel et al., “Experimental Study on the Performance of Electrical Submersible Pump Operating with Ultraviscous Oil,” *SPE Journal*, v. 27, n. 04, pp. 2470–2490, 2022.
- [4] N. A. V. Bulgarelli, J. L. Biazussi, C. E. Perles, M. S. de Castro e A. C. Bannwart, “Experimental Analysis of Water/Oil Emulsion Effective Viscosity in Pipeline,” em *24th ABCM International Congress of Mechanical Engineering*, Curitiba, Brasil, 2017.
- [5] W. Honório, D. Lemos e R. de Lima, “ESP Control and Monitoring System of Heavy Oil Peregrino Field,” em *SPE Artificial Lift Conference*, Salvador, Brasil, 2015.
- [6] E. Haugen, N. O. Østbye, T. Grønvold, T. G. Theting e K. Straith, “Lessons Learned from Further Development of the Peregrino Heavy Oil Field Offshore Brasil,” em *EU-ROPEC 2015 held*, Madrid, Spain, 2015.
- [7] V. Castro, D. Leite, J. Marins, R. Pessoa, J. Magalhães e D. Lemos, “ESP Application on Heavy Oil in Peregrino Field,” em *SPE Artificial Lift Conference*, Salvador, Brasil, 2015.
- [8] Ø. Kristoffersen, M. Stanko e A. Hoffmann, “Short Term Production Optimization Using a Model of the Peregrino Field, Brasil,” em *Offshore Technology Conference This*, Rio de Janeiro, Brasil, 2017.
- [9] N. Mechbal e E. G. O. Nóbrega, “Adaptive Strategy to Damage Tolerant Active Control,” *IFAC-PapersOnLine*, v. 28, n. 21, pp. 658–663, 2015.
- [10] T. Jain, J. J. Yamé e D. Sauter. Springer International Publishing, 2018, vol. 128.
- [11] C. Mataix, *Turbomáquinas Hidráulicas : Turbinas Hidráulicas, Bombas, Ventiladores*. Editorial ICAI, 1975, p. 1371.
- [12] J. L. Biazussi, “Modelo de Deslizamento para escoamento gás-líquido em bomba centrífuga submersa operando com líquido de baixa viscosidade,” Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2014, p. 208.

- [13] W. Monte Verde, “Modelagem do Desempeho de Bombas de BCS Operando com Misturas Gás-Óleo Viscoso,” Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2016, p. 408.
- [14] N. A. V. Bulgarelli, J. L. Biazussi, W. Monte Verde, C. E. Perles, M. S. de Castro e A. C. Bannwart, “Experimental investigation on the performance of Electrical Submersible Pump (ESP) operating with unstable water/oil emulsions,” *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 197, n. 02, p. 107900, 2021.
- [15] J. L. Salager, “Emulsion Phase Inversion Phenomena,” em *Emulsions and Emulsion Stability*, J. Sjoblom, ed., 2^a ed., CRC Press, 2005, cap. 4, pp. 185–226.
- [16] G. Lv, F. Wang, W. Cai e X. Zhang, “Characterization of the Emulsions Formed by Catastrophic Phase Inversion,” *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*, v. 450, n. 1, pp. 141–147, 2014.
- [17] N. A. V. Bulgarelli, J. L. Biazussi, W. Monte Verde, C. E. Perles, M. S. de Castro e A. C. Bannwart, “Experimental investigation of the Electrical Submersible Pump’s energy consumption under unstable and stable oil/water emulsions: A catastrophic phase inversion analysis,” *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 216, p. 110814, 2022.
- [18] N. A. V. Bulgarelli, J. L. Biazussi, M. S. de Castro, W. M. Verde e A. C. Bannwart, “Experimental Study of Phase Inversion Phenomena in Electrical Submersible Pumps Under Oil Water Flow,” em *The ASME 2017 36th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering*, Trondheim, Noruega, 2017.
- [19] N. A. V. Bulgarelli, J. L. Biazussi, C. E. Perles, W. M. Verde, M. S. D. Castro e A. C. Bannwart, “Analysis of Chord Length Distribution in Phase Inversion of Water-Oil Emulsions at Electrical Submersible Pump Outlet,” em *9th World Conference on Experimental Heat Transfer, Fluid Mechanics and Thermodynamics*, Iguazu, Brasil, 2017.
- [20] N. A. V. Bulgarelli, J. L. Biazussi, W. Monte Verde, C. E. Perles, M. S. de Castro e A. C. Bannwart, “Relative Viscosity Model for Oil/Water Stable Emulsion Flow Within Electrical Submersible Pumps,” *Chemical Engineering Science*, v. 245, p. 116827, 2021.
- [21] N. A. V. Bulgarelli, J. L. Biazussi, W. Monte Verde, C. E. Perles, M. S. de Castro e A. C. Bannwart, “A Novel Criterion Based on Slip Ratio to Assess the Flow Behavior of Water/Oil Emulsions Within Centrifugal Pumps,” *Chemical Engineering Science*, v. 247, p. 117050, 2022.
- [22] S. A. Raya, I. Mohd Saaid, A. Abbas Ahmed e A. Abubakar Umar, “A Critical Review of Development and Demulsification Mechanisms of Crude Oil Emulsion in the Petroleum Industry,” *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, v. 10, n. 4, pp. 1711–1728, 2020.

- [23] N. A. V. Bulgarelli, “Experimental Study of Electrical Submersible Pump (ESP) Operating with Water / Oil Emulsion,” Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2018.
- [24] G. Reges et al., “Electric Submersible Pump Vibration Analysis Under Several Operational Conditions for Vibration Fault Differential Diagnosis,” *Ocean Engineering*, v. 219, n. 11, p. 108 249, 2021.
- [25] T. W. Rauber, F. M. Varejão, F. Fabris, A. Rodrigues e M. P. Ribeiro, “Automatic Diagnosis of Submersible Motor Pump Conditions in Offshore Oil Exploration,” em *IECON 2013 - 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2013, pp. 5537–5542.
- [26] F. de Assis Boldt, T. W. Rauber, F. M. Varejao e M. P. Ribeiro, “Performance Analysis of Extreme Learning Machine for Automatic Diagnosis of Electrical Submersible Pump Conditions,” em *2014 12th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, IEEE, 2014, pp. 67–72.
- [27] T. W. Rauber, T. Oliveira-Santos, F. de Assis Boldt, A. Rodrigues, F. M. Varejao e M. P. Ribeiro, “Kernel and Random Extreme Learning Machine Applied to Submersible Motor Pump Fault Diagnosis,” em *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2017, pp. 3347–3354.
- [28] A. R. Mohanty, P. K. Pradhan, N. P. Mahalik e S. G. Dastidar, “Fault Detection in a Centrifugal Pump Using Vibration and Motor Current Signature Analysis,” *International Journal of Automation and Control*, v. 6, n. 3-4, pp. 261–276, 2012.
- [29] A. Moosavian, M. Khazaei, H. Ahmadi, M. Khazaei e G. Najafi, “Fault Diagnosis and Classification of Water Pump Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Based on Vibration Signals,” *Structural Health Monitoring*, v. 14, n. 5, pp. 402–410, 2015.
- [30] Y. Lu, L. Tan, X. Zhao e C. Ma, “Experiment on Cavitation-Vibration Correlation of a Centrifugal Pump Under Steady State and Start-Up Conditions in Energy Storage Station,” *Journal of Energy Storage*, v. 83, p. 110 763, 2024.
- [31] M. O. Durham, J. H. Williams e D. J. Goldman, “Effect of Vibration on Electric Submersible Pump Failures,” *Journal of Petroleum Technology*, v. 42, n. 2, pp. 186–190, 1990.
- [32] G. Reges, M. Fontana, E. Costa, A. Lima, M. Ribeiro e L. Schnitman, “A New Method for the Vibration Amplitude Assessment of the ESP Systems Considering the Vibration Orbit,” *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 211, n. 1, p. 110 214, 2022.
- [33] H. Zhu et al., “Experimental Study of Sand Erosion in Multistage Electrical Submersible Pump ESP: Performance Degradation, Wear and Vibration,” *International Petroleum Technology Conference 2019, IPTC 2019*, pp. 1–15, 2019.

- [34] R. S. Minette, S. F. SilvaNeto, L. A. Vaz e U. A. Monteiro, “Experimental Modal Analysis of Electrical Submersible Pumps,” *Ocean Engineering*, v. 124, pp. 168–179, 2016.
- [35] M. A. Castillo, R. H. R. Gutiérrez, U. A. Monteiro, R. S. Minette e L. A. Vaz, “Modal Parameters Estimation of an Electrical Submersible Pump Installed in a Test Well Using Numerical and Experimental Analysis,” *Ocean Engineering*, v. 176, pp. 1–7, 2019.
- [36] L. E. Ortiz-Vidal, O. M. H. Rodriguez e N. W. Mureithi, “An Exploratory Experimental Technique to Predict Two-Phase Flow Pattern From Vibration Response,” em *ASME2013 Pressure Vessels and Piping Conference: Fluid-Structure Interaction*, vol. 4, 2013, V004T04A061.
- [37] S. Miwa, M. Mori e T. Hibiki, “Two-Phase Flow Induced Vibration in Piping Systems,” *Progress in Nuclear Energy*, v. 78, pp. 270–284, jan. de 2015.
- [38] L. E. Ortiz-Vidal, N. W. Mureithi e O. M. Rodriguez, “Vibration Response of a Pipe Subjected to Two-Phase Flow: Analytical Formulations and Experiments,” *Nuclear Engineering and Design*, v. 313, pp. 214–224, 2017.
- [39] C. Hua, C. Wang, Y. Geng e T. Shi, “Noninvasive Flow Regime Identification for Wet Gas Flow Based on Flow-Induced Vibration,” *Chinese Journal of Chemical Engineering*, v. 18, n. 5, pp. 795–803, 2010.
- [40] F. de Castro Teixeira Carvalho, M. de Melo Freire Figueiredo e A. L. Serpa, “Flow Pattern Classification in Liquid-Gas Flows Using Flow-Induced Vibration,” *Experimental Thermal and Fluid Science*, v. 112, p. 109 950, 2020.
- [41] A. L. Gama, L. R. d. S. Ramalho e H. A. W. Filho, “Experimental Study on the Measurement of Two-Phase Flow Rate Using Pipe Vibration,” em *Proceedings of 20th International Congress of Mechanical Engineering, COBEM*, 2009, pp. 15–20.
- [42] F. de Castro Teixeira Carvalho, M. de Melo Freire Figueiredo e A. L. Serpa, “Elongated Bubble Velocity Estimation in Vertical Liquid-Gas Flows Using Flow-Induced Vibration,” *Experimental Thermal and Fluid Science*, v. 131, n. 06, p. 110 521, 2022.
- [43] F.-K. Benra, H. J. Dohmen e O. Schneider, “Calculation of Hydrodynamic Forces and Flow Induced Vibrations of Centrifugal Sewage Water Pumps,” em *FEDSM Calculation*, Honolulu, USA: ASME, 2003, pp. 1–6.
- [44] A. E. Khalifa, A. M. Al-Qutub e R. Ben-Mansour, “Study of Pressure Fluctuations and Induced Vibration at Blade-Passing Frequencies of a Double Volute Pump,” *Arabian Journal for Science and Engineering*, v. 36, n. 7, pp. 1333–1345, 2011.
- [45] T. Denney, B. Wolfe e D. Zhu, “Benefit Evaluation of Keeping an Integrated Model During Real-Time ESP Operation,” em *2013 SPE Digital Energy Conference and Exhibition Held in the Woodlands, Texas, USA*, 2013, p. 13.

- [46] J. Kullick e C. M. Hackl, “Dynamic Modeling and Simulation of Deep Geothermal Electric Submersible Pumping Systems,” *Energies*, v. 10, n. 10, 2017.
- [47] S. Saito, “The Transient Characteristics of a Pump During Start Up,” *Bulletin of the JSME*, v. 25, n. 201, pp. 372–379, 1982.
- [48] A. Dazin, G. Caignaert e G. Bois, “Transient Behavior of Turbomachineries: Applications to Radial Flow Pump Startups,” *Journal of Fluids Engineering, Transactions of the ASME*, v. 129, n. 11, pp. 1436–1444, 2007.
- [49] O. V. Thorsen e M. Dalva, “Combined Electrical and Mechanical Model of Electric Submersible Pumps,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, v. 37, n. 2, pp. 541–547, 2001.
- [50] G. Janevska, “Mathematical Modeling of Pump System,” *The 2nd Electronic International Interdisciplinary Conference*, n. 5, pp. 455–458, 2013.
- [51] A. Pavlov, D. Krishnamoorthy, K. Fjalestad, E. Aske e M. Fredriksen, “Modelling and Model Predictive Control of Oil Wells With Electric Submersible Pumps,” em *2014 IEEE Conference on Control Applications, CCA 2014*, 2014, pp. 586–592.
- [52] E. Costa, O. de Abreu, T. O. Silva, M. Ribeiro e L. Schnitman, “A Bayesian Approach to the Dynamic Modeling of ESP-lifted Oil Well Systems: An Experimental Validation on an ESP Prototype,” *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 205, p. 108 880, 2021.
- [53] Z. Turzo, G. Takacs e J. Zsuga, “Equations Correct Centrifugal Pump Curves for Viscosity,” *Oil & Gas Journal*, v. 98, n. 22, pp. 57–57, 2000.
- [54] R. Lastra, “Electrical Submersible Pump Digital Twin, the Missing Link for Successful Condition Monitoring and Failure Prediction,” em *Society of Petroleum Engineers - Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference 2019, ADIP 2019*, 2019.
- [55] D. G. Thornhill, D. Zhu e B. H. Incorporated, “Fuzzy Analysis of ESP System Performance,” em *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, New Orleans, Louisiana, USA: SPE, 2009.
- [56] M. Adesanwo et al., “Interpreting Downhole Pressure and Temperature Data from ESP Wells by Use of Inversion-Based Methods in Samabri Biseni Field,” em *Society of Petroleum Engineers - SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition 2019, NAIC 2019*, 2019.
- [57] G. E. Castañeda Jimenez, D. M. Martinez Ricardo e J. Vaqueiro Ferreira, “Nonlinear Modeling of an Electric Submersible Pump Operating with Multiphase Flow by SVMr and Genetic Algorithms,” *International Journal of Scientific Research and Innovative Technology*, v. 3, n. 4, pp. 27–42, 2016.

- [58] D. M. Martinez Ricardo, G. E. Castañeda Jiménez, J. Vaqueiro Ferreira e P. S. Meirelles, “Multiphase Gas-Flow Model of an Electrical Submersible Pump,” *Oil and Gas Science and Technology*, v. 73, 2018.
- [59] L. F. R. Pineda, “Controle do Ponto de Operação de Bombas Centrífugas Submersas em Escoamento Líquido-Gás Usando Redes Neurais,” Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2016, p. 107.
- [60] L. F. B. Salamanca, “Controle de Bombas Centrífugas Submersas Para Operação no Ponto de Melhor Eficiência,” Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2018, p. 143.
- [61] G. E. Castañeda Jimenez, “Controle Especialista Aplicado ao Bombeio Centrífugo Submerso,” Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2019, p. 132.
- [62] V. V. Bukhtoyarov, V. Tynchenko, E. Petrovskiy e F. Buryukin, “Comparative Analysis of Methods for Simulating the Well Operation with Electric Submersible Pump Installation,” *Periódico Tchê Química*, v. 16, pp. 621–632, 2019.
- [63] A. M. Sagdatullin, “Development of a Start-up Model of a Submersible Electric Motor When the Electric Centrifugal Pump is Installed and Set to Operating Mode,” em *Proceedings - 2019 1st International Conference on Control Systems, Mathematical Modelling, Automation and Energy Efficiency, SUMMA 2019*, IEEE, 2019, pp. 456–460.
- [64] P. F. Orrù, A. Zoccheddu, L. Sassu, C. Mattia, R. Cozza e S. Arena, “Machine Learning Approach Using MLP and SVM Algorithms for the Fault Prediction of a Centrifugal Pump in the Oil and Gas Industry,” *Sustainability (Switzerland)*, v. 12, n. 11, 2020.
- [65] E. Almeida Costa et al., “An Uncertainty Approach for Electric Submersible Pump Modeling Through Deep Neural Network,” *Heliyon*, v. 10, n. 2, e24047, 2024.
- [66] M. R. Berthold et al., “KNIME - the Konstanz Information Miner: Version 2.0 and Beyond,” em *SIGKDD Explor. Newsl.*, ACM, ed., vol. 11, New York, USA, 2009, pp. 26–31.
- [67] M. C. M. M. de Campos e H. C. G. Teixeira, *Controles Típicos de Equipamentos e Processos Industriais*, 1ª ed. 2010, p. 396.
- [68] M. Campos, H. Teixeira, F. Liporace e M. Gomes, “Challenges and Problems with Advanced Control and Optimization Technologies,” em *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, vol. 7, IFAC, 2009, pp. 1–8.
- [69] D. Krishnamoorthy, E. M. Bergheim, A. Pavlov, M. Fredriksen e K. Fjalestad, “Modeling and Robustness Analysis of Model Predictive Control for Electrical Submersible Pump Lifted Heavy Oil Wells,” *IFAC-PapersOnLine*, v. 49, n. 7, pp. 544–549, 2016.

- [70] S. Strand e J. R. Sagli, “MPC in Statoil - Advantages with In-House Technology,” em *7th International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes (ADCHEM 2003)*, IFAC Proceedings Volumes, jan. de 2004, pp. 97–103.
- [71] P. A. De Delou, J. P. De Azevedo, D. Krishnamoorthy, M. B. De Souza e A. R. Secchi, “Model Predictive Control with Adaptive Strategy Applied to an Electric Submersible Pump in a Subsea Environment,” *IFAC-PapersOnLine*, v. 52, n. 1, pp. 784–789, 2019.
- [72] D. Krishnamoorthy, K. Fjalestad e S. Skogestad, “Optimal Operation of Oil and Gas Production Using Simple Feedback Control Structures,” *Control Engineering Practice*, v. 91, n. 04, p. 104 107, 2019.
- [73] D. Krishnamoorthy e S. Skogestad, “Online Process Optimization with Active Constraint Set Changes using Simple Control Structures,” *Industrial and Engineering Chemistry Research*, v. 58, n. 30, pp. 13 555–13 567, 2019.
- [74] J. P. Jordanou, I. Osnes, S. B. Hernes, E. Camponogara, E. A. Antonelo e L. Imsland, “Nonlinear Model Predictive Control of Electrical Submersible Pumps based on Echo State Networks,” *Advanced Engineering Informatics*, v. 52, abr. de 2022.
- [75] R. d. O. Costa, “Controle Aplicado a Poços com Método de Elevação Bombeio Centrífugo Submerso,” Tese de Doutorado, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2012, p. 160.
- [76] L. da Fonseca Souza, “Controle Avançado Aplicado Ao Sistema BCS Operando Com Escoamento Monofásico,” Dissertação de Mestrado, Universidade Federal da Bahia, 2015, p. 119.
- [77] G. E. Castañeda Jimenez, “Simulação do Controle de Escoamento Multifásico em uma Bomba Centrífuga Submersa - BCS,” Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2014, p. 98.
- [78] D. Krikunov, S. Kosyachenko, D. Lukovkin, A. Kunchinin, R. Tolmachev e R. Chebotarev, “AI-based ESP Optimal Control Solution to Optimize Oil Flow Across Multiplewells,” em *Society of Petroleum Engineers - SPE Gas and Oil Technology Showcase and Conference 2019, GOTS 2019*, 2019, pp. 1–11.
- [79] G. E. Castañeda Jimenez e J. Vaqueiro Ferreira, “Adaptive Complex Systems Applied in Electrical Submersible Pumps Control,” *SPE Journal*, v. 28, n. 05, pp. 2593–2603, 2023.
- [80] L. R. Pineda, A. L. Serpa e J. L. Biazussi, “Online Trained Controller for Electrical Submersible Pumps in Liquid–Gas Flow,” *Geoenergy Science and Engineering*, v. 225, n. 1, p. 211 713, 2023.
- [81] K. Worden e J. M. Dulieu-Barton, “An Overview of Intelligent Fault Detection in Systems and Structures,” *Structural Health Monitoring*, v. 3, n. 1, pp. 85–98, 2004.

- [82] N. Mechbal e E. G. O. Nóbrega, “Damage Tolerant Active Control: Concept and State of Art,” em *8th IFAC Symposium on Fault Detection*, Mexico, Mexico, 2012.
- [83] W. Greblicki e M. Pawlak, “Identification of Discrete Hammerstein Systems Using Kernel Regression Estimates,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 31, n. 1, pp. 74–77, 1986.
- [84] W. Greblicki e M. Pawlak, “Dynamic System Identification with Order Statistics,” *IEEE Transaction on Information Theory*, v. 40, n. 5, pp. 1474–1489, 1994.
- [85] G. M. Paternost, A. C. Bannwart e V. Estevam, “Experimental Study of a Centrifugal Pump Handling Viscous Fluid and Two-Phase Flow,” *SPE Production & Operations*, v. 30, n. 02, pp. 146–155, mar. de 2015.
- [86] M. H. Chaudhry, *Applied Hydraulic Transients*, 3^a ed. Springer, 2014, p. 593.
- [87] R. W. Fox, P. J. Pritchard e A. T. McDonald, *Introduction to Fluid Mechanics* (10), 10^a ed. John Wiley & Sons, 2020.
- [88] M. Barrios Castellanos e A. L. Serpa, “Non-linear Electrical Submersible Pump Model for Model Predictive Control Considering Viscous Effects,” em *27th International Congress of Mechanical Engineering*, Florianopolis, Brasiç: Brazilian Society of Mechanical Sciences e Engineering, 2023.
- [89] Fisher Controls International LLC e Emerson Automation Solutions, *Control Valve Handbook*, 5^a ed. Marshalltown: Fisher Controls International LLC, 2005, p. 319.
- [90] J. R. Brennan, G. J. Czarnecki, J. K. Lippincott e A. J. Prang, “Displacement Pumps,” em *Pump Handbook*, I. J. Karassik, J. P. Messina, P. Cooper e C. C. Heald, ed., 3^a ed., McGraw-Hill, 2001, cap. 3, pp. 492–595.
- [91] F. Pedregosa et al., “Scikit-learn: Machine Learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, v. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [92] R. H. Byrd, P. Lu, J. Nocedal e C. Zhu, “A Limited Memory Algorithm for Bound Constrained Optimization,” *SIAM Journal on Scientific Computing*, v. 16, n. 5, pp. 1190–1208, 1995.
- [93] P. Virtanen et al., “SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python,” *Nature Methods*, v. 17, pp. 261–272, 2020.
- [94] J. W. Cooley e J. W. Tukey, “An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series,” *Mathematics of Computation*, v. 19, n. 90, p. 297, 1965.
- [95] Y. Lei, B. Yang, X. Jiang, F. Jia, N. Li e A. K. Nandi, “Applications of Machine Learning to Machine Fault Diagnosis: A Review and Roadmap,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 138, p. 106 587, 2020.

- [96] S. M. Hallaji, Y. Fang e B. K. Winfrey, “Predictive Maintenance of Pumps in Civil Infrastructure: State-of-the-Art, Challenges and Future Directions,” *Automation in Construction*, v. 134, n. 10, p. 104 049, 2022.
- [97] R. K. Mobley, *Vibration Fundamentals*, 1^a ed. Butterworth-Heinemann, 1999.
- [98] D. J. Inman, *Engineering Vibration*, 3^a ed. Pearson, 2007, p. 688.
- [99] F. Pedregosa et al., “Scikit-learn: Machine Learning in Python,” *Journal of Machine Learning Research*, v. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [100] A. Géron, *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn , Keras and TensorFlow*, 2^a ed. O Reilly Media, 2019, p. 142.
- [101] L. Bai, L. Zhou, X. Jiang, Q. Pang e D. Ye, “Vibration in a Multistage Centrifugal Pump Under Varied Conditions,” *Shock and Vibration*, v. 2019, 2019.
- [102] K. Wang, Z. Zhang, C. Xia e Z. Liu, “Experimental Investigation of Pressure Fluctuation, Vibration, and Noise in a Multistage Pump,” *Shock and Vibration*, v. 2018, 2018.
- [103] B. Cui, J. Li, C. Zhang e Y. Zhang, “Analysis of Radial Force and Vibration Energy in a Centrifugal Pump,” *Mathematical Problems in Engineering*, v. 2020, 2020.
- [104] M. B. Castellanos, F. de Castro Texeira Carvalho, J. L. Biazussi e A. L. Serpa, “Phase Inversion Identification in Electrical Submersible Pumps Using Mechanical Vibrations,” *Flow Measurement and Instrumentation*, p. 102 419, 2023.
- [105] M. B. Castellanos e A. L. Serpa, “Viscosity and Density Estimation using Centrifugal Pump Mechanical Vibration and Neural Networks,” em *2023 8th International Conference on Frontiers of Signal Processing (ICFSP)*, Corfu, Greece, 2023, pp. 47–51.
- [106] F. Chollet et al., *Keras*, <https://keras.io>, 2015.
- [107] T. Akiba, S. Sano, T. Yanase, T. Ohta e M. Koyama, “Optuna: A Next-Generation Hyperparameter Optimization Framework,” em *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2019.
- [108] R. K. Shah e D. P. Sekulić, *Fundamentals of Heat Exchanger Design*, 1^a ed. Wiley, jul. de 2003.
- [109] C. R. Harris et al., “Array Programming with NumPy,” *Nature*, v. 585, n. 7825, pp. 357–362, set. de 2020.
- [110] S. Seabold e J. Perktold, “Statsmodels: Econometric and Statistical Modeling with Python,” em *9th Python in Science Conference*, 2010.
- [111] B. Ghorbani, M. Ziabasharhagh e M. Amidpour, “A Hybrid Artificial Neural Network and Genetic Algorithm for Predicting Viscosity of Iranian Crude Oils,” *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, v. 18, pp. 312–323, 2014.

- [112] M. Gülüm, F. K. Onay e A. Bilgin, “Comparison of Viscosity Prediction Capabilities of Regression Models and Artificial Neural Networks,” *Energy*, v. 161, pp. 361–369, 2018.
- [113] P. V. Overschee e B. D. Moor, “N4SID*: Subspace Algorithms for the Identification of Combined Deterministic-Stochastic Systems,” *Automation*, v. 30, pp. 75–93, 1994.
- [114] G. Armenise, M. Vaccari, R. B. di Capaci e G. Pannocchia, “An Open-Source System Identification Package for Multivariable Processes,” 2018, pp. 152–157.
- [115] S. Skogestad e I. Postlethwaite, *Multivariable Feedback Control—Analysis and Design*. Wiley, 2007, vol. 27, pp. 80–81.
- [116] M. M. Mahmoud, J. Jiang e Y. Zhang, *Active Fault Tolerant Control Systems*. Springer, 2003, p. 1145.

Apêndice A. Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD)

Para determinar se um sistema está operando corretamente é necessário estabelecer limites de operação aceitáveis, assim como ter uma definição precisa do que é falha, defeito ou dano. Worden et al [81] propõem as seguintes definições:

Falha: Mudança no sistema que produz uma redução inaceitável na qualidade. A qualidade de um sistema é definida como a capacidade de atingir o objetivo proposto e os requisitos do cliente ou usuário;

Dano: Caracterizado quando um sistema não está mais operando em sua condição ideal, mas ainda pode funcionar satisfatoriamente, isto é, de maneira sub-ótima;

Defeito: Representa a condição inerente aos materiais, ou componentes do sistema, fora dos parâmetros de projeto, que não diminuem a funcionalidade do sistema.

A convenção acima permite que um relacionamento hierárquico seja desenvolvido. Ou seja, defeitos podem levar a danos e danos podem levar a falhas. Usando essa ideia é possível projetar um sistema tolerante a danos. Nesta abordagem, é necessário introduzir sistemas de monitoramento inteligentes, que possam identificar quando o sistema não estiver mais operando de maneira satisfatória [81].

Um sistema de monitoramento inteligente é aquele que não só detecta os defeitos, danos ou falhas que acontecem num sistema, mas também realiza alguma ação que permite evitar a falha total do sistema. Por exemplo, gera alarmes para os operadores ou estima a redução da vida útil do equipamento baseado nos eventos acontecidos. A primeira observação que se pode fazer é que a detecção de falhas é trivial, pois uma falha é definida como uma alteração que produz uma redução inaceitável na qualidade. Assim, essa mudança será evidente. Portanto, a detecção inteligente de falhas inicialmente envolve a detecção de danos que, se não forem corrigidos, levarão a uma falha [81].

O objetivo de um sistema de monitoramento deve ser a detecção de danos que permitam restaurar o sistema a uma operação de alta qualidade ou garantir a segurança. Portanto, é útil pensar no problema de identificação como uma estrutura hierárquica. Worden et al [81] sugerem a seguinte estrutura:

- 1. Detecção:** Indicação qualitativa de que danos podem estar presentes no sistema;
- 2. Localização:** Estimativa da posição provável do dano;

3. Classificação: Estimação do tipo de dano;

4. Avaliação: Estimação da extensão do dano;

5. Previsão: Estimação da segurança do sistema.

O comportamento dinâmico de um sistema de bombeamento, o histórico de danos apresentados e as variáveis de controle do mesmo são informações que normalmente estão disponíveis para a análise. Esse cenário é favorável para a implementação de técnicas de Controle Tolerante a Danos (CTD) e CATD, tornando-se uma motivação desenvolver uma estratégia de controle que permita a operação segura das BCSs através de técnicas de CATD.

Um sistema é tolerante a danos sempre que, em uma ocorrência do dano, o sistema seja capaz de realizar sua tarefa original com o mesmo desempenho ou com um desempenho degradado, em concordância com os limites estabelecidos no projeto. Geralmente, um sistema tolerante a danos é composto por dois módulos [10]:

Deteção e Diagnóstico de Danos (DDD): é um módulo de monitoramento usado para detectar danos e diagnosticar sua localização e importância em um sistema, executando as seguintes tarefas:

Deteção de danos: para indicar se um dano ocorreu ou não no sistema;

Isolamento de dano: para determinar a localização de um dano que ocorreu;

Identificação de danos: estimar com precisão o tamanho e a natureza do dano.

Supervisor: é um módulo de recuperação que executa as ações necessárias para que o sistema defeituoso possa atingir os objetivos de controle a qualquer momento. Essas ações podem exigir a reconfiguração do conjunto de atuadores, sensores ou a lei de controle.

O esquema funcional geral de um sistema de controle tolerante a danos é mostrado na Figura A.1.

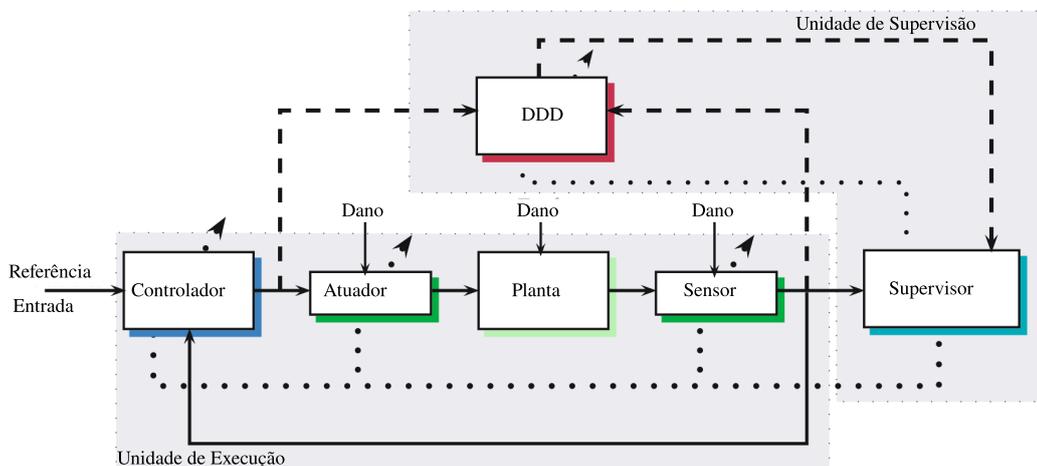


Figura A.1: Sistema de controle tolerante a danos. Adaptado de [10].

A necessidade de sistemas de CTD varia de acordo com o tipo de aplicação. Geralmente, os sistemas são classificados como sistemas *não críticos* ou *críticos* para a segurança. Em sistemas não críticos para a segurança, seria suficiente notificar o usuário de que uma falha aconteceu, já que existe a possibilidade de interromper a operação do sistema sem gerar perda de capital ou colocar em risco a vida humana. Devido ao fato que todo sistema é uma unidade composta de vários subsistemas e esses subsistemas estão interligados entre si, quando uma falha surge em um dos subsistemas, ela também poderá progressivamente afetar outros subsistemas. Conseqüentemente, forma-se uma cadeia de falhas. No entanto, se uma falha for corrigida no primeiro estágio, outros danos ao sistema poderão ser evitados. Por outro lado, em sistemas críticos para a segurança, o usuário pode não ter a opção de desligar o sistema e evitar um desastre, sendo necessárias ações no tempo de execução, garantindo a operação à prova de falhas, uma vez que envolve a perda de capital ou a vida humana [10].

A parada imprevista de um sistema de BCSs implica uma perda de produção gigantesca em comparação com o custo da instalação e manutenção do equipamento, e portanto, poderia ser considerado como um sistema crítico para a segurança.

A tolerância a danos também poderia ser alcançada sem a estrutura apresentada na Figura A.1, usando métodos de controle bem estabelecidos. Geralmente, os sistemas de CTD são classificados em duas categorias [10, 116]:

Controle Passivo Tolerante a Danos (CPTD): Os parâmetros do controlador permanecem inalterados tendo a capacidade de tolerar as mudanças na dinâmica da planta. Essa abordagem não requer esquemas de DDD nem uma estratégia de reconfiguração do controlador, tornando-a uma abordagem computacionalmente mais atraente. Uma estratégia de controle considerada como passiva é o controle robusto.

Os sistemas CPTD podem tolerar apenas um número limitado de danos que são consideradas conhecidas antes do projeto do controlador. Depois que o controlador é projetado, ele pode compensar os danos previstos sem nenhum acesso às informações de danos *on-line*. O CPTD trata os danos como se fossem fontes de incerteza do modelo. Portanto, é bastante arriscado confiar apenas no CPTD. Em geral, o CTFP possui as seguintes características:

- Robusto para danos previstos;
- Utiliza redundância de hardware (vários atuadores e sensores, etc.);
- Mais conservador.

Controle Ativo Tolerante a Danos (CATD): Os parâmetros do controlador podem mudar de acordo com as mudanças na dinâmica da planta. Isso mantém a operação à prova de danos, garantindo assim um desempenho satisfatório, não apenas quando todos os componentes de controle estão funcionando bem, mas também nos casos em que há mau

funcionamento dos sensores, atuadores ou outros componentes do sistema. O controlador reconfigurado compensa os impactos dos danos, selecionando uma lei de controle pré-computada entre as leis de controle disponíveis ou sintetizando um novo controlador *on-line*. Ambos os algoritmos dependem muito dos esquemas de DDD em tempo real que fornecem as informações mais atualizadas sobre a situação de trabalho da planta.

O CATD envolve uma quantidade significativa de detecção de danos *on-line*, tomando decisões em tempo real e configurando novamente o controlador. Ele aceita uma pequena degradação no desempenho geral do sistema em caso de danos. Geralmente, o CATD possui as seguintes características:

- Emprega redundância analítica: uso de mais de uma forma, não necessariamente idêntica, para determinar uma variável, e essa forma utiliza um modelo matemático analítico;
- Utiliza algoritmo DDD e controlador reconfigurável;
- Aceita desempenho degradado na presença de um dano;
- Menos conservador.

O CATD é uma estratégia de CTD que combina o Monitoramento da Condição do sistema (MCS) e o DDD para fornecer dados de *feedback* que permitam atingir as metas de desempenho estabelecidas na fase de projeto do controlador [9, 82].

Dependendo da quantidade, tipo e posição dos sensores usados para o monitoramento e controle, tem-se três estratégias que podem ser implementadas para obter um CATD [82]:

1. Controlador ativo estritamente tolerante: O dano foi detectado e, em seguida, dois projetos podem ser executados:

Um controlador que é robusto ao dano: O controlador é projetado para alcançar simultaneamente alto desempenho e durabilidade estrutural sob a presença de um possível dano. Também é usado para evitar a ocorrência de danos;

Um controlador que é adaptável à presença de danos: O projeto baseia-se fortemente em um esquema MCS em tempo real para fornecer informações tão precisas quanto possível sobre danos e, em seguida, projetar ou selecionar um novo controlador ativo como o apresentado na Figura A.2.

2. Controlador ativo preventivo: O controlador é projetado para evitar a ocorrência de danos. Este procedimento de projeto supõe um estudo preliminar detalhado sobre danos críticos (tipo, localização e efeito);

3. Controlador ativo em evolução: O controlador é projetado para proteger a estrutura, evitando a evolução dos danos. Também pode ser usado para executar o prognóstico de danos.

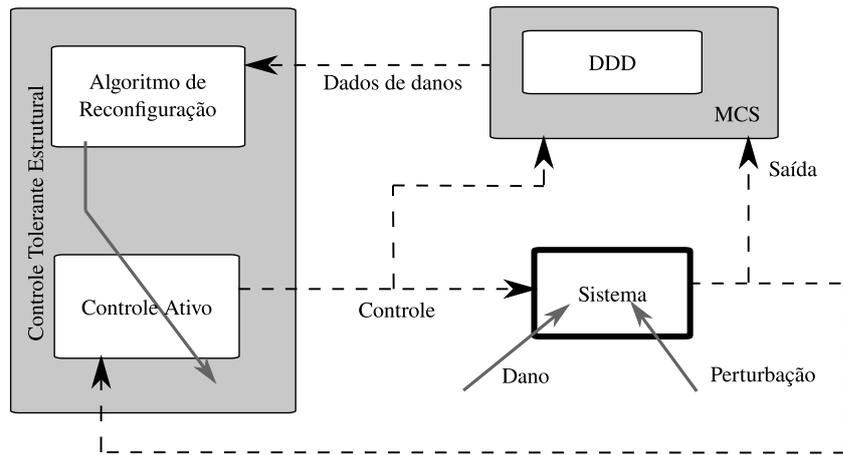


Figura A.2: Controle ativo tolerante a danos reconfigurável. Adaptado de [82].