

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA "JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

MATHEUS MEDEIROS DONATONI

**SISTEMA IMUNOLÓGICO ARTIFICIAL E MODELO DE
MISTURAS GAUSSIANAS APLICADOS NA DETECÇÃO E
CLASSIFICAÇÃO DE DANO EM UM SISTEMA DINÂMICO
CONTROLADO**

Ilha Solteira

2024

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

MATHEUS MEDEIROS DONATONI

**SISTEMA IMUNOLÓGICO ARTIFICIAL E MODELO DE MISTURAS
GAUSSIANAS APLICADOS NA DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE
DANO EM UM SISTEMA DINÂMICO CONTROLADO**

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira da Universidade Estadual Paulista como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Fábio Roberto Chavarette

Ilha Solteira

2024

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

D677s Donatoni, Matheus Medeiros.
Sistema imunológico artificial e modelo de misturas gaussianas aplicados na detecção e classificação de dano em um sistema dinâmico controlado / Matheus Medeiros Donatoni. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2024
115 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Mecânica dos Sólidos, 2024

Orientador: Fabio Roberto Chavarette

Inclui bibliografia

1. Monitoramento da integridade estrutural. 2. Sistema imunológico artificial. 3. Modelo de Mistura Gaussiana. 4. Controle. 5. Pêndulo invertido.


CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: SISTEMA IMUNOLÓGICO ARTIFICIAL E MODELO DE MISTURAS GAUSSIANAS APLICADOS NA DETECÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DE DANO EM UM SISTEMA DINÂMICO CONTROLADO


AUTOR: MATHEUS MEDEIROS DONATONI

ORIENTADOR: FABIO ROBERTO CHAVARETTE

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Mecânica, área: Mecânica dos Sólidos pela Comissão Examinadora:


Documento assinado digitalmente
 **FABIO ROBERTO CHAVARETTE**
Data: 02/02/2024 11:28:32-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. FABIO ROBERTO CHAVARETTE (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia, Física e Matemática / Instituto de Química - UNESP

Documento assinado digitalmente
 **ERICA REGINA FILLETTI NASCIMENTO**
Data: 02/02/2024 11:43:15-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. ERICA REGINA FILLETTI NASCIMENTO (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia, Física e Matemática / Instituto de Química - UNESP

Prof. Dr. ÉDER LUIZ OLIVEIRA (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Aeronáutica / Faculdade de Engenharia - UNESP

Documento assinado digitalmente
 **EDER LUIZ OLIVEIRA**
Data: 02/02/2024 11:36:44-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Ilha Solteira, 02 de fevereiro de 2024

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos que me auxiliaram no em meu desenvolvimento do mestrado, seja dentro ou fora da universidade.

Sou grato a minha família pelo auxílio incondicional durante meus estudos, desde sempre.

Aos meus amigos da FEIS pelo apoio na pesquisa e momentos de descontração.

Ao meu orientador Fábio Chavarette pela oportunidade, pelos conselhos e acima de tudo confiança no trabalho desenvolvido.

Aos demais professores e técnicos que de algum modo auxiliaram no meu desenvolvimento, na graduação e neste curso de mestrado.

A CAPES pelo auxílio financeiro que tornou possível a execução deste trabalho.

Não há nada mais trabalhoso do que viver sem trabalhar! — SEU MADRUGA

RESUMO

Os sistemas de controle são experienciados no cotidiano e fornecem otimização para várias ferramentas e sistemas os quais os seres humanos dependem. A utilização de controladores em sistemas dinâmicos visa diretamente sua aplicabilidade e aumento da segurança, portanto, seu funcionamento adequado está diretamente ligado à modelagem apropriada da planta-alvo. Considerando esses pontos e as diferentes possibilidades de danos que os sistemas dinâmicos podem sofrer devido à natureza de sua operação, a necessidade de monitorar a integridade estrutural desses sistemas, que podem ter suas características físicas modificadas, é validada. Uma técnica comumente utilizada para esse propósito é o Monitoramento da Integridade Estrutural (SHM), que é um sistema orientado por dados que pode ajudar a detectar falhas, permitindo assim uma ação apropriada decorrente de um prognóstico precoce. Uma ferramenta usada para esse propósito são os chamados Sistemas Imunológicos Artificiais (AISs), dentro desta classe de algoritmos os de Seleção Negativa (NSA) realizam a diferenciação entre agentes próprios e não próprios para a classificação de sinais, replicando uma função presente no Sistema Imunológico Natural (NIS). Neste trabalho, é proposta a aplicação de um sistema SHM, com AIS do tipo NSA como ferramenta de reconhecimento de padrões, aplicado a um Pêndulo Invertido Rotacional (RIP) como modelo de referência, para detecção de danos em sistemas dinâmicos controlados. Como esse sistema mecânico é naturalmente instável, sua operação depende diretamente da existência de um controlador, que deve ser capaz de garantir sua estabilidade e o comportamento dinâmico desejado, por exemplo, acompanhar uma referência variável. A abordagem adotada utiliza as variáveis de saída do controlador como dados para monitorar suas condições operacionais. Ainda, dado que a combinação das análises feitas pelo AIS dos dados de saída formam um espaço de afinidades, é criado um Modelo de Mistura Gaussiana (GMM) capaz de realizar a classificação semi-supervisionada das condições operacionais. Como resultado, a combinação das técnicas propostas, aplicadas à análise de quatro condições estruturais únicas, com simulação de danos à estrutura e ao atuador, atingiram uma taxa de detecção de danos de 99,38% e uma taxa de acerto de classificação de 94,38% em 20 gerações distintas de dados de referência.

Palavras-chave: monitoramento da integridade estrutural; sistema imunológico artificial; modelo de mistura gaussiana; controle; pêndulo invertido.

ABSTRACT

Control systems are experienced in everyday life, providing optimization for various tools and systems on which humans rely. The use of controllers in dynamic systems directly aims at their applicability and increased safety; hence, their proper functioning is directly linked to the appropriate modeling of the target plant. Considering these points and the different potential damages that dynamic systems might suffer due to the nature of their operation, the need to monitor the structural integrity of these systems, which can have their physical characteristics modified, is validated. A commonly used technique for this purpose is Structural Health Monitoring (SHM), a data-driven system that can help detect failures, thus enabling appropriate action resulting from early prognosis. One tool used for this purpose is the so-called Artificial Immune Systems (AISs), within this class of algorithms, the Negative Selection Algorithms (NSAs) differentiate between self and non-self agents for signal classification, replicating a function present in the Natural Immune System (NIS). In this work, the application of an SHM system, using NSA-type AIS as a pattern recognition tool, is proposed for detecting damages in controlled dynamic systems. As this mechanical system is naturally unstable, its operation directly depends on the existence of a controller, which must ensure its stability and the desired dynamic behavior, such as tracking a variable reference. The adopted approach uses the controller's output variables as data to monitor its operational conditions. Moreover, given that the combination of analyses performed by the AIS on the output data forms an affinity space, a Gaussian Mixture Model (GMM) capable of semisupervised classification of operational conditions is created. As a result, the combination of the proposed techniques applied to the analysis of four unique structural conditions, simulating damage to the structure and actuator, achieved a damage detection rate of 99.38% and a classification accuracy of 94.38% across 20 distinct generations of reference data.

Keywords: structural health monitoring; artificial immune system; gaussian mixture model; control; inverted pendulum.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Esquematisação da malha de controle aberta.	25
Figura 2 - Esquematisação da malha de controle fechada.	26
Figura 3 - Exemplificação de uma Malha de Controle de um Controlador FSF.	27
Figura 4 - Órgãos do sistema linfático. Ciclo de desenvolvimento de linfócitos T e B, criados a partir de célula-tronco da medula óssea e maturados nos órgãos linfóides.	37
Figura 5 - Respostas imunes inata e adaptativa. A resposta imune inata inicia o processo imediatamente e por um curto período de tempo. A resposta adaptativa inicia mediante ativação de linfócitos e dura longos períodos.	39
Figura 6 - Resposta imune adaptativa. É discretizada em cinco etapas, reconhecimento do antigênio, ativação dos linfócitos, eliminação do antígeno (fase efetora), contração devido a morte por apoptose, formação da memória imune pelas células remanescentes.	40
Figura 7 - Fluxogramas do Algoritmo de Seleção Negativa.	43
Figura 8 - Exemplificação da comparação de sinais pelo NSA.	45
Figura 9 - Exemplificação de pontos distribuídos conforme distribuição gaussiana.	48
Figura 10 - Exemplificação de distribuições gaussianas.	52
Figura 11 - Pêndulo Invertido Rotacional.	54
Figura 12 - Esquematisação eletromecânica do motorreductor.	54
Figura 13 - Esquematisação e convenções do Pêndulo Invertido.	57
Figura 14 - Representação no plano de Argand-Gauss dos polos selecionados.	65
Figura 15 - Resultado da simulação da resposta à entrada de onda quadrada do sistema do Pêndulo Invertido Rotacional.	68
Figura 16 - Encoder óptico incremental ELP-ENC-USD-E2-1024 - US Digital.	69
Figura 17 - Esquema interno do encoder óptico incremental ELP-ENC-USD-E2-1024 - US Digital.	70

Figura 18 - Placa de aquisição de dados Q2-USB.	70
Figura 19 - Amplificador operacional VoltPAQ-X1.	72
Figura 20 - Representação esquemática da comunicação entre os hardwares do sistema de controle.	73
Figura 21 - Resposta à entrada de onda quadrada do sistema do Pêndulo Invertido Rotacional obtida em laboratório.	74
Figura 22 - Montagem e execução experimental.	77
Figura 23 - Amostra dos sinais do pêndulo (α) sem manipulação.	79
Figura 24 - Amostra dos sinais da haste atuadora (θ) sem manipulação.	80
Figura 25 - Amostra do sinal da haste atuadora (θ) com o menor número de pontos iniciais, comparação antes e após interpolação.	81
Figura 26 - Amostras dos sinais de θ e α após divisão e interpolação.	82
Figura 27 - Afinidade média de todas amostras de teste em relação à sua <i>baseline</i> para amostras do sinal da haste atuadora (θ) e pêndulo (α).	84
Figura 28 - Exemplificação de afinidade de amostras no sinal da haste atuadora (θ).	86
Figura 29 - Exemplificação de afinidade de amostras no sinal do pêndulo (α).	86
Figura 30 - Espaço amostral da relação entre as taxas médias de afinidade $\mathcal{A}_{f,\theta}$ e $\mathcal{A}_{f,\alpha}$	88
Figura 31 - Evolução do valor do \log <i>likelihood</i>	91
Figura 32 - Evolução na determinação dos parâmetros descritivos dos <i>clusters</i>	92
Figura 33 - Comparação dos diferentes tipos de matrizes de covariância.	93

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Valores utilizados nas constantes do motor.	56
Tabela 2 -	Valores utilizados nas constantes do sistema mecânico.	59
Tabela 3 -	Valores utilizados no AIS de cada sinal de posição angular. . .	85
Tabela 4 -	Matriz de confusão para a média de 20 gerações de <i>baseline</i> . . .	94
Tabela 5 -	Média de 20 iterações dos resultados de classificação semi-supervisionada do GMM.	95
Tabela A.1 -	Resultados das 20 iterações para classificação de dano no sinal da haste atuadora (θ).	107
Tabela A.2 -	Resultados das 20 iterações para classificação de dano no sinal do pêndulo (α).	108
Tabela A.3 -	Resultados das 20 iterações para classificação de dano da combinação dos sinais da haste atuadora e do pêndulo (θ e α). . . .	109
Tabela A.4 -	Índices das amostras classificadas erroneamente nas 20 iterações na análise de dano de sinais combinados (θ e α).	110
Tabela A.5 -	Índices das amostras classificadas erroneamente nas 20 iterações na análise de classificação de condição de sinais combinados (θ e α).	111

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AD	- Danos em Atuadores (<i>Actuator Damage</i>)
AIS	- Sistema Imunológico Artificial (<i>Artificial Immune System</i>)
AR	- Autorregressivo (<i>Autoregressive</i>)
AR-ARX	- Autorregressivo-Autorregressivo Exógeno (<i>Autoregressive-Autoregressive Exogenous</i>)
ARX	- Autorregressivo Exógeno (<i>Autoregressive Exogenous</i>)
CD	- Danos em Componentes (<i>Component Damage</i>)
CLONALG	- Algoritmo de Seleção Clonal (<i>Clonal Selection Algorithm</i>)
CM	- Monitoramento de Condição (<i>Condition Monitoring</i>)
EM	- <i>Expectation-Maximization</i>
FSF	- Realimentação de Estados (<i>Full State Feedback</i>)
GMM	- Modelo de Mistura Gaussiana (<i>Gaussian Mixture Model</i>)
ID	- Danos em Instrumentos (<i>Actuator Damage</i>)
LQR	- Regulador Quadrático Linear (<i>Linear Quadratic Regulator</i>)
MM	- Modelo de Mistura (<i>Mixture Model</i>)
NIS	- Sistema Imunológico Natural (<i>Natural Immune System</i>)
NK	- Exterminadoras Naturais (<i>Natural Killer</i>)
NS	- Seleção Negativa (<i>Negative Selection</i>)
NSA	- Algoritmo de Seleção Negativa (<i>Negative Selection Algorithm</i>)
PDF	- Função de Densidade de Probabilidade (<i>Probability Density Function</i>)
PID	- Proporcional Integral Derivativo
RIP	- Pêndulo Invertido Rotacional (<i>Rotary Inverted Pendulum</i>)
SHM	- Monitoramento da Integridade Estrutural (<i>Structural Health Monitoring</i>)
UM	- Monitoramento de Uso (<i>Usage Monitoring</i>)

LISTA DE SÍMBOLOS

K_p	- Ganho proporcional do Controlador PID
K_i	- Ganho integral do Controlador PID
K_d	- Ganho derivativo do Controlador PID
α_i	- i ésima função de pertinência do controlador <i>Fuzzy</i>
t	- Tempo
\mathbf{x}	- Vetor de estados do sistema de controle
\mathbf{K}	- Matriz de ganhos do sistema de controle
y	- Variável genérica dependente do tempo
$\overset{(n)}{y}$	- n ésima derivada da variável genérica y
a_n	- n ésimo termo constante a
u	- Variável de controle
x_n	- n ésimo estado do vetor de estados.
$\dot{\mathbf{x}}$	- Derivada em relação ao tempo do vetor de estados do controlador
\mathbf{A}	- Matriz de estados do controlador
\mathbf{B}	- Matriz de entradas do controlador
\mathbf{y}	- Vetor de saídas do controlador
\mathbf{C}	- Matriz de saída do controlador
\mathbf{D}	- Matriz de alimentação direta do controlador
k_n	- n ésimo termo de ganho do vetor de ganho
ζ	- Coeficiente de amortecimento
ω_n	- Frequência natural
\mathbf{Q}	- Matriz de importância de estados
\mathbf{R}	- Matriz de custo
R_m	- Resistência elétrica do motor DC
L_m	- Indutância do motor DC
k_m	- Constante contra-eletromotriz do motor DC
e_b	- Tensão contra-eletromotriz do motor DC
k_t	- Constante de torque do motor DC

η_m	-	Eficiência do motor DC
I_m	-	Corrente elétrica do motor DC
V_m	-	Tensão elétrica aplicada ao motor DC
J_m	-	Momento de inércia do motor DC
ω_m	-	Velocidade angular do motor DC
B_m	-	Amortecimento do motor DC
η_g	-	Eficiência do redutor do motor DC
K_g	-	Taxa de redução do redutor do motor DC
x_0	-	Eixo x da origem do sistema do pêndulo
y_0	-	Eixo y da origem do sistema do pêndulo
z_0	-	Eixo z da origem do sistema do pêndulo
θ	-	Ângulo entre a haste atuadora e o eixo x_0
α	-	Ângulo entre o pêndulo e eixo paralelo ao eixo z_0
L_r	-	Comprimento da haste atuadora
J_r	-	Momento de inércia da haste atuadora
m_p	-	Massa do pêndulo
L_p	-	Comprimento do pêndulo
CM	-	Ponto de centro de massa do pêndulo
J_p	-	Momento de inércia do pêndulo em relação à CM
T	-	Energia cinética total do sistema
V	-	Energia potencial total do sistema
L	-	Lagrangiano
x_{CM}	-	Posição do centro de massa do pêndulo no eixo x_0
y_{CM}	-	Posição do centro de massa do pêndulo no eixo y_0
z_{CM}	-	Posição do centro de massa do pêndulo no eixo z_0
g	-	Constante da gravidade
O	-	Ponto de origem do sistema
M	-	Ponto de acoplamento do mancal do pêndulo
T_θ	-	Matriz transformação de coordenadas de M para O
${}_O\vec{r}_{OCM}$	-	Vetor do ponto O ao ponto CM na base inercial O
${}_O\vec{r}_{OM}$	-	Vetor do ponto O ao ponto M na base inercial O
${}_M\vec{r}_{MCM}$	-	Vetor do ponto M ao ponto CM na base móvel M

q_i	- Variável genérica do sistema no Lagrangiano
Q_i	- Termos não conservativos do sistema
τ_m	- Torque do motor
B_r	- Atrito de Coulomb no ponto O
B_p	- Atrito de Coulomb no ponto M
z	- Vetor contendo as variáveis pertinentes a linearização
z_0	- Vetor com condições iniciais de linearização
$h(z)$	- Função que depende do vetor z
h_{lin}	- Função linearizada
J_T	- Termo de inércia comum
A_m	- Termo ganho do motor
P	- Matriz para verificação de posto
λ	- Autovalores
I	- Matriz identidade
M	- Matriz quadrada qualquer
b_n	- Enésimo termo constante b
a_{nn}	- Termo na linha n e coluna n de uma matriz
J	- Vetor de polos desejados
μ_n	- Enésimo polo do vetor de polos
s	- Variável do polinômio da fórmula de Ackermann
p_n	- Enésimo polo do controlador
σ	- Frequência natural multiplicada pelo coeficiente de amortecimento
ω_d	- Frequência natural amortecida
x_{ref}	- Vetor de referência dos estados
$f_n(t)$	- Função que varia a referência para o estado x_n
$f_\theta(t)$	- Função que varia a referência do estado θ
N	- Número contado pelo <i>encoder</i>
ϕ	- Ângulo resultante da leitura do <i>encoder</i>
ϕ_α	- Ângulo resultante de leitura do <i>encoder</i> para o sinal do pêndulo
s	- Domínio complexo de frequência
$g(t)$	- Função genérica que depende do tempo
$G(s)$	- Função genérica no domínio s

\mathcal{L}	- Operador da transformada de Laplace
$H(s)$	- Função do filtro passa-baixa
$D(s)$	- Função do filtro passa-baixa com derivada
ω_0	- Frequência de corte do filtro passa-baixa
\mathcal{T}_a	- Taxa de mínima de afinidade entre amostras predefinida
\mathcal{A}_g^i	- Valor nominal i-ésimo elemento da amostra
$\underline{\mathcal{A}}_b^i$	- Valor nominal menos o desvio adotado, no i-ésimo elemento
$\overline{\mathcal{A}}_b^i$	- Valor nominal mais o desvio adotado, no i-ésimo elemento
\mathcal{A}_f	- Taxa de afinidade entre as amostras analisadas
\mathcal{P}_c	- Quantidade de pontos compatíveis na amostra analisada
\mathcal{X}_t	- Porcentagem de amostras saudáveis utilizadas para treinamento
c	- Índice de uma dada Gaussiana
μ_c	- Vetor de médias de uma Gaussiana c
Σ_c	- Matriz de covariância de uma Gaussiana
X	- Variável qualquer no contexto da covariância
Y	- Variável qualquer no contexto da covariância
\mathbf{V}	- Vetor de características de um conjunto de dados
v^i	- Termo que representa um dado valor no vetor \mathbf{V}^i
D	- Número de características do vetor de características
$p(\mathbf{V} c)$	- Função de Densidade de Probabilidade
$\mathcal{N}(\mathbf{V}; \mu_c, \Sigma_c)$	- Função de Densidade de Probabilidade
\mathbf{V}^i	- Vetor de características da i-ésima amostra
\mathbf{V}_c	- Conjunto de vetores \mathbf{V}^i que pertencem ao componente c
π_c	- Probabilidade a priori do componente c ser selecionado
c'	- Cada componente contido na mistura Gaussiana (em um somatório)
r_c^i	- Responsabilidade de uma amostra em relação ao componente c
m_c	- Responsabilidade total atribuída ao componente c
$p(\mathbf{V} \pi, \mu, \Sigma)$	- <i>likelihood</i>
ϵ	- Valor do erro para definição de convergência
\mathbf{X}^i	- Vetor de afinidades do i-ésimo par de amostras
\mathbf{X}	- Vetor de afinidades de todos pares de amostras
$\mathcal{A}_{f,\theta}^i$	- Afinidade da i-ésima amostra do sinal θ

- $\mathcal{A}_{f,\alpha}^i$ - Afinidade da i -ésima amostra do sinal α
- $\bar{\mathcal{A}}_{f,\theta,c}$ - Afinidade média das amostras de θ contidas no componente c
- $\bar{\mathcal{A}}_{f,\alpha,c}$ - Afinidade média das amostras de α contidas no componente c
- $\mathcal{A}_{f,\theta,c}$ - Vetor de afinidades do sinal θ contidos no componente c
- $\mathcal{A}_{f,\alpha,c}$ - Vetor de afinidades do sinal α contidos no componente c
- \mathbf{X}_c - Conjunto de vetores \mathbf{X}^i que pertencem ao componente c

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Objetivo Geral	20
1.2	Objetivos Específicos	20
1.3	Estrutura da Dissertação	20
2	SISTEMA DINÂMICO CONTROLADO	22
2.1	Pêndulo Invertido	22
2.2	Sistemas de Controle	25
2.2.1	Controladores de Malha Aberta	25
2.2.2	Controladores de Malha Fechada	26
2.2.2.1	<i>Controladores Full State Feedback</i>	26
2.2.2.2	<i>Aplicações em Pêndulos Invertidos</i>	29
3	MONITORAMENTO DA INTEGRIDADE ESTRUTURAL	31
3.1	Definição	31
3.2	Aplicação em Sistemas Dinâmicos	33
3.3	Detecção de Dano em Sistemas Controlados	35
4	SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS	37
4.1	Inspiração Biológica	37
4.1.1	Constituição	37
4.1.2	Funcionamento	38
4.1.3	Seleção Negativa	40
4.2	Definição e Aplicações	41
4.3	A Visão Clássica	41
4.4	O Algoritmo de Seleção Negativa	43
5	MODELO DE MISTURAS GAUSSIANAS	47
6	MODELAGEM MATEMÁTICA DO SISTEMA DINÂMICO	53

6.1	Pêndulo Invertido Rotacional	53
6.1.1	Modelagem Elétrica	53
6.1.2	Modelagem Mecânica	55
6.2	Modelagem Matemática do Controlador	59
7	IMPLEMENTAÇÃO EXPERIMENTAL	69
8	METODOLOGIA	76
8.1	Avaliação Operacional do Sistema Dinâmico	76
8.2	Simulação de Condições para Coleta de Dados	77
8.3	Tratamento e Geração do Banco de Dados	78
8.4	Detecção de Dano	83
8.5	Classificação de Dano	87
9	RESULTADOS E DISCUSSÕES	94
9.1	Detecção de Dano	94
9.2	Classificação de Dano	95
9.3	Discussão dos Resultados	95
9.3.1	Detecção	95
9.3.2	Classificação	96
10	CONSIDERAÇÕES FINAIS	98
10.1	Conclusões	98
10.2	Sugestões para Trabalhos Futuros	99
	REFERÊNCIAS	100
	APÊNDICE A – Resultados por Iteração	106
	APÊNDICE B – Artigos Derivados deste Trabalho	112

1 INTRODUÇÃO

A teoria de controle consiste na implementação de sistemas dinâmicos autônomos. Desde a década de 1930, os avanços nos métodos de resposta em frequência têm facilitado o projeto prático de controladores que atendem às especificações desejadas. Juntamente com os avanços nas capacidades computacionais, os sistemas de controle ganharam ampla utilização tanto em aplicações industriais quanto cotidianas. Para garantir uma resposta efetiva em uma ampla gama de estados de operação, os sistemas de controle dependem de um modelo consistente que represente com precisão sua dinâmica, possibilitando a implementação de leis de controle otimizadas (Franklin, Powell e Emami-Naeini, 2010; Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017).

Este trabalho utiliza o Pêndulo Invertido Rotativo (*Rotary Inverted Pendulum* - RIP) como um modelo de referência para detectar danos em sistemas dinâmicos controlados. Nesse contexto, danos se referem a qualquer tipo de anomalia que possa impactar o desempenho geral do sistema. De acordo com Frank (1990), três tipos de danos podem ocorrer em sistemas dinâmicos: Danos em Componentes (*Component Damage* - CD), que envolvem a falha de uma peça mecânica dentro do sistema; Danos em Atuadores (*Actuator Damage* - AD), que ocorrem devido à falha do conjunto de atuadores em um sistema mecânico, como motores; e Danos em Instrumentos (*Instrumental Damage* - ID), que surgem quando sensores de monitoramento falham ao coletar dados. Na presença de danos é esperada a alteração de propriedades como rigidez, massa ou modos de dissipação de energia. Consequentemente, monitorar a saúde do sistema pode antecipar proativamente a ocorrência de comportamentos indesejados que possam comprometer a sua produtividade, funcionalidade e até mesmo a segurança (Isermann, 2006; Sohn, 2007).

O Monitoramento da Integridade Estrutural (*Structural Health Monitoring* - SHM) engloba um conjunto bem definido de processos com o objetivo de implementar uma estratégia de identificação de danos em infraestruturas de engenharia. A estratégia pode ser resumida em quatro etapas: avaliação operacional, aquisição de dados, extração de características e modelagem estatística para classificação das características. Essencialmente, séries de dados são obtidas durante diferentes condições operacionais de um sistema e de-

vem ser processadas por ferramentas matemáticas capazes de indicar seus padrões. Uma vez que a condição saudável (*baseline*) é conhecida, uma análise estatística é realizada para determinar quais dados diferem dela, sendo potencialmente classificados como dano (Farrar e Worden, 2007; Figueiredo *et al.*, 2009; Tokognon A. C. *et al.*, 2017).

Uma das ferramentas computacionais empregada para o processamento inicial de dados é um tipo específico de algoritmo conhecido como Sistema Imunológico Artificial (*Artificial Immune System* - AIS). AIS refere-se a uma série de algoritmos que emulam os princípios de funcionamento do Sistema Imunológico Natural (*Natural Immune System* - NIS), empregados principalmente para reconhecimento de padrões, classificação e agrupamento de dados. No conjunto de AISs, os algoritmos são classificados com base na replicação dos conceitos do NIS. O algoritmo implementado neste trabalho é baseado no mecanismo de Seleção Negativa (*Negative Selection* - NS) observado na visão clássica do NIS, que permite a discriminação entre agentes próprios e não próprios (Engelbrecht, 2007; Talbi, 2009; Almeida, 2022).

Na sequência, um segundo algoritmo é utilizado para complementar os resultados obtidos pelo AIS, sendo ele o Modelo de Misturas Gaussianas (*Gaussian Mixture Model* - GMM). Este tipo de algoritmo é capaz de realizar o agrupamento de sinais através de suas características, sem que se tenha informação prévia de suas origens, assim o sistema pode ser empregado de forma semi ou não supervisionada, neste caso, para classificação da condição operacional (Zhu e Goldberg, 2009; Murphy, 2012; Bishop, 2016).

Sendo assim, este trabalho apresenta a implementação de um monitoramento inteligente de dano em estruturas controladas em malha fechada, utilizando os sinais de saída do controlador para análise. Ao utilizar os deslocamentos angulares coletados para o controle, surge a oportunidade de monitoramento de dano sem a necessidade de complemento de *hardware*. Sob várias condições de operação, incluindo condições saudáveis e simulação de CD e AD, os dados são coletados enquanto o pêndulo permanece em sua posição vertical e sua haste atuadora segue um padrão de onda quadrada. Os dados coletados são utilizados pelo AIS para geração de indicadores de afinidade, que são usados para determinar a presença de dano e posteriormente como características elegíveis no processo de classificação do GMM.

1.1 Objetivo Geral

Desenvolvimento de um sistema de SHM, com coleta de dados de estados de um Pêndulo Invertido Rotacional controlado com variações de condição operacional, para validação da capacidade de detecção e classificação de dano, por meio de uma abordagem que combina a aplicação de um AIS e um GMM. As simulações de dano serão geradas pela adição de massas ao pêndulo (CD) e a redução da tensão de saturação do motor (AD). A confirmação da efetividade da técnica utilizada será realizada pela análise dos resultados obtidos pela combinação dos algoritmos.

1.2 Objetivos Específicos

- Modelagem matemática do RIP;
- Desenvolvimento de um controlador por Alocação de Polos com referência variável;
- Aplicação experimental do controlador e coleta de dados em condições variadas;
- Tratamento e seleção dos dados coletados em condições variadas;
- Desenvolvimento de um AIS para geração de indicadores de afinidade e detecção de dano;
- Modelagem dos dados por Mistura Gaussiana para classificação;
- Análise dos resultados obtidos.

1.3 Estrutura da Dissertação

Esse trabalho é apresentado da seguinte forma:

- Capítulo 1: Introduce brevemente os principais conceitos deste trabalho, sendo eles, controle de sistemas dinâmicos, o sistema do pêndulo invertido, os conceitos de dano e as ferramentas de detecção de padrões, o AIS e o GMM. São apresentados também o objetivo geral do trabalho e o objetivo específico com as etapas de realização discretizadas;
- Capítulo 2: Apresenta trabalhos relacionados ao sistema dinâmico estudado. Aborda tópicos de controle e sua aplicação em Pêndulos Invertidos;

- Capítulo 3: Reúne conceitos que definem o Monitoramento da Integridade Estrutural conforme a bibliografia utilizada. Apresenta também seu uso em máquinas rotativas e conceitos para detecção de dano em sistemas de controle;
- Capítulo 4: Apresenta a ferramenta de detecção de dano utilizada, o AIS. Há apresentação da inspiração biológica, definição e apresenta aplicações do algoritmo, apresentação de trabalhos sobre a Visão Clássica e funcionamento do Algoritmo de Seleção Negativa;
- Capítulo 5: Descreve a implementação do algoritmo de classificação utilizado, o GMM;
- Capítulo 6: Apresenta a modelagem matemática do Pêndulo Invertido Rotacional e de seu controlador por Alocação de Polos;
- Capítulo 7: Indica as etapas necessárias para implementar o sistema de controle na bancada experimental.
- Capítulo 8: Apresenta as metodologias utilizadas para aplicar o sistema de SHM, desde a avaliação operacional até a detecção e classificação de dano;
- Capítulo 9: Expõe os resultados obtidos pelo método utilizado e relaciona estes com os vistos em demais trabalhos de referência.
- Capítulo 10: Apresenta as considerações finais do trabalho e propostas para trabalhos futuros.

2 SISTEMA DINÂMICO CONTROLADO

Este Capítulo apresenta trabalhos relacionados ao sistema dinâmico controlado de interesse, o Pêndulo Invertido Rotacional (RIP), indicando a versatilidade deste sistema no estudo de áreas diversas. Além disso é posta também uma breve introdução à sistemas de controle e sua aplicação em Pêndulos Invertidos.

2.1 Pêndulo Invertido

Os Pêndulos Invertidos são sistemas matematicamente complexos, amplamente utilizados no universo acadêmico, conforme Lundberg e Barton (2009) seu estudo é realizado comumente em disciplinas que abordam física, dinâmica e controle. Esta Seção realizará uma breve revisão histórica da aplicação deste conjunto utilizado para a validação de diversas tecnologias.

Os primeiros estudos acadêmicos acerca deste sistema datam 1960. Phelps F. M. e Hunter J. H. (1965) propuseram a solução analítica para quatro casos distintos de condições de operação para um Pêndulo Invertido Simples, que pode rotacionar livremente em torno de um dado ponto, com desenvolvimento matemático através das equações de Lagrange. Os casos definidos por ele são de movimentação do ponto de suporte verticalmente, horizontalmente, a combinação de vertical e horizontalmente e preso a borda de um volante rotativo, dada a complexidade da proposta, somente para os dois primeiros casos foram obtidos os resultados completos.

Na década seguinte os estudos usando este sistema ficaram mais comuns quando associados a aplicação de controladores. Mori, Nishihara e Furuta (1976) utilizaram um Pêndulo Invertido Linear para aplicação de um controlador não linear, ele possuía a capacidade de mover, de forma autônoma, o pêndulo de sua posição naturalmente estável (para baixo) para sua posição naturalmente instável (para cima), realizando assim o movimento de swing-up. A proposta executada foi utilizar uma função de custo que aplicava o controle de modo a respeitar o período de oscilação do pêndulo e penalizar a posição do carro no trilho. Em seus resultados foi atingido o objetivo desejado em 2 segundos, respeitando os limites do trilho e equilibrando o pêndulo na posição instável

com um controlador Regulador Quadrático Linear (*Linear Quadratic Regulator* - LQR).

Já na década de 1980 começaram a surgir alguns trabalhos que aplicavam sistemas de controle com técnicas e finalidades mais complexas. Anderson (1989) utilizou um Pêndulo Invertido Linear para testar o desenvolvimento de um sistema de controle com redes neurais, de camada única e dupla, capazes de realizar seu controle, isso foi feito por tentativa e erro, a rede era alimentada com os ângulos e velocidades do sistema, estatisticamente o resultado era aprendido e ao passar do tempo o sistema era totalmente capaz de desempenhar o controle.

Ainda neste período, dois trabalhos relacionaram a dinâmica do Pêndulo Invertido com a movimentação de seres bípedes. Miura e Shimoyama (1984) apresentaram os resultados obtidos de dois robôs bípedes, capazes de se movimentar em várias direções com graus de liberdade próximos ao de seres humanos, sua modelagem matemática se baseia na conexão de séries de pêndulos invertidos. Já Johansson, Magnusson e Åkesson (1988) utilizaram a dinâmica de um pêndulo invertido para relacionar os dados coletados referente a postura de seis pessoas quando tinham os músculos de suas panturrilhas estimulados mecanicamente, dentre os resultados obtidos, foi observado que a força de controle realizada pelo corpo vem do torque do tornozelo, e que este tenta minimizar as variações das variáveis de posição e velocidade do corpo em relação à posição comum.

Na década de 1990 os trabalhos utilizando este tipo de sistema cresceram substancialmente, alguns mantiveram a prática de aproximar o sistema do Pêndulo Invertido ao modo de andar de um ser bípede, Kajita e Tani (1991) desenvolveram um sistema de controle para um robô bípede que consistia na imposição de limites ao seu movimento, sua movimentação acontecia em linha reta sobre uma superfície rugosa, a rotação de seu corpo ocorria com velocidade angular constante, como resultado, as dinâmicas do seu centro de massa podiam ser modeladas por equações lineares. MacKinnon e Winter (1993) utilizaram o modelo do Pêndulo Invertido para avaliar como o corpo humano realiza seu equilíbrio quando apoiado em apenas uma perna entre suas passadas, os resultados foram comparados com dados obtidos do sensoriamento feito por câmeras, o modelo foi validado, sendo observada apenas pequenas flutuações quando comparado aos dados aquisitados, atribuídas as variações de momento de inércia do corpo humano durante o movimento.

Outros trabalhos desenvolvidos posteriormente nessa década abordam temas relacionados a sistemas de controle. Wang, Tanaka e Griffin (1996) e Åström e Furuta (2000)

utilizaram duas técnicas diferentes para atingir objetivos comuns, ambos realizaram o swing-up do Pêndulo Invertido com apenas um “balanço”, o primeiro utilizou uma técnica fuzzy, já o segundo se baseou em métodos de energia. A principal diferença entre os métodos é que no primeiro, o sistema é discretizado em pequenos sistemas linearizados e que são combinados, já o segundo se utiliza de uma única equação que rege todo o movimento.

Durante a primeira década do século XXI a utilização do modelo do Pêndulo Invertido no meio acadêmico teve sua maior ascensão, mais uma vez, estudos de destaque relacionaram sua a dinâmica à forma de andar de um ser humano, entre eles Kajita *et al.* (2001) desenvolveram um método de controle de um robô bípede em três dimensões, separando em pares de planos seu movimento, Pratt *et al.* (2006) introduziram a esta modelagem a capacidade de determinar quando e onde um robô deveria pisar. Grasser *et al.* (2002) apresentaram outro tipo de robô neste período, se tratava de um Pêndulo Invertido montado sobre duas rodas, capaz de se movimentar em linha reta, realizar voltas do tipo “U” e carregar objetos ao mesmo tempo que se equilibrava, isso foi feito por meio do controle desacoplado de motores nas duas rodas.

Ainda neste período o desenvolvimento de sistemas de controle utilizando o Pêndulo Invertido também resultou em diversas publicações, no entanto com as técnicas de controle já apuradas, as novas propostas sugeriam majoritariamente modelos inteligentes, aplicando técnicas mais avançadas para validação de tecnologias modernas. Zheng, Fang e Wang (2006) utilizaram um controlador *Fuzzy* para o controle de um Pêndulo Invertido Duplo com transmissão e processamento de dados de forma remota sendo capaz de lidar com os atrasos intrínsecos desta forma de transmissão.

Nos últimos dez anos, além de trabalhos relevantes que mantiveram as mesmas linhas observadas anteriormente, surgiram também alguns trabalhos que deram atenção especial ao critério de segurança, utilizando o Pêndulo Invertido para sua validação. Berkenkamp *et al.* (2017) desenvolveram um modelo de controle de aprendizado por reforço que tem como proposta a garantia da segurança do sistema em termos de estabilidade ao mesmo tempo que explora novas zonas de operação, isso é feito pela coleta de dados em condições conhecidas, esses dados conseguem assegurar o aprendizado progressivo de uma região maior de operação segura e gradativamente melhorar seus resultados. Cheng *et al.* (2019) utilizaram desta mesma técnica para desenvolver um sistema de aprendizado seguro, adicionando funções de barreira de controle, elas determinam os limites seguros

de operação e garantem um aprendizado de forma mais veloz, seu sistema foi validado em um Pêndulo Invertido e posteriormente em carros seguidores.

2.2 Sistemas de Controle

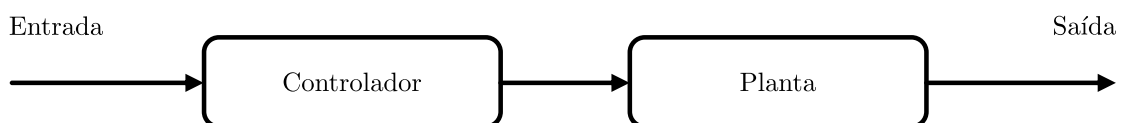
Quando desejamos modificar o comportamento natural de um sistema, para que este atenda as necessidades especificadas em um projeto, recorreremos à controladores. Nesta Seção são apresentados conceitos básicos da Teoria de Controle referenciando trabalhos que exploraram variações desta ciência aplicada à Pêndulos Invertidos. Conforme Ogata (2010), uma divisão mais simplista dessa teoria se da entre controladores de malha aberta (*Open-Loop*) e malha fechada (*Closed-Loop*). Também serão abordados os controladores do tipo Realimentação de Estados (*Full State Feedback - FSF*), utilizado neste trabalho.

2.2.1 Controladores de Malha Aberta

São os sistemas onde a saída não tem nenhum efeito prático no desempenho do controlador pela ausência de realimentação de estado (*feedback*), seja pelo fato de não haver a medição do sinal de saída ou mesmo por uma decisão de projeto. Com isso seu uso fica limitado a sistemas determinísticos com a necessidade de calibração para que possa funcionar de forma programática por etapas pré-definidas (Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017).

A implementação é feita em sistemas mais simples e tem suas operações majoritariamente baseadas na passagem do tempo, sem a capacidade de responder à distúrbios internos ou externos. A Figura 1 exemplifica uma malha de controle aberta para um sistema genérico, uma entrada é dada ao sistema controlado, este sinal é transformado e aplicado à planta, que emite uma saída que pode ou não ser monitorada, mas que nunca é retroalimentada. Sua aplicação pode ser vista em equipamentos mais complexos, como esteiras industriais, ou mais simples, como torradeiras e lava-louças (Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017; Raniel, 2011).

Figura 1 - Esquemática da malha de controle aberta.

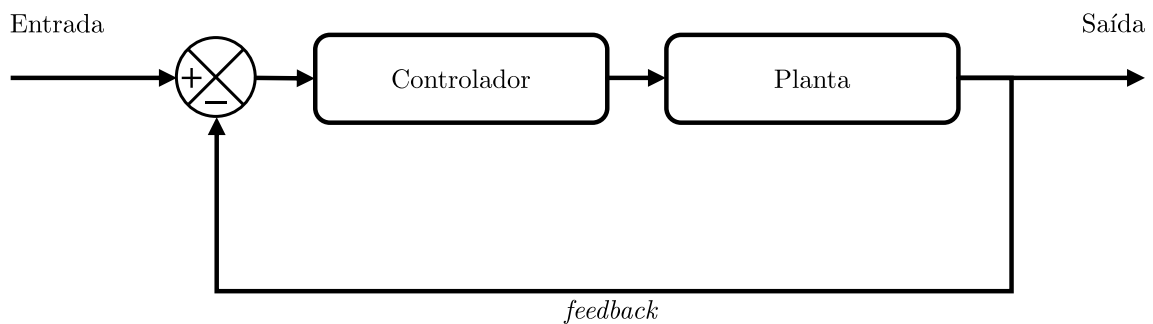


Fonte: Autor.

2.2.2 Controladores de Malha Fechada

São os controladores onde há a presença de *feedback*, ou seja, um ou mais sinais de saída são monitorados e comparados à uma ou mais referências (variáveis ou não) pré-estabelecidas, sendo este o erro do sistema. Este tipo de controle traz consigo a capacidade de lidar com distúrbios imprevistos e características não determinísticas, uma vez que, o erro presente no sistema é levado em consideração no cálculo do comando de controle, gerando um efeito compensatório que converge o estado atual à referência desejada. (Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017).

Figura 2 - Esquemática da malha de controle fechada.



Fonte: Autor.

Dada essas características sua implementação é mais custosa, exige obrigatoriamente sensoriamento e em alguns casos depende de um modelo matemático e atuadores mais robustos, entretanto, torna possível implementações até então inviáveis se aplicado apenas um sistema do tipo *Open-Loop*. A Figura 2 exemplifica uma malha de controle fechada para um sistema genérico, sua saída é monitorada, retroalimentada quando comparada a entrada. Controladores deste tipo são os PIDs, Fuzzy, e FSF. Seu uso pode ser visto em aplicações simples como o controle ativo de temperatura de dispositivos eletrônicos ou os mais complexos como sistemas de controle de voos (Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017).

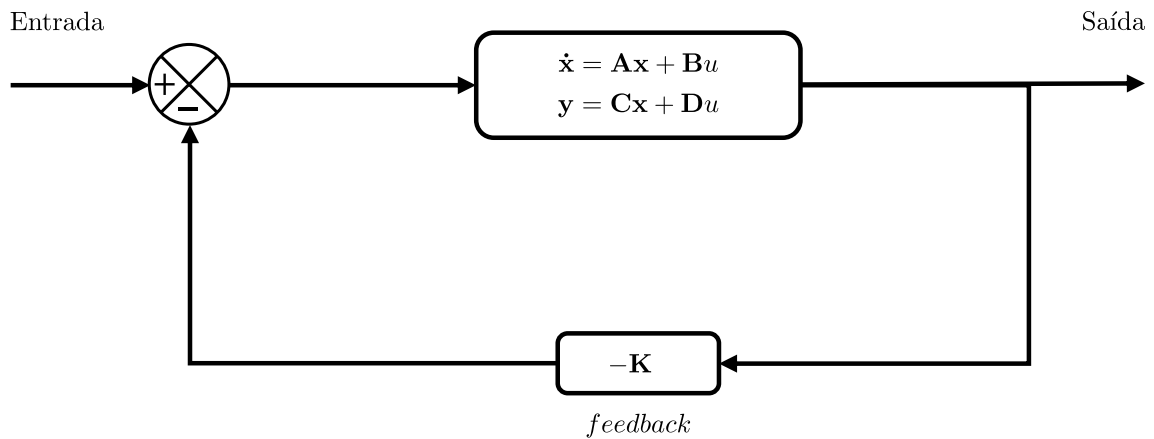
2.2.2.1 Controladores Full State Feedback

Embora possa haver algumas variações construtivas entre os modelos, comumente ligadas aos tipos de mecanismos utilizados nos atuadores, Yang *et al.* (2009) define os Pêndulos Invertidos como *benchmarks* na teoria de controle, principalmente pela não linearidade de suas equações características, por ser um sistema sub-atuado e naturalmente instável, assim a aplicação de um dado sistema de controle pode comprovar sua robustez em um cenário complexo.

Devido a estas características, o controlador utilizado deve, obrigatoriamente, ser do tipo malha fechada. Um controlador deste tipo é o *Full State Feedback*, utilizado neste trabalho para controlar o pêndulo, a seguir serão apresentados seus conceitos e alguns trabalhos que utilizaram este tipo de controlador para pêndulos invertidos.

O controlador FSF depende da linearização do modelo matemático do sistema físico em torno de um único estado, sua representação é dada em Espaço dos Estados, considera que um sistema completamente controlável pode ter seus polos alocados em quaisquer pontos desejados quando em malha fechada, retroalimentado com uma matriz \mathbf{K} de ganhos apropriada. (Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017)

Figura 3 - Exemplificação de uma Malha de Controle de um Controlador FSF.



Fonte: Autor.

Uma exemplificação da representação em Espaço dos Estados de um sistema de controle em malha fechada é feita na Figura 3. Nele um sistema de equações diferenciais lineares de ordem n , que descreve seu comportamento dinâmico, pode ser reescrito com um conjunto de n variáveis de estado. Considerando a seguinte equação diferencial de um sistema que varia no tempo:

$$\overset{(n)}{y} + a_1 \overset{(n-1)}{\dot{y}} + \dots + a_{n-1} \dot{y} + a_n y = u \quad (1)$$

Onde y se refere a variável genérica dependente do tempo que descreve as variações do sistema, $\overset{(n)}{\dot{y}}$ suas derivadas de índice n , a_n aos termos constantes que acompanham cada termo de y em seus índices n . Definindo as variáveis de estado:

$$\begin{aligned}
x_1 &= y \\
x_2 &= \dot{y} \\
&\vdots \\
x_n &= \overset{(n-1)}{\dot{y}}
\end{aligned} \tag{2}$$

Onde x representa termos que compõem o estado \mathbf{x} e possuem relação de equivalência com y . Assim, reescrevendo (1):

$$\begin{aligned}
\dot{x}_1 &= x_2 \\
\dot{x}_2 &= x_3 \\
&\vdots \\
\dot{x}_{n-1} &= x_n \\
\dot{x}_n &= -a_n x_1 - \dots - a_1 x_n + u
\end{aligned} \tag{3}$$

Na notação matricial:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}u \tag{4}$$

Onde $\dot{\mathbf{x}}$ é a primeira derivada do vetor de estados, \mathbf{A} é a matriz de estados e \mathbf{B} a matriz de entradas. As matrizes são equivalentes a:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \dots & -a_1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

Já para a saída:

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

Onde \mathbf{V} representa o vetor de saídas do controlador. Na notação matricial:

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}u \quad (7)$$

Onde \mathbf{C} representa a matriz de saída do controlador e \mathbf{D} a matriz de alimentação direta do controlador. As matrizes são equivalentes a:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{D} = 0 \quad (8)$$

Já o vetor de ganhos \mathbf{K} pode ser definida como:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_1 & k_2 & \dots & k_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

Onde k_n se refere ao enésimo termo de ganho do vetor \mathbf{K} .

2.2.2.2 Aplicações em Pêndulos Invertidos

Dentre os métodos existentes para se implementar um controlador FSF, um deles é o de alocação de polos, que para obter a matriz de ganhos que possa tornar o sistema estável utiliza técnicas como a Fórmula de Ackermann, matriz transformação T ou mesmo substituição direta. O design deste tipo de controlador se baseia na seleção de polos com os comportamentos desejados, assim são determinados polos que atendam ao coeficiente de amortecimento ζ e a frequência natural não amortecida ω_n especificadas em projeto (Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017).

Em resumo, sistemas com alto grau de amortecimento oscilam menos ao mesmo tempo que exigem mais de seus atuadores. Já a variação de ω_n afeta principalmente a velocidade de resposta do sistema à mudanças, tornando o sistema mais responsivo para valores maiores, entregando também resultados com maior sobre-sinal. Spong, Corke e Lozano

(2001) utilizaram este tipo de controlador para estabilizar um Pêndulo Invertido com Roda de Reação, nele o pêndulo realizou o movimento de *swing-up* e ao atingir a posição vertical para cima o controlador por polos estabilizava o sistema.

Outra exemplificação do método de alocação de polos é visto em Yan e Fei (2011), para controlar um sistema duplo de Pêndulos Invertidos, acoplados por uma mola, foi realizada a linearização do sistema de equações que caracterizava o problema, em seguida o autor determinou os valores de ω_n e ζ pela definição dos valores máximos de sobre-sinal e tempo de estabilização. A matriz de ganho obtida foi testada em simulações e experimentalmente, obtendo sucesso em ambos os casos.

Outro controlador deste tipo é o LQR que fornece uma maneira sistemática de calcular uma matriz de ganho por realimentação, para um sistema descrito em Espaço dos Estados, através da solução da equação de *Riccati* para as dadas matrizes \mathbf{Q} e \mathbf{R} que, respectivamente, ditam a importância dos erros dos estados e a propensão ao gasto de recursos energéticos, elas podem ser variadas para atender os requisitos de projeto (Ogata, 2010; Dorf e Bishop, 2017).

Igualmente à alocação de polos, o controlador LQR toma o modelo matemático linearizado do sistema em torno de um ponto desejado, tornando-o simples mas ainda assim robusto (Prasad, Tyagi e Gupta, 2014). Kumar e Jerome (2013) demonstraram como o controlador é capaz de entregar respostas satisfatórias mesmo na presença de distúrbios, geraram uma comparação direta entre um LQR e o método de alocação de polos, onde o controlador LQR obteve um resultado mais vantajoso, com tempos de elevação, acomodação e sobre-sinal até 72% menores, no entanto, as especificações do controlador por polos foram omitidas.

3 MONITORAMENTO DA INTEGRIDADE ESTRUTURAL

Neste Capítulo são apresentados os conceitos que definem o Monitoramento da Integridade Estrutural (*Structural Health Monitoring* - SHM). Também são apresentados dois tipos de estudos que se relacionam com a abordagem utilizada, o de monitoramento em sistemas dinâmicos, que empregam métodos voltados à análise estatística e os de detecção de falha em sistemas controlados, que utilizam das variáveis de controle para detectar falhas, neste caso as abordagens são diversas.

3.1 Definição

Os SHMs são um conjunto de processos que tem como objetivo a detecção de danos nas estruturas. Sua finalidade é aumentar a segurança e confiabilidade de sistemas, sejam eles aeroespaciais, civis ou mecânicos, antes que atinjam um estado de dano crítico (Figueiredo *et al.*, 2009).

A definição de dano neste contexto é razoavelmente ampla, Farrar e Worden (2007) definem que ela engloba mudanças no material e/ou geometria desses sistemas, considera ainda mudanças nas condições de contorno e conectividade, que podem eventualmente afetar a performance do sistema monitorado em algum instante de sua vida útil.

Claramente definir padrões de danos está diretamente ligado a comparações entre estados conhecidos, majoritariamente um estado inicial é estabelecido como condição saudável e os demais estados monitorados serão comparados a este afim de definir se as características analisadas são suficientemente diferentes das observadas inicialmente (Farrar e Worden, 2007).

Via de regra, o surgimento de danos em estruturas é um acontecimento gradativo, iniciando a nível de material e eventualmente atingindo proporções consideráveis em um dado sistema. O dano não necessariamente decreta a completa invalidez de um sistema, mas indica que sua operação ocorre em um cenário não otimizado, contudo, o crescimento constante deste dano pode atingir patamares inaceitáveis, neste caso é caracterizada a falha (Farrar e Worden, 2007).

Com esta ideia, o monitoramento periódico de uma estrutura visa identificar sua

integridade estrutural, monitorando os estágios de dano existentes e por consequência definir até que ponto sua utilização é viável. Farrar e Worden (2007), Figueiredo *et al.* (2009), Tokogonon A. C. *et al.* (2017) listam e detalham quatro etapas sistemáticas para a implementação de um sistema de SHM, sendo elas:

- a) Avaliação operacional;
- b) Aquisição e manipulação de dados;
- c) Extração de características pertinentes (*features*); e
- d) Modelagem estatística para classificação das características.

A avaliação operacional de um sistema visa responder objetivamente quatro perguntas acerca da implementação de um sistema de SHM: (1) quais são as justificativas econômicas ou de segurança para o monitoramento de uma estrutura? (2) Como definir, para o sistema monitorado, o que é um dano aceitável ou crítico? (3) Em quais condições o sistema monitorado opera? (4) Quais as limitações para aquisição de dados no ambiente operacional do sistema? As respostas dessas perguntas estabelecem um panorama para elucidar as condições de implementação de SHM para um dado sistema, definindo seus custos, suas limitações e os benefícios oferecidos pelo processo (Farrar e Worden, 2007; Figueiredo *et al.*, 2009).

A aquisição de dados de um sistema é a parte mais específica do processo. Nela são selecionados, mediante o tipo do sistema tratado, quais sensores serão utilizados, em quais locais eles deverão ser posicionados, a periodicidade de suas leituras, como esse dado será armazenado e transmitido. O custo para a implementação do sensoriamento é outro fator determinante no processo de aquisição de dados do sistema, mediante limitações, o número de sensores, seu tipo e capacidades podem ser afetados, resultando em um sistema de SHM parcialmente satisfatório (Farrar e Worden, 2007; Figueiredo *et al.*, 2009).

O processo de extração de características pertinentes engloba desde o tratamento dos dados em bruto até a obtenção de características que possam descrever aspectos comparáveis entre diferentes séries de dados. Os procedimentos iniciais desta etapa visam o tratamento do dado, que pode passar por processos como normalização, limpeza, compressão, união/separação, interpolação, entre outros. Com os dados em séries tratadas, é possível extrair *features* pela aplicação de métodos estatísticos que determinem medidas

quantitativas capazes de diferenciar condições saudáveis e de dano, estes métodos podem ser aplicados aos dados no domínio do tempo ou da frequência, com modelos paramétricos ou auto-regressivos, entre outros (Farrar e Worden, 2007; Figueiredo *et al.*, 2009).

Por fim, a modelagem estatística para classificação das características é a etapa que utiliza modelos estatísticos para gerar a discriminação e classificação das condições do sistema com dano e sem dano, baseado nas *features* selecionadas previamente. Geralmente este procedimento é executado pela aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina que possuem, comumente, três tipos de abordagem como a classificação por grupos, a análise regressiva e a detecção de pontos discrepantes (*outliers*). Os algoritmos de aprendizado de máquina podem ainda desempenhar classificações supervisionadas, quando se sabe ao que se refere cada série de dados, e não supervisionadas, quando se sabe apenas qual é a série dados da condição saudável (Farrar e Worden, 2007; Figueiredo *et al.*, 2009).

3.2 Aplicação em Sistemas Dinâmicos

Farrar e Worden (2012) citam que quando aplicado à máquinas rotativas, o processo de SHM pode ser chamado de Monitoramento de Condição (*Condition Monitoring - CM*), em que são feitas análises de sinais de vibração, em sua maioria, no domínio da frequência e, menos frequentemente, no tempo. A abordagem mais comum utilizada neste contexto é a detecção de dano de forma qualitativa pela análise da presença ou crescimento de picos espectrais em determinadas frequências, como por exemplo, nos múltiplos da velocidade do eixo. Entretanto, algumas abordagens mais recentes tem utilizado técnicas estatísticas para informar a presença e o nível do dano existente.

Jardine, Lin e Banjevic (2006) pontuam os avanços observados nessa área, a técnica utilizada nos primórdios era simplesmente baseada na manutenção da máquina rotativa mediante sua falha. A evolução inicial deste processo foi a implementação de manutenções preventivas periódicas, onde o equipamento passava por pausas operacionais para vistoria independente de sua condição real de dano. Contudo, o aumento da complexidade de equipamentos e a exigência de máquinas mais confiáveis fizeram crescer consideravelmente os custos de manutenção em equipamentos rotativos. Neste contexto, técnicas de CM surgiram como meio de redução de custos de manutenção, um vez que as interrupções se dão baseadas na condição real do equipamento que é determinada pela análise de dados coletados por sensores.

Os processos apontados por Jardine, Lin e Banjevic (2006) para a implementação de um sistema de CM são coincidentes com os apontados neste texto para a implementação de um sistema de SHM. Vale destacar que entre os métodos citados para processamento de dados está também a análise no domínio do tempo, da frequência e a combinação de ambos. Entre os métodos existentes para análise de condição, estão a aplicação de modelos estatísticos, uso de algoritmos de inteligência artificial e metodologias baseadas em modelos matemáticos.

A aplicação de um CM também se baseia na extração de features e classificação de condições estruturais, Ince *et al.* (2016) destacam que este processo pode ser sub-otimizado quando necessária a interferência humana direta para extração e classificação de features e que, por vezes, este processo pode demandar alto poder computacional. Ince *et al.* (2016) e Janssens *et al.* (2016) propuseram a utilização de redes neurais convolucionais para monitoramento da condição, sendo que o primeiro aplicou o método a um motor elétrico, onde se obteve capacidade de detecção de dano maior que 97% pela análise dos sinais de corrente elétrica, já o segundo atingiu uma precisão de detecção de dano de 93,61% quando analisando sinais de vibração de rolamentos em diferentes condições estruturais.

Farrar e Worden (2012) mencionam também o uso de técnicas de SHM em estruturas aeroespaciais, o início dos estudos nessa área data 1970, as técnicas utilizadas inicialmente se baseavam na contagem dos ciclos de carregamento e/ou na contagem de eventos que excediam um certo limiar preestabelecido. Esta técnica é chamada de Monitoramento de Uso (*Usage Monitoring - UM*) e continua sendo uma das mais aplicadas na prática. Por se tratar de um setor regulamentado, as agências pertinentes certificam alguns métodos como o Monitoramento de Saúde e Uso de Sistemas (*Health and Usage Monitoring Systems*), são métodos de monitoramento comumente utilizados em helicópteros e desenvolvidos devido ao grande número de acidentes que envolviam este tipo de aeronave. O conceito utilizado é que este tipo de aeronave tem a velocidade de seu rotor variando apenas 2% da velocidade nominal, esta limitação cria padrões no espectro de frequência das vibrações em estado saudável facilitando a detecção de variações quando há presença de danos.

Guo *et al.* (2011) pontuam como diversas aeronaves tiveram seu ciclo de vida ampliados em relação ao projeto inicial. Um dos fatores é a manutenção periódica, que embora benéfica é a responsável pela maior parte dos custos de se manter este tipo de equipamento, além disso o procedimento padrão deste tipo de manutenção envolve desmontar e montar

peças, o que pode eventualmente trazer danos à estrutura. Nele é sugerida a redução de custos de manutenção pela aplicação de um SHM com sensores de carregamento e acústica com funcionamento baseado em fibra óptica, o ponto levado em consideração é que este tipo de tecnologia permite o posicionamento de centenas de sensores com apenas um cabo de fibra óptica multiplexado.

Sohn e Farrar (2001) utilizaram um sistema dinâmico do tipo massa-mola com oito graus de liberdade, oito massas foram inseridas em um eixo, separada por molas, elas eram excitadas por um *shaker*. O monitoramento deste sistema foi feito pela utilização de oito acelerômetros, fixados cada um em uma massa. Na condição normal, o sistema contava com molas de mesma rigidez separando cada massa, já a condição de dano foi induzida pela adição de *bumpers* ajustáveis, assim cada situação de dano era criada baseada no ajuste de distância destes elementos. Dessa forma, a implementação do sistema de SHM foi realizada com base nos dados de aceleração obtidos em cada condição, para a condição saudável foi realizada a implementação de um modelo Autorregressivo (*Autoregressive - AR*) e um modelo Autorregressivo Exógeno (*Autoregressive Exogenous - ARX*). A extração de *features* foi realizada considerando que os modelos AR-ARX iriam realizar previsões incorretas em condições de dano, assim a análise dos erros residuais seriam utilizadas para a classificação da condição estrutural. Embora seja um método de alto custo, os resultados foram satisfatórios para detectar e localizar o dano inserido no sistema.

3.3 Detecção de Dano em Sistemas Controlados

Gao, Cecati e Ding (2015) realizam uma revisão dos métodos empregados para detecção de dano em sistemas controlados, sendo eles do tipo baseado em modelos e outros baseados em sinais. No primeiro caso, comumente, é realizada a comparação dos valores medidos na planta em relação ao modelo analítico de forma estocástica ou determinística. Há abordagens que consideram, também, modelos com eventos discretos ou mesmo análise da variação de características de sistemas que trabalham em rede. Já o método baseado em sinais pode realizar a análise em relação a dados temporais, dados no domínio da frequência ou uma abordagem mista entre tempo e frequência.

Um exemplo de sistema de controle que implementa a detecção de dano baseado em modelo é visto em Ortolano, Genari e Nóbrega (2022), nela uma estrutura inteligente sofre o monitoramento de condição estrutural pelo método de distância de subespaços,

neste caso, quando esta distância aumenta, significa que o sistema de controle está perdendo robustez e por consequência há dano na estrutura, para realização dessa medição é necessário ter o modelo do sistema em sua condição saudável e comprar com estado atual.

Outro exemplo, é a detecção de falhas em manipuladores robóticos visto em Caccavale *et al.* (2013), onde são detectadas falhas de sensores, torque das juntas e de atuadores. Isso é feito pela combinação de *hardware* e *software*, no sistema os sensores são empregados de forma redundante, então observadores determinam se há falha ou não, pela análise de resíduos (diferença entre leitura e estimativa). Dentre três cenários criados para detecção de falhas, a maioria foi assertiva, ainda que sejam vistos casos de erro de detecção.

Já em Samara *et al.* (2008) é visto um exemplo de sistema de detecção de dano onde é monitorado o sinal do ângulo de ataque da aeronave. Neste caso foram considerados três tipos de falha do sensor que realiza esta leitura, a de bias constante, de aumento contínuo de ruído, e a falha à zero (queda abrupta). Utilizando o método de Monte Carlo, sua capacidade de detecção média para todas as falhas foi de 99,72%.

Mais recentemente, numa abordagem baseada em dados, Wen *et al.* (2018) utilizaram uma rede neural convolucional para para extrair *features* automaticamente de conjuntos de dados de três sistemas distintos, sendo de rolamento de motor, de bomba centrífuga e de bomba hidráulica com pistão axial. Os dados destes sistemas eram convertidos em imagens 2D, e neste ponto a rede neural era capaz de realizar a extração de *features*. Respectivamente, para cada conjunto de dados, os resultados obtidos de detecção foram de 99,79%, 99,48% e 100%.

4 SISTEMAS IMUNOLÓGICOS ARTIFICIAIS

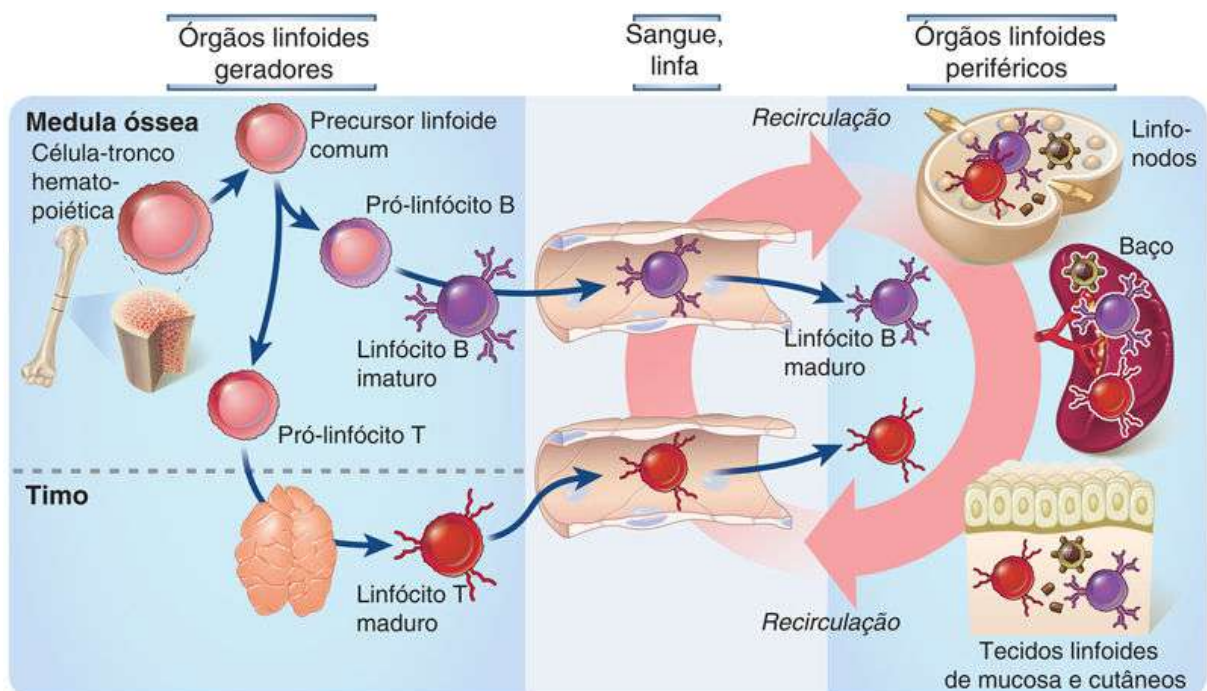
Este Capítulo apresenta conceitos introdutórios a respeito dos Sistemas Imunológicos Artificiais (*Artificial Immune Systems - AISs*), iniciando pela apresentação da fonte inspiradora biológica, definição e aplicações dos AISs, além do detalhamento do Algoritmo de Seleção Negativa (*Negative Selection Algorithm - NSA*) que é uma das subdivisões dos AISs e que foi implementado neste trabalho.

4.1 Inspiração Biológica

Esta Seção se destina a explicar de maneira simplista o funcionamento do Sistema Imunológico Natural (*Natural Immune System - NIS*) afim de facilitar o entendimento da implementação de seus conceitos em Sistemas Imunológicos Artificiais.

4.1.1 Constituição

Figura 4 - Órgãos do sistema linfático. Ciclo de desenvolvimento de linfócitos T e B, criados a partir de célula-tronco da medula óssea e maturados nos órgãos linfoides.



Fonte: Abbas, Lichtman e Pillai (2019).

Este sistema é constituído por células como os leucócitos, linfócitos T e B, mastócitos e células exterminadoras naturais (*Natural Killer* - NK). Estas células são formadas e estabelecidas em órgãos linfáticos primários, sendo eles a medula óssea e o timo, que são responsáveis pela criação de linfócitos B e T, respectivamente. Os secundários, sendo eles os linfonodos, baço e demais tecidos linfáticos, são onde os linfócitos ficam estabelecidos. O sangue e a linfa são responsáveis pela recirculação destas células, funcionando como agente conector dos órgãos primários e secundários. A Figura 4 exhibe os órgãos constituintes do NIS e o ciclo realizado por linfócitos T e B. (Abbas, Lichtman e Pillai, 2019; Almeida, 2022)

4.1.2 Funcionamento

O principal propósito do NIS é proteger um indivíduo dos possíveis danos causados por agentes infecciosos e substâncias nocivas (patógenos), como por exemplo, fungos, bactérias, vírus ou toxinas de outros seres vivos. A presença de patógenos estimula respostas imunes em um organismo, que podem ser classificadas como inata e adaptativa. A Figura 5 mostra como estas respostas se dão mediante a ocorrência de uma infecção (Murphy, 2014; Abbas, Lichtman e Pillai, 2019; Almeida, 2022).

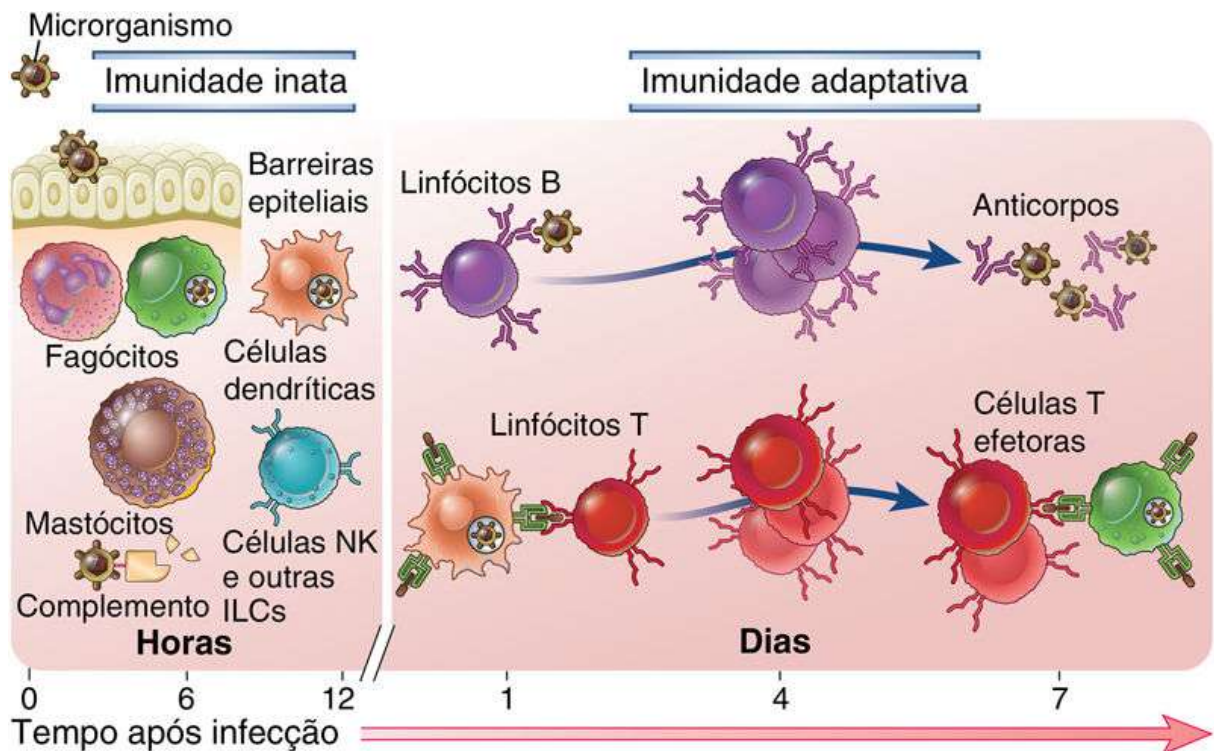
A resposta imune inata é um tipo de defesa imediata e sem especificidade, funciona através de dois mecanismos, pelo recrutamento de fagócitos e pelo bloqueio da replicação viral. As células que constituem este tipo de resposta são os leucócitos (neutrófilos, macrófagos, células dendríticas), mastócitos e células NK (Murphy, 2014; Abbas, Lichtman e Pillai, 2019; Almeida, 2022).

Já a resposta imune adaptativa é altamente específica à um agente patogênico ou suas substâncias, seu tempo de desenvolvimento é longo e pode conferir imunidade duradoura. Os principais agentes que estão presentes neste tipo de resposta são os linfócitos e seus produtos, são classificados entre linfócitos B e linfócitos T. A Figura 6 ilustra as etapas de desenvolvimento da resposta imune adaptativa. (Murphy, 2014; Abbas, Lichtman e Pillai, 2019; Almeida, 2022)

Murphy (2014) discretiza a proteção realizada pelo NIS em quatro etapas principais, sendo elas:

1. Reconhecimento imune: O agente patogênico deve ser detectado, isso é realizado pelos leucócitos do sistema imune inato, que atuam com uma resposta inicial e

Figura 5 - Respostas imunes inata e adaptativa. A resposta imune inata inicia o processo imediatamente e por um curto período de tempo. A resposta adaptativa inicia mediante ativação de linfócitos e dura longos períodos.

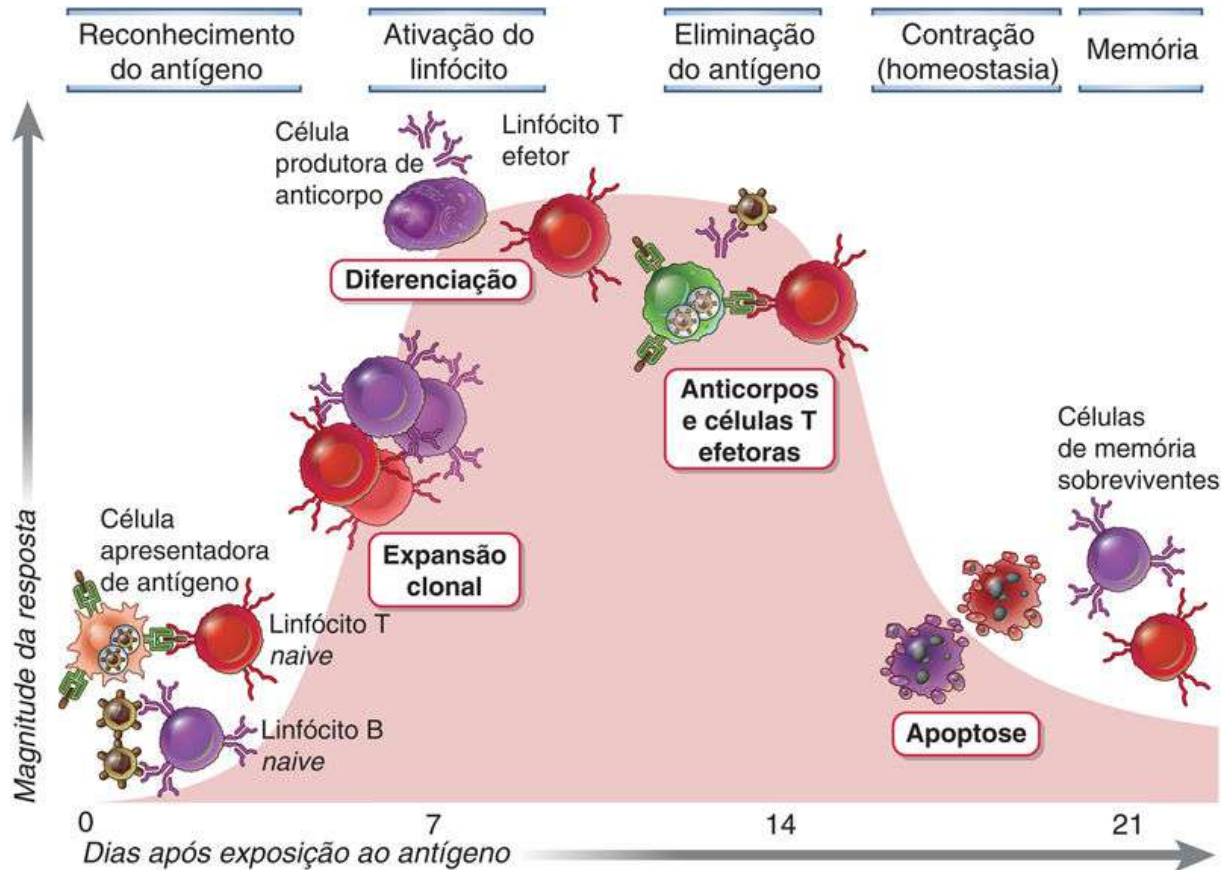


Fonte: Abbas, Lichtman e Pillai (2019).

- imediate, seguido pela ação específica dos linfócitos do sistema imune adaptativo;
2. **Contenção da infecção:** O NIS deve conter a infecção e buscar sua eliminação completa, por meio de funções imunes efetoras, como o complemento de proteínas sanguíneas, os anticorpos produzidos por alguns linfócitos e a capacidade destrutiva dos linfócitos e outros leucócitos;
 3. **Regulação imune:** Ao mesmo tempo que o corpo realiza o combate à agentes patogênicos, este deve manter sua resposta imune regulada para que não seja danosa ao próprio organismo;
 4. **Proteção contra recorrência:** O sistema imune irá produzir memória imune, ou seja, a partir de uma primeira exposição à um agente patogênico, nos próximos casos de contato com o mesmo, o organismo será capaz de realizar uma resposta forte e imediata.

Basicamente o sistema imune detecta uma ameaça inicial, contém o avanço do agente patogênico, controla sua resposta para que não seja prejudicial ao próprio organismo e

Figura 6 - Resposta imune adaptativa. É discretizada em cinco etapas, reconhecimento do antígeno, ativação dos linfócitos, eliminação do antígeno (fase efetora), contração devido a morte por apoptose, formação da memória imune pelas células remanescentes.



Fonte: Abbas, Lichtman e Pillai (2019).

confere proteção contra recorrências. Este processo é resultado do esforço múltiplo e coordenado de diversos tipos de células e moléculas de um indivíduo resultando em uma resposta imune efetiva (Delves *et al.*, 2013; Almeida, 2022).

4.1.3 Seleção Negativa

A capacidade de reconhecer padrões do NIS é uma das propriedades mais importantes no processo de defesa de um organismo, é essencial neste processo que os linfócitos sejam capazes de distinguir entre células próprias e não-próprias. Essa característica vem do processo chamado seleção negativa que ocorre no timo. Nele, um tímócito - linfócito T imaturo - exposto a antígenos próprios não chega a fase madura e é eliminado, garantindo que os linfócitos T gerados sejam combativos apenas à agentes não-próprios (LeBien e Tedder, 2008; Palmer, 2003; Almeida, 2022).

4.2 Definição e Aplicações

Nesta Seção serão apresentados trabalhos relevantes que definiram e aplicaram conceitos dos Sistemas Imunológicos Artificiais (*Artificial Immune System - AIS*). A revisão se limita a Visão Clássica, pois nela são vistas referências ao Algoritmo de Seleção Negativa (*Negative Selection Algorithm - NSA*), utilizado na detecção de dano deste trabalho.

Os AIS são um conjunto de algoritmos que empregam princípios do funcionamento de um NIS, são majoritariamente utilizados para o reconhecimento de padrões, classificação e agrupamento de dados. Assim um AIS pode ser classificado conforme o conceito replicado do NIS, dentre diversos tipos existentes Engelbrecht (2007) cita quatro grupos principais, sendo eles, Visão Clássica, Seleção Clonal, Teoria da Rede e Teoria do Perigo. São majoritariamente utilizados em problemas de reconhecimento de padrões e agrupamentos de dados para detecção de anomalias. (Forrest *et al.*, 1993; Engelbrecht, 2007; Talbi, 2009; Almeida, 2022).

4.3 A Visão Clássica

No modelo de implementação baseado na Visão Clássica, é replicado o funcionamento da Seleção Negativa do NIS. Forrest *et al.* (1994) introduziram o conceito de um algoritmo para monitoramento de vírus em computadores, com implementação dividida em duas etapas que funcionam analogamente ao processo de formação dos linfócitos T, inicialmente é realizado o sensoriamento, em que parte das amostras próprias são adicionadas aleatoriamente ao banco de dados, seguido do monitoramento onde há a proteção dos dados desejados pela verificação de compatibilidade com as amostras próprias.

Este mesmo tipo de implementação foi revisitada em outros trabalhos, como em Forrest, Hofmeyr e Somayaji (1997) e Somayaji, Hofmeyr e Forrest (1998), o primeiro expõem o resultado obtido por um AIS de seleção negativa que com apenas 10 detectores próprios, o sistema computacional monitorado, foi protegido com um índice de confiança de 100%. O segundo realiza uma discussão dos motivos que levam à implementação deste tipo de sistema em computadores e como eles podem ser executados. Entre os principais pontos, é exposta a ideia de levar ao usuário uma camada extra de proteção, uma vez que, sistemas operacionais e programas utilizados no cotidiano apresentam falhas de segurança. Assim, o AIS deveria ser utilizado para monitorar arquivos estáticos, processos ativos com transmissão de detectores em uma rede de computadores e ainda o uso de computadores

específicos para monitoramento de padrões indevidos.

Extrapolando o ambiente puramente computacional, os AIS de seleção negativa também foram implementados na indústria para a detecção de padrões em produtos físicos. Dasgupta e Forrest (1999) realizaram detecções automáticas de quebra de brocas de fresadoras em processos de usinagem distintos. Eram monitorados sinais temporais como profundidade axial de corte, taxa de avanço, rotação e diâmetro de corte. Com o uso de 20 a 30 detectores próprios e o ajuste do limite de tolerância de afinidade, o autor conseguiu detectar de forma correta aproximadamente 92% das quebras ferramentais.

Outra aplicação para fins de engenharia foi realizada por Ji e Dasgupta (2004), eles desenvolveram um algoritmo de seleção negativa nomeado *V-detector*, nele, os detectores próprios possuíam algumas propriedades variáveis, como o formato de suas zonas de classificação, seu raio e regras de combinação, que melhoraram os resultados de detecção. O algoritmo foi utilizado para detecção de falhas em rolamentos, os dados temporais foram utilizados de duas maneiras, primeiramente convertidos para o domínio da frequência e também pela geração de um momento estatístico de cinco dimensões. A detecção de dano pelo *V-detector* no anel externo foi bem sucedida em 97% dos casos quando no domínio da frequência e 77% para o momento estatístico.

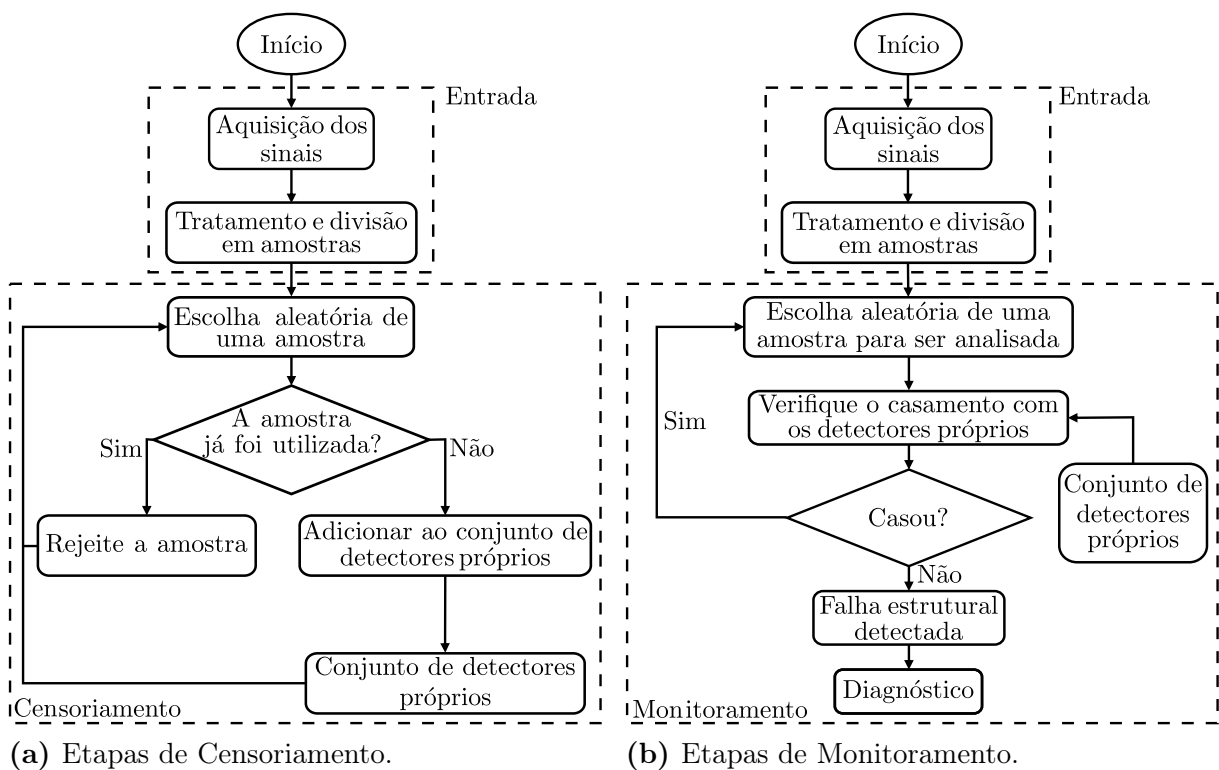
Mais recentemente, Lima, Lotufo e Minussi (2013) produziram um trabalho utilizando seleção negativa para detecção de não conformidades em tensões elétricas trifásicas de subestações. Os dados foram gerados a partir de um modelo matemático simulado no software EMTP[®], o algoritmo utilizado para o AIS possuía uma configuração simplificada, sendo selecionado apenas um desvio ponto a ponto e uma taxa de afinidade global. O sistema foi utilizado para classificação de sete condições distintas de problemas de operação da rede elétrica, em média seu classificador foi bem sucedido em 99,16% dos casos.

Outro trabalho que utiliza a técnica implementada por Lima, Lotufo e Minussi (2013), é visto em Almeida (2022), nele um AIS por seleção negativa é utilizado para detecção e localização de dano em placas de compósitos, utilizando dados experimentais de impedância em condições variáveis de temperatura e severidade de dano. Os dados foram combinados e processados tanto no domínio do tempo, quanto da frequência, a combinação de duas análises distintas de dados levou à otimização dos resultados, neste caso específico, o autor obteve sucesso em suas classificações em 100% dos casos.

4.4 O Algoritmo de Seleção Negativa

Dentro da visão clássica, o NSA replica de forma conceitual o funcionamento biológico da Seleção Negativa das células do tipo T e pode ser dividido em duas etapas, o Censoriamento e o Monitoramento. Autores como Forrest *et al.* (1994), Lima, Lotufo e Minussi (2013) e Almeida (2022) descrevem como essas etapas devem ser executadas, com base nos conceitos apresentados nestes trabalhos, as Figuras 7a e 7b exibem os fluxogramas com as rotinas executadas por um algoritmo deste tipo em cada uma de suas fases.

Figura 7 - Fluxogramas do Algoritmo de Seleção Negativa.



Fonte: Adaptado de Almeida (2022).

Na etapa de Censoriamento ocorre o processo de “treinamento” do AIS, nela amostras aleatórias são incorporadas ao conjunto de detectores próprios caso atendam a condição de equivalência quando comparadas ao conjunto de amostras saudáveis, formando assim o conjunto de detectores próprios (*baseline*) (Forrest *et al.*, 1994; Lima, Lotufo e Minussi, 2013; Almeida, 2022).

Já na etapa de Monitoramento, com a *baseline* definida, uma amostra que será monitorada passa pelo processo de validação de equivalência em relação à todo o conjunto de detectores próprios, sua afinidade é mensurada em relação a todas as amostras da

baseline. Em seguida pode ser usado o critério de casamento em relação a média destas afinidades ou então a pelo menos uma das amostras da *baseline*, assim, caso um destes critérios sejam atendidos, ou seja, o resultado obtido é superior a um valor mínimo de afinidade preestabelecido, esta amostra é dita própria, do contrário é detectada uma amostra não-própria. Este processo descrito tem o funcionamento análogo ao das células do tipo T maturadas, os detectores agem como anticorpos e os sinais desconhecidos como antígenos (Forrest *et al.*, 1993; Lima, Lotufo e Minussi, 2013; Almeida, 2022).

Em ambas as etapas, acontece o processo de checagem de equivalência, este processo se dá quando uma amostra em análise é comparada à uma segunda, isso é feito ponto a ponto levando em consideração uma tolerância superior e inferior em relação ao valor do ponto da segunda. Caso o valor do ponto da primeira esteja dentro deste intervalo, este é dito compatível, a amostra é equivalente somente se a porcentagem de pontos classificados como compatíveis for maior que a taxa de afinidade mínima entre amostras, como feito em Forrest *et al.* (1994), Lima, Lotufo e Minussi (2013) e Almeida (2022).

No processo da comparação ponto a ponto é definido um limite máximo e mínimo de variação dos valores da amostra de referência para que o ponto seja considerado compatível, isso é feito pois, entre duas amostras, a probabilidade de que os pontos sejam absolutamente iguais é mínima, logo um desvio deve ser tolerado, este princípio segue as implementações realizadas por Lima, Lotufo e Minussi (2013) e Almeida (2022). Esse intervalo de desvio é descrito matematicamente como:

$$\underline{\mathcal{A}}_b^i \leq \mathcal{A}_g^i \leq \overline{\mathcal{A}}_b^i \quad (10)$$

Onde \mathcal{A}_g^i é o valor nominal do i -ésimo elemento da amostra, $\underline{\mathcal{A}}_b^i$ é o valor nominal menos o desvio adotado no i -ésimo elemento e $\overline{\mathcal{A}}_b^i$ é o valor nominal mais o desvio adotado no i -ésimo elemento. Os desvios também podem ser aplicados de forma simétrica ao valor do i -ésimo elemento, assim \mathcal{A}_b^i se refere ao módulo do valor de desvio ponto a ponto tolerado, tanto superior quanto inferior.

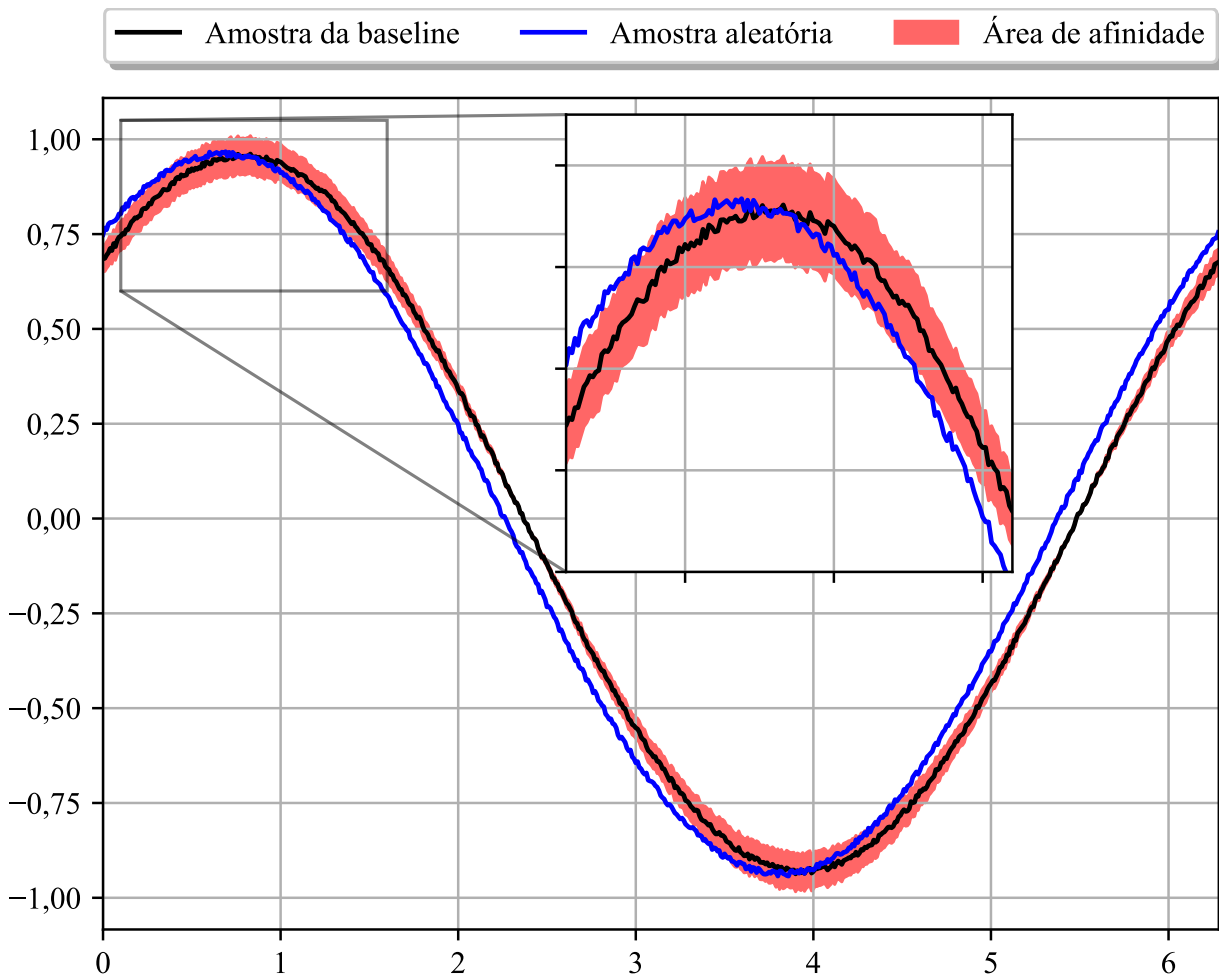
Por fim, na análise de uma amostra, sua taxa de afinidade com a amostra de referência será obtida quando comparado todos seus elementos, a porcentagem de elementos que atenderem os requisitos de 10, representam este valor, como estabelecido por Almeida (2022). Matematicamente esta representação é feita por:

$$\mathcal{A}_f = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{P}_c \times 100 \quad (11)$$

Onde \mathcal{A}_f é o taxa de afinidade entre as amostras analisadas, n é o número de pontos da amostra e \mathcal{P}_c a quantidade de pontos da amostra analisada que está dentro do intervalo de desvio tolerado.

Desta forma, na implementação deste AIS o usuário deve informar apenas três parâmetros desejados, sendo eles: o valor do módulo do desvio ponto a ponto que será tolerado, \mathcal{A}_b^i , ou os limites inferiores e superiores $\underline{\mathcal{A}_b^i}$ e $\overline{\mathcal{A}_b^i}$; a taxa mínima de afinidade entre amostras ou em relação a toda *baseline*, \mathcal{T}_a ; e a porcentagem de amostras saudáveis que serão utilizadas para sensoriamento, \mathcal{X}_t , ou seja, a porcentagem de amostras que irão compor a *baseline*.

Figura 8 - Exemplificação da comparação de sinais pelo NSA.



Fonte: Autor.

De acordo com Lima *et al.* (2014) é pertinente que as amostras de sensoriamento da

baseline não componham um número maior que $\mathcal{X}_t \leq 30\%$ de todos os sinais saudáveis. Já a determinação dos intervalos superiores e inferiores, $\underline{\mathcal{A}}_b^i$ e $\overline{\mathcal{A}}_b^i$, ou do módulo do desvio (quando simétrico), \mathcal{A}_b^i , devem ser escolhidos de acordo com o sinal estudado, como exemplo, Almeida (2022) utilizou o valor de $\pm 0,01\%$, enquanto (Lima, Lotufo e Minussi, 2013) se utilizou de $\pm 3\%$. A definição da taxa mínima de afinidade, também deve ser tratada caso a caso, e sua variação deve ser analisada, como feito por Forrest *et al.* (1994). Em alguns casos sinais próprios podem possuir alta afinidade entre si, enquanto em outros casos essa afinidade pode ser reduzida.

A Figura 8 mostra como um NSA realiza a comparação entre dois sinais similares no processo de detecção de equivalência. A linha preta representa um sinal de referência, já a área vermelha representa a área entre os limites superiores e inferiores, a linha azul representa um sinal similar ao de referência que será comparado. Os pontos da linha azul que estão contidos na área vermelha são contabilizados como pontos de equivalência, esse número de pontos é dividido pelo total de pontos existente nos sinais (que são do mesmo tamanho), assim é obtida a afinidade entre os sinais, neste exemplo apenas 25,75% dos pontos atenderam o critério de similaridade.

5 MODELO DE MISTURAS GAUSSIANAS

Este Capítulo apresenta os conceitos que definem e as etapas realizadas no desenvolvimento de um Modelo de Misturas Gaussianas (*Gaussian Mixture Model* - GMM) baseado em bibliografias de referência. Para ilustrar, também são apresentados dois gráficos de classificação de GMMs, um unidimensional e outro bidimensional.

Conforme Zhu e Goldberg (2009), a ideia por trás de uma Mistura de Modelos (*Mixture Model* - MM), é a de que dados não rotulados podem informar como elementos de cada grupo, quando misturados, são distribuídos. Murphy (2012) indica os GMMs como o mais popular entre os MMs, nele, uma quantidade finita de distribuições gaussianas de probabilidade, uni ou multidimensionais, é capaz de categorizar grupos de amostras por meio de sua combinação ponderada.

A definição de uma distribuição Gaussiana de probabilidade multidimensional pode ser encontrada em textos como dos autores Zhu e Goldberg (2009), Murphy (2012), Bishop (2016) e Santos *et al.* (2017), ela é descrita por:

$$p(\mathbf{V}|c) = \mathcal{N}(\mathbf{V}; \mu_c, \Sigma_c) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_c|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{V} - \mu_c)^T \Sigma_c^{-1} (\mathbf{V} - \mu_c)\right) \quad (12)$$

Onde $p(\mathbf{V}|c) = \mathcal{N}(\mathbf{V}; \mu_c, \Sigma_c)$ são termos equivalentes e se referem a Função de Densidade de Probabilidade (*Probability Density Function* - PDF) descrita por uma distribuição Gaussiana, c , para um dado vetor de características de um conjunto de dados \mathbf{V} , com um número D de características para cada amostra, μ_c e Σ_c são respectivamente o vetor de médias e a matriz de covariância, responsáveis por descrever a distribuição.

É necessário definir quais características serão consideradas para descrever os dados analisados em um GMM. Considerando apenas um ponto de análise \mathbf{V}^i , como definido, este terá um número D de características, e pode ser representado conforme:

$$\mathbf{V}^i = \begin{bmatrix} v_1^i & v_2^i & \dots & v_D^i \end{bmatrix} \quad (13)$$

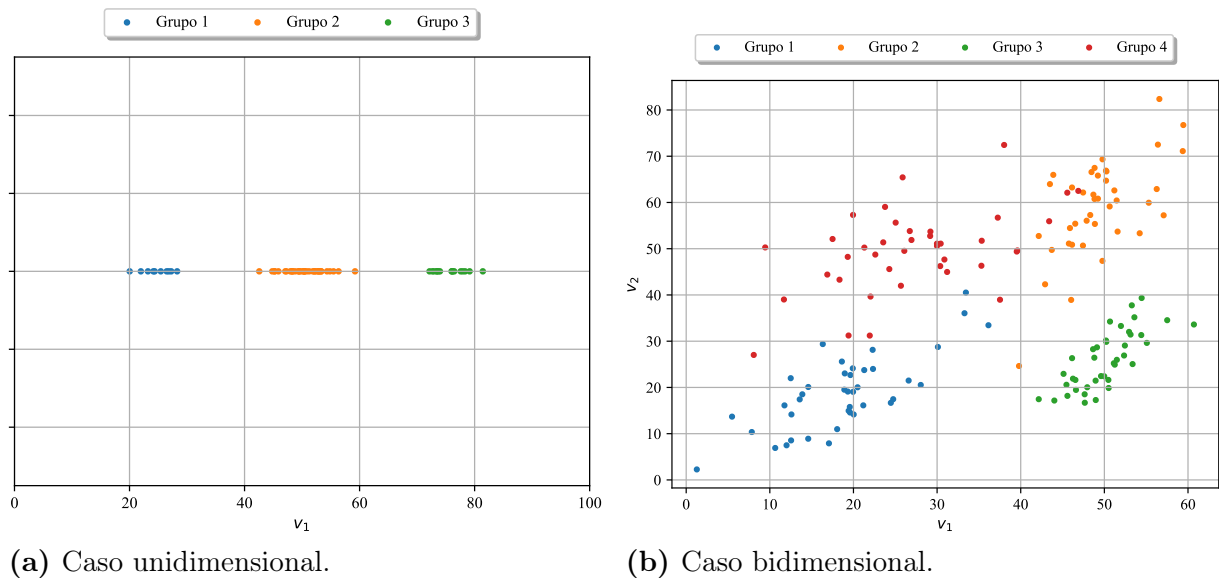
Onde cada termo v^i representa um dos D valores que descrevem o ponto \mathbf{V}^i . Neste

caso, todo o conjunto de pontos, \mathbf{V} , com número N de pontos é descrito por:

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v_1^1 & v_2^1 & \cdots & v_D^1 \\ v_1^2 & v_2^2 & \cdots & v_D^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_1^N & v_2^N & \cdots & v_D^N \end{bmatrix} \quad (14)$$

Nela, cada linha representa o conjunto de D características de um dado ponto, a união de todos os pontos forma todo o conjunto de pontos com dimensão $D \times N$. As Figuras 9a e 9b exemplificam, respectivamente, conjuntos de distribuições gaussianas unidimensionais, $D = 1$ e $N = 62$ e conjuntos de distribuições gaussianas bidimensionais, $D = 2$ e $N = 120$, Bishop (2016) nomeia estes tipos de conjuntos de distribuições como espaço de *features*.

Figura 9 - Exemplificação de pontos distribuídos conforme distribuição gaussiana.



Fonte: Autor.

Um parâmetro importante na utilização dos GMMs é a determinação do número de componentes (*clusters*), N_c , utilizados para descrever os dados do modelo, podendo ser predefinido pelo usuário, assim o processo se torna semi-supervisionado. O processo pode ser completamente não-supervisionado quando utilizados critérios avaliativos para estimar o melhor resultado baseado na quantidade de *clusters* usados e seus formatos (Bishop, 2016).

Um dos métodos usados, é o Critério de Informação de Bayesian (BIC), este método é

uma função de ajuste utilizada de forma iterativa. Ela utiliza poder computacional para estimar qual combinação de parâmetros (número de *clusters* e seus formatos) conseguem atingir um ponto ótimo, isso é feito penalizando o número de componentes, para evitar o sobreajuste (*overfitting*), em relação ao log *likelihood* do modelo. Este tipo de método garante a seleção do modelo que possui melhor resultado matemático, no entanto, ele pode não ser a melhor descrição real dos dados (Bishop, 2016; Santos *et al.*, 2017).

Um GMM também necessita descrever as médias que indicam o centro de cada *cluster*, μ_c , e matriz de covariância, Σ_c , que descreve seu formato. A média de um dado *cluster* contido na mistura pode ser descrita por:

$$\mu_c = [\bar{v}_{1,c} \quad \bar{v}_{2,c} \quad \cdots \quad \bar{v}_{D,c}] \quad (15)$$

Onde os termos \bar{v}_c representam os valores médios de cada atributo para cada ponto que compõem um dado componente c .

De acordo com Murphy (2012), matrizes de covariância entre duas variáveis quaisquer X e Y medem o grau de relação entre as mesmas de forma linear, sendo definida como:

$$\text{cov}[X, Y] \triangleq \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])] = \mathbb{E}[XY] - \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y] \quad (16)$$

Onde \mathbb{E} denota a média de seu argumento, assim, considerando o caso estudado, a matriz de covariância para um componente c é definida como quadrada, simétrica e positiva, representada por:

$$\begin{aligned} \Sigma_c = \text{cov}[\mathbf{V}_c] &\triangleq \mathbb{E}[(\mathbf{X}_c - \mathbb{E}[\mathbf{V}_c])(\mathbf{V}_c - \mathbb{E}[\mathbf{V}_c])^T] \\ &= \begin{bmatrix} \text{var}[v_{1,c}] & \text{cov}[v_{1,c}, v_{2,c}] & \cdots & \text{cov}[v_{1,c}, v_{D,c}] \\ \text{cov}[v_{2,c}, v_{1,c}] & \text{var}[v_{2,c}] & \cdots & \text{cov}[v_{2,c}, v_{D,c}] \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ \text{cov}[v_{D,c}, v_{1,c}] & \text{cov}[v_{D,c}, v_{2,c}] & \cdots & \text{var}[v_{D,c}] \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (17)$$

Onde Σ_c se refere a matriz de covariância do componente c e \mathbf{V}_c se refere ao conjunto de vetores \mathbf{V}^i que pertencem a este componente.

Como um GMM possui ao menos dois componentes, é pertinente utilizar um fator

que determine a probabilidade de uma Gaussiana ser escolhida. Isso é representado por:

$$\pi_c = \frac{|\mathbf{V}_c|}{|\mathbf{V}|} \quad (18)$$

Onde:

$$\sum_{c=1}^{N_c} \pi_c = 1 \quad (19)$$

Sendo π_c a probabilidade a priori do componente c ser selecionado, $|\mathbf{V}_c|$ a quantidade de vetores que pertencem a este componente (varia conforme a classificação do algoritmo) e $|\mathbf{V}|$ a quantidade total de vetores analisados, equivalente a N . A soma de todas estas probabilidades deve ser igual a 1.

Definidos os parâmetros que descrevem o GMM, é realizada, então, a etapa de classificação dos dados. Uma das formas mais comuns de realizar este processo é pelo algoritmo de *Expectation-Maximization* (EM), conforme indicado por Zhu e Goldberg (2009), Murphy (2012) e Bishop (2016). Este algoritmo é subdividido em três etapas, a de inicialização, etapa E e etapa M, após a inicialização, o algoritmo itera entre as etapas E e M até que seja satisfeita a condição de diferença entre o valor do logaritmo da função de probabilidade (*log likelihood*) da iteração atual em relação à passada.

Na etapa de inicialização, cada componente recebe a imposição do valor inicial de probabilidade a priori, π_c , comumente esse valor é dividido de forma igualitária para cada componente, contudo, valores diversos podem ser aplicados, mantendo o critério de sua soma igual a 1. A responsabilidade inicial de cada amostra para cada componente é gerada de forma aleatória, com isso é possível calcular a média e a covariância inicial, aplicando os mesmos métodos que são descritos na etapa M.

Já na Etapa E, é calculado o valor de responsabilidade para cada amostra em relação a cada componente, r_c^i , Zhu e Goldberg (2009), Murphy (2012) e Bishop (2016) definem como:

$$r_c^i = \frac{\pi_c \mathcal{N}(\mathbf{V}^i | \mu_c, \Sigma_c)}{\sum_{c'=1}^{N_c} \pi_{c'} \mathcal{N}(\mathbf{V}^i | \mu_{c'}, \Sigma_{c'})} \quad (20)$$

Onde os termos com a sub-notação c' se referem a cada *cluster* da mistura. Vale notar

que na primeira iteração este valor não é calculado diretamente, e sim randomizado. Além disso, selecionada uma amostra i qualquer, a soma de suas responsabilidades em relação a cada *cluster* deve ser 1.

Na etapa M, com os valores de responsabilidade definidos, é realizada a maximização dos parâmetros. Conforme Zhu e Goldberg (2009), Murphy (2012) e Bishop (2016) é calculada a responsabilidade total atribuída a cada componente, m_c , definida por:

$$m_c = \sum_{i=1}^N r_c^i \quad (21)$$

O valor de π_c pode ser atualizado (a partir da segunda iteração), conforme:

$$\pi_c = \frac{m_c}{m} \quad (22)$$

Onde m representa a soma das responsabilidades de todos os *clusters*. Em seguida os valores das médias, μ_c , de cada *cluster*, são atualizados conforme:

$$\mu_c = \frac{1}{m_c} \sum_{i=1}^N r_c^i \mathbf{V}^i \quad (23)$$

Por fim, a matriz de covariância, Σ_c , de cada *cluster*, é recalculada por:

$$\Sigma_c = \frac{1}{m_c} \sum_{i=1}^N r_c^i (\mathbf{V}^i - \mu_c)^T (\mathbf{V}^i - \mu_c) \quad (24)$$

Neste ponto se dá o fim da iteração corrente, então, com os valores obtidos, é calculado o valor do log *likelihood*, este valor descreve o quão bem os *clusters* gerados descrevem o dado analisado, e é utilizado para determinar se será realizada uma nova iteração. Conforme Bishop (2016) seu cálculo pode ser feito por:

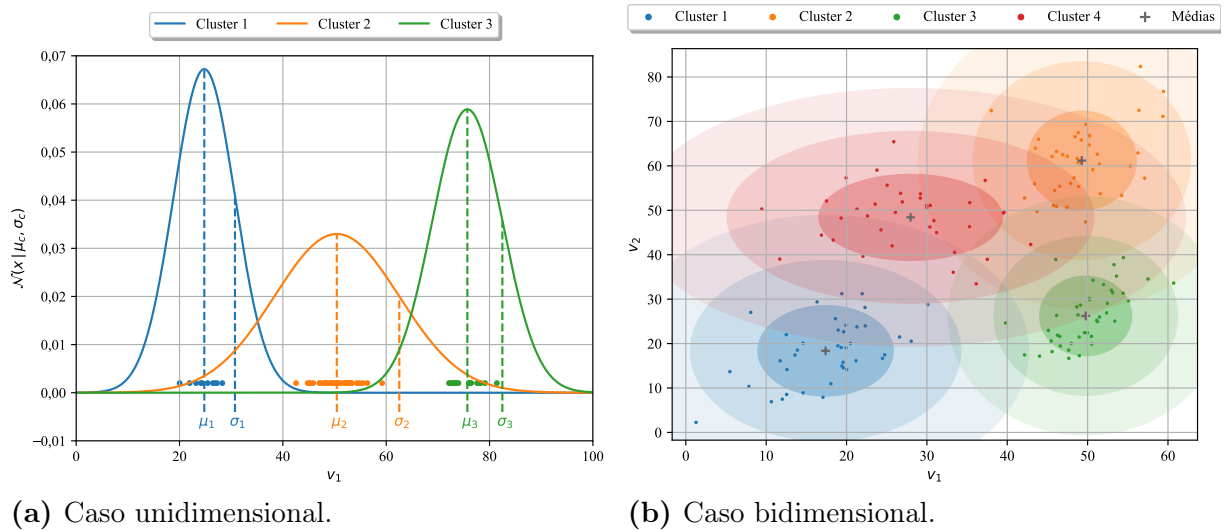
$$\ln p(\mathbf{V}|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{i=1}^N \ln \sum_{c=1}^{N_c} \pi_c \mathcal{N}(\mathbf{V}^i|\mu_c, \Sigma_c) \quad (25)$$

Bishop (2016) define também que quando a diferença entre os valores do log *likelihood* calculados na iteração atual em relação a sua iteração passada, ou seja, o erro, for menor que ϵ , é considerado que os parâmetros que descrevem os *clusters* convergiram. O valor

de mínimo para este critério de convergência pode ser ajustado conforme a aplicação realizada, se sua tolerância ao erro é maior ou menor.

As Figuras 10a e 10b exemplificam, respectivamente, como os grupos exibidos nas Figuras 9a e 9b podem ser classificados por misturas gaussianas.

Figura 10 - Exemplificação de distribuições gaussianas.



Fonte: Autor.

6 MODELAGEM MATEMÁTICA DO SISTEMA DINÂMICO

Este Capítulo se destina a apresentar as equações matemáticas desenvolvidas para modelar o Pêndulo Invertido Rotacional, para auxiliar neste processo o sistema é apresentado em figuras e tem seus componentes descritos. Em seguida, com a linearização das equações do movimento em torno do ponto de interesse, é realizado o desenvolvimento do controlador por Alocação de Polos e apresentado os resultados das simulações.

6.1 Pêndulo Invertido Rotacional

O Pêndulo Invertido utilizado neste trabalho é o do tipo rotacional, possui quatro componentes constitucionais principais, um motorreductor, um conjunto de engrenagens, uma haste atuadora e um pêndulo, classificado como um sistema eletromecânico com um mecanismo de dois graus de liberdade, além disso, ele conta também com dois *encoders* incrementais para o monitoramento de seus deslocamentos angulares.

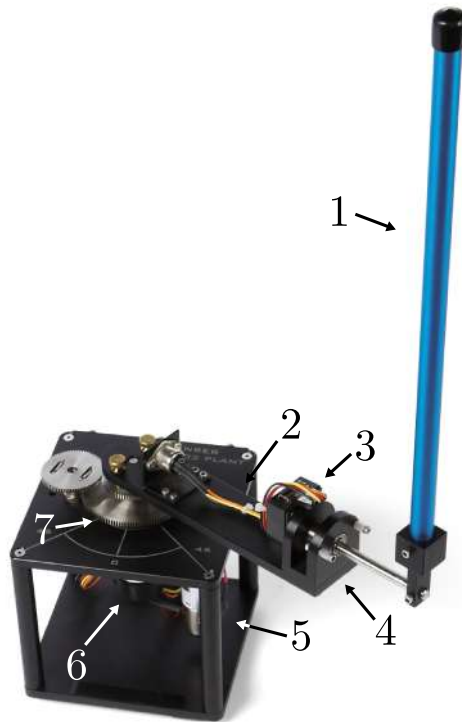
Uma das extremidades da haste atuadora é conectada ao conjunto de engrenagens, o qual é acoplado ao motorreductor que realiza o controle, a outra extremidade possui um mancal rígido que é o ponto de conexão do pêndulo ao restante do sistema. O conjunto utilizado se trata do *SRV02 ROTPEN* da fabricante *Quanser* representado na Figura 11, com seus componentes numerados e apontados, onde, (1) indica o pêndulo, (2) a haste atuadora, (3) o encoder do pêndulo, (4) o mancal do pêndulo, (5) o motorreductor, (6) o encoder da haste atuadora e (7) o conjunto de engrenagens.

Por se tratar de um conjunto eletromecânico a modelagem deste sistema pode ser dividida em duas etapas, a modelagem mecânica que considera apenas as dinâmicas dos corpos, e a elétrica, onde há o relacionamento da tensão aplicada ao motorreductor e o torque gerado em seu eixo, posteriormente, a relação destas duas modelagens será abordada na Seção 6.2, destinada ao desenvolvimento do controlador.

6.1.1 Modelagem Elétrica

Para a modelagem elétrica do sistema é necessária a definição de alguns termos exclusivos ao motorreductor, R_m denota a resistência elétrica do motor DC, L_m a indutância, k_m

Figura 11 - Pêndulo Invertido Rotacional.

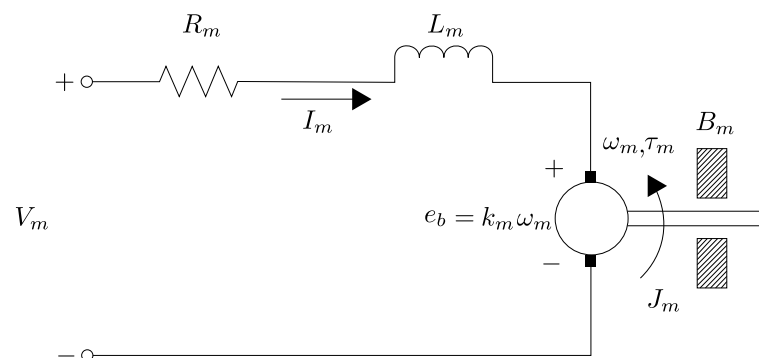


Fonte: Adaptado de Quanser Inc. (2012a).

a constante contra-eletromotriz, e_b a tensão contra-eletromotriz, k_t a constante de torque, η_m a eficiência do motor, I_m a corrente elétrica, V_m a tensão elétrica, J_m seu momento de inércia, ω_m a velocidade angular de seu eixo, B_m o amortecimento, η_g a eficiência do redutor e K_g a taxa de redução.

A esquematização eletromecânica do motor é representada na Figura 12, podemos a partir dela aplicar a lei das malhas de Kirchhoff, assim (Halliday, Walker e Resnick, 2008):

Figura 12 - Esquematização eletromecânica do motorredutor.



Fonte: Adaptado de Apkarian, Lacheray e Martin (2012).

$$V_m - R_m I_m - L_m \dot{I}_m - e_b = 0 \quad (26)$$

De acordo com Fitzgerald, Kingsley e Umans (2002), a tensão contra-eletromotriz e_b pode ser definida como:

$$e_b = k_m \omega_m \quad (27)$$

Fitzgerald, Kingsley e Umans (2002) indicam também que o termo de indutância elétrica L_m para motores DC pode ser desprezado quando a constante de tempo elétrica L_m/R_m é muito menor que a constante de tempo mecânica J_m/B_m , dessa forma, substituindo (27) em (26) e isolando o termo de corrente, resulta em:

$$I_m = \frac{V_m - k_m \omega_m}{R_m} \quad (28)$$

Conforme Fitzgerald, Kingsley e Umans (2002), o torque do motor τ_m é proporcional a sua eficiência, constante de torque e a corrente elétrica:

$$\tau_m = \eta_m k_t I_m \quad (29)$$

Por fim, substituindo (28) em (29), é possível expressar o torque do motor em função da tensão aplicada:

$$\tau_m = \frac{\eta_g K_g \eta_m k_t (V_m - k_m \omega_m)}{R_m} \quad (30)$$

A Tabela 1 contém os valores utilizados nas constantes de modelagem do motor.

6.1.2 Modelagem Mecânica

Para a modelagem mecânica é realizada uma representação esquemática do Pêndulo Invertido Rotacional, nela são definidas as convenções de variáveis e suas direções. A variável θ representa o ângulo entre a haste atuadora e o eixo x_0 , enquanto α representa o ângulo entre o pêndulo e a normal em relação a extremidade da haste (que é paralela

Tabela 1 - Valores utilizados nas constantes do motor.

Propriedade do sistema	Valor
Eficiência das engrenagens (η_g), %	0,90
Fator de redução das engrenagens (K_g), #	70
Eficiência do motor (η_m), %	0,69
Constante de Toque do motor (k_t), N · m/A	$7,68 \times 10^{-3}$
Constante contra-eletromotriz do motor (k_m), V · s	$7,68 \times 10^{-3}$
Resistência elétrica do motor (R_m), Ω	2,60

Fonte: Autor.

ao eixo z_0), ambos possuem seu valor positivo no sentido anti-horário como demonstrado na Figura 13.

A haste atuadora possui comprimento L_r e momento de inércia J_r . O pêndulo possui massa m_p , comprimento L_p com centro de massa em $CM = L_p/2$ e seu momento de inércia em relação ao seu centro de massa é J_p .

Esta etapa de modelagem do sistema poderia ser realizada pela aplicação da segunda lei do movimento de Newton, embora o sistema conte com apenas dois graus de liberdade, devido as duas rotações existentes a análise vetorial não é simples, assim, uma maneira mais conveniente de determinar as equações do movimento é por meio das equações de Euler-Lagrange (Rao, 2009).

O Lagrangiano, L , é definido como a diferença entre o total de energia cinética, T , e o total de energia potencial, V , do sistema:

$$L = T - V \quad (31)$$

A energia cinética total deste sistema é constituída pela soma das energias cinéticas de cada elemento, ou seja, devido à rotação da haste atuadora, rotação do pêndulo e translação do centro de massa do pêndulo:

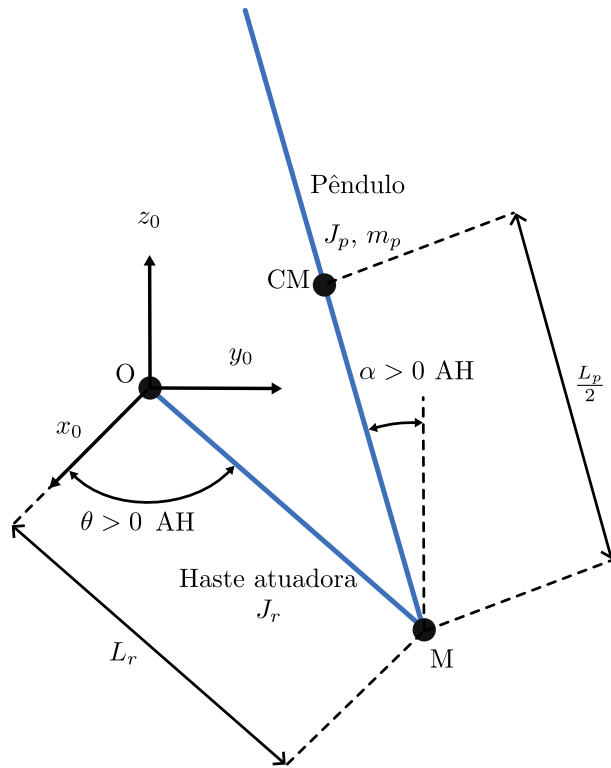
$$T = \frac{1}{2}J_r\dot{\theta}^2 + \frac{1}{2}J_p\dot{\alpha}^2 + \frac{1}{2}m_p(\dot{x}_{CM}^2 + \dot{y}_{CM}^2 + \dot{z}_{CM}^2) \quad (32)$$

Já a energia potencial é devida apenas a altura do centro de massa do pêndulo:

$$V = m_p g z_{CM} \quad (33)$$

Onde g representa a constante de gravidade.

Figura 13 - Esquemática e convenções do Pêndulo Invertido.



Fonte: Adaptado de Apkarian, Karam e Lévis (2012).

As variáveis x_{CM} , y_{CM} e z_{CM} se referem a distância entre a origem do sistema, O, e o centro de massa, CM, do pêndulo em função de θ e α . Em sistemas com a existência de duas rotações no sistema, conforme Hibbeler (2011) é pertinente lançar mão da matriz transformação T_θ , que relaciona o giro do centro de massa do pêndulo com a extremidade da haste atuadora, M, onde há o acoplamento do mancal. Assim:

$${}_O\vec{r}_{OCM} = {}_O\vec{r}_{OM} + T_\theta^{-1} {}_M\vec{r}_{MCM} \quad (34)$$

Onde ${}_O\vec{r}_{OCM}$ é o vetor do ponto O ao ponto CM na base inercial O, ${}_O\vec{r}_{OM}$ é o vetor do ponto O ao ponto M na base inercial O e ${}_M\vec{r}_{MCM}$ é o vetor do ponto M ao ponto CM na base móvel M. A matriz transformação T_θ é equivalente a:

$$T_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

Logo, ${}_{\text{O}}\vec{r}_{\text{OCM}}$ possui as três componentes, onde cada linha de cima para baixo corresponde respectivamente a x_{CM} , y_{CM} e z_{CM} :

$${}_{\text{O}}\vec{r}_{\text{OCM}} = \begin{bmatrix} L_r \cos \theta + \frac{L_p \sin \alpha \sin \theta}{2} \\ L_r \sin \theta - \frac{L_p \sin \alpha \sin \theta}{2} \\ \frac{L_p \cos \alpha}{2} \end{bmatrix} \quad (36)$$

A equação de Euler-Lagrange descreve que para cada variável q_i do sistema há uma equação em que os termos não conservativos Q_i são iguais a diferença entre a variação no tempo da derivada parcial do Lagrangiano (31) em relação à derivada primeira da variável e a derivada do Lagrangiano em relação à variável. Sendo assim de forma generalista:

$$Q_i = \frac{\partial^2 L}{\partial t \partial \dot{q}_i} - \frac{\partial L}{\partial q_i} \quad (37)$$

Como no RIP existem duas variáveis θ e α , tem-se um sistema de duas equações de Euler-Lagrange:

$$\begin{aligned} Q_1 &= \frac{\partial^2 L}{\partial t \partial \dot{\theta}} - \frac{\partial L}{\partial \theta} \\ Q_2 &= \frac{\partial^2 L}{\partial t \partial \dot{\alpha}} - \frac{\partial L}{\partial \alpha} \end{aligned} \quad (38)$$

Em Q_1 as forças não conservativas levam em conta existência do torque τ_m devido ao motorreductor e a dissipação de energia pelo atrito de Coulomb B_r descrito em Rao (2009), no ponto de rotação O. Já Q_2 considera apenas a ação do atrito B_p pois o sistema é sub-atuado no mancal do pêndulo. Assim:

$$\begin{aligned} Q_1 &= \tau_m - B_r \dot{\theta} \\ Q_2 &= -B_p \dot{\alpha} \end{aligned} \quad (39)$$

Por fim, com os valores das energias cinética (32) e potencial (33) total, assim como das forças dissipativas (39) definidas, (38) é reescrito, substituindo seus valores:

$$\begin{aligned}
& \left(m_p L_r^2 + \frac{1}{4} m_p L_p^2 - \frac{1}{4} m_p L_p^2 \cos^2 \alpha + J_r \right) \ddot{\theta} - \left(\frac{1}{2} m_p L_p L_r \cos \alpha \right) \ddot{\alpha} \\
& \quad + \left(\frac{1}{2} m_p L_p^2 \sin \alpha \cos \alpha \right) \dot{\theta} \dot{\alpha} + \left(\frac{1}{2} m_p L_p L_r \sin \alpha \right) \dot{\alpha}^2 = \tau_m - B_r \dot{\theta} \\
& - \left(\frac{1}{2} m_p L_p L_r \cos \alpha \right) \ddot{\theta} + \left(J_p + \frac{1}{4} m_p L_p^2 \right) \ddot{\alpha} - \left(\frac{1}{4} m_p L_p^2 \cos \alpha \sin \alpha \right) \dot{\theta}^2 \\
& \qquad \qquad \qquad - \frac{1}{2} m_p L_p g \sin \alpha = -B_p \dot{\alpha}
\end{aligned} \tag{40}$$

A Tabela 2 contém os valores utilizados nas constantes de modelagem do sistema mecânico.

Tabela 2 - Valores utilizados nas constantes do sistema mecânico.

Propriedade do sistema	Valor
Massa do pêndulo (m_p), Kg	$1,27 \times 10^{-1}$
Comprimento do pêndulo (L_p), m	$3,37 \times 10^{-1}$
Comprimento da haste atuadora (L_r), m	$2,16 \times 10^{-1}$
Momento de inércia do pêndulo (J_p), Kg · m ²	$1,20 \times 10^{-3}$
Momento de inércia da haste atuadora (J_r), Kg · m ²	$9,99 \times 10^{-4}$
Amortecimento do mancal do pêndulo (B_p), N · s / m	$2,40 \times 10^{-3}$
Amortecimento do mancal da haste atuadora (B_r), N · s / m	0,00
Gravidade (g), m / s ²	9,81

Fonte: Autor.

6.2 Modelagem Matemática do Controlador

Como definido anteriormente, o controlador utilizado para o desenvolvimento deste trabalho é um por Alocação de Polos, que é do tipo *Full State Feedback*, neste caso o desenvolvimento matemático será representado na forma de Espaço dos Estados. O passo inicial é linearizar as equações existentes em relação ao vetor de variáveis contidas no sistema. Como definido por Machado (2007), a linearização por séries de Taylor é apropriada para estados de equilíbrio, sendo este o caso estudado, com todas condições iniciais nulas.

DiPrima (2008) realiza a definição genérica de como aplicar séries de Taylor para uma dada equação $h(z)$, onde z é um vetor de tamanho n , definido como:

$$z^T = \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \cdots & z_n \end{bmatrix} \tag{41}$$

Com a linearização de $f(z)$ a respeito do ponto z_0 :

$$z_0^T = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \end{bmatrix} \quad (42)$$

Logo a função linearizada por séries de Taylor até a primeira ordem será escrita como:

$$h_{lin}(z) = h(z_0) + (z_1 - a_1) \left(\frac{\partial h(z)}{\partial z_1} \right) \Big|_{z=z_0} + \cdots + (z_n - a_n) \left(\frac{\partial h(z)}{\partial z_n} \right) \Big|_{z=z_0} \quad (43)$$

Sendo assim o vetor que z^T que contém todas as variáveis do RIP pode ser escrito como $z^T = [\theta \quad \alpha \quad \dot{\theta} \quad \dot{\alpha} \quad \ddot{\theta} \quad \ddot{\alpha} \quad \tau_m]$ com as condições iniciais $z_0^T = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$. Utilizando a formulação apresentada em (43) e linearizando as equações do sistema, definidas em (40), resulta em:

$$\begin{aligned} \left(-\frac{1}{2} m_p L_p L_r \right) \ddot{\alpha} + (m_p L_r^2 + J_r) \ddot{\theta} &= \tau_m - B_r \dot{\theta} \\ \left(\frac{1}{4} m_p L_p^2 + J_p \right) \ddot{\alpha} - \left(\frac{1}{2} L_p L_r m_p \right) \ddot{\theta} - \frac{1}{2} m_p L_p g \alpha &= -B_p \dot{\alpha} \end{aligned} \quad (44)$$

Para que as equações desenvolvidas em (44) sejam escritas em Espaço dos Estados é necessário isolar os termos de derivada segunda, para isso basta isolar um dos termos e em seguida substituí-lo na outra equação, neste processo surge um termo de inércia comum que será nomeado J_T , afim de facilitar o desenvolvimento das equações, sendo descrito como:

$$J_T = J_p m_p L_r^2 + J_r J_p + \frac{1}{4} J_r m_p L_p^2 \quad (45)$$

Dessa forma, as equações linearizadas são representadas por:

$$\begin{aligned} \ddot{\theta} &= \frac{1}{J_T} \left[- \left(J_p + \frac{1}{4} m_p L_p^2 \right) B_r \dot{\theta} - \frac{1}{2} m_p L_p L_r B_p \dot{\alpha} + \frac{1}{4} m_p^2 L_p^2 L_r g \alpha + \left(J_p + \frac{1}{4} m_p L_p^2 \right) \tau_m \right] \\ \ddot{\alpha} &= \frac{1}{J_T} \left[- \frac{1}{2} m_p L_p L_r B_r \dot{\theta} - \left(J_r + m_p L_r^2 \right) B_p \dot{\alpha} + \frac{1}{2} m_p L_p g (J_r + m_p L_r^2) \alpha + \frac{1}{2} m_p L_p L_r \tau_m \right] \end{aligned} \quad (46)$$

O último passo é realizar a substituição de (30) no torque τ_m das equações (46) e agrupar os termos em comum, assim:

$$\begin{aligned}
\ddot{\theta} &= \frac{1}{J_T} \left[- \left(\left(J_p + \frac{1}{4} m_p L_p^2 \right) B_r + A_m k_m \right) \dot{\theta} - \frac{1}{2} m_p L_p L_r B_p \dot{\alpha} + \frac{1}{4} m_p^2 L_p^2 L_r g \alpha \right. \\
&\quad \left. + A_m \left(J_p + \frac{1}{4} m_p L_p^2 \right) u \right] \\
\ddot{\alpha} &= \frac{1}{J_T} \left[- \left(\frac{1}{2} m_p L_p L_r B_r + A_m k_m \right) \dot{\theta} - (J_r + m_p L_r^2) B_p \dot{\alpha} + \frac{1}{2} m_p L_p g (J_r + m_p L_r^2) \alpha \right. \\
&\quad \left. + \frac{A_m}{2} m_p L_p L_r u \right]
\end{aligned} \tag{47}$$

Onde $A_m = \frac{\eta_g K_g \eta_m k_t}{R_m}$ é o termo de ganho do motor, V_m foi renomeado para u .

Obtida as duas equações governantes do sistema, linearizadas e com as derivadas de segunda grau isoladas (47), o próximo passo é definir o vetor de estados \mathbf{x} que pode ser descrito por quatro variáveis, como segue:

$$\mathbf{x}^T = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad x_4] = [\theta \quad \alpha \quad \dot{\theta} \quad \dot{\alpha}] \tag{48}$$

Logo sua derivada temporal $\dot{\mathbf{x}}$ é:

$$\dot{\mathbf{x}}^T = [x_3 \quad x_4 \quad \dot{x}_3 \quad \dot{x}_4] = [\dot{\theta} \quad \dot{\alpha} \quad \ddot{\theta} \quad \ddot{\alpha}] \tag{49}$$

Seguindo os passos descritos na Seção 2.2.2.1, serão montadas as matrizes do sistema em Espaço dos Estados, onde:

$$\begin{aligned}
\mathbf{A} &= \frac{1}{J_T} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{1}{4}m_p^2L_p^2L_rg & -(J_p + \frac{1}{4}m_pL_p^2)B_r - A_mk_m & -\frac{1}{2}m_pL_pL_rB_p \\ 0 & \frac{1}{2}m_pL_pg(J_r + m_pL_r^2) & -(\frac{1}{2}m_pL_pL_rB_r + A_mk_m) & -(J_r + m_pL_r^2)B_p \end{bmatrix} \\
\mathbf{B} &= \frac{A_m}{J_T} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ (J_p + \frac{1}{4}m_pL_p^2) \\ \frac{1}{2}m_pL_pL_r \end{bmatrix} \\
\mathbf{C} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
\mathbf{D} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{50}$$

A matriz \mathbf{C} denota que as saídas do sistema se limitam as variáveis θ e α , que são os valores lidos pelos *encoders* da planta. Já a matriz \mathbf{D} possui apenas zeros o que indica a ausência de alimentação direta (*feedforward*).

Em seguida os valores fixados nas Tabelas 1 e 2 são substituídos nas matrizes \mathbf{A} e \mathbf{B} . Estas substituições são feitas para a prova da controlabilidade e estabilidade do sistema e posteriormente a determinação dos ganhos em malha fechada. Assim:

$$\begin{aligned}
\mathbf{A} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 81,366 & -27,829 & -0,930 \\ 0 & 121,892 & -26,755 & -1,394 \end{bmatrix} \\
\mathbf{B} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 51,764 \\ 49,767 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{51}$$

De acordo com Ogata (2010), para que um sistema seja totalmente controlável, a combinação das matrizes \mathbf{A} ($n \times n$) e \mathbf{B} ($n \times 1$) como indicado em (52), comumente chamada matriz de controlabilidade (\mathbf{P}), deve resultar em um posto igual a n .

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{AB} & \dots & \mathbf{A}^{n-1}\mathbf{B} \end{bmatrix} \quad (52)$$

Aplicando (52) às matrizes \mathbf{A} e \mathbf{B} do sistema do RIP, é obtido:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0 & 51,764 & -14,868 \times 10^2 & 46,778 \times 10^3 \\ 0 & 49,767 & -14,543 \times 10^2 & 47,873 \times 10^3 \\ 51,764 & -14,868 \times 10^2 & 46,778 \times 10^3 & -14,646 \times 10^5 \\ 49,767 & -14,543 \times 10^2 & 47,873 \times 10^3 & -14,955 \times 10^5 \end{bmatrix} \quad (53)$$

A matriz \mathbf{P} (4×4) possui posto igual a 4, neste caso todas suas linhas são linearmente independentes, o que indica a possibilidade de controle do sistema. A próxima análise a ser realizada é o critério de estabilidade do sistema, conforme Ogata (2010), os autovalores da matriz \mathbf{A} são iguais as raízes deste sistema se escrito no domínio da frequência e todos seus valores devem estar no semiplano negativo do plano de *Argand-Gauss* para garantir a estabilidade do sistema.

Conforme DiPrima (2008) os autovalores λ de uma dada matriz \mathbf{M} quadrada ($n \times n$) podem ser determinados à partir da obtenção das raízes de:

$$\begin{aligned} |\lambda \mathbf{I} - \mathbf{M}| &= \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix} \\ &= b_n \lambda^n + b_{n-1} \lambda^{n-1} + \dots + b_0 = 0 \end{aligned} \quad (54)$$

Onde a_{nn} e b_n são constantes que representam os valores arbitrários das matrizes e polinômio resultante, respectivamente. Realizando este processo para a matriz \mathbf{A} do RIP resulta em:

$$\begin{aligned}
|\lambda I - \mathbf{A}| &= \begin{vmatrix} -\lambda & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\lambda & 0 & 1 \\ 0 & 81,366 & -27,829 - \lambda & -0,930 \\ 0 & 121,892 & -26,755 & -1,394 - \lambda \end{vmatrix} \\
&= \lambda^4 + 29,22 \lambda^3 - 107,99 \lambda^2 - 1215,12 \lambda = 0 \\
\lambda &= [0 \quad 7,42 \quad -31,43 \quad -5,21]
\end{aligned} \tag{55}$$

Observando os resultados obtidos em (55), um dos valores é positivo, “7,42”, o que torna o sistema naturalmente instável. Contudo, como o sistema é controlável, é possível determinar um vetor de ganhos \mathbf{K} capaz de tornar o sistema estável em malha fechada. Para isso é proposta a seguinte lei de controle:

$$u = -\mathbf{K}\mathbf{x} \tag{56}$$

A determinação deste vetor de ganhos será feita por meio de um controlador por Alocação de Polos, este é um método simples de implementar, bastando definir os polos desejados para o sistema controlável. De forma generalista com um vetor de polos $\mathbf{J} = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n]$ com n igual ao tamanho do estado \mathbf{x} de um dado sistema, é possível aplicar o método da Fórmula de Ackermann para determinar o vetor de ganhos \mathbf{K} . Considerando um sistema descrito em Espaço dos Estados conforme (4), então é definido:

$$\tilde{\mathbf{A}} = (\mathbf{A} - \mathbf{BK}) \tag{57}$$

De forma generalista e assumindo $s = \mu_1, s = \mu_2, \dots, s = \mu_n$, \mathbf{K} deve ser determinado de forma que atenda:

$$\begin{aligned}
|s\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{A}}| &= |s\mathbf{I} - \mathbf{A} + \mathbf{BK}| = (s - \mu_1)(s - \mu_2) \cdots (s - \mu_n) \\
&= s^n + b_1 s^{n-1} + \cdots + b_{n-1} s + b_0 = 0
\end{aligned} \tag{58}$$

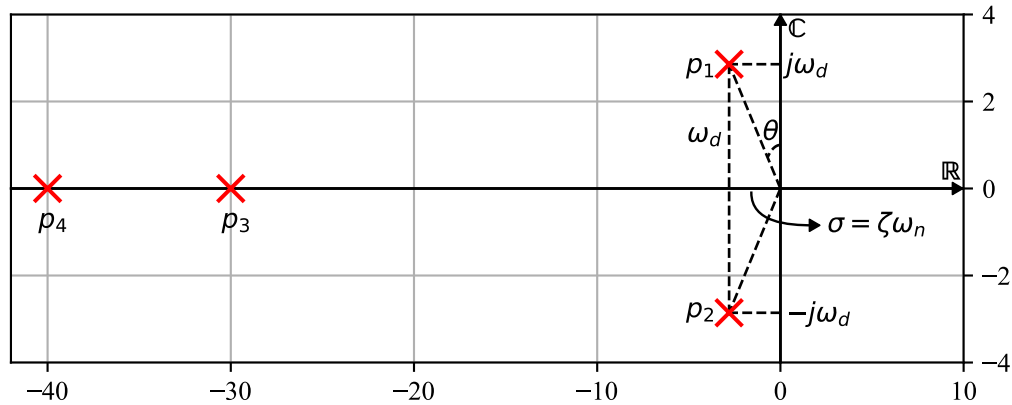
Onde b_n representa valores arbitrários do desenvolvimento matemático.

No sistema do Pêndulo Invertido a escolha dos polos é feita à partir de um par conju-

gado dominante, e outro par real alocados à esquerda dos polos dominantes como indicado por Ogata (2010). Os polos dominantes não devem se distanciar do eixo imaginário para evitar que o sistema linearizado passe a ter comportamento não linear em malha fechada, assim como os polos não dominantes devem ser posicionados de modo que o sistema não sobrecarregue o atuador.

O sistema de controle foi desenhado de modo que os polos dominantes de pares conjugados possuam amortecimento $\zeta = 0,7$ e frequência natural $\omega_n = 4 \text{ rad/s}$, os demais polos foram determinados de forma que o módulo do ângulo do pêndulo respeitasse $|\alpha| < 6^\circ$.

Figura 14 - Representação no plano de Argand-Gauss dos polos selecionados.



Fonte: Autor.

A determinação dos polos dominantes pode ser feita a partir de:

$$p_1 = -\sigma + \omega_d j \quad (59)$$

$$p_2 = -\sigma - \omega_d j$$

Onde σ representa a frequência natural multiplicada pelo coeficiente de amortecimento e ω_d a frequência natural amortecida, são definidos por:

$$\sigma = \zeta \omega_n \quad (60)$$

$$\omega_d = \omega_n \sqrt{1 - \zeta^2}$$

Desta forma os polos selecionados são $\mathbf{J} = [-2,80 + 2,86j, -2,80 - 2,86j, -30, -40]$, o par real de polos foi selecionado experimentalmente para que a condição do ângulo fosse

atendida quando a haste atuadora segue uma referência de onda quadrada com amplitude de $\pm 15^\circ$. A representação dos polos pode ser feita no plano de *Argand-Gauss* conforme representado pela Figura 14.

Substituindo os valores de (51) junto aos polos em (58), resulta em:

$$\begin{aligned}
 |s\mathbf{I} - \mathbf{A} + \mathbf{BK}| &= \\
 & \left| \begin{bmatrix} s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & 0 & s \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 81,366 & -27,829 & -0,930 \\ 0 & 121,892 & -26,755 & -1,394 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 51,764 \\ 49,767 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 & k_2 & k_3 & k_4 \end{bmatrix} \right| \quad (61) \\
 & = (s + 2,80 - 2,86j)(s + 2,80 + 2,86j)(s + 30)(s + 40) \\
 & = s^4 + 75,6s^3 + 1608s^2 + 7840s + 19200
 \end{aligned}$$

Desenvolvendo os termos matriciais:

$$\begin{aligned}
 |s\mathbf{I} - \mathbf{A} + \mathbf{BK}| &= s^4 + (51,76k_3 + 49,77k_4 + 29,22)s^3 \\
 & \quad + (51,76k_1 + 49,76k_2 + 25,84k_3 - 108,00)s^2 \\
 & \quad + (25,84k_1 - 2260,27k_3 - 1215,12)s - 2260,27k_1 \\
 & = s^4 + 75,6s^3 + 1608s^2 + 7840s + 19200
 \end{aligned} \quad (62)$$

Resolvendo este sistema de equações resulta finalmente no vetor de ganho capaz de tornar o sistema estável em malha fechada:

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} -8,49 & 45,45 & -4,10 & 5,20 \end{bmatrix} \quad (63)$$

O próximo passo no desenvolvimento do controlador do sistema é adicionar a capacidade de seguir um referencial. Para isso basta que um vetor de referência dos estados, \mathbf{x}_{ref} , seja subtraído do vetor de estados \mathbf{x} , com os valores de referência desejados. Este vetor é representado, de forma generalizada, por:

$$\mathbf{x}_{\text{ref}} = \begin{bmatrix} f_1(t) & f_2(t) & \cdots & f_n(t) \end{bmatrix}^T \quad (64)$$

Onde $f_n(t)$ representa a função que varia a referência para o estado x_n . No caso abordado neste trabalho, foi adicionada apenas uma referência à haste atuadora, $f_\theta(t)$, ou seja, na variável de estado $x_1 = \theta$, ela foi acrescida de uma onda quadrada, com amplitude de $\pm 15^\circ$ ou $\pm \pi/6$ rad com período de 3,0 segundos. A função que governa este movimento pode ser escrita, de forma discreta, por:

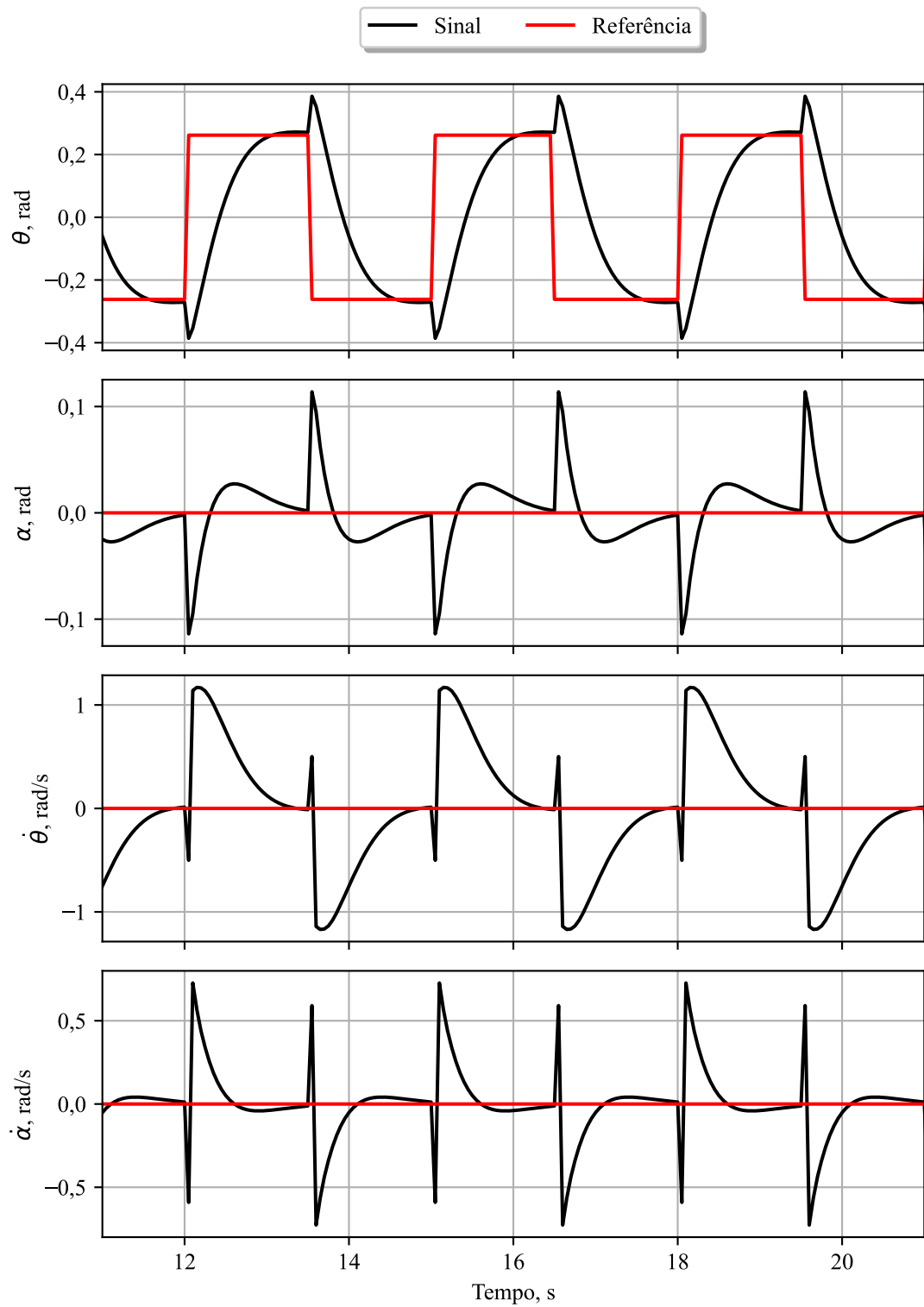
$$f_\theta(t) = \frac{\pi}{6} \operatorname{sgn} \left[\sin \left(\frac{2\pi t}{3} \right) \right] \quad (65)$$

Como no caso do RIP os demais estados não possuem referência variável e devem ficar em zero, o vetor que indica a referência do sistema é dado por:

$$\mathbf{x}_{\text{ref}} = \left[\frac{\pi}{6} \operatorname{sgn} \left[\sin \left(\frac{2\pi t}{3} \right) \right] \quad 0 \quad 0 \quad 0 \right]^T \quad (66)$$

Uma análise prévia do controlador foi feita por meio de simulação computacional, o resultado obtido mostra que o critério de $|\alpha| < 6^\circ$ será atendido experimentalmente. O gráfico do desempenho simulado do sistema em condições normais é representado na Figura 15.

Figura 15 - Resultado da simulação da resposta à entrada de onda quadrada do sistema do Pêndulo Invertido Rotacional.



Fonte: Autor.

7 IMPLEMENTAÇÃO EXPERIMENTAL

Este Capítulo se destina a expor como foi realizada a implementação do aparato experimental, afim de obter um desempenho similar aos observados na simulação.

A bancada experimental do sistema físico foi montada utilizando uma plataforma de controle da empresa *Quanser*, visando aplicar de forma prática o controlador FSF, esquematizado na Figura 3 e simulado na Seção 6.2. O processo é dado pela aquisição de dados do sistema físico através de *encoders* incrementais, os dados lidos por estes sensores são enviados para um computador que executa uma rotina em *Simulink*, o resultado desta rotina é uma saída com o valor de controle para o RIP.

A aquisição do posicionamento angular da haste atuadora e do pêndulo são realizados por dois *encoders* ópticos incrementais, modelo ELP-ENC-USD-E2-1024, da marca *US Digital* como representado na Figura 16, acoplados aos seus respectivos eixos de giro.

Figura 16 - Encoder óptico incremental ELP-ENC-USD-E2-1024 - US Digital.



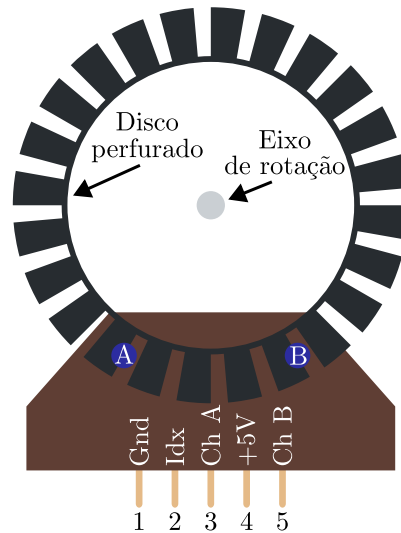
Fonte: US Digital (2023).

Este equipamento é dito óptico pois seu funcionamento se baseia na presença ou ausência de luz em seu sensor, para isso o sistema conta com um disco perfurado, durante a rotação o sensor é ativado e desativado várias vezes, quando em contato com a luz é emitido um pulso de nível lógico alto, e na ausência um pulso de nível lógico baixo. (US Digital, 2022)

Outra característica deste encoder é a capacidade de trabalhar no modo *quadrature*, ou seja, ele é capaz de informar a direção do giro, o que é essencial para a aplicação do

RIP, isso é possível pois o sistema conta com dois sensores ópticos (Canal A e B), que trabalham fora de fase, este descompasso entre as fases torna possível saber qual a direção de giro como informado em US Digital (2022). Uma ilustração representando suas partes internas é feita na Figura 17.

Figura 17 - Esquema interno do encoder óptico incremental ELP-ENC-USD-E2-1024 - US Digital.



Fonte: Autor.

Este encoder discretiza sua circunferência em 12-bits, seu sinal é enviado à placa de aquisição Q2-USB da fabricante *Quanser*, a qual é representada na Figura 18. Nesta montagem o cabo do sensor da haste atuadora foi conectado à porta 0 e o cabo do sensor do pêndulo pêndulo à porta 1 do quadro de *encoders*.

Figura 18 - Placa de aquisição de dados Q2-USB.



Fonte: Quanser Inc. (2012b).

Nela os sinais enviados pelos *encoders* (pulsos lógicos) são armazenados e somados a cada evento, convertidos para inteiros, múltiplos de valores entre 0 e 4095 que são enviados ao computador via USB, assim sendo, um múltiplo de 0 representa 0 rad e de 4095 representa 2π rad. Definindo N como o número contado pelo encoder e ϕ o ângulo resultante em rad, a equação a seguir expressa como é realizada esta conversão:

$$\phi = \frac{N}{4095} 2\pi \quad (67)$$

Após esta conversão, no sinal de angulação do pêndulo, α , ainda é feita mais um manipulação matemática para que o sentido inicial de giro do sistema não influencie na medição correta do ângulo, é definido:

$$\alpha = \left(\phi_\alpha - 2\pi \left\lfloor \frac{\phi_\alpha}{2\pi} \right\rfloor \right) - \pi \quad (68)$$

Onde ϕ_α representa o valor da conversão direta da leitura do encoder para o ângulo do pêndulo.

Feitas estas conversões, os sinais, agora, representam o ângulo da haste atuadora e do pêndulo, para que o sistema possa ser representado em Espaço dos Estados, porém é necessário ainda que sejam determinadas as velocidades angulares de ambos os corpos.

Este procedimento será representado matematicamente no domínio s (ou domínio complexo de frequência), considerando uma função $g(t)$, realizando a transformada de *Laplace* obtém-se então $G(s)$, sua derivada pode ser representada por $\mathcal{L}\{\dot{g}(t)\} = sG(s) - g(0^-)$ conforme DiPrima (2008), considerando $g(0^-) = 0$, logo a derivação do sinal é dada por $\mathcal{L}\{\dot{g}(t)\} = sG(s)$.

Contudo, Merry, Molengraft e Steinbuch (2010) apontam que os sinais lidos dos *encoders* podem apresentar imperfeições em suas leituras. Neste cenário, conforme Ang, Chong e Li (2005), uma derivada comum não restringe os ganhos de alta frequência que podem estar presente devido aos ruídos, assim resultando, teoricamente, em derivadas (para determinação dos estados de velocidade $\dot{\theta}$ e $\dot{\alpha}$) e por consequência sinais de controle com valores "infinitos", o que deterioram o desempenho do sistema.

Ang, Chong e Li (2005) indicam, entre as soluções, aplicação de filtros tanto à nível de hardware (como feito por Merry, Molengraft e Steinbuch (2010)) quanto de software.

Como em geral, os ruídos existentes possuem baixa amplitude e estão presente em praticamente todo espectro de frequência do sinal, é considerada a aplicação de um filtro passa-baixa para os sinais derivativos.

Desta forma o sinal que será derivado fica limitado a baixas frequências que possuem alta amplitude (por consequência, com derivadas e sinais de controle com valores mais atenuados) e os efeitos dos ruídos são negligenciáveis, o filtro passa-baixa, $H(s)$, pode ser representado por:

$$H(s) = \frac{\omega_0}{s + \omega_0} \quad (69)$$

Onde ω_0 representa a frequência de corte do filtro. Assim a função de transferência do processo de derivação dos sinais dos *encoders* junto à um filtro passa baixa, $D(s)$, será representado por:

$$D(s) = sH(s) = \frac{\omega_0 s}{s + \omega_0} \quad (70)$$

Figura 19 - Amplificador operacional VoltPAQ-X1.



Fonte: Quanser Inc. (2012c).

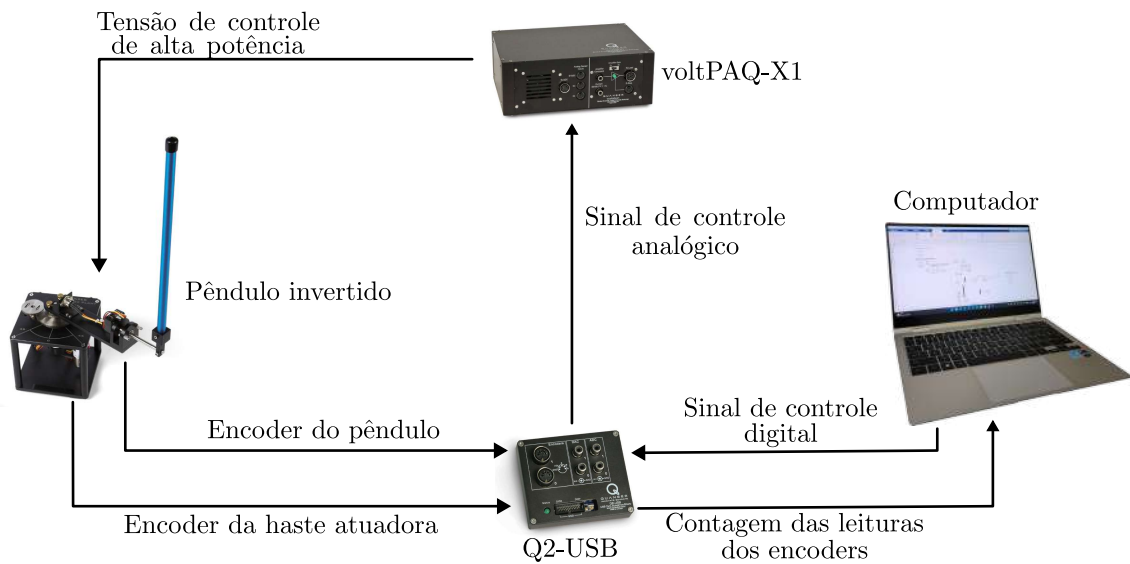
A determinação do valor de ω_0 foi feita por sua variação de forma prática, a frequência de 8 Hz se mostrou adequada para remover sinais de controle indesejados (que atrapalhavam a estabilidade) e ainda sim manter o sistema responsivo. Assim o filtro passa-baixa resultante é dado por:

$$D(s) = \frac{2\pi 8s}{s + 2\pi 8} \approx \frac{50s}{s + 50} \quad (71)$$

Com os sinais derivados, é possível obter o vetor de estados \mathbf{x} que será comparado com a entrada de referência \mathbf{x}_{ref} definida em (66), o resultado da subtração de $\mathbf{x}_{\text{ref}} - \mathbf{x}$ é multiplicado pelo ganho \mathbf{K} definido em (63) assim é obtido o sinal de controle u . Este valor deve ser multiplicado por -1 nesta planta, em específico, pois seu motor possui polaridade inversa. O valor final de controle com saturação, u_{sat} , é fornecido conforme a seguinte expressão:

$$u_{\text{sat}} = \begin{cases} 6, & \text{se } u \geq 6 \\ u, & \text{se } -6 < u < 6 \\ -6, & \text{se } u \leq -6 \end{cases} \quad (72)$$

Figura 20 - Representação esquemática da comunicação entre os hardwares do sistema de controle.

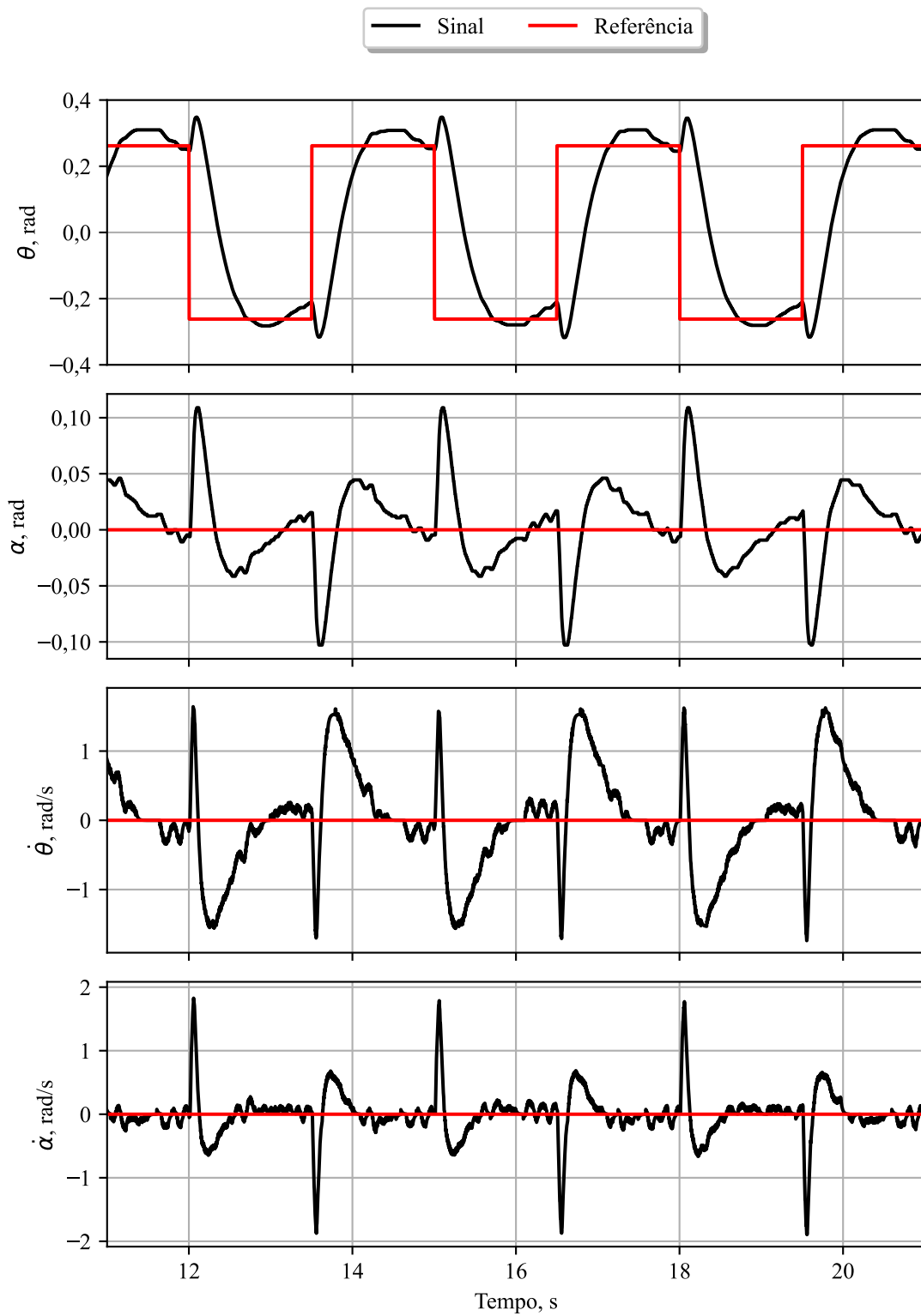


Fonte: Autor com conteúdo de Quanser Inc. (2012a).

O valor de u_{sat} é enviado à placa Q2-USB via USB e então convertido em sinal analógico, este sinal terá valor entre $\pm 6\text{V}$. Como o computador por si só não é capaz de alimentar o motorreductor utilizado no sistema há a necessidade de utilizar um amplificador operacional.

O modelo utilizado é o VoltPAQ-X1 *Amplifier* da fabricante *Quanser*, representado

Figura 21 - Resposta à entrada de onda quadrada do sistema do Pêndulo Invertido Rotacional obtida em laboratório.



Fonte: Autor.

na Figura 19. Nele é possível realizar a ligação do sinal analógico de comando e alimentar o motorreductor do sistema por sua saída de energia com a tensão desejada e corrente

correta.

Assim se dá o ciclo completo de controle do sistema, uma representação esquemática é feita na Figura 20. Já a Figura 21 apresenta uma amostra dos sinais dos resultados de controle obtidos com a implementação deste sistema, sendo a dinâmica equivalente ao sistema simulado.

8 METODOLOGIA

Neste Capítulo são apresentados os passos seguidos para a implementação do sistema de SHM. Inicialmente é realizada uma avaliação operacional do sistema. Na sequência, são apresentados os processos para coleta de dados do sistema com e sem dano. Posteriormente, são exibidos os métodos para tratamento dos dados e geração do banco de dados, por fim são indicados os passos para implementação dos algoritmos de detecção e classificação de danos, considerando os dois sinais tratados de deslocamentos angulares (θ e α).

8.1 Avaliação Operacional do Sistema Dinâmico

Esta etapa do processo se dedica a refletir a respeito de pontos primordiais na implementação deste SHM, esta é dada num escopo de referência para sistemas dinâmicos controlados. A ideia é fornecer um conceito que aproveite um ponto comum destes sistemas, a presença intrínseca da coleta de dados dos sensores da planta.

Assim como em diversos sistemas dinâmicos controlados, as variáveis de estado do RIP já são obtidas naturalmente para que o controlador possa agir de forma assertiva. Deste modo, este trabalho propõe um sistema de SHM de referência para que variáveis de estado sejam usadas na identificação de modificações estruturais (danos). Sua implementação necessita apenas do acréscimo computacional, custo este, facilmente sanado por processadores comuns do mercado.

Vale ressaltar que o sistema dinâmico do RIP não oferece, diretamente, riscos de segurança em sua operação, contudo, como um sistema de referência, as medidas implementadas neste trabalho podem ser repassadas à outros sistemas análogos com o intuito de evitar possíveis acidentes, como por exemplo em maquinários industriais.

No sistema de referência utilizado, devido a sua natureza instável, a presença de qualquer dano deve ser investigada, pois este poderia tornar o sistema inoperante. Em outros sistemas dinâmicos este fator deve ser mensurado conforme as condições operacionais.

O Sistema do RIP opera livremente, neste caso isolado se torna mais simples a detecção de possíveis danos devido às condições controladas. Em sistemas análogos, as

condições ambientais devem ser levadas em consideração e as análises de seus sinais deverão ser realizadas em condições equivalentes, ou seja, a comparação de sinais pode não ser adequada para processos operacionais distintos.

Via de regra, sistemas como RIP devem ter sua aquisição de dados funcional durante toda operação. Um ponto de atenção, que pode variar a depender do sistema, é a quantização ou frequência de amostragem na aquisição do sinal, que pode ser apropriada para o sistema de controle, mas não para o monitoramento estrutural.

8.2 Simulação de Condições para Coleta de Dados

Figura 22 - Montagem e execução experimental.



(a) Massa fixada à extremidade do pêndulo.



(b) Sistema de controle com massa adicional.

Fonte: Autor.

Com a validação do sistema de controle por meio de simulações e teste laboratoriais em condições normais, são realizados os procedimentos experimentais para aquisição de dados de deslocamentos angulares (θ e α) do sistema, sendo impostas quatro condições distintas em que o pêndulo controlado perseguiu a referência definida na Equação (65), são elas:

1. Padrão: Condição normal;

2. Falha 1 - Massa pequena: Adição de massa de 4,77 gramas à extremidade do pêndulo;
3. Falha 2 - Massa grande: Adição de massa de 14,70 gramas à extremidade do pêndulo;
4. Falha 3 - Saturação: Redução de $\pm 6V$ para $\pm 3V$ na tensão de saturação do motor via *software*.

Em todas as condições a duração média da coleta de sinais foi de nove minutos, com frequência de amostragem de 500 Hz, então o experimento era pausado e os dados salvos. A Figura 22a mostra como foi feita a anexação das massas à extremidade do pêndulo. Já Figura 22b apresenta a montagem experimental e retrata um momento de execução.

8.3 Tratamento e Geração do Banco de Dados

Na sequência, se inicia o processo de manipulação de dados do estado \mathbf{x} definido na Equação 48, foram trabalhados apenas os sinais das posições da haste atuadora (θ) e do pêndulo (α), esta decisão foi tomada pois esses são os únicos sinais puramente advindos de sensores (sem processos derivativos).

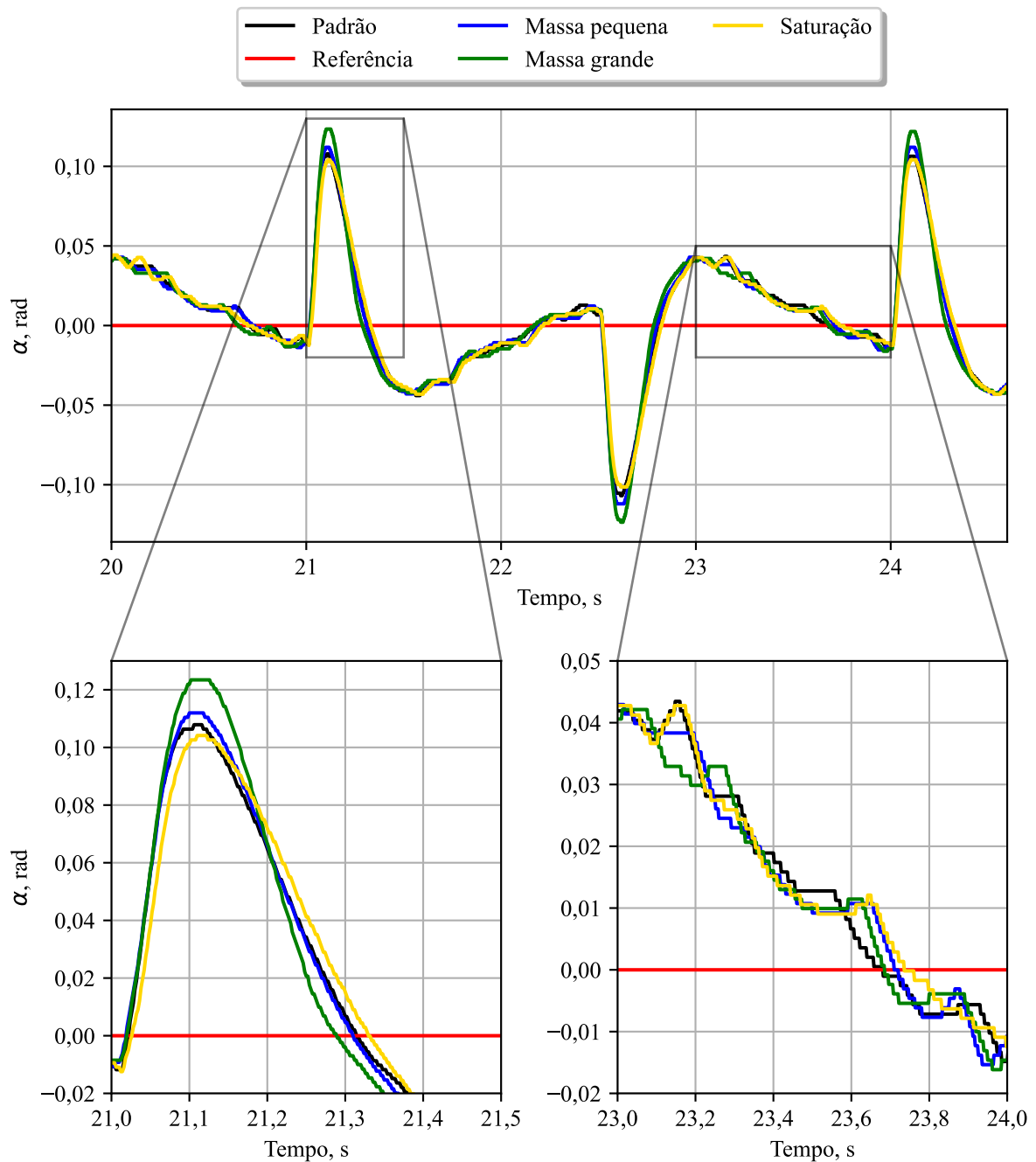
Uma amostra de cada sinal, em cada condição, é representada nas Figuras 23 e 24. Ambas apresentam em detalhes regiões onde é possível verificar flutuações nos valores relativos a cada condição, vale notar que flutuações menores podem ocorrer também entre sinais de mesma condição.

Além disso é possível notar no *zoom* dos sinais, em ambos sensores, que existe o efeito de quantização, isso é dado primeiramente pelo fato do sinal ser digital, logo é discreto, além disso, como citado anteriormente, os *encoders* utilizados possuem 12-bits e trabalham na faixa de 0 a 2π , assim o mínimo valor que conseguem registrar é de 0,0015 rad. Como a aplicação deste trabalho se concentra em um conjunto pequeno do espaço de medição dos sensores, o efeito de quantização fica mais destacado.

Estes efeitos serão considerados toleráveis nesta análise, pois ainda é possível notar que há diferenciação considerável entre as curvas de cada sinal, além disso, em pontos com maior variação de amplitude, esse efeito é bem menos significativo.

O primeiro passo na manipulação dos dados é remover os transientes iniciais e finais. Como o sistema é iniciado manualmente e em sua finalização ocorre o desligamento de seu motor, e conseqüentemente a queda do pêndulo, os sinais de análise são equivalentes

Figura 23 - Amostra dos sinais do pêndulo (α) sem manipulação.

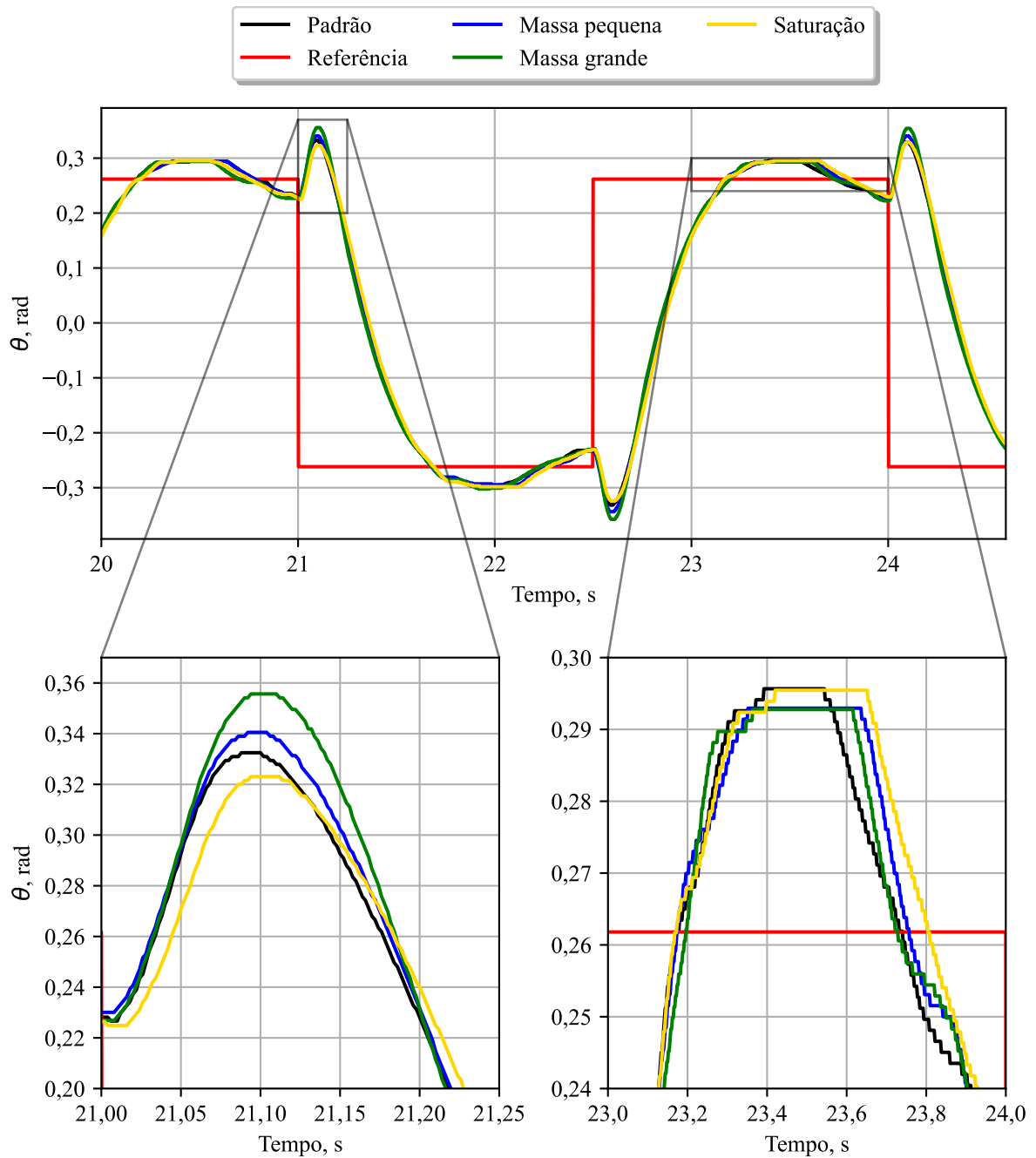


Fonte: Autor.

aos originais, subtraídos os 20 segundos iniciais e finais, restritos aos trechos periódicos, ou seja, em regime.

Na sequência, os sinais foram divididos em amostras com dois períodos - 6 segundos - do movimento executado pelo sistema. A posição da haste atuadora foi tomada como referência para a seleção dos índices que constituem cada amostra em ambos os sinais. Sua análise permite observar 326 passagens pela origem. Para satisfazer o critério estabelecido

Figura 24 - Amostra dos sinais da haste atuadora (θ) sem manipulação.



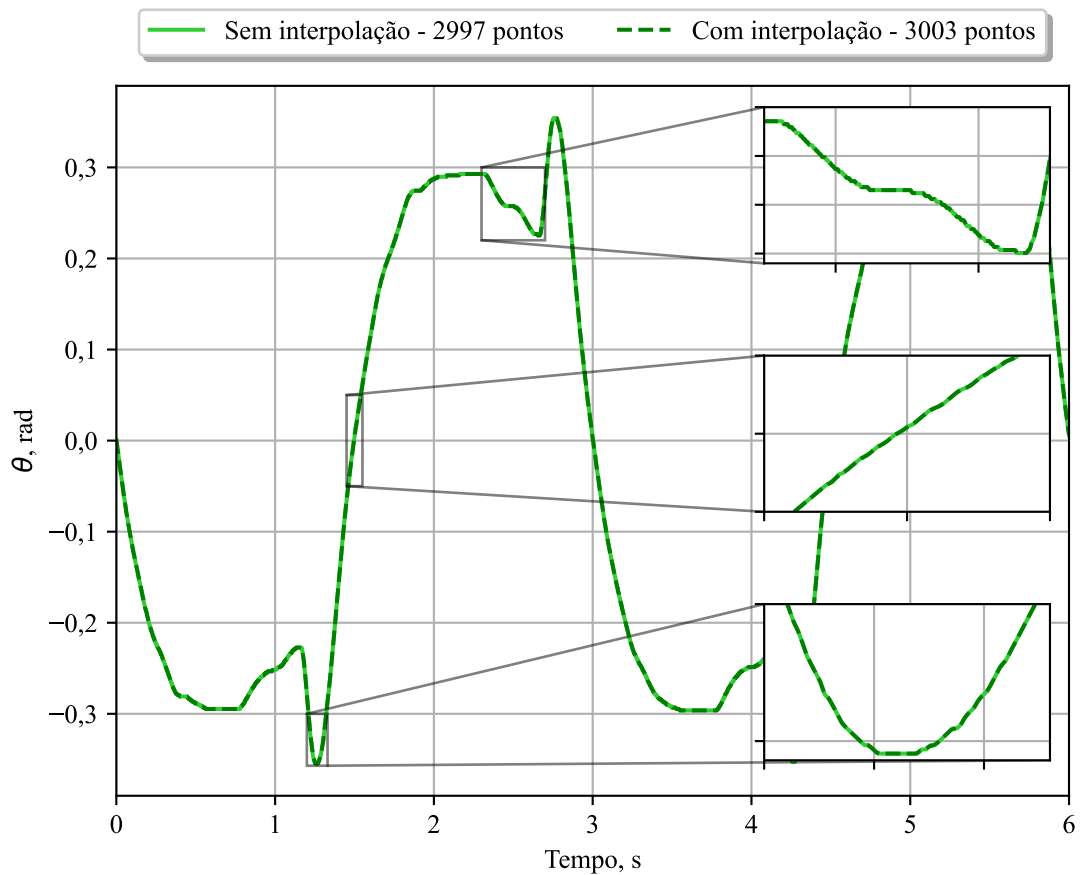
Fonte: Autor.

é necessário que a haste passe pela origem quatro vezes, resultando em 81 amostras diferentes para cada condição de ambos os sinais, cada uma com aproximadamente 3003 pontos.

Embora a taxa de amostragem do sistema seja dita constante em 500Hz, eventualmente em alguns trechos das amostras foram observadas flutuações. Neste caso, todas as amostras que possuíam tamanho diferente de 3003 pontos passaram por interpolação.

A interpolação foi feita de modo a gerar uma função que retorna um polinômio com

Figura 25 - Amostra do sinal da haste atuadora (θ) com o menor número de pontos iniciais, comparação antes e após interpolação.



Fonte: Autor.

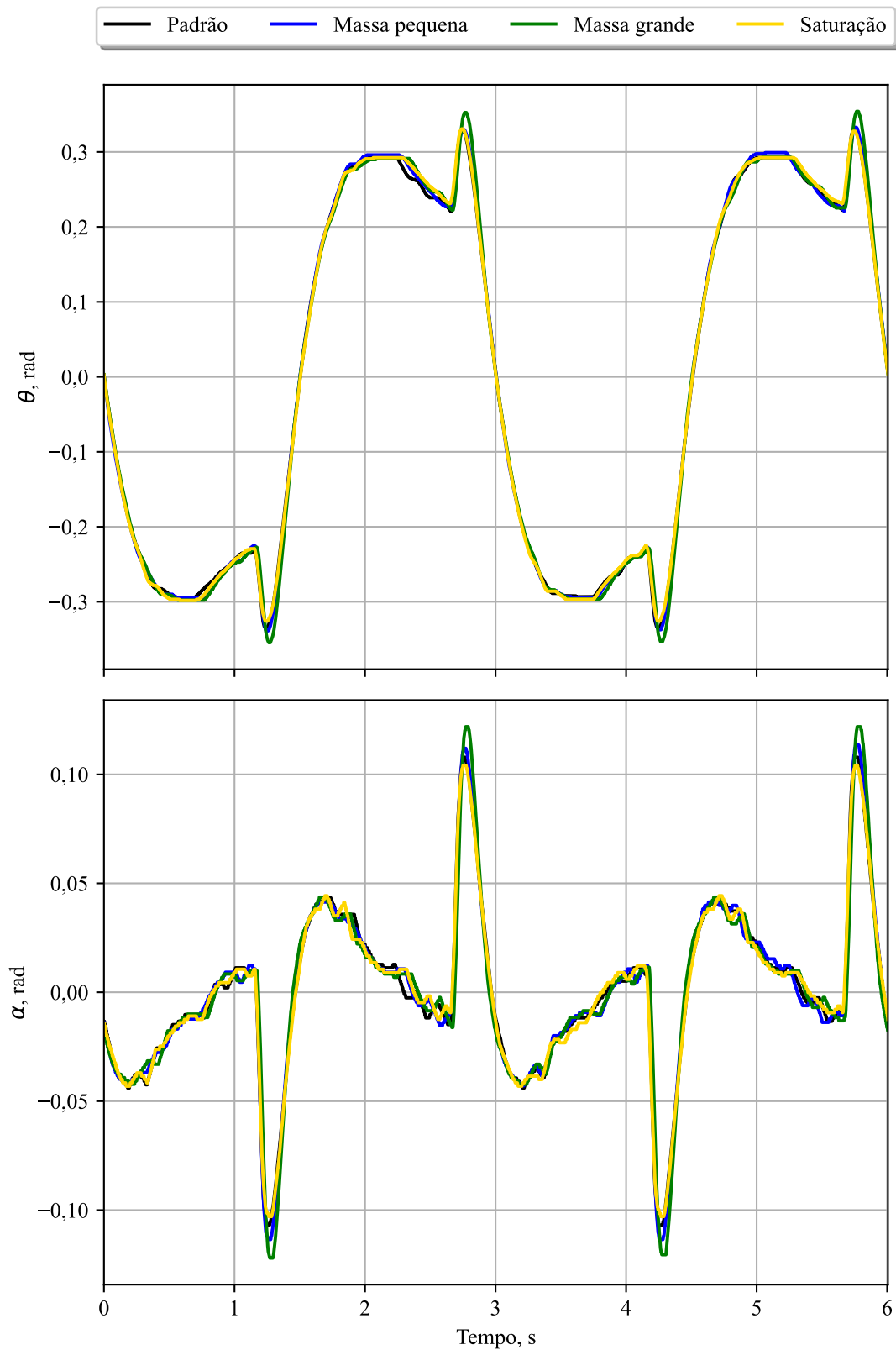
o grau igual ao número inicial de pontos da amostra e sem suavização entre os pontos, ou seja, ligados por uma reta, em seguida era gerado um vetor de 3003 pontos espaçados igualmente, este era substituído na função gerada, o retorno desta operação representava o novo vetor para a amostra.

Para a analisar o resultado da interpolação, a amostra com maior grau de diferenciação no número de pontos é tomada como referência, a mesma possui apenas 6 pontos a menos, ou seja, 2997 pontos, assim o processo de interpolação causa uma variação não significativa no formato e amplitude do sinal. A Figura 25 apresenta este sinal antes e após a interpolação com ampliações que permitem notar e validar a equivalência entre os sinais.

Feito este processo, finalmente, foram obtidas 81 amostras com 3003 pontos cada, para cada condição tratada, tanto para o sinal da posição da haste atuadora quanto para o do pêndulo. Assim, são obtidas 324 amostras para cada sinal, totalizando 648 amostras.

A Figura 26 exibe uma amostra aleatória de cada condição para os sinais de θ e α , após o processo de divisão e interpolação.

Figura 26 - Amostras dos sinais de θ e α após divisão e interpolação.



Fonte: Autor.

8.4 Detecção de Dano

O método utilizado para detecção de dano é o da Seleção Negativa, descrito em detalhes na Seção 4.4. O primeiro aspecto a ser considerado nesta análise é que, por se tratar de um sistema com mais de um sinal que são interdependentes, há a existência de amostras “irmãs”, ou seja, que ocorrem no mesmo instante no experimento e assim possuem o mesmo índice em seu respectivo sinal. Desta forma, toda operação realizada na etapa de detecção de dano é feita para ambos os sinais de forma equivalente, por fim, o resultado final do algoritmo é dado pela relação de ambos os sinais.

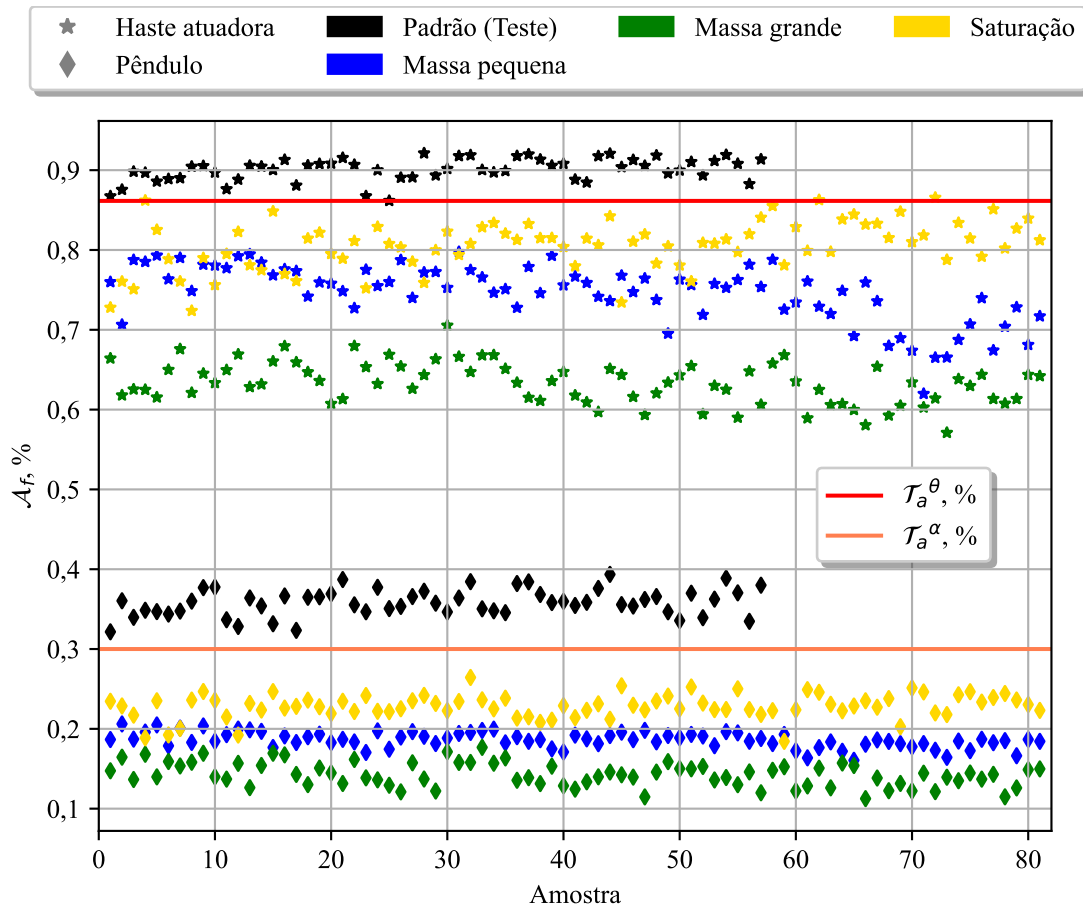
O processo se inicia pelo Censoriamento das amostras saudáveis de cada sinal, ou seja, pela formação das *baselines*. A porcentagem de amostras saudáveis que serão utilizadas para o censoriamento é o mínimo necessário para que se atenda à $\mathcal{X}_t \leq 30\%$, no universo de 81 amostras da condição Padrão, esse requisito é atendido selecionando aleatoriamente 24 amostras. Desta forma, duas *baselines* são criadas, com 24 amostras aleatórias cada, uma para o sinal da haste atuadora (θ) e outra para o sinal do pêndulo (α).

Na sequência é realizado o processo de Monitoramento, onde cada amostra a ser analisada será comparada à *baseline* de seu sinal. Neste caso, para cada sinal, serão monitoradas 300 amostras, que são compostas por 57 remanescentes da condição Padrão (excluídas as da *baseline*), 81 da Falha 1 - Massa pequena, 81 da Falha 2 - Massa grande e 81 da Falha 3 - Saturação. Nesta etapa é realizada a calibração dos valores dos limites superiores e inferiores, $\underline{\mathcal{A}}_b^i$ e $\overline{\mathcal{A}}_b^i$, e do valor de afinidade mínima entre amostras, \mathcal{T}_a , para cada sinal.

O aumento exagerado de \mathcal{A}_b^i causa o efeito facilitador na ocorrência de equivalência de pontos durante a comparação de amostras, já sua diminuição excessiva pode levar a ausência ou redução de pontos de equivalência entre amostras que deveriam ser consideradas semelhantes. Neste trabalho os valores utilizados para os desvios foram determinados de forma manual, de modo que a taxa de detecção fosse otimizada, ao mesmo tempo que os sinais seguissem distintos entre si para condições diferentes. No caso do sinal da haste atuadora (θ), este valor foi de $\mathcal{A}_b^i = \pm 3,00\%$ e para o sinal do pêndulo (α), o valor foi de $\mathcal{A}_b^i = \pm 3,10\%$.

A definição do valor da taxa mínima de afinidade segue critérios parecidos ao dos limites. Caso esta taxa seja muito baixa, amostras não-próprias serão classificadas como próprias de forma incorreta, já se este valor for muito alto amostras que são verdadei-

Figura 27 - Afinidade média de todas amostras de teste em relação à sua *baseline* para amostras do sinal da haste atuadora (θ) e pêndulo (α).



Fonte: Autor.

ramente próprias podem ser rotuladas como não-próprias. Os valores foram definidos manualmente, até que fossem atingidos valores ótimos, no caso do sinal da haste atuadora (θ), este valor foi de $\mathcal{T}_a = 86,15\%$ e para o sinal do pêndulo (α), o valor foi de $\mathcal{T}_a = 30,00\%$.

Vale notar que, neste trabalho esta comparação de afinidade mínima é feita em relação a afinidade média de uma dada amostra que é analisada, ou seja, esta amostra é comparada às 24 amostras de sua *baseline*, o valor final de sua afinidade média é a média dos valores de afinidade obtidos em relação a cada amostra.

A Figura 27 é um retrato do cálculo da afinidade média entre cada amostra e sua *baseline*. Sua análise auxilia no entendimento da escolha da taxa mínima de afinidade para cada sinal, nela é possível notar que há um valor mínimo onde os sinais deixam de ter afinidade parecida aos sinais da sua condição Padrão e passam a ter afinidades semelhantes a de dano, assim a taxa mínima de afinidade se da pela característica do

sinal analisado. Fica claro que exigir maior grau de afinidade no sinal do Pêndulo (α) faria com que sinais próprios fossem tidos como não-próprios mais facilmente.

Por fim, na determinação final do resultado de dano as amostras irmãs tem seus diagnósticos comparados por uma operação *booleana*, assim, por exemplo, se uma amostra do sinal do pêndulo é dita própria, porém sua irmã no sinal da haste atuadora é não-própria, este par de amostras devem retornar um resultado de dano.

Resumidamente, os valores utilizados neste trabalho, para cada sinal analisado, estão representados na Tabela 3.

Tabela 3 - Valores utilizados no AIS de cada sinal de posição angular.

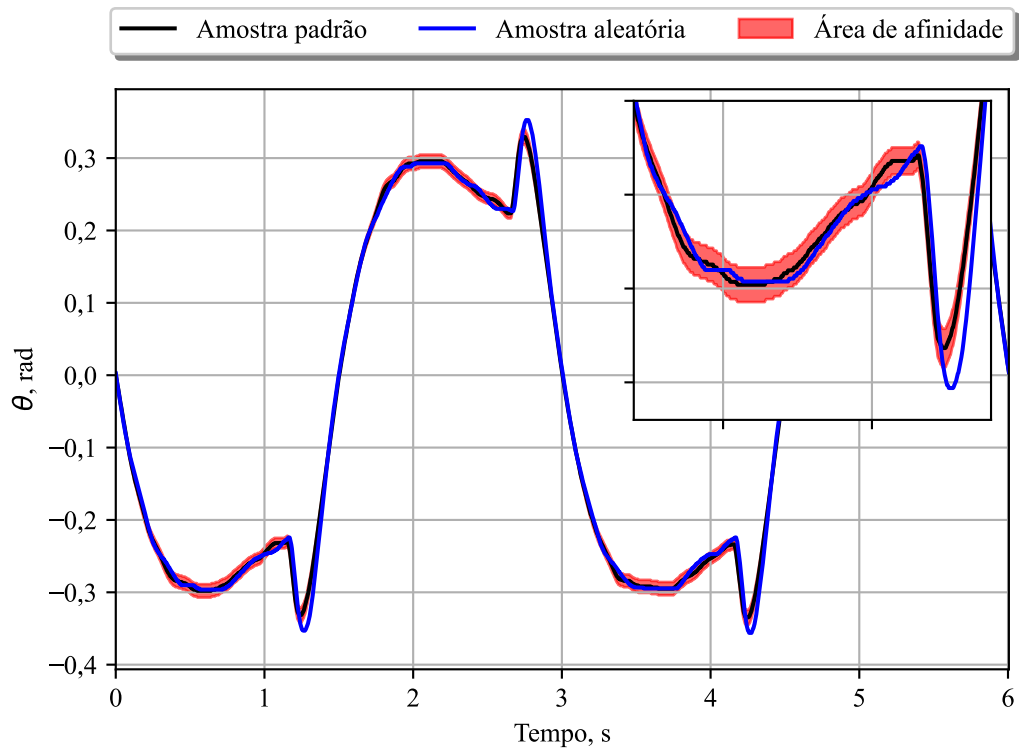
Sinal	Taxa de amostras de censuriamento (\mathcal{X}_t), %	Taxa mínima de afinidade (\mathcal{T}_a), %	Intervalo de variação (\mathcal{A}_b^i), %
Haste atuadora (θ)	29,62	86,15	$\pm 3,10$
Pêndulo (α)	29,62	30,00	$\pm 3,00$

Fonte: Autor.

As Figuras 28 e 29 exemplificam, respectivamente, para o sinal da haste atuadora (θ) e do pêndulo (α) a comparação entre uma amostra aleatória e uma amostra padrão qualquer (que compõe a *baseline*), a área vermelha do gráfico ilustra o intervalo de tolerância, $\underline{\mathcal{A}_b^i}$ e $\overline{\mathcal{A}_b^i}$, superior e inferior. Os pontos em que a curva azul se situa no interior da área vermelha representam os pontos onde são contabilizadas equivalências entre os sinais, assim a afinidade da amostra é relativa a proporção deste valor em relação à todos seus pontos.

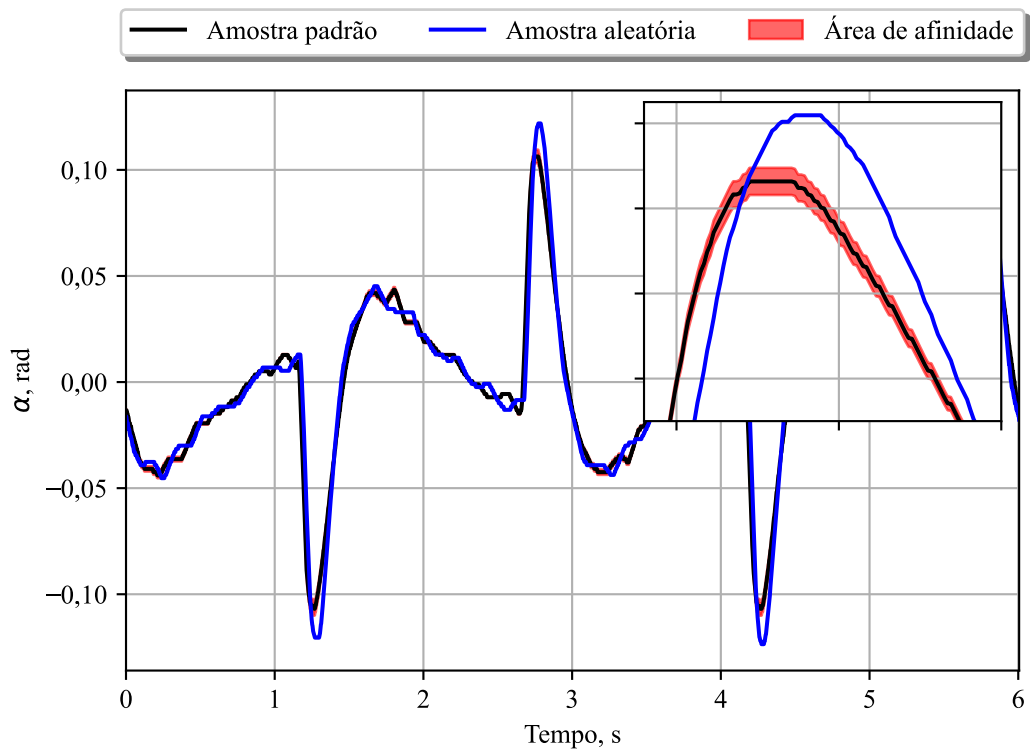
No processo de detecção de dano uma das vantagens dos AISs por Seleção Negativa é que estes entregam uma *feature*, que no caso deste trabalho é a afinidade média de uma amostra em relação a *baseline*, e esta é facilmente convertida na classificação de sua condição estrutural, neste caso, se possui ou não dano, bastando comparar o resultado à taxa mínima de afinidade preestabelecida \mathcal{T}_a .

Figura 28 - Exemplificação de afinidade de amostras no sinal da haste atuadora (θ).



Fonte: Autor.

Figura 29 - Exemplificação de afinidade de amostras no sinal do pêndulo (α).



Fonte: Autor.

8.5 Classificação de Dano

Após a detecção de dano pelo AIS através do algoritmo de Seleção Negativa, é feita então a classificação deste dano. Neste caso, apenas as amostras detectadas como dano serão classificadas, deste modo o número total de amostras que serão classificadas, N , é diretamente dependente do resultado do AIS.

Esta etapa de classificação é feita pelo algoritmo do GMM, conforme descrito no Capítulo 5. A grande vantagem deste algoritmo perante a classificação via NSA é a não necessidade de fornecimento prévio de amostras com dano para o sensoriamento de cada tipo de condição. Assim, o GMM traz um comportamento autônomo na etapa de classificação, sendo informada apenas a quantidade de componentes (*clusters*) que serão gerados.

O espaço de atributos (*features*) que serão utilizados para a classificação é composto pelos pares de afinidade em relação a respectiva *baseline* de amostras irmãs. Como o resultado do classificador de dano não é constante, o número de amostras determinadas como dano (que serão classificadas) pode variar, e é representado por N . Sendo assim um vetor de características \mathbf{X}^i , para uma dada amostra i (dentre as N amostras analisadas), possui $D = 2$ e é representado por:

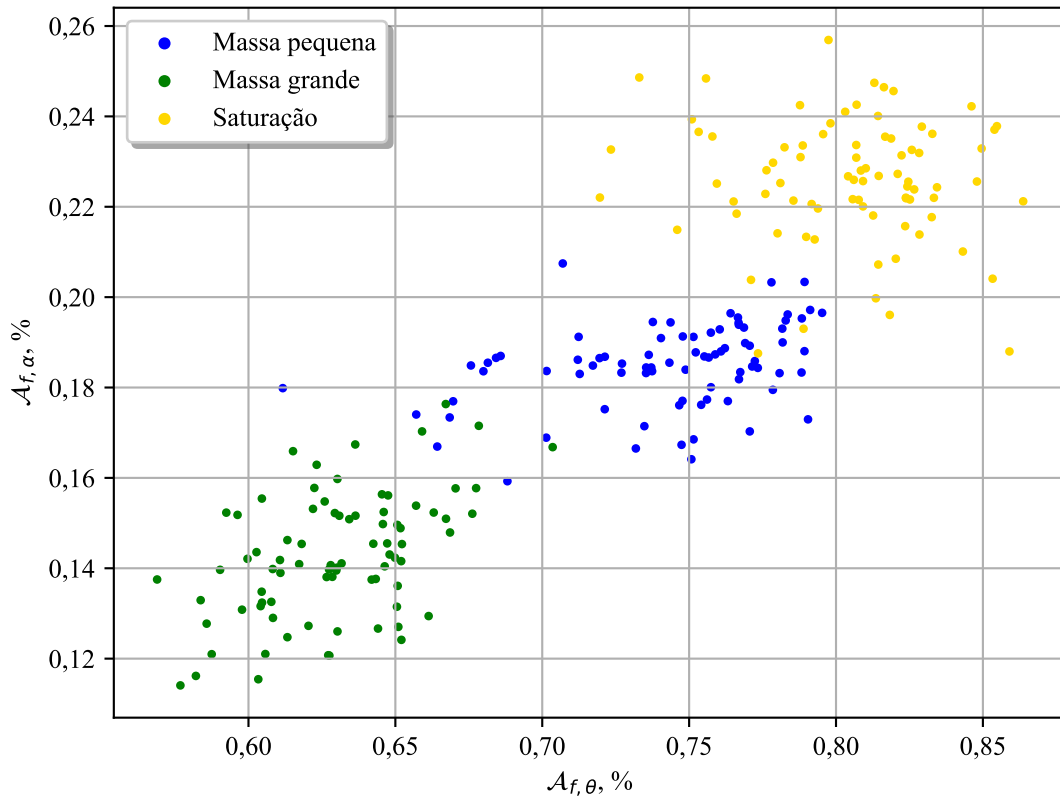
$$\mathbf{X}^i = \begin{bmatrix} \mathcal{A}_{f,\theta}^i & \mathcal{A}_{f,\alpha}^i \end{bmatrix} \quad (73)$$

Onde $\mathcal{A}_{f,\theta}^i$ e $\mathcal{A}_{f,\alpha}^i$ representam, respectivamente, as afinidades da amostra i em relação à *baseline* da haste atuadora (θ) e do pêndulo (α), um espaço amostral da relação entre estas *features* é mostrado na Figura 30. Assim o vetor \mathbf{X} , com as características (afinidades médias) de todas as amostras que serão classificadas, é dado por:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathcal{A}_{f,\theta}^1 & \mathcal{A}_{f,\alpha}^1 \\ \mathcal{A}_{f,\theta}^2 & \mathcal{A}_{f,\alpha}^2 \\ \vdots & \vdots \\ \mathcal{A}_{f,\theta}^N & \mathcal{A}_{f,\alpha}^N \end{bmatrix} \quad (74)$$

O número de componentes utilizados para descrever os dados é predefinido pelo usuário, assim o processo se torna semi-supervisionado. Neste caso, é declarada a existência

Figura 30 - Espaço amostral da relação entre as taxas médias de afinidade $\mathcal{A}_{f,\theta}$ e $\mathcal{A}_{f,\alpha}$.



Fonte: Autor.

de três componentes, uma vez que são conhecidas três condições distintas de operação classificadas como dano. Cada um tem sua origem definida pelo vetor de médias μ_c e seu formato pela matriz de covariância Σ_c . O vetor de médias μ_c , é representado por:

$$\mu_c = \begin{bmatrix} \bar{\mathcal{A}}_{f,\theta,c} & \bar{\mathcal{A}}_{f,\alpha,c} \end{bmatrix} \quad (75)$$

Onde $\bar{\mathcal{A}}_{f,\theta,c}$ e $\bar{\mathcal{A}}_{f,\alpha,c}$ representam, respectivamente, os valores médios das afinidades em relação à *baseline* da haste atuadora (θ) e do pêndulo (α) para todas as amostras contidas no componente c .

A matriz de covariância para um componente c é definida como quadrada, simétrica e positiva, é representada por:

$$\begin{aligned}\Sigma_c &= \text{cov}[\mathbf{X}_c] \triangleq \mathbb{E}[(\mathbf{X}_c - \mathbb{E}[\mathbf{X}_c])(\mathbf{X}_c - \mathbb{E}[\mathbf{X}_c])^T] \\ &= \begin{bmatrix} \text{var}[\mathcal{A}_{f,\theta,c}] & \text{cov}[\mathcal{A}_{f,\theta,c}, \mathcal{A}_{f,\alpha,c}] \\ \text{cov}[\mathcal{A}_{f,\alpha,c}, \mathcal{A}_{f,\theta,c}] & \text{var}[\mathcal{A}_{f,\alpha,c}] \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (76)$$

Onde Σ_c se refere a matriz de covariância do componente c , \mathbf{X}_c se refere ao conjunto de vetores \mathbf{X}^i que pertencem a este componente, logo, $\mathcal{A}_{f,\theta,c}$ e $\mathcal{A}_{f,\alpha,c}$ denotam, respectivamente, os vetores de afinidades em relação à *baseline* da haste atuadora (θ) e do pêndulo (α) de todas amostras contidas neste componente.

Como este GMM possui três componentes, o fator que determina a probabilidade de uma Gaussiana ser escolhida é representado por:

$$\pi_c = \frac{|\mathbf{X}_c|}{|\mathbf{X}|}\quad (77)$$

Onde:

$$\sum_{c=1}^3 \pi_c = 1\quad (78)$$

Sendo π_c a probabilidade a priori do componente c ser selecionado, $|\mathbf{X}_c|$ a quantidade de vetores que pertencem a este componente (varia conforme a classificação do algoritmo) e $|\mathbf{X}|$ a quantidade total de vetores analisados (para cada *baseline* constante, igual a N). A soma de todas estas probabilidades (no caso deste trabalho, para três componentes) deve ser igual a 1.

Em seguida é aplicado o algoritmo de *Expectation-Maximization* conforme as etapas descritas no Capítulo 5. Na etapa de inicialização, cada componente recebe a imposição do valor inicial de probabilidade a priori $\pi_c = 0,33$, ou seja, é considerado que os componentes que descrevem as amostras de cada tipo são compostos pelo mesmo número de amostras.

Na etapa E, considerando três *clusters*, o cálculo das responsabilidades se dá por:

$$r_c^i = \frac{\pi_c \mathcal{N}(\mathbf{X}_i | \mu_c, \Sigma_c)}{\sum_{c'=1}^3 \pi_{c'} \mathcal{N}(\mathbf{X}_i | \mu_{c'}, \Sigma_{c'})}\quad (79)$$

Na etapa M, seguindo os processos apresentados no Capítulo 5, os valores das médias,

μ_c , de cada *cluster*, são atualizados conforme:

$$\mu_c = \frac{1}{m_c} \sum_{i=1}^N r_c^i \mathbf{X}^i \quad (80)$$

Por fim, a matriz de covariância, Σ_c , de cada *cluster*, é recalculada por:

$$\Sigma_c = \frac{1}{m_c} \sum_{i=1}^N r_c^i (\mathbf{X}^i - \mu_c)^T (\mathbf{X}^i - \mu_c) \quad (81)$$

Em seguida se calcula o valor do log *likelihood*, seu cálculo pode ser feito por:

$$\ln p(\mathbf{X}|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{i=1}^N \ln \sum_{c=1}^3 \pi_c \mathcal{N}(\mathbf{X}^i | \mu_c, \Sigma_c) \quad (82)$$

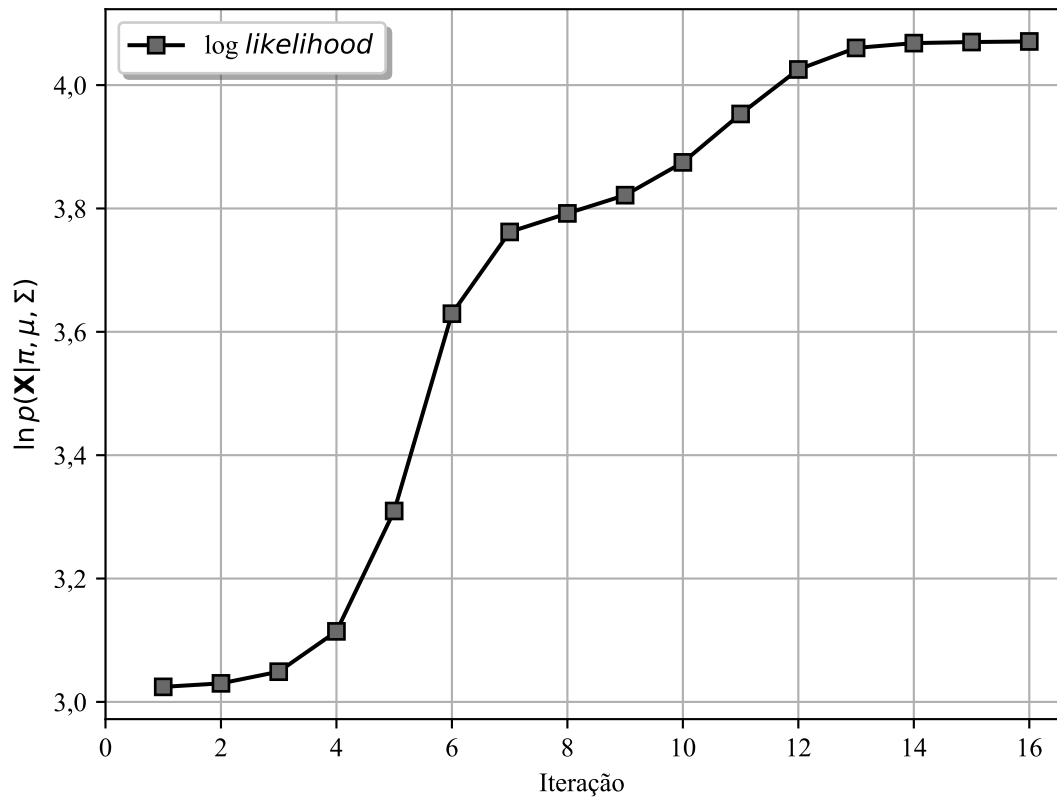
Quando a diferença entre os valores do log *likelihood* calculados na iteração atual em relação a sua iteração passada, ou seja, o erro, for menor que $\epsilon = 1 \times 10^{-3}$, é considerado que os parâmetros que descrevem os *clusters* convergiram, este valor apresentou bons resultados para os dados utilizados. A Figura 31 indica a variação deste valor no processo de classificação executado, indicando convergência após 16 iterações.

Com o valor do log *likelihood* determinado, as amostras são categorizadas conforme o maior indicador de responsabilidade em relação à um dado *cluster*. A Figura 32 mostra a evolução neste processo de classificação, é possível notar dois aspectos principais do algoritmo EM, os pontos centrais de cada *cluster* se movimentam até atingir o ponto julgado ótimo, e além disso, as elipses que indicam as matrizes de covariância passam a ter seus valores ajustados, ou seja, seus raios são alterados ao passar das iterações.

Neste trabalho, foram testados três tipos de matrizes de covariância, a do tipo cheia, onde todos os parâmetros de variância e covariância calculados são inseridos na matriz, a do tipo diagonal, onde apenas os termos diagonais são considerados, e a do tipo esférica, onde apenas os termos diagonais são considerados, sendo iguais e definidos pela média dos valores diagonais. Os melhores resultados obtidos são para o tipo diagonal, a Figura 33 expõem os resultados para os três tipos de covariância.

A principal característica de uma matriz de covariância diagonal é que as elipses que representam a combinação das distribuições gaussianas (covariância) são alinhadas com os eixos X e Y. Embora essa não seja a melhor caracterização dos dados deste problema

Figura 31 - Evolução do valor do log *likelihood*.



Fonte: Autor.

quando estes são conhecidos, em um cenário de dados sem rótulos, esta abordagem reduz significativamente o erro de classificação, pois restringe orientações “aleatórias” das elipses, assim o algoritmo é forçado a restringir a relação dos pontos de cada *cluster* as direções dos eixos X e Y, e com exceção do grupo verde (Massa grande) essa caracterização é razoavelmente adequada. Assim, o resultado se torna otimizado pois restringe classificações incorretas e cria um modelo que representa razoavelmente bem a maior parte dos *clusters*.

Figura 32 - Evolução na determinação dos parâmetros descritivos dos *clusters*.

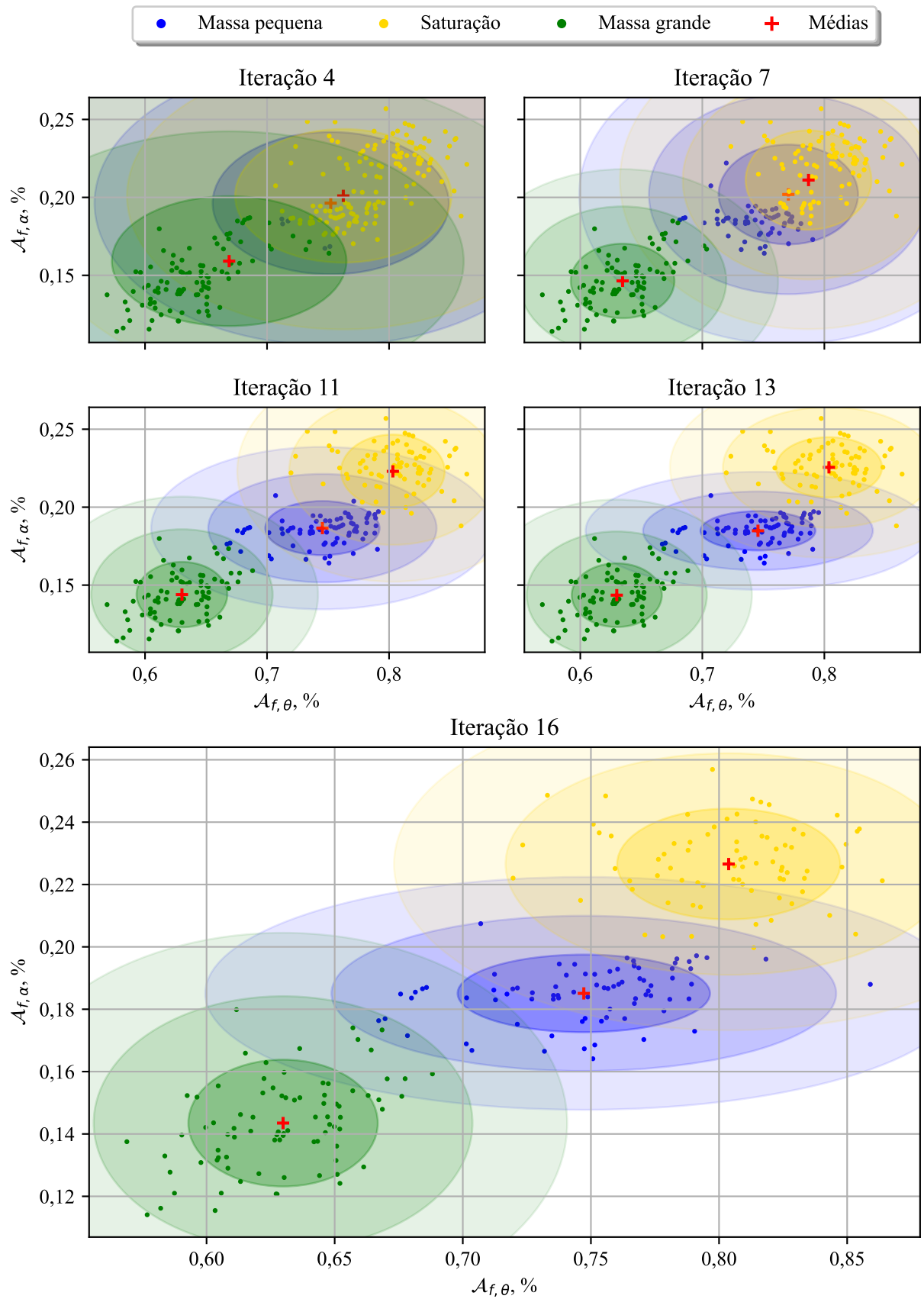
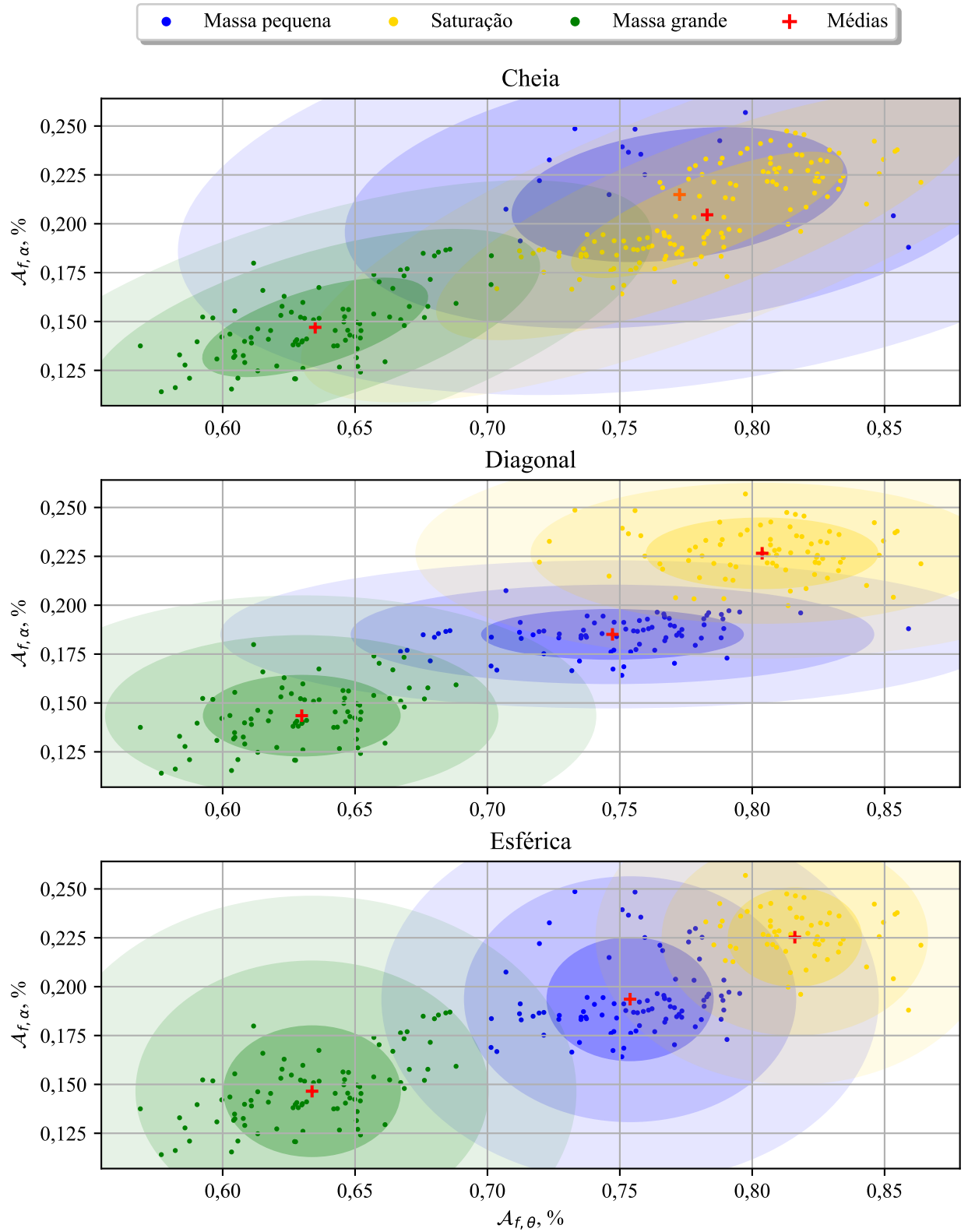


Figura 33 - Comparação dos diferentes tipos de matrizes de covariância.



Fonte: Autor.

9 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste Capítulo são apresentados os resultados de detecção e classificação de dano pela aplicação da metodologia descrita no Capítulo 8 para os dois sinais tratados de deslocamentos angulares (θ e α), como os resultados foram testados em 20 gerações de *baselines*, são acompanhados de seus respectivos desvios padrões. Por fim, os resultados obtidos são discutidos e comparados com trabalhos semelhantes da literatura.

9.1 Detecção de Dano

Na detecção de dano, o processo realizado determinou se um par de amostras irmãs compunham o conjunto de amostras com ou sem dano, e se esta detecção foi feita de maneira correta. O AIS foi executado 20 vezes seguidas, para cada sinal, excluindo as amostras de sensoriamento da análise, sendo que em cada vez a *baseline* de cada sinal era recriada com novas amostras aleatórias, logo os detectores próprios eram variados, e os resultados se tornavam distintos. Por fim, foi realizada uma média dos valores obtidos, que indicavam a performance global média do algoritmo acompanhado de seu desvio padrão.

Os resultados obtidos são expostos no formato de Matriz de Confusão na Tabela 4. Uma detecção é considerada correta quando sua condição prevista coincide com sua condição real, do contrário é dita incorreta. Deste modo, o NSA desenvolvido, combinando os dados de ambos os sensores, é capaz de detectar dano de forma correta em $99,38 \pm 0,28\%$ das vezes com *F1-Score* de $0,9961 \pm 0,0017$. Além disso, o baixo desvio padrão indica que nas diferentes gerações o algoritmo foi capaz de realizar as classificações de forma uniforme, mantendo seu bom desempenho.

Tabela 4 - Matriz de confusão para a média de 20 gerações de *baseline*.

		Condição Real	
		Danificada	Saudável
Condição prevista	Danificada	241,15 \pm 0,85	0,00 \pm 0,00
	Saudável	1,85 \pm 0,85	57,00 \pm 0,00

Fonte: Autor.

Os resultados exibidos de forma detalhada para cada iteração estão presentes no Apêndice A.

9.2 Classificação de Dano

Na classificação de dano é analisado o desempenho do algoritmo de GMM em classificar as amostras e comparar os resultados obtidos com as condições reais. Como o processo se dá de forma subsequente à detecção, são usadas as 20 *baselines* distintas para cada sinal, e para cada geração de *baselines*, um espaço de afinidades é criado, semelhante ao representado na Figura 30. Então, a média dos resultados obtidos são exibidos na Tabela 5.

De forma média, o algoritmo foi capaz de acertar suas classificações em $94,38 \pm 0,20\%$ das vezes. Além disso a variação dos resultados em todas as iterações foi consideravelmente pequeno, sinalizando uniformidade no desempenho do algoritmo.

Tabela 5 - Média de 20 iterações dos resultados de classificação semi-supervisionada do GMM.

	Real, #	Acerto, #	Erro, #	Taxa de sucesso, %
Massa pequena	$81,00 \pm 0,00$	$74,85 \pm 0,79$	$6,15 \pm 0,79$	$92,41 \pm 0,98$
Massa grande	$81,00 \pm 0,00$	$78,00 \pm 0,00$	$3,00 \pm 0,00$	$96,29 \pm 0,00$
Saturação	$79,15 \pm 0,85$	$74,75 \pm 1,18$	$4,40 \pm 0,58$	$94,44 \pm 0,76$

Fonte: Autor.

Os resultados exibidos de forma detalhada para cada iteração estão presentes no Apêndice A.

9.3 Discussão dos Resultados

Os resultados obtidos pela combinação dos métodos podem ser interpretados em duas etapas, a de detecção e a de classificação de dano.

9.3.1 Detecção

O resultado observado na Tabela 4 para a capacidade classificatória de dano do AIS é reflexo da formação de patamares (regiões concentradas de condições semelhantes) nos indicadores de afinidade média, os quais possuem diferenciação significativa na maioria das amostras de cada condição. Revisitando a Figura 27 é possível entender como o ajuste dos parâmetros do AIS impulsionaram os resultados do algoritmo, minimizando a quantidade de amostras não próprias acima da taxa mínima de afinidade.

O método utilizado neste trabalho realiza uma combinação entre os métodos apresentados na revisão bibliográfica feita no Capítulo 3. Ao mesmo tempo que utiliza as variáveis

de controle como informação para detecção de dano, busca uma abordagem estatística para definir se há dano ou não.

Diferentemente de uma parte dos métodos de detecção de dano usados em sistemas de controle, este não depende da modelagem do sistema ou uso de observadores para comparação de sinais, contudo necessita de um banco de dados. Se diferencia também do monitoramento de condição em sistemas dinâmicos, pois não depende da adição de novos sensores para detecção, como acelerômetros ou piezoelétricos, usa os pré-existentes na planta. Esta combinação de fatores torna a abordagem semelhante a vista em Samara *et al.* (2008) e Wen *et al.* (2018), ou seja, coleta de sinais de controle para uma análise estatística em sistemas diversos.

O resultado obtido para detecção é bastante satisfatório, sendo feito de forma correta em $99,38 \pm 0,28\%$ dos casos. Embora o sistema utilizado neste trabalho seja diferente dos que foram estudados em Samara *et al.* (2008) e Wen *et al.* (2018) as abordagens são razoavelmente semelhantes. No primeiro caso os autores conseguiram uma média de detecção de dano nos sensores estudados de $99,72\%$ considerando os três casos de dano abordado. Já no segundo foi obtido um resultado médio de $99,76\%$, considerando os três sistemas analisados. É possível notar, neste contexto, que o método utilizado neste trabalho consegue resultados semelhantes aos vistos nestas referências.

9.3.2 Classificação

Relacionando os dados da Tabela 5 com a representação gráfica do resultado classificatório de uma geração qualquer, exibida na iteração 16 da Figura 32, é possível notar que para os casos dos *clusters* das extremidades (Saturação e Massa grande) a capacidade de classificação foi maior, isso se dá pelo fato destes *clusters* possuírem apenas uma região de contato com o *cluster* central (Massa pequena), desta forma, a área onde pode ocorrer a atribuição de responsabilidades incorretas é menor, elevando, assim, o acerto nas classificações. Como o *cluster* central faz contato em duas áreas diferentes com os demais *clusters*, há maior chance de que amostras que pertençam a ele sejam atribuídas aos demais.

Dentre os trabalhos analisados previamente, Lima, Lotufo e Minussi (2013) realizam a classificação de dano. Embora o problema seja diferente, a abordagem é feita puramente com AIS e os resultados obtidos de classificação giram entorno de $99,16\%$, neste método o autor deixa claro a necessidade de se obter um conjunto de detectores para cada condição

afim de realizar a classificação. Relacionando o resultado de Lima, Lotufo e Minussi (2013) com a taxa média de classificação correta de $94,38 \pm 0,20\%$ deste trabalho, é possível notar que se abre mão do desempenho classificatório em troca do desconhecimento de uma base de dados referente as condições de dano.

Essa troca torna o processo mais preparado para cenários reais, pois um banco de dados das condições de dano pode ser complexo de se obter em situações não controladas ou fora de laboratório. Dessa forma a proposta do uso do algoritmo de GMM surge como alternativa que mantém um alto índice de acerto de classificação, exigindo conhecimento prévio apenas da condição normal de operação e do número de *clusters* que serão classificados.

10 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este Capítulo realiza as considerações finais do conteúdo apresentado neste trabalho e dos resultados obtidos em sua execução. São propostas, também, sugestões de extensão à esta pesquisa para a linha de SHM aplicado em estruturas dinâmicas autônomas utilizando algoritmos de detecção de padrões como os AISs e GMM.

10.1 Conclusões

Este trabalho realizou a análise de SHM de um RIP considerando diferentes cenários de dano. Para isso foram realizadas diversas etapas, sendo elas, a configuração experimental do sistema de controle para o RIP, a coleta e tratamento de dados de saída do controlador, o desenvolvimento e calibração de um algoritmo de AIS para geração de indicadores de afinidade entre amostras para classificação de dano e a execução de um algoritmo de GMM para classificação da condição à partir dos dados do AIS.

Como exposto nos trabalhos citados de outros autores, os pêndulos invertidos são versáteis e aplicados em diversos estudos, neste trabalho ele foi utilizado como modelo de referência para o estudo da aplicação do AIS em sistemas dinâmicos controlados com movimentação periódica. O trabalho feito apresenta os métodos necessários para geração de indicadores capazes de diferenciar os movimentos executados pelo sistema em diferentes condições, mesmo mediante a tentativa de compensação por parte do controlador.

Com a combinação do AIS e do GMM o algoritmo desenvolvido foi consistente na detecção e classificação de dano quando feita a combinação dos sinais do sistema de controle. O erro referente a existência ou não de dano foi de $0,62 \pm 0,28\%$, apresentando apenas $1,85 \pm 0,85$ ocorrências de Falso Negativo, sendo este o tipo de erro mais indesejado, uma vez que ignora a presença real de dano. Além disso, a partir dos indicadores de afinidade do AIS, um algoritmo de GMM classificou de forma semi-supervisionada cada tipo de dano, bastando ser informada a quantidade de condições analisadas, seu erro médio foi de $5,62 \pm 0,20\%$, sendo uniforme no acerto de classificação das diversas condições, dado que o erro médio por condição não ultrapassa 2% em relação a média para nenhum dos casos.

É válido notar também que, embora o sistema dinâmico seja diferente dos expostos na literatura utilizada como referência, os resultados obtidos para a detecção de dano do AIS são comparáveis a demais métodos e também ao próprio método quando utilizado em outros sistemas. Já sua combinação com o GMM traz a vantagem de tornar o sistema mais adequado para análises reais, onde não se conhece dados da condição de dano, mas é desejada sua classificação.

Alguns pontos de melhoramento podem ser destacados ao algoritmo implementado, inicialmente por parte do AIS, onde o ajuste dos parâmetros se dá de forma manual, um método automático seria ideal. Além disso, no algoritmo de GMM a inicialização das médias se dá de forma aleatória, os resultados poderiam ser melhorados com o desenvolvimento de uma técnica mais efetiva para a determinação das médias iniciais, facilitando a convergência do modelo e aumentando a reprodutibilidade dos resultados.

Por fim, é possível afirmar que o sistema desenvolvido é capaz de detectar e classificar dano na maioria das ocorrências de forma consistente, sendo validado em 20 conjuntos de treino diferentes.

10.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Para sugestão de trabalhos futuros são destacados alguns pontos:

- Aprimoramento das ferramentas de aprendizado de máquina utilizadas, como adição de método de inicialização ao GMM (médias iniciais definidas de forma não aleatória para facilitação de convergência, por exemplo, utilizando inicialmente K-Means) e métodos automáticos de otimização dos parâmetros do AIS.
- Aplicação deste conjunto de métodos para o desenvolvimento de um sistema de SHM para sistemas dinâmicos controlados distintos, por exemplo, braços robóticos ou máquinas CNC, para validação adicional do sistema;
- Compensação do sistema de controle mediante a detecção da presença de dano em tempo real. Com o uso do sistema de SHM desenvolvido, em caso de detecção de dano, é implementado um método capaz de otimizar os parâmetros de ganho do controlador para compensação das variações estruturais.

REFERÊNCIAS

- ABBAS, A. K.; LICHTMAN, A. H.; PILLAI, S. **Imunologia Celular e Molecular**. [S.l.]: Elsevier Editora, 2019. ISBN 9788535290752.
- ALMEIDA, E. F. de. **Sistema Imunológico Artificial aplicado no Reconhecimento de Falhas de uma Placa de Material Compósito**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) — Universidade Estadual Paulista, Ilha solteira, SP, Brasil, 2022.
- ANDERSON, C. W. Learning to control an inverted pendulum using neural networks. **IEEE Control Systems Magazine**, Fort Collins, CO, EUA, v. 9, n. 3, 31–37, 1989.
- ANG, K. H.; CHONG, G.; LI, Y. Pid control system analysis, design, and technology. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, Singapura, Singapura, v. 13, n. 4, 559–576, 2005.
- APKARIAN, J.; KARAM, P.; LÉVIS, M. **INSTRUCTOR WORKBOOK - Inverted Pendulum Experiment for MATLAB®/Simulink® Users**. [S.l.], 2012.
- APKARIAN, J.; LACHERAY, H.; MARTIN, P. **STUDENT WORKBOOK - IP02 Base Unit Experiment for MATLAB®/Simulink® Users**. [S.l.], 2012.
- BERKENKAMP, F.; TURCHETTA, M.; SCHOELLIG, A. P.; KRAUSE, A. Safe model-based reinforcement learning with stability guarantees. In: **Advances in Neural Information Processing Systems**. [S.l.: s.n.], 2017. v. 2017-December, 909–919.
- BISHOP, C. **Pattern Recognition and Machine Learning**. [S.l.]: Springer New York, 2016. (Information Science and Statistics). ISBN 9781493938438.
- CACCAVALE, F.; MARINO, A.; MUSCIO, G.; PIERRI, F. Discrete-time framework for fault diagnosis in robotic manipulators. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, Potenza, Itália, v. 21, n. 5, 1858–1873, 2013.
- CHENG, R.; OROSZ, G.; MURRAY, R. M.; BURDICK, J. W. End-to-end safe reinforcement learning through barrier functions for safety-critical continuous control tasks. In: **33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2019, 31st Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, IAAI 2019 and the 9th AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence, EAAI 2019**. [S.l.: s.n.], 2019. 3387–3395.
- DASGUPTA, D.; FORREST, S. Artificial immune systems in industrial applications. In: **Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials, IPMM 1999**. [S.l.: s.n.], 1999. v. 1, 257–267.
- DELVES, P. J.; MARTIN, S. J.; BURTON, D. R.; ROITT, I. M. **Fundamentos de Imunologia**. [S.l.]: Guanabara Koogan, 2013. ISBN 9788527721424.
- DIPRIMA, R. **Elementary Differential Equations and Boundary Value Problems**. [S.l.]: Wiley, 2008. ISBN 9780470383346.

DORF, R.; BISHOP, R. **Modern Control Systems (thirteenth Edition)**. [*S.l.*]: Pearson, 2017. (Instrumentation and controls series). ISBN 9780134407623.

ENGELBRECHT, A. P. **Computational Intelligence: An Introduction: Second Edition**. [*S.l.: s.n.*], 2007. 1-597. (Computational Intelligence: An Introduction: Second Edition).

FARRAR, C. R.; WORDEN, K. An introduction to structural health monitoring. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, Los Alamos, NM, EUA, v. 365, n. 1851, 303–315, 2007.

FARRAR, C. R.; WORDEN, K. **Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective**. [*S.l.: s.n.*], 2012. (Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective).

FIGUEIREDO, E.; PARK, G.; FIGUEIRAS, J.; FARRAR, C.; WORDEN, K. Structural health monitoring algorithm comparisons using standard data sets. 3 2009. Disponível em: <https://www.osti.gov/biblio/961604>.

FITZGERALD, A. E.; KINGSLEY, J. C.; UMANS, S. D. **Electric machinery**. [*S.l.*]: McGraw-Hill Education (India) Pvt Limited, 2002. ISBN 9780070530393.

FORREST, S.; ALLEN, L.; PERELSON, A. S.; CHERUKURI, R. Self-nonsel discrimination in a computer. In: **Proceedings of the IEEE Computer Society Symposium on Research in Security and Privacy**. [*S.l.: s.n.*], 1994. 202–212.

FORREST, S.; HOFMEYR, S. A.; SOMAYAJI, A. Computer immunology. **Communications of the ACM**, Albuquerque, NM, EUA, v. 40, n. 10, 88–96, 1997.

FORREST, S.; JAVORNIK, B.; SMITH, R. E.; PERELSON, A. S. Using genetic algorithms to explore pattern recognition in the immune system. **Evolutionary Computation**, Albuquerque, NM, EUA, v. 1, n. 3, 191–211, 1993.

FRANK, P. M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy. a survey and some new results. **Automatica**, Duisburg, Alemanha, v. 26, n. 3, 459–474, 1990.

FRANKLIN, G.; POWELL, J.; EMAMI-NAEINI, A. **Feedback Control of Dynamic Systems**. [*S.l.*]: Pearson, 2010. (Alternative Etext Formats, v. 10). ISBN 9780136019695.

GAO, Z.; CECATI, C.; DING, S. X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—part i: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Newcastle, Reino Unido, v. 62, n. 6, 3757–3767, 2015.

GRASSER, F.; D'ARRIGO, A.; COLOMBI, S.; RUFER, A. C. Joe: A mobile, inverted pendulum. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Lausanne, Suíça, v. 49, n. 1, 107–114, 2002.

GUO, H.; XIAO, G.; MRAD, N.; YAO, J. Fiber optic sensors for structural health monitoring of air platforms. **Sensors**, Ottawa, Canada, v. 11, n. 4, 3687–3705, 2011.

- HALLIDAY, D.; WALKER, J.; RESNICK, R. **Fundamentos de física: volume 3 : eletromagnetismo**. [S.l.]: LTC, 2008. ISBN 9788521616078.
- HIBBELER, R. **Dinâmica: mecânica para engenharia**. [S.l.]: Pearson Prentice Hall, 2011. ISBN 9788576058144.
- INCE, T.; KIRANYAZ, S.; EREN, L.; ASKAR, M.; GABBOUJ, M. Real-time motor fault detection by 1-d convolutional neural networks. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Izmir, Turkey, v. 63, n. 11, 7067–7075, 2016.
- ISERMANN, R. **Fault-diagnosis systems: An introduction from fault detection to fault tolerance**. [S.l.: s.n.], 2006. 1-475. (Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance).
- JANSSENS, O.; SLAVKOVIKJ, V.; VERVISCH, B.; STOCKMAN, K.; LOCCUFIER, M.; VERSTOCKT, S.; WALLE, R. Van de; HOECKE, S. V. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery. **Journal of Sound and Vibration**, Ghent, Bélgica, v. 377, 331–345, 2016.
- JARDINE, A. K. S.; LIN, D.; BANJEVIC, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Toronto, Ont., Canada, v. 20, n. 7, 1483–1510, 2006.
- JI, Z.; DASGUPTA, D. Real-valued negative selection algorithm with variable-sized detectors. In: DEB, K. (Ed.). **Genetic and Evolutionary Computation – GECCO 2004**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2004. 287–298. ISBN 978-3-540-24854-5.
- JOHANSSON, R.; MAGNUSSON, M.; ÅKESSON, M. Identification of human postural dynamics. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, Lund, Suécia, v. 35, n. 10, 858–869, 1988.
- KAJITA, S.; KANEHIRO, F.; KANEKO, K.; YOKOI, K.; HIRUKAWA, H. The 3d linear inverted pendulum mode: A simple modeling for a biped walking pattern generation. In: **IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems**. [S.l.: s.n.], 2001. v. 1, 239–240.
- KAJITA, S.; TANI, K. Study of dynamic biped locomotion on rugged terrain—derivation and application of the linear inverted pendulum mode. In: **Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation**. [S.l.: s.n.], 1991. v. 2, 1405–1411.
- KUMAR, E. V.; JEROME, J. Robust lqr controller design for stabilizing and trajectory tracking of inverted pendulum. In: **Procedia Engineering**. [S.l.: s.n.], 2013. v. 64, 169–178.
- LEBIEN, T. W.; TEDDER, T. F. B lymphocytes: how they develop and function. v. 112, n. 5, 1570–1580, 09 2008. ISSN 0006-4971.
- LIMA, F. P. A.; LOTUFO, A. D. P.; MINUSSI, C. R. Artificial immune systems applied to voltage disturbance diagnosis in distribution electrical systems. In: **2013 IEEE Grenoble Conference**. [S.l.: s.n.], 2013. 1–6.

- LIMA, F. Parra dos A.; CHAVARETTE, F. R.; SOUZA, S. Silva Frutuoso de; SOUZA, A. dos Santos e; LOPES, M. L. M. Artificial immune systems applied to the analysis of structural integrity of a building. In: **Mechanical Science and Engineering IV**. [S.l.]: Trans Tech Publications Ltd, 2014. (Applied Mechanics and Materials, v. 472), 544–549.
- LUNDBERG, K. H.; BARTON, T. W. History of inverted-pendulum systems. In: **IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)**. [S.l.: s.n.], 2009. v. 8, 131–135.
- MACHADO, E. R. M. D. **MODELAGEM E CONTROLE DE SISTEMAS FUZZY TAKAGI-SUGENO**. 209. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) — Universidade Estadual de São Paulo, Ilha solteira, SP, Brasil, 2007.
- MACKINNON, C. D.; WINTER, D. A. Control of whole body balance in the frontal plane during human walking. **Journal of Biomechanics**, Toronto, Ontario, Canada, v. 26, n. 6, 633–644, 1993.
- MERRY, R. J. E.; MOLENGRAFT, M. J. G. van de; STEINBUCH, M. Velocity and acceleration estimation for optical incremental encoders. **Mechatronics**, Eindhoven, Holanda, v. 20, n. 1, 20–26, 2010.
- MIURA, H.; SHIMOYAMA, I. Dynamic walk of a biped. **The International Journal of Robotics Research**, Tóquio, Japão, v. 3, n. 2, 60–74, 1984.
- MORI, S.; NISHIHARA, H.; FURUTA, K. Control of unstable mechanical system control of pendulum†. **International Journal of Control**, Stanford, CA, EUA, v. 23, n. 5, 673–692, 1976.
- MURPHY, K. **Machine Learning: A Probabilistic Perspective**. [S.l.]: MIT Press, 2012. (Adaptive Computation and Machine Learning series). ISBN 9780262018029.
- MURPHY, K. **Imunobiologia de Janeway**. [S.l.]: ARTMED, 2014. ISBN 9788582710395.
- OGATA, K. **Modern Control Engineering**. [S.l.]: Prentice Hall, 2010. (Instrumentation and controls series). ISBN 9780136156734.
- ORTOLANO, F.; GENARI, H. F. G.; NÓBREGA, E. G. O. An adaptive framework applied to structural health monitoring and damage-tolerant active control of smart structures. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, Campinas, SP, Brasil, v. 44, n. 11, 555, Oct 2022. ISSN 1806-3691. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s40430-022-03861-9>.
- PALMER, E. Negative selection — clearing out the bad apples from the t-cell repertoire. **Nature Reviews Immunology**, Basel, Suíça, v. 3, 383–391, 01 2003. ISSN 1474-1741.
- PHELPS F. M., I.; HUNTER J. H., J. An analytical solution of the inverted pendulum. **American Journal of Physics**, Michigan, EUA, v. 33, n. 4, 285–295, 1965.
- PRASAD, L. B.; TYAGI, B.; GUPTA, H. O. Optimal control of nonlinear inverted pendulum system using pid controller and lqr: Performance analysis without and with disturbance input. **International Journal of Automation and Computing**, Uttarakhand, India, v. 11, n. 6, 661–670, 2014.

PRATT, J.; CARFF, J.; DRAKUNOV, S.; GOSWAMI, A. Capture point: A step toward humanoid push recovery. In: **Proceedings of the 2006 6th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, HUMANOIDS**. [*S.l.*: *s.n.*], 2006. 200–207.

QUANSER INC. **USER MANUAL - Inverted Pendulum Experiment - Set Up and Configuration**. [*S.l.*], 2012.

QUANSER INC. **USER MANUAL Q2-USB Data Acquisition Board**. [*S.l.*], 2012.

QUANSER INC. **USER MANUAL VoltPAQ-X1 Amplifier**. [*S.l.*], 2012.

RANIEL, T. **Desenvolvimento e Implementação de um Sistema de Controle de Posição e Velocidade de uma Esteira Transportadora usando Inversor de Frequência e Microcontrolador**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade Estadual Paulista, Ilha solteira, SP, Brasil, 2011.

RAO, S. **Vibrações mecânicas**. [*S.l.*]: Pearson Prentice Hall, 2009. ISBN 9788576052005.

SAMARA, P. A.; FOUSKITAKIS, G. N.; SAKELLARIOU, J. S.; FASSOIS, S. D. A statistical method for the detection of sensor abrupt faults in aircraft control systems. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, Patras, Grécia, v. 16, n. 4, 789–798, 2008.

SANTOS, A.; FIGUEIREDO, E.; SILVA, M.; SANTOS, R.; SALES, C.; COSTA, J. C. Genetic-based em algorithm to improve the robustness of gaussian mixture models for damage detection in bridges. **Structural Control and Health Monitoring**, Wiley Online Library, Belém, Pará, Brasil, v. 24, n. 3, e1886, 2017.

SOHN, H. Effects of environmental and operational variability on structural health monitoring. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, Pitsburgo, PA, EUA, v. 365, n. 1851, 539–560, 2007.

SOHN, H.; FARRAR, C. R. Damage diagnosis using time series analysis of vibration signals. **Smart Materials and Structures**, Los Alamos, NM, EUA, v. 10, n. 3, 446–451, 2001.

SOMAYAJI, A.; HOFMEYR, S.; FORREST, S. Principles of a computer immune system. In: **Proceedings New Security Paradigms Workshop**. [*S.l.*: *s.n.*], 1998. Part F129303, 75–82.

SPONG, M. W.; CORKE, P.; LOZANO, R. Nonlinear control of the reaction wheel pendulum. **Automatica**, Urbana, IL, USA, v. 37, n. 11, 1845–1851, 2001.

TALBI, E.-G. **Metaheuristics: From Design to Implementation**. [*S.l.*]: Wiley Publishing, 2009. ISBN 0470278587.

TOKOIGNON A. C., J.; GAO, B.; TIAN, G. Y.; YAN, Y. Structural health monitoring framework based on internet of things: A survey. **IEEE Internet of Things Journal**, Chengdu, China, v. 4, n. 3, 619–635, 2017.

US DIGITAL. **E2 Optical Kit Encoder**. [*S.l.*], 11 2022. 55799.

US DIGITAL. **E2 optical kit encoder**. 2023. Disponível em: <https://www.usdigital.com/products/encoders/incremental/kit/e2/>.

WANG, H. O.; TANAKA, K.; GRIFFIN, M. F. An approach to fuzzy control of nonlinear systems: Stability and design issues. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, Boston, MA, USA, v. 4, n. 1, 14–23, 1996.

WEN, L.; LI, X.; GAO, L.; ZHANG, Y. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Wuhan, China, v. 65, n. 7, 5990–5998, 2018.

YAN, L.; FEI, M. Design of state-feedback controller by pole placement for a coupled set of inverted pendulums. In: **Proceedings - IEEE 2011 10th International Conference on Electronic Measurement and Instruments, ICEMI 2011**. [*S.l.: s.n.*], 2011. v. 3, 69–73.

YANG, J. .; SHIM, S. .; SEO, J. .; LEE, Y. . Swing-up control for an inverted pendulum with restricted cart rail length. **International Journal of Control, Automation and Systems**, Incheon, Coreia do Sul, v. 7, n. 4, 674–680, 2009.

ZHENG, Y.; FANG, H.; WANG, H. O. Takagi-sugeno fuzzy-model-based fault detection for networked control systems with markov delays. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics**, Wuhan, Hubei, China, v. 36, n. 4, 924–929, 2006.

ZHU, X.; GOLDBERG, A. B. **Introduction to semi-supervised learning**. [*S.l.: s.n.*], 2009. 1-116. (Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning, v. 6).

ÅSTRÖM, K. J.; FURUTA, K. Swinging up a pendulum by energy control. **Automatica**, Lund, Suécia, v. 36, n. 2, 287–295, 2000.

APÊNDICE A – Resultados por Iteração

As seguintes abreviações serão utilizadas nos títulos das tabelas deste apêndice:

VP - Verdadeiro positivo

VN - Verdadeiro negativo

FP - Falso positivo

FN - Falso negativo

TS - Taxa de sucesso

Na Tabela A.4 a interpretação dos índices em relação a condição das amostras é feita pela seguinte faixa de classificação:

0 a 80 - Condição Padrão

81 a 161 - Condição Massa pequena

162 a 242 - Condição Massa grande

243 a 323 - Condição Saturação

Na Tabela A.5 a interpretação dos índices em relação a condição das amostras é feita pela seguinte faixa de classificação:

0 a 80 - Condição Massa pequena

81 a 161 - Condição Massa grande

162 a 242 - Condição Saturação

Tabela A.1 - Resultados das 20 iterações para classificação de dano no sinal da haste atuadora (θ).

Iteração, #	VP, #	VN, #	FP, #	FN, #,	TS, %
1	242	55	2	1	99,00
2	242	52	5	1	98,00
3	242	56	1	1	99,33
4	241	56	1	2	99,00
5	242	55	2	1	99,00
6	242	57	0	1	99,67
7	240	54	3	3	98,00
8	242	56	1	1	99,33
9	242	56	1	1	99,33
10	241	56	1	2	99,00
11	243	56	1	0	99,67
12	242	55	2	1	99,00
13	243	55	2	0	99,33
14	242	56	1	1	99,33
15	241	55	2	2	98,67
16	240	56	1	3	98,67
17	242	55	2	1	99,00
18	240	55	2	3	98,33
19	242	55	2	1	99,00
20	240	57	0	3	99,00
média	241,55 ± 0,92	55,40 ± 1,07	1,60 ± 1,07	1,45 ± 0,92	98,98 ± 0,45

Fonte: Autor.

Tabela A.2 - Resultados das 20 iterações para classificação de dano no sinal do pêndulo (α).

Iteração, #	VP, #	VN, #	FP, #	FN, #,	TS, %
1	243	57	0	0	100,00
2	243	57	0	0	100,00
3	243	57	0	0	100,00
4	243	57	0	0	100,00
5	243	57	0	0	100,00
6	243	57	0	0	100,00
7	243	57	0	0	100,00
8	243	57	0	0	100,00
9	243	57	0	0	100,00
10	243	57	0	0	100,00
11	243	57	0	0	100,00
12	243	57	0	0	100,00
13	243	57	0	0	100,00
14	243	57	0	0	100,00
15	243	57	0	0	100,00
16	243	57	0	0	100,00
17	243	57	0	0	100,00
18	243	57	0	0	100,00
19	243	57	0	0	100,00
20	243	57	0	0	100,00
média	243,00 ± 0,00	57,00 ± 0,00	0,00 ± 0,00	0,00 ± 0,00	100,00 ± 0,00

Fonte: Autor.

Tabela A.3 - Resultados das 20 iterações para classificação de dano da combinação dos sinais da haste atuadora e do pêndulo (θ e α).

Iteração, #	VP, #	VN, #	FP, #	FN, #,	TS, %
1	243	57	0	0	100,00
2	242	57	0	1	99,67
3	239	57	0	4	98,67
4	240	57	0	3	99,00
5	242	57	0	1	99,67
6	240	57	0	3	99,00
7	242	57	0	1	99,67
8	241	57	0	2	99,33
9	241	57	0	2	99,33
10	241	57	0	2	99,33
11	241	57	0	2	99,33
12	241	57	0	2	99,33
13	241	57	0	2	99,33
14	241	57	0	2	99,33
15	242	57	0	1	99,67
16	241	57	0	2	99,33
17	241	57	0	2	99,33
18	241	57	0	2	99,33
19	242	57	0	1	99,67
20	241	57	0	2	99,33
média	$241,15 \pm 0,85$	$57,00 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,85 \pm 0,85$	$99,38 \pm 0,28$

Fonte: Autor.

Tabela A.4 - Índices das amostras classificadas erroneamente nas 20 iterações na análise de dano de sinais combinados (θ e α).

Iteração, #	VP, #	VN, #	FP, #	FN, #
1	[]	[]	[]	[]
2	[]	[]	[]	[312]
3	[]	[]	[]	[274, 291, 312, 319]
4	[]	[]	[]	[257, 297, 312]
5	[]	[]	[]	[257]
6	[]	[]	[]	[257, 270, 291]
7	[]	[]	[]	[257]
8	[]	[]	[]	[257, 274]
9	[]	[]	[]	[291, 297]
10	[]	[]	[]	[257, 291]
11	[]	[]	[]	[274, 297]
12	[]	[]	[]	[257, 270]
13	[]	[]	[]	[257, 274]
14	[]	[]	[]	[291, 297]
15	[]	[]	[]	[312]
16	[]	[]	[]	[291, 297]
17	[]	[]	[]	[257, 297]
18	[]	[]	[]	[270, 312]
19	[]	[]	[]	[257]
20	[]	[]	[]	[257, 274]

Fonte: Autor.

Tabela A.5 - Índices das amostras classificadas erroneamente nas 20 iterações na análise de classificação de condição de sinais combinados (θ e α).

Iteração, #	Massa pequena, #	Massa grande, #	Saturação, #
1	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 220]
2	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 220]
3	[4, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 168, 173, 218]
4	[4, 8, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 218]
5	[4, 8, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 219]
6	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 217]
7	[4, 8, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 219]
8	[4, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 168, 173, 218]
9	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 218]
10	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 218]
11	[4, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 168, 173, 198, 218]
12	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 218]
13	[4, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 168, 173, 218]
14	[4, 8, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 218]
15	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 220]
16	[4, 8, 64, 70, 71, 72, 76]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 218]
17	[4, 8, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 168, 173, 218]
18	[4, 8, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 168, 173, 219]
19	[4, 8, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 173, 219]
20	[4, 64, 70, 71, 72]	[96, 110, 113]	[165, 167, 168, 173, 218]

Fonte: Autor.

APÊNDICE B – Artigos Derivados deste Trabalho



COB-2023-0031

ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEM APPLIED IN THE DETECTION OF DAMAGE IN AN INVERTED PENDULUM UNDER THE EFFECT OF A CONTROLLER

Matheus Medeiros Donatoni

Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, UNESP - Universidade Estadual Paulista, Department of Mechanical Engineering,
Ave. Brasil, 56, 15385-000 – Ilha Solteira, SP, Brazil
matheus.m.donatoni@unesp.br

Fabio Roberto Chavarette

Instituto de Química - Câmpus de Araraquara, UNESP - Universidade Estadual Paulista, Department of Engineering, Physics and Mathematics,
St. Prof. Francisco Degni, 55, 14800-060 - Araraquara, SP, Brazil
fabio.chavarette@unesp.br

Abstract. Control systems are experienced in everyday life and provide optimization for several tools and systems that human beings rely on. In some cases, the usage of controllers in dynamic systems directly aims at their applicability and safety increment, hence their proper functioning is directly linked to the appropriate target plant modeling. Considering these points and the different possibilities of damage that dynamic systems can suffer due to the nature of their operation, the need for monitoring the structural health of these systems, which may have their physical characteristics modified, is validated. A commonly used technique for this purpose is Structural Health Monitoring (SHM), which is a data-driven system that can help detect failures, therefore allowing appropriate action arising from an early prognosis. Since it's based on the detection of patterns, a suitable tool used for this purpose is the so-called Artificial Immune System (AIS) which, compared to the Natural Immune System (NIS), is based on the differentiation between self and non-self agents for the classification of signals. In this paper, we propose the application of a SHM system, with AIS as a pattern recognition tool applied to a Rotary Inverted Pendulum (RIP) as a reference model for damage detection in controlled dynamic systems. Since this mechanical system is naturally unstable, its operation is directly dependent on the existence of a controller, which must be able to guarantee its stability and the desired dynamic behavior, such as variable reference tracking. The approach taken uses the controller state variables as the data for monitoring and classifying operational conditions. The proposed technique applied to the analysis of four different structural state conditions, with the combination of multiple sensor data, came in a damage detection rate of 99.07%, and a full classification capability.

Keywords: Structural health monitoring, Artificial immune systems, Controlled systems, Damage detection, Dynamic mechanical systems.

1. INTRODUCTION

Control theory consists in the implementation of autonomous dynamic systems (Dorf and Bishop, 2017). Since the 1930s, advancements in frequency response methods have facilitated the practical design of controllers that meet desired specifications. Alongside advancements in computational capabilities, control systems have gained widespread usage in both industrial and everyday applications (Franklin *et al.*, 2010). To ensure effective response within a broad range of operating states, control systems rely on a consistent model that accurately represents their dynamics, enabling the implementation of optimal control laws (Ogata, 2010).

This paper focuses on the Rotary Inverted Pendulum (RIP) as a benchmark model for detecting damage in controlled dynamic systems. Within this context, damage refers to any type of anomaly that can impact the overall performance of the system. According to Frank (1990), three types of damage can occur in dynamic systems: component damage (CD), which involves the failure of a mechanical part within the system; actuator damage (AD), which occurs due to the failure of the actuator assembly in a mechanical system, such as motors; and instrument damage (ID), which arises when monitoring sensors fail to collect data. The presence of damage is expected to alter properties such as stiffness, mass, or energy dissipation modes (Sohn, 2007). Consequently, monitoring the health of the system can proactively anticipate the occurrence of undesired behaviors that may compromise productivity, functionality, and even safety (Isermann, 2006).

Structural Health Monitoring (SHM) encompasses a well-defined set of processes aimed at implementing a damage identification strategy in engineering infrastructures. The strategy can be summarized in four steps: operational evaluation, data acquisition, feature extraction, and statistical modeling for feature classification. In essence, data series are obtained

Submitted: XX Jan, 2024; Accepted: XX Jan, 2024; Publish: XXX

Damage Detection and Classification in Controlled Systems with Periodic Motion: A Hybrid Artificial Immune Systems and Gaussian Mixture Model Approach

Matheus Medeiros Donatoni¹, Fábio Roberto Chavarette²

¹Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira,
Ave. Brasil, 56, Ilha Solteira, SP, Brazil
matheus.m.donatoni@unesp.br

²Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Letras de Araraquara,
St. Prof. Francisco Degni, 55, 14800-060 - Araraquara, SP, Brazil
fabio.chavarette@unesp.br

Abstract: This paper proposes a hybrid approach for damage detection and classification in controlled systems with periodic movement, utilizing control state data. A Rotary Inverted Pendulum serves as a mechanical reference model; its temporal series of angular displacements undergo an Artificial Immune System to generate affinity indicators concerning healthy signals, thereby classifying the damage condition. By correlating sensors data, an attribute space is generated for semi-supervised classification through a Gaussian Mixture Model. The method used eliminates the need for prior knowledge of damage data and enhances the use of Artificial Immune Systems in real-world Structural Health Monitoring applications. In 20-fold cross-validation, average detection accuracy rates for damage were achieved at 99.38%, and damage labeling accuracy stood at 94.38%

Keywords: Artificial immune systems, Gaussian mixture model, Controlled systems, Damage detection and classification, Structural health monitoring.

I. Introduction

Several engineering systems rely on control systems, essential for achieving the desired performance. For control systems to appropriately respond across diverse operational states, they depend on a model that accurately mirrors their dynamics, allowing the application of optimal control strategies. (Dorf and Bishop, 2017; Ogata, 2010).

In this context, monitoring the system's health can proactively predict potential undesirable behaviors that might reduce productivity, functionality, and even safety (Isermann, 2006). This can be achieved by implementing Structural Health Monitoring (SHM) to ensure plant integrity through damage monitoring, as this can lead to changes in stiffness,

mass, or energy dissipation modes (Sohn, 2007).

Three types of damage can be observed in systems of this kind: component damage (CD), relating to mechanical part failure within the system; actuator damage (AD), resulting from faults in the mechanical system's actuator components, like motors; and instrument damage (ID), occurring when monitoring sensors fail to gather data (Frank, 1990).

The methods for detecting damage in control systems are divided into two types: model-based and signal-based. In the first one, a stochastic or deterministic comparison is commonly made between the measured values in the plant and the analytical model. On the other hand, the signal-based method can conduct analysis concerning temporal data, frequency domain data, or a mixed approach involving both time and frequency (Gao et al., 2015).

In black box systems, such as off-the-shelf industrial solutions, data-driven methods are advantageous since monitoring state variables can be obtained independently of the model. This aspect motivates a data-driven approach, based on the SHM methods.

SHM involves a outlined sequence of methods designed to deploy a strategy for identifying damage in engineering structures. This follows four steps: operational evaluation, data acquisition, feature extraction, and statistical modeling for feature classification. Datasets are collected across various system operating conditions and require processing via mathematical tools to reveal their patterns. Upon establishing the healthy condition (baseline), a statistical analysis is conducted to identify data deviations from it, thereby identifying potential damage (Farrar and Worden, 2007; Figueiredo et al., 2009; Tokogon et al., 2017).

In this context, some works utilizing control data and statisti-

Numerical and Experimental Investigation for Swing-up Control of an Inverted Pendulum Using Arduino Microcontroller

M.M. Donatoni¹, F.R. Chavarette², E. Preto¹, D.C.J. Karmouche¹

¹ Faculty of Engineering of Ilha Solteira, Universidade Estadual Paulista, 15385-000 Ilha Solteira, São Paulo, Brazil

² Institute of Chemistry, Universidade Estadual Paulista, 14800-060 Araraquara, São Paulo, Brazil

ABSTRACT – The Inverted Pendulum is a classic control problem, it has non-linear dynamics, is underactuated and naturally unstable. Thus, the development of a system capable of controlling it goes through challenges such as modeling, design requirements and implementation of the control hardware. This work proposes the swing-up of the linear inverted pendulum using energy method with adjustable parameters, followed by its stabilization by an LQR controller. The system is implemented using an *Arduino* microcontroller for acquisition of state variables and control commands, in addition, the implemented algorithm indicates a way to stabilize the sampling frequency, making the derivative process stable in the applied hardware. The applied method was efficient to perform the swing-up and consistent with the simulations.

ARTICLE HISTORY

Received:

Revised: 2nd Feb 2020

Accepted: xxxx

KEYWORDS

Inverted Pendulum;

Swing-up;

LQR;

Nonlinear Control;

Microcontroller;

Arduino.

INTRODUCTION

Control theory involves the implementation of autonomous dynamic systems. Historically, this process began with purely mechanical regulatory mechanisms, such as the early level float devices dating back to the 3rd century BC. With the advent of the industrial revolution, James Watt developed a centrifugal governor for controlling the speed of a steam engine [2, 3, 8, 15].

The emergence of computers was a watershed moment in the implementation of controllers because they could simplify the monitoring and manipulation of variables in controlled systems, enabling applications that were previously impractical. One of these applications is the Linear Inverted Pendulum (LIP) system, which has become a benchmark in control theory due to its nonlinearity, underactuation, and instability [14].

Among the existing approaches, one that adds complexity to the Linear Inverted Pendulum (LIP) problem is the implementation of the "swing-up" technique. It relies on the implementation of a nonlinear control law that makes the system converge from its naturally stable position (downward) to a naturally unstable position (upward). Addressing this topic, Wang et al. [13], Muskinja and Tovornik [7], and Tao et al. [12] employed Fuzzy Logic with Takagi–Sugeno models, composed of consecutive "if-then" logical rules. While they achieved good results, the implementation process can be considered exhaustive and error-prone.

Another approach to swing-up control involves the application of machine learning algorithms, typically using reinforcement learning, as done by Si and Wang [11], Morimoto and Doya [6], and Riedmiller [10]. Based on trial and error, this type of process can be harmful in a real system, which can lead to damage or pose risks to people involved. However, Riedmiller [10] conducted experimental work on a Simple Inverted Pendulum, which has an actuator that acts directly on the pendulum.

Finally, a third approach available in the literature involves energy-based methods. In this approach, it is considered that the pendulum's energy can be controlled by the acceleration of its actuator, and the control law aims to guide the system to a state where its energy is equivalent to the pendulum being up and at rest. In Yoshida [16], Bugeja [1], and Yang et al. [14], it is noticeable that the control laws proposed for swing-up are relatively simpler to implement when compared to Fuzzy Logic and machine learning, especially in the latter work where the control law is expressed by just one equation. Additionally, in all three cases, there is also concern regarding the actuator's position, which is of great importance in a real system due to its limitations, such as rail length.

This work performs the numerical and experimental implementation of the swing-up method developed by Yang et al. [14] using the *Arduino Due* microcontroller for state variable acquisition and control signal transmission. Furthermore, after the pendulum reaches the upright position, a Linear Quadratic Regulator (LQR) controller is used for system stabilization. This robust control technique has been replicated in previous works such as Prasad et al. [9], Lee et al. [5], and Irfan et al. [4].

The control of the Linear Inverted Pendulum (LIP) is divided into consecutive stages: swing-up and stabilization. To achieve this, mathematical modeling of the LIP system and the controllers for swing-up and LQR are performed, allowing for the numerical validation of the method. Subsequently, experimental reproduction of the method is carried out, and a comparison is made with the numerical data.