



ESCOLA SUPERIOR NÁUTICA INFANTE D. HENRIQUE
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MARÍTIMA

Mestrado em Engenharia de Máquinas Marítimas

Técnicas de controlo de condição no diagnóstico de falhas

Álvaro Evander da Silva Alves
(Licenciado em Tecnologias do Petróleo)

Dissertação para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia de Máquinas Marítimas

Orientador: Prof. Coordenador Luís Manuel Fernandes Mendonça

Júri:
Presidente:
Vogal:
Vogal:

E.N.I.D.H. Julho, 2025



ESCOLA SUPERIOR NÁUTICA INFANTE D. HENRIQUE
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MARÍTIMA

Mestrado em Engenharia de Máquinas Marítimas

Técnicas de controlo de condição no diagnóstico de falhas

Álvaro Evander da Silva Alves
(Licenciado em Tecnologias do Petróleo)

Dissertação para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia de Máquinas Marítimas

Orientador: Prof. Coordenador Luís Manuel Fernandes Mendonça

Júri:
Presidente:
Vogal:
Vogal:

E.N.I.D.H. Julho, 2025

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo fôlego de vida.

À minha mãe, Cremilda Agostinho da Silva, pelo amor incondicional, sacrifícios e força incansável ao longo de toda a minha caminhada.

Ao meu padrasto, Joaquim do Nascimento Espírito Santo Carvalho, que já não se encontra connosco, mas permanece vivo no meu coração.

Aos meus irmãos, Chinezinha Andreia Kanjila, Josil da Silva Espírito Santo Carvalho, Lidinara da Silva Espírito Santo Carvalho, e à nossa caçula, Ana Gelcira da Silva Espírito Santo Carvalho, por tudo o que fizeram por mim, pelo apoio, incentivo e amor ao longo do percurso.

Ao MIREMPET – Ministério dos Recursos Minerais, Petróleo e Gás, e à Cedilha Sólida, por me acompanharem e acolherem neste trajeto, tornando possível a continuidade dos meus estudos.

Ao professor Luís Manuel Mendonça, pela orientação na elaboração deste trabalho, pelo apoio científico prestado e pela atenção dispensada ao longo de todo o projeto.

Aos Docentes e Não Docentes da Escola Superior Náutica Infante D. Henrique, que me proporcionaram anos académicos de excelência que recordarei em toda a minha vida pessoal e profissional.

Aos meus colegas de curso, pelo incentivo, pela partilha e pelo companheirismo vivido ao longo destes anos.

Álvaro Evander Da Silva Alves

RESUMO

Esta dissertação aborda a aplicação de técnicas de manutenção por controlo de condição (CBM) no diagnóstico de falhas em equipamentos rotativos, com ênfase na análise de vibração e termografia infravermelha. O trabalho inclui uma revisão teórica sobre a evolução da manutenção industrial, destacando a importância da manutenção preditiva e o papel crescente da inteligência artificial (IA) neste domínio. Foi desenvolvida uma componente prática com simulação de falhas reais, utilizando a máquina *SpectraQuest*, onde se recriaram situações de desequilíbrio, desalinhamento angular e desalinhamento paralelo. Os sinais vibratórios foram recolhidos com o sistema FLIR SV87-KIT, em diferentes frequências de rotação (10 Hz, 15 Hz e 25 Hz), tratados em MATLAB e utilizados para treinar um sistema inteligente de classificação baseado em árvores de decisão. Paralelamente, foram analisadas imagens térmicas captadas por câmara termográfica, com desenvolvimento de scripts para deteção automática de anomalias térmicas e envio de alertas por e-mail.

Os resultados evidenciam o potencial destas tecnologias para antecipar falhas, otimizar os planos de manutenção e reduzir os tempos de paragem não programada. Conclui-se que a integração de ferramentas inteligentes na monitorização de equipamentos constitui uma abordagem eficaz, económica e promissora no contexto da indústria 4.0.

Palavras-chave: Manutenção preditiva, vibração, termografia infravermelha, diagnóstico de falhas, árvore de decisão, desalinhamento paralelo, desalinhamento angular, desequilíbrio, MATLAB, sistema inteligente, inteligência artificial, aprendizagem automática.

ABSTRACT

This dissertation explores the application of condition-based maintenance (CBM) techniques for fault diagnosis in rotating equipment, focusing on vibration analysis and infrared thermography. The study includes a theoretical review of the evolution of industrial maintenance, highlighting the importance of predictive maintenance and the growing role of artificial intelligence (AI) in this field. A practical component was developed through the simulation of real failures using the SpectraQuest fault simulator, reproducing conditions such as unbalance, angular misalignment, and parallel misalignment. Vibration signals were collected using the FLIR SV87-KIT system at different rotation frequencies (10 Hz, 15 Hz, and 25 Hz), processed in MATLAB, and used to train an intelligent classification system based on decision trees. In parallel, thermal images were analyzed using a thermographic camera, and scripts were developed to automatically detect thermal anomalies and send alert emails.

The results demonstrate the potential of these technologies to anticipate failures, optimize maintenance plans, and reduce unplanned downtime. It is concluded that integrating intelligent tools into equipment monitoring is an effective, economical, and promising approach within the industry 4.0 context.

Keywords: predictive maintenance, vibration, infrared thermography, fault diagnosis, decision tree, parallel misalignment, angular misalignment, unbalance, MATLAB, intelligent system, artificial intelligence, machine learning.

AGRADECIMENTOS.....	III
RESUMO.....	IV
ABSTRACT	V
ÍNDICE	VI
ÍNDICE DE TABELAS	IX
ÍNDICE DE FIGURAS.....	X
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	XIII
LISTA DE SÍMBOLOS	XV
LISTA DE EQUAÇÕES	XVII
CAPÍTULO 1	18
1. INTRODUÇÃO	18
1.1. ENQUADRAMENTO.....	20
1.2. OBJETIVOS	22
1.3. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	23
CAPÍTULO 2	24
2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS.....	24
2.1. MANUTENÇÃO.....	24
2.1.1. <i>História</i>	24
2.1.2. <i>Qual é o objetivo da manutenção?</i>	27
2.1.3. <i>Tipos de manutenção e a sua operacionalização</i>	29
2.1.3.1. Manutenção corretiva (ou curativa)	29
2.1.3.2. Manutenção preventiva	31
2.1.3.3. Manutenção preditiva	34
2.1.3.3.1. Aplicação Estratégica	35
CAPÍTULO 3	37
3. TÉCNICAS DE CONTROLO DE CONDIÇÃO	37
3.1. TIPOS DE MONITORIZAÇÃO: MONITORIZAÇÃO PORTÁTIL (PERIÓDICAS) VS. ONLINE (CONTÍNUA)	38
3.1.1. <i>Portátil vs. online</i>	38
3.1.1.1. Utilização portátil	38
3.1.1.2. Utilização online	39
3.2. ANÁLISE DE VIBRAÇÕES	40
3.2.1. <i>Conceitos teóricos aplicados à vibração</i>	41
3.2.1.1. Vibrações em equipamentos industriais	45
3.2.1.1.1. Desequilíbrios	46
3.2.1.1.1.1. Diagnóstico do Desequilíbrio	47
3.2.1.1.2. Desalinhamentos	49
3.2.2. <i>Tipos de sensores de vibração</i>	50
3.2.2.1. Sensor relativo (sem contacto)	50
3.2.2.2. Sensor de velocidade.....	51
3.2.2.3. Sensor absoluto (acelerómetro piezoelétrico).....	51
3.2.3. <i>Como medir vibração?</i>	52
3.2.4. <i>Avaliações das vibrações</i>	54
3.2.5. <i>Vantagens e desvantagens da análise de vibração</i>	56
3.3. ANÁLISE TERMOGRÁFICA.....	57

3.3.1.	Termografia – Fundamentos teóricos	57
3.3.1.1.	Transferência de Calor	57
3.3.1.1.1.	Radiação	58
3.3.1.1.2.	Condução	59
3.3.1.1.2.1.	Condutividade térmica	60
3.3.1.1.3.	Convecção	61
3.3.1.1.4.	Corpo negro	63
3.3.1.1.5.	Superfície real	64
3.3.1.1.6.	Emissividade	64
3.3.1.1.7.	Balanço de energia em corpos reais	65
3.3.1.2.	Radiação infravermelha	68
3.3.1.3.	Termografia por infravermelhos	69
3.3.1.3.1.	Aspetos que influenciam na recolha de imagens com infravermelhos	69
3.3.1.4.	Termografia qualitativa e quantitativa	71
3.3.1.5.	Reconhecimento de imagem	72
3.3.1.6.	Equipamentos	74
3.3.1.7.	Escolha do equipamento de termografia	77
3.3.1.8.	Aplicações da termografia	81
3.3.1.9.	Vantagens e limitações da termografia por infravermelhos	87
4.	RECOLHA DE DADOS E DIAGNÓSTICO EXPERIMENTAL	89
4.1.	MÁQUINA DE SIMULAÇÃO DE FALHAS	89
4.2.	SISTEMA DE MONITORIZAÇÃO – FLIR SV87-KIT	90
4.3.	PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL DE RECOLHA DE DADOS	91
4.3.1.	Dados de vibração	91
4.3.1.1.	Desequilíbrio	92
4.3.1.1.1.	Análise dos espectros de frequência – desequilíbrio	93
4.3.1.1.2.	Análise comparativa dos espectros de frequência – simulações de desequilíbrio	103
4.3.1.2.	Desalinhamento angular	104
4.3.1.2.1.	Análise dos espectros de frequência - desalinhamento angular	105
4.3.1.3.	Desalinhamento paralelo (Offset Misalignment)	112
4.3.1.3.1.	Análise dos espectros de frequência - desalinhamento paralelo	113
4.3.2.	Ambiente de ensaio e equipamentos utilizados – análise termográfica	116
4.3.2.1.	Dados termográficos	118
	CAPÍTULO 5	120
5.	PROCESSAMENTO DOS DADOS E DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA INTELIGENTE	120
5.1.	MÉTODOS DE DIAGNÓSTICO DE FALHAS	120
5.1.1.	Métodos tradicionais de diagnóstico	120
5.1.2.	Introdução a Inteligência artificial (IA)	121
5.1.2.1.	Tipos de Inteligência Artificial: simbólica vs. baseada em dados	121
5.1.3.	Métodos Baseados em Inteligência Artificial	122
5.1.4.	Aplicação prática na presente investigação	123
5.1.5.	Árvore de decisão	124
5.1.5.1.	Vantagens das árvores de decisão	124
5.2.	ORGANIZAÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS DE VIBRAÇÃO	126
5.2.1.	Extração de características	127
5.3.	DESENVOLVIMENTO DO CÓDIGO EM MATLAB	128
5.3.1.	Código de vibração	128
5.3.2.	Análise termográfica automatizada com MATLAB, Python e Mailtrap	129
1.	analise_termografica.m: script principal de diagnóstico	129
2.	enviar_email.py: script de envio de alertas	131
3.	Teste_alerta_python.m: script de teste auxiliar	131
5.4.	RESULTADOS	133
5.4.1.	Avaliação do modelo - análise de vibração	133
5.4.1.1.	Comparação com métodos tradicionais – análise de vibração	136
5.4.2.	Avaliação do modelo - análise termográfica	137
5.4.2.1.	Comparação com métodos tradicionais	139

CAPÍTULO 6.....	141
6. CONCLUSÃO.....	141
6.1. INVESTIGAÇÃO FUTURA	142
BIBLIOGRAFIA	144
ANEXOS	150

INDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Diferenças entre manutenção preventiva e preditiva [3], [7].	36
Tabela 2 - Apresentação de um exemplo prático para cada uma das três etapas da manutenção baseada na condição (CBM).	37
Tabela 3 - Gamas de funcionamento dos sensores [33].	52
Tabela 4 - Valores da emissividade de alguns materiais [37].	65
Tabela 5 - Configurações utilizadas nos testes de vibração.	93
Tabela 6 - IA Simbólica vs. IA baseada em dados.	122
Tabela 7 - Comparação entre o método tradicional de diagnóstico baseado em vibração e o modelo inteligente proposto.	136

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Operador a realizar manutenção por controlo de condição (vibração) [54].....	19
Figura 2 - Retrospectiva e evolução das expetativas da manutenção [55].	25
Figura 3 - As 4 gerações ou fases da manutenção [62], [63].	27
Figura 4 - Manutenção corretiva (ou curativa) [4].....	30
Figura 5 - Manutenção preventiva sistemática [4].	31
Figura 6 - O gráfico da probabilidade de avaria em função do tempo [3].....	32
Figura 7 - Mortalidade infantil da máquina [3].....	33
Figura 8 - O conceito da manutenção preventiva condicionada [4].....	34
Figura 9 - Evolução dos métodos de manutenção [64].	36
Figura 10 - Exemplo de monitorização de vibração portátil.	39
Figura 11 - Monitorização em tempo real dos parâmetros de funcionamento e vibração dos equipamentos.....	40
Figura 12 - Sistema massa-mola sujeito a uma força, F [3].....	41
Figura 13 - Onda sinusoidal representando uma frequência de 3 Hz e o período correspondente [14].	42
Figura 14 - Representação de uma onda sinusoidal [15].	43
Figura 15 - Relação entre ângulo de fase e onda sinusoidal utilizando o círculo unitário [16].....	44
Figura 16 - Soma de ondas sinusoidais resultando em uma forma de onda composta [17].	44
Figura 17 - Domínio do tempo e da frequência [12], [18], [19].....	45
Figura 18 - Tipos de desequilíbrio [21].....	47
Figura 19 - Análise de vibração do desequilíbrio [23].....	48
Figura 20 - Força centrífuga gerada por uma massa desequilibrada num sistema rotativo [21].	48
Figura 21 - Espetro de acoplamento com desalinhamento paralelo [22].....	49
Figura 22 - Espetro de acoplamento com desalinhamento angular [27], [25].....	50
Figura 23 - Representação dos diferentes tipo de desalinhamentos [28].....	50
Figura 24 - Representação do sinal do sensor de vibração relativa [33].	51
Figura 25 - Sensor de velocidade [33].	51
Figura 26 - Representação do sensor absoluto [33].	52
Figura 27 - Pontos de medição de vibração [33], [11].	53
Figura 28 - Fixação do sensor com base magnética [33].	53
Figura 29 - Curva de tendência (ou curva de banheira) [33].	54
Figura 30 - Limites de vibração baseado na ISO 10816 [33].	55
Figura 31 - Exemplos de mapa espectral [33].	55
Figura 32 - Exemplos dos mecanismos de transferência de calor [43].	58
Figura 33 - Espectro eletromagnético [37].	59
Figura 34 - Condução de calor através de uma parede plana [39].	59
Figura 35 - Condutividade térmica de alguns materiais [39].	61
Figura 36 - Transferência de calor por convecção [39].....	61
Figura 37 - Valores típicos do coeficiente de convecção [39].	62
Figura 38 - Ilustração da Lei de Planck [37].....	63
Figura 39 - Valores da emissividade de alguns materiais [37].	66
Figura 40 - Transferência de calor por radiação [42].	67

Figura 41 - Espectro eletromagnético parcial [37].	68
Figura 42 - Representação do espectro eletromagnético [44].	68
Figura 43 - Infravermelho no espectro [48].	69
Figura 44 - Intervalos de captação de radiação infravermelha [46].	70
Figura 45 - Variação do campo de visão da câmara termográfica [37].	71
Figura 46 - Modelos de cor [37].	72
Figura 47 - Análise termográfica de um quadro elétrico durante inspeção e controle [70].	73
Figura 48 - Câmaras termográficas [50], [51].	74
Figura 49 - Microbolómetro [52].	76
Figura 50 - Aplicações como a medição da temperatura dos fornos (esquerda) requerem uma câmara com uma faixa de temperatura alta [53].	78
Figura 51 - O FOV determina o quanto a câmara vê e de que distância [53].	78
Figura 52 - As câmaras de baixa resolução são mais adequadas para medir alvos a uma distância próxima (esquerda). Uma câmara de alta resolução é necessária para medir à distância (direita) [53].	79
Figura 53 - A deteção de detalhes sutis, como os montantes de uma parede, requer uma alta sensibilidade térmica [53].	79
Figura 54 - Exemplo de desfoque, é necessária uma imagem focada para medir a temperatura com precisão [53].	80
Figura 55 - As câmaras de onda média são usadas para detetar gases como propano, metano e butano (esquerda), enquanto as câmaras de onda longa são usadas para a maioria das outras aplicações (direita) [53].	80
Figura 56 - Imagens térmicas espaciais captadas pelo IRAS [37].	82
Figura 57 - Avaliação de fornos industriais através da termografia [37].	82
Figura 58 - Verificação de nível de um reservatório [37].	83
Figura 59 - Termografia aplicada na manutenção de sistemas mecânicos [47].	83
Figura 60 - Aplicações da termografia em edifícios, imagem em tons de cinzento [37].	84
Figura 61 - Imagens térmicas de circuitos elétricos [37].	84
Figura 62 - Imagens térmicas de sistemas elétricos [37].	84
Figura 63 - Termografia aplicada à indústria automóvel [37].	85
Figura 64 - Imagens térmicas (em nível de cinzento) de veículos militares [37].	85
Figura 65 - Imagens térmicas de aplicações em medicina [37].	86
Figura 66 - Termografia em aplicações veterinárias [37].	86
Figura 67 - Termografia aplicada ao estudo vulcânico [37].	87
Figura 68 - Máquina de simulação de falhas da marca SpectraQuest, modelo Machinery Fault Simulator.	89
Figura 69 - FLIR SV87-KIT.	90
Figura 70 - Velocidades de rotação utilizadas nos testes.	91
Figura 71 - Massas fixadas em diferentes posições ao disco de balanceamento da máquina SpectraQuest.	92
Figura 72 - Espectro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0.	94
Figura 73 - Espectro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0. O valor máximo de velocidade vibratória registado atinge aproximadamente 0,31 mm/s RMS.	95
Figura 74 - Espectro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0, com velocidade de rotação de 25 Hz.	96
Figura 75 - Espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, com velocidade de rotação de 10 Hz.	97

Figura 76 - Espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, com velocidade de rotação de 15 Hz.	98
Figura 77 - Espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, com velocidade de rotação de 25 Hz.	99
Figura 78 - Espectro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7, com velocidade de rotação de 10 Hz.....	100
Figura 79 - Espectro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7, com velocidade de rotação de 15 Hz.....	101
Figura 80 - Espectro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7.....	102
Figura 81 - Representação do desalinhamento angular no sentido horário.	104
Figura 82 - Representação do desalinhamento angular no sentido anti-horário.	105
Figura 83 - Espectro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 10 Hz.	106
Figura 84 - Espectro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 15 Hz.	107
Figura 85 - Espectro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 25 Hz.	108
Figura 86 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 10 Hz.	109
Figura 87 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 15 Hz.	110
Figura 88 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 25 Hz.	111
Figura 89 - Posicionamento das chapas e eixo no estado normal de funcionamento da máquina Machinery Fault Simulator.	112
Figura 90 - Representação visual do desalinhamento paralelo entre os eixos da máquina, provocado pela remoção das chapas de apoio.	112
Figura 91 - Espectro de frequência correspondente ao desalinhamento paralelo com rotação a 10 Hz.	113
Figura 92 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento paralelo a 15 Hz.	114
Figura 93 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento paralelo a 25 Hz.	115
Figura 94 - Câmara termográfica FLIR AX8.....	116
Figura 95 - Switch TP-Link de 5 portas com suporte PoE+ (Power over Ethernet).	117
Figura 96 - Quadro elétrico na zona técnica da piscina.	119
Figura 97 - Quadros elétricos na zona técnica da piscina II.....	119
Figura 98 - Bombas do sistema de circulação da piscina.....	119
Figura 99 - Árvore de decisão para diagnóstico de falhas com base em sinais de vibração.	126
Figura 100 - Fluxo de processamento.	132
Figura 101 - Matriz de confusão final.....	135
Figura 102 - Métodos tradicionais vs. modelo inteligente.....	137
Figura 103 - Validação visual do ponto quente detetado automaticamente pelo sistema.....	138
Figura 104 - Validação do alerta enviado com sucesso para o destinatário configurado.....	139

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- AEP** - Análise de Elementos Principais
- ATEX** - *Atmosphères Explosibles* (Diretiva para atmosferas explosivas / Áreas com risco de explosão)
- AX8** - Modelo de câmara termográfica (ex.: FLIR AX8)
- CBM** - *Condition-Based Maintenance* (Manutenção Baseada na Condição)
- CNN** - *Convolutional Neural Network* (Rede Neural Convolucional)
- CSV** - *Comma-Separated Values* (Formato de ficheiro de dados)
- EMM** - Equipamentos de Monitorização e Medição
- FE** - Frequência de Engrenamento
- FEUP** - Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
- FIR** - Filtro de Resposta ao Impulso Finita / Infravermelho Distante
- FLIR** - *Forward Looking Infrared* (Marca de câmaras térmicas)
- FOV** - *Field of View* (Campo de Visão)
- FPA** - *Focal Plane Array* (Matriz sensora em câmaras infravermelhas)
- HSV** - *Hue, Saturation, Value*
- IA** - Inteligência Artificial
- IFoV** - *Instantaneous Field of View* (Campo de Visão Instantâneo)
- IR** - Radiação Infravermelha
- IRAS** - Infrared Astronomical Satellite
- ISBN** - *International Standard Book Number*
- JPG** (ou **.JPEG**) - *Joint Photographic Experts Group*
- MATLAB** - *Matrix Laboratory* (Software técnico de engenharia)
- MCC** - Manutenção por Controlo de Condição
- MIR** - *Mid Infrared* / Infravermelho Médio
- MOBIUS** - Plataforma de manutenção e gestão de ativos
- NDE** - *Non-Destructive Evaluation* (Avaliação Não Destrutiva)
- NDT** - *Non-Destructive Testing* / Técnica Não Destrutiva
- NEdT** - *Noise Equivalent Delta Temperature* (Sensibilidade térmica)
- NETD** - *Noise Equivalent Temperature Difference*
- NIR** - *Near Infrared* / Infravermelho Próximo
- NN** - *Neural Network* (Rede Neuronal)

OCR - *Optical Character Recognition*

PNG - *Portable Network Graphics*

RGB - *Red, Green, Blue* (Modelo de cor)

RNA - Rede Neuronal Artificial

RMS - *Root-Mean-Square* (Valor eficaz)

RNN - *Recurrent Neural Network* (Rede Neural Recorrente)

SMTP – *Simple Mail Transfer Protocol*

SVM - *Support Vector Machine* (Máquina de Vetores de Suporte)

LISTA DE SÍMBOLOS

a	- Aceleração (m/s ²)
v	- Velocidade (m/s)
d	- Deslocamento (mm)
f	- Frequência (Hz)
f_s	- Frequência de amostragem (Hz)
ω	- Velocidade angular (rad/s)
t	- Tempo (s)
T	- Temperatura (°C ou K)
T_1, T_2	- Temperaturas nas extremidades do material (°C ou K)
T_s	- Temperatura da superfície (°C)
T_∞	- Temperatura do fluido longe da superfície (°C)
T_{amb}	- Temperatura ambiente (°C)
T_{obj}	- Temperatura do objeto medido (°C)
ΔT	- Diferença de temperatura (°C)
λ_{max}	- Comprimento de onda de emissão máxima (μm)
θ	- Transmitância (adimensional)
α	- Absorvância (adimensional)
τ	- Reflectância (adimensional)
A	- Amplitude de vibração (mm ou m/s ²)
x	- Posição ou deslocamento (m)
L	- Espessura do material (m)
°C	- Graus celsius
A_s	- Área superficial de troca térmica (m ²)
π	- Constante matemática ($\approx 3,1416$)
k	- Condutividade térmica (W·m ⁻¹ ·K ⁻¹)
h	- Coeficiente de convecção térmica (W·m ⁻² ·K ⁻¹)
ε	- Emissividade da superfície (adimensional)
σ	- Constante de Stefan-Boltzmann ($5,67 \times 10^{-8}$ W·m ⁻² ·K ⁻⁴)
q_x''	- Fluxo de calor por condução (W·m ⁻²)
q_{cond}	- Quantidade de calor conduzido (W)

q_{conv}'' - Fluxo de calor por convecção ($W \cdot m^{-2}$)
 q_{conv} - Calor transferido por convecção (W)
 E_b - Emitância de corpo negro ($W \cdot m^{-2}$)
 q_{rad}'' - Fluxo de calor por radiação ($W \cdot m^{-2}$)
 δ - Deformação (m)
 C - Constante de amortecimento (Ns/m)
 r - Raio de rotação ou desequilíbrio (m)
 M - Massa (kg)
 F - Força centrífuga (N)
 X - Vetor de características extraídas (features)
 Y - Rótulo da classe (label)
 $Y^{\wedge}$ - Classe prevista pelo modelo
 e - Erro de predição
 Acc - Acurácia da classificação (%)
 $Sens$ - Sensibilidade (%)
 $Spec$ - Especificidade (%)
 G - Irradiação incidente sobre a superfície ($W \cdot m^{-2}$)
 G_{abs} - Irradiação absorvida pela superfície ($W \cdot m^{-2}$)

LISTA DE EQUAÇÕES

- 1) Deslocamento de um sistema vibratório harmónico
- 2) Velocidade
- 3) Aceleração
- 4) Valor eficaz (RMS) de um sinal
- 5) Força centrífuga
- 6) Lei de Fourier (condução unidimensional)
- 7) Quantidade de calor por condução
- 8) Determinação da condutividade térmica
- 9) Fluxo de calor por convecção
- 10) Calor transferido por convecção
- 11) Lei do Deslocamento de Wien
- 12) Lei de Stefan-Boltzmann (emissão de corpo negro)
- 13) Fluxo radiativo real com emissividade
- 14) Relação de conservação da radiação (Kirchhoff)
- 15) Irradiação absorvida pela superfície
- 16) Fluxo radiativo líquido entre duas superfícies visíveis
- 17) Conversão de uma imagem colorida RGB para escala de cinzento (intensidade)
- 18) *Skewness*
- 19) Curtose
- 20) Acurácia

Capítulo 1

1. Introdução

Atualmente, é possível afirmar que a manutenção, que outrora se praticava, tem vindo, gradualmente, a adquirir um novo conjunto de ações igualmente importantes para além das tão comuns e indesejadas reparações. A ideia baseada na reparação de um equipamento apenas quando este perde a capacidade de desempenhar a sua função está aos poucos a dar lugar a uma nova abordagem que surge da necessidade de o manter operacional por mais tempo, procurando prever quando poderá falhar e intervir de forma atempada.

Tendo esta premissa como ponto de partida, assume-se que é necessária uma monitorização constante das condições físicas dos equipamentos. Numa era cada vez mais tecnológica, as empresas dispõem hoje de múltiplos recursos para controlar as condições dos seus ativos.

Com o passar dos anos, e muito devido a estes avanços tecnológicos, os equipamentos de monitorização e medição (abreviados como EMM) tornaram-se um recurso mais acessível e, por isso, estão facilmente disponíveis no quotidiano das empresas que realizam manutenção preventiva.

Com base no estado dos equipamentos, torna-se possível prever em tempo útil, quando poderão falhar, permitindo efetuar a manutenção apenas quando necessário. Este tipo de manutenção é designado por Manutenção Baseada na Condição (doravante abreviada como CBM) [1]. Pode-se observar na figura 1, o exemplo de um operador a realizar uma operação CBM.



Figura 1 - Operador a realizar manutenção por controlo de condição (vibração) [54].

O presente trabalho centra-se na análise e aplicação de duas das técnicas mais utilizadas no âmbito da CBM: a monitorização por **análise de vibração e a análise termográfica**. A monitorização por vibração permite identificar variações no comportamento dinâmico dos equipamentos, sendo especialmente eficaz na deteção precoce de desalinhamentos, folgas, desequilíbrios, entre outras. Por sua vez, a termografia, ao analisar a radiação infravermelha emitida pelos equipamentos possibilita a identificação de anomalias relacionadas com aquecimentos anormais, problemas elétricos, entre outras.

Tendo em conta os avanços nas técnicas de monitorização de condição, torna-se cada vez mais importante considerar o papel da inteligência artificial (IA) na análise e interpretação desses dados. Nos últimos anos, a IA tem vindo a assumir um papel cada vez mais relevante no panorama industrial, em particular no domínio da manutenção preditiva. A capacidade da IA para analisar grandes volumes de dados em tempo real, identificar padrões e antecipar falhas com elevada precisão, representa um avanço significativo face às abordagens tradicionais. Assim, a integração de algoritmos inteligentes em sistemas de monitorização tem vindo a potenciar a eficácia da CBM, permitindo diagnósticos mais rápidos, precisos e automatizados.

Neste contexto, a presente dissertação inclui, para além da abordagem teórica, uma componente prática, com a realização de ensaios experimentais e testes em ambiente

real, que visam demonstrar a aplicabilidade das técnicas referidas. Adicionalmente, foi desenvolvido um sistema inteligente em MATLAB, capaz de classificar diferentes condições de falha (como **desequilíbrio, desalinhamento angular e desalinhamento paralelo**), com base na análise espectral de sinais de vibração, recolhidos em diferentes gamas de frequência, 10 Hz, 15 Hz e 25 Hz, respetivamente, e na análise térmica de equipamentos, através de imagens obtidas por **termografia infravermelha**, permitindo detetar variações anormais de temperatura associadas a falhas operacionais. Este sistema reflete o potencial da inteligência artificial aplicada ao diagnóstico de falhas em equipamentos.

Pretende-se, desta forma, ilustrar como a monitorização contínua, aliada a ferramentas inteligentes, pode contribuir para uma gestão mais eficiente da manutenção, prolongando a vida útil dos equipamentos e reduzindo os custos operacionais. Por fim, esta dissertação procura não só aprofundar os conhecimentos teóricos e práticos sobre as metodologias abordadas, mas também evidenciar a sua relevância no contexto industrial atual, onde a otimização dos recursos e a minimização dos tempos de paragem são prioridades estratégicas para a competitividade das organizações.

1.1. Enquadramento

A origem das avarias em máquinas pode ter início logo na fase de conceção, prolongando-se até à instalação, operação e manutenção inadequadas. Cada uma destas etapas tem um impacto direto na fiabilidade e vida útil dos equipamentos. Embora nem sempre seja possível controlar todos os fatores que contribuem para falhas, o conhecimento técnico e a capacidade de identificar problemas potenciais permitem às organizações adotar medidas corretivas e preventivas mais eficazes [3].

Historicamente, a filosofia de manutenção seguiu uma abordagem reativa: durante muito tempo, adotava-se uma estratégia corretiva à manutenção, na qual se deixava que as máquinas operassem até à falha, momento em que se procedia à sua reparação ou substituição. Pouco tempo e recursos eram dedicados à prevenção de avarias ou à otimização da fiabilidade. Nessa perspetiva, os custos associados às falhas eram encarados como inevitáveis e toleráveis.

Contudo, este paradigma tem vindo a alterar-se significativamente. As organizações modernas reconhecem cada vez mais a necessidade de investir em práticas de manutenção mais inteligentes e sustentadas, capazes de reduzir o tempo de inatividade,

prolongar a vida útil dos ativos e otimizar os recursos disponíveis. A Manutenção por Controlo de Condição (CBM) surge neste contexto como uma resposta eficaz, permitindo a deteção precoce de falhas através do acompanhamento contínuo do estado dos equipamentos.

A implementação bem-sucedida desta filosofia exige, no entanto, o envolvimento de toda a estrutura organizacional. Se a administração não compreender os benefícios da CBM, ou se os diferentes departamentos como produção, engenharia, compras e operação, não estiverem alinhados com os objetivos, o processo perde eficácia [3]. É, por isso, essencial promover uma cultura de colaboração e conhecimento partilhado. Nos dias de hoje, com o avanço das tecnologias digitais, os equipamentos de monitorização e medição (EMM) tornaram-se mais acessíveis e eficazes. Paralelamente, a inteligência artificial (IA) assume um papel cada vez mais relevante na indústria, nomeadamente no contexto da manutenção preditiva.

Escolhi este tema após uma aula com o professor Luís Manuel Mendonça, na qual foram exploradas diversas técnicas de análise não destrutiva. Nessa ocasião, emergiram reflexões sobre como será o futuro da indústria com a crescente integração da tecnologia, particularmente da inteligência artificial, nas práticas de manutenção. Acreditando que este caminho é inevitável, propus-me investigar de que forma a IA pode contribuir para diagnósticos mais rápidos, fiáveis e automatizados.

O contributo esperado desta dissertação é demonstrar que a automação dos processos de monitorização e diagnóstico, através da inteligência artificial pode, não só reduzir o tempo de paragem dos equipamentos, como também libertar recursos humanos para tarefas estratégicas que requerem mais atenção e análise crítica. Esta evolução poderá ter impactos significativos tanto na competitividade das empresas como na eficiência energética e sustentabilidade industrial.

O trabalho foi desenvolvido na Escola Superior Náutica Infante D. Henrique, com recurso à máquina de simulação de falhas *Machinery Fault Simulator* da *SpectraQuest* e ao sistema FLIR SV87-KIT. Os ensaios de vibração foram realizados no laboratório técnico da escola e os dados termográficos recolhidos na área técnica da piscina, utilizando a câmara termográfica.

1.2. Objetivos

O principal objetivo desta tese é desenvolver um sistema inteligente, baseado em MATLAB, capaz de realizar diagnóstico automático de falhas em equipamentos rotativos com base na análise de sinais de vibração e na monitorização termográfica de imagens. A investigação enquadra-se na filosofia da manutenção baseada na condição (CBM), promovendo uma abordagem mais eficiente, económica e preventiva, centrada na monitorização contínua do estado dos ativos industriais.

De forma mais específica, esta investigação tem os seguintes objetivos:

I. Diagnóstico por Vibração:

- Simular condições reais de falha (desequilíbrio, desalinhamento angular e desalinhamento paralelo) numa máquina de diagnóstico experimental (*SpectraQuest*);
- Recolher e tratar sinais de vibração em diferentes frequências de rotação (10 Hz, 15 Hz e 25 Hz);
- Implementar algoritmos MATLAB para cálculo de indicadores estatísticos (valor de pico, RMS, fator de crista, variância, *skewness*, entre outros);
- Construir uma base de dados para treino e validação de modelos de classificação;
- Desenvolver um modelo inteligente de reconhecimento de padrões para classificar automaticamente o tipo de falha;
- Avaliar a precisão do sistema e sua aplicabilidade em contexto real de manutenção preditiva.

II. Monitorização Termográfica:

- Automatizar a análise de imagens térmicas em MATLAB com deteção do ponto mais quente;
- Identificar e extrair metadados relevantes via OCR, como o nome da câmara e o limite superior da escala térmica;
- Enviar alertas por e-mail sempre que a temperatura máxima ultrapassar o limite técnico definido;
- Guardar automaticamente as imagens termográficas com marcação visual da anomalia e registar os dados em ficheiro para consulta futura.

1.3. Estrutura da dissertação

A presente dissertação está organizada em seis capítulos, estruturados de forma a proporcionar uma compreensão progressiva dos conceitos, métodos e resultados obtidos ao longo do trabalho. De seguida, apresenta-se um resumo de cada capítulo:

No capítulo 1, **Introdução**, é apresentado o enquadramento do tema, a motivação para a escolha do assunto, os objetivos da investigação e a relevância da manutenção por controlo de condição na atualidade. É também apresentado a importância do uso de inteligência artificial no diagnóstico de falhas.

No capítulo 2 são abordados os **fundamentos teóricos** que sustentam o trabalho, com especial foco na evolução das práticas de manutenção, desde a manutenção corretiva até à manutenção preditiva. Apresentam-se os conceitos fundamentais da manutenção por controlo de condição, bem como as vantagens e desvantagens associadas às principais abordagens.

No capítulo 3 são exploradas as **técnicas de controlo de condição** com maior relevância para esta dissertação, nomeadamente a análise de vibrações e a termografia infravermelha. São descritos os princípios físicos envolvidos, os tipos de sensores utilizados, os métodos de recolha de dados e as formas de interpretação e diagnóstico de anomalias.

O capítulo 4, descreve a **recolha de dados e diagnóstico experimental**, incluindo a simulação de falhas com recurso ao simulador *SpectraQuest*, a recolha de dados de vibração em diferentes frequências de rotação, e os ensaios de termografia em ambiente real.

No capítulo 5 é descrito o processo de **desenvolvimento de um sistema inteligente de diagnóstico e análise de resultados** baseado em MATLAB, com capacidade para classificar os tipos de falha simulados com base na análise espectral dos sinais de vibração. Adicionalmente, é abordada a aplicação da termografia como técnica complementar para a avaliação térmica dos equipamentos, permitindo a deteção de anomalias associadas a sobreaquecimento e apresentada a construção da base de dados, o tratamento dos dados experimentais e os critérios utilizados na avaliação da precisão do modelo.

Finalmente, no capítulo 6 são apresentadas as principais **conclusões** do trabalho, bem como as suas limitações e contributos. São ainda propostas possíveis linhas de investigação futura.

Capítulo 2

2. Fundamentos teóricos

2.1. Manutenção

2.1.1. História

A origem da palavra diz tudo. Derivada do latim *manus tenere*, que significa "manter o que se tem", a manutenção está presente na história humana há eras [2]. A manutenção pode ser definida como o conjunto de ações que permitem manter ou controlar o estado original de funcionamento de um equipamento ou bem. De uma outra forma, pode definir-se manutenção como o conjunto das ações destinadas a garantir o bom funcionamento dos equipamentos, através de intervenções oportunas e corretas, com o objetivo de que esses mesmos equipamentos não avariem ou baixem de rendimento e, no caso de tal suceder, que a sua reparação seja efetiva e a um custo global controlado [3]. Embora despercebida, sempre existiu, mesmo nas épocas mais remotas. Começou a ser conhecida com o nome de manutenção por volta do século XVI na Europa central, juntamente com o surgimento do relógio mecânico, quando surgiram os primeiros técnicos em montagem e assistência. Tomou corpo ao longo da Revolução Industrial e firmou-se como necessidade absoluta na Segunda Guerra Mundial.

No princípio da reconstrução pós-guerra, países como Inglaterra, Alemanha, Itália e, principalmente, o Japão, apoiaram o seu desempenho industrial nas bases da engenharia de manutenção [3]. Na figura 2 pode-se verificar a evolução das abordagens relativas à manutenção com o tempo [55].



Figura 2 - Retrospectiva e evolução das expectativas da manutenção [55].

A gestão da manutenção industrial passou por quatro gerações distintas, acompanhando o avanço tecnológico e as exigências do mercado.

- **Primeira Geração:** Antes das Grandes Guerras, as indústrias operavam com máquinas simples, grandes e ineficientes. A manutenção era considerada secundária, limitando-se a tarefas básicas como limpeza e lubrificação. A estratégia dominante era a **manutenção corretiva**, ou seja, só se intervinha após uma falha, sem qualquer planeamento estruturado.
- **Segunda Geração:** Após a Segunda Guerra Mundial, a necessidade de aumentar a produtividade levou à mecanização dos processos e à criação de departamentos de manutenção. Surgiu a **manutenção preventiva**, baseada em intervenções programadas para evitar falhas. No entanto, as trocas de peças ocorriam muitas vezes de forma desnecessária, aumentando os custos operacionais.
- **Terceira Geração:** Entre 1940 e 1970, impulsionada pela aviação comercial e pelo sistema *just-in-time*, a manutenção tornou-se estratégica. A impossibilidade de falhas em voo e a busca por maior eficiência fomentaram o desenvolvimento da **manutenção preditiva**, com base na monitorização de condições e na antecipação de avarias. O surgimento dos primeiros computadores e da internet deu início à digitalização da manutenção.
- **Quarta Geração:** A partir da década de 1970 e com a consolidação da globalização, a **manutenção preditiva** evoluiu com o suporte de tecnologias

digitais. Softwares especializados e sensores inteligentes permitem atualmente o **monitoramento em tempo real** dos ativos, otimizando a confiabilidade, prolongando a vida útil dos equipamentos e reduzindo significativamente os custos de manutenção.

Os princípios para desenvolvimento da indústria 4.0 são:

- Operação em tempo real: aquisição e tratamento de dados quase que instantâneos, que permite a tomada de decisões em tempo real.
- Virtualização: uma cópia virtual das fábricas que possibilitam rastrear de forma remota todos os seus processos.
- Descentralização: a própria máquina ser responsável pela tomada de decisões, se auto ajustar, avaliar as necessidades da fábrica e fornecer informações sobre seu ciclo de trabalho.
- Orientação a serviços: softwares orientados a disponibilizar soluções como serviços.
- Modularidade: permite que sejam acoplados e desacoplados módulos na produção, o que flexibiliza as tarefas.
- Interoperabilidade: as máquinas e sistemas se comunicam entre si.

Os benefícios da indústria 4.0 causam um grande impacto no processo produtivo, sendo alguns deles: aumento de produtividade, diminuição dos custos, maior controle sobre o processo produtivo, customização da produção.

A figura 3 sintetiza visualmente a evolução das gerações da manutenção:

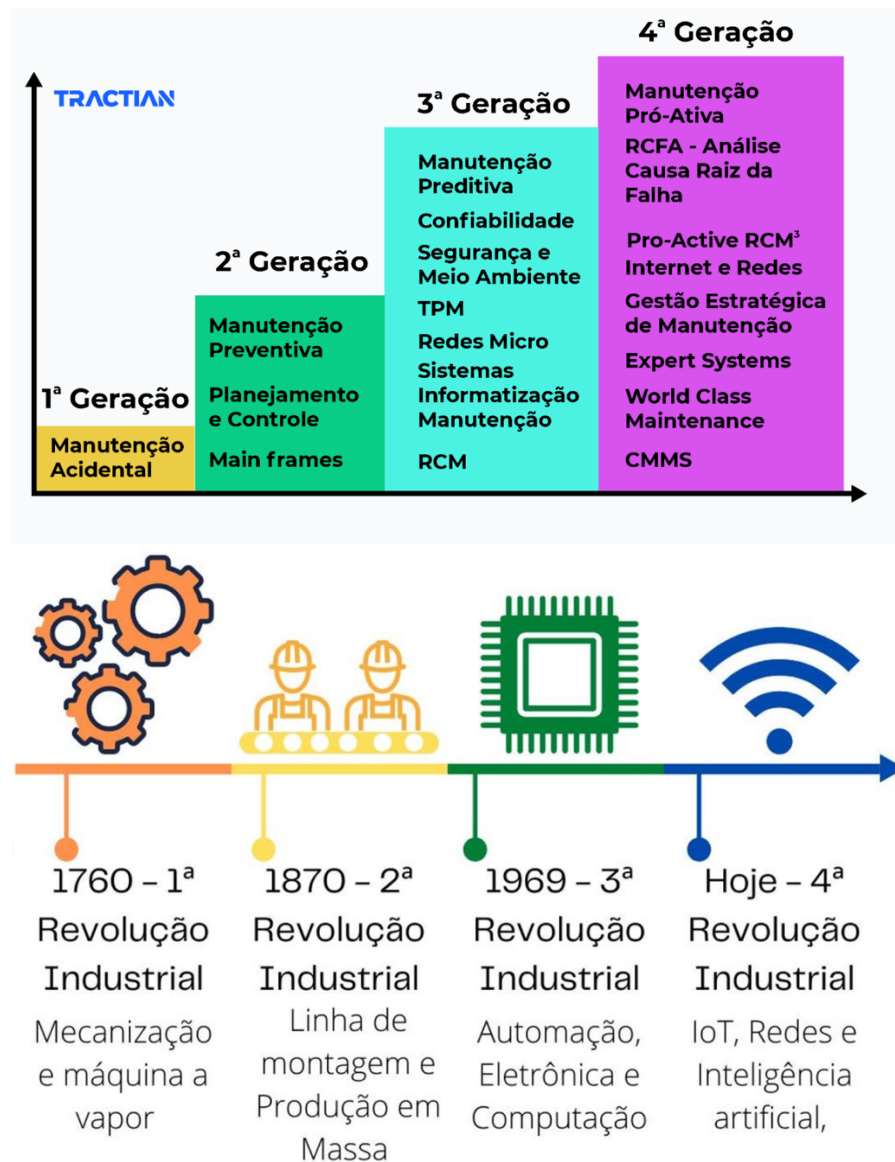


Figura 3 - As 4 gerações ou fases da manutenção [62], [63].

2.1.2. Qual é o objetivo da manutenção?

O objetivo principal da manutenção é a obtenção de níveis produtivos elevados dos equipamentos ou bens. Devemos, contudo, ter em atenção os fatores associados ao objetivo e que poderão, de algum modo, criar situações divergentes. Assim, fatores como a segurança, a qualidade, o custo da reparação e a disponibilidade devem ser fatores de análise importantes.

Em seguida vão ser analisados cada um destes fatores.

A **segurança** na manutenção está relacionada com a proteção dos operadores, a integridade dos equipamentos e, de forma mais ampla, com a segurança da comunidade envolvente. A manutenção tem aqui um papel fundamental, pois compete-lhe criar

condições para a detecção, avaliação e controlo dos riscos a que os operadores possam estar sujeitos.

Qualidade refere-se à capacidade dos equipamentos ou bens em proporcionar altos rendimentos, com a tendência para o “zero defeito”, nas melhores condições de higiene e proteção ambiental, resultantes da operação que está a ser executada.

Também aqui, deverá haver por parte dos responsáveis das empresas (Recursos Humanos) uma ação importante na contratação dos elementos da manutenção, para que a qualidade do serviço prestado seja otimizada. Assim, deverão ser considerados os seguintes fatores:

- a) Perfil do elemento contratado;
- b) Treino adequado e específico;
- c) Acompanhamento do desempenho;
- d) Reciclagem programada.

Todas as ações de manutenção deverão conduzir à minimização do **custo** do produto resultante da operação a realizar. Deverá também estar em causa o próprio custo da reparação.

Disponibilidade implica que todos os equipamentos devem estar operacionais e prontos para a produção, sendo fundamental minimizar o tempo de imobilização, seja por falhas no planeamento, avarias ou paragens forçadas [4].

Para além da disponibilidade, a manutenção tem grande impacto nas empresas a vários níveis, nomeadamente:

- i. Rentabilidade;
- ii. Operação;
- iii. Produtos;
- iv. Colaboradores;
- v. Clientes;
- vi. Resultados.

A formação adequada dos colaboradores possibilita que estes se sintam incluídos no sistema contribuindo para o bom funcionamento da empresa e por conseguinte rentabilizam-no, sendo eles os principais intervenientes na manutenção [3].

2.1.3. Tipos de manutenção e a sua operacionalização

Existe um conjunto de tipos de manutenção que se adaptam às empresas e que até funcionam melhor para diferentes cenários e necessidades.

Para eleger uma estratégia de manutenção de sucesso, é fundamental ter um profundo conhecimento dos princípios e práticas de gestão da manutenção, bem como dos vários tipos de manutenção que existem e da performance dos ativos e instalações. Embora não exista uma combinação perfeita para escolher a estratégia de manutenção e obter os melhores resultados, na maioria das vezes, o processo de seleção engloba uma combinação dos diferentes tipos de manutenção, de acordo com o valor e prioridade de cada equipamento [5].

2.1.3.1. Manutenção corretiva (ou curativa)

A manutenção corretiva (ou curativa [4]), é também conhecida por "manutenção após avaria" [3], consiste em ações executadas após a falha do equipamento, como se pode observar na figura 4. É aplicada apenas quando a indisponibilidade não compromete significativamente a produção ou quando o custo de reparação é aceitável [4].

Ainda hoje, é possível adotar a manutenção corretiva para determinadas máquinas não-críticas com base em decisões económicas. Isto pode ser verdade por duas razões:

- 1) Os recursos necessários à monitorização da condição de uma máquina podem não ser justificados.
- 2) Todas as atividades de monitorização custam tempo e dinheiro; um custo que não é justificável em todas as máquinas [3].

Apesar de uma máquina ser monitorizada, poder-se-á tomar a decisão de deixá-la funcionar até avariar, uma vez que a mesma poderá funcionar durante a totalidade do período de produção crítico e porque o custo de reparação poderá exceder o risco de avaria. É uma questão de análise de riscos.

Uma boa parte dos profissionais não analisa ao pormenor as vantagens da manutenção corretiva, mas é importante entender que, para alguns equipamentos auxiliares, pode ser a estratégia mais apropriada, seguem algumas vantagens:

- ⇒ **Custos mais baixos a curto prazo:** Uma vez que se trata de uma atividade reativa, há muito pouco a fazer depois da compra e antes que ocorra um problema;

- ⇒ **Planeamento mínimo necessário:** A manutenção corretiva consiste em corrigir uma avaria identificada num componente específico de um equipamento ou instalação assinalada no momento, portanto, não há necessidade de um planeamento complexo e atempado;
- ⇒ **Processo mais simples:** O processo é fácil de entender, uma vez que só é necessário agir quando ocorre algum tipo de problema;
- ⇒ **Melhor solução em alguns casos:** Quando se acredita que os custos de paragem e reparação em caso de avaria serão menores do que o investimento necessário para a Manutenção Preventiva, a Manutenção Corretiva é a melhor solução [6].

Apesar de ser uma prática ainda comum em alguns contextos, a manutenção corretiva apresenta diversas limitações que comprometem a eficiência operacional e a longevidade dos ativos, conforme descrito a seguir:

- **Imprevisibilidade:** O equipamento não é monitorado após a compra, por isso as falhas são altamente imprevisíveis;
- **Operações paradas:** Falhas inesperadas podem resultar em materiais indisponíveis e, portanto, atrasar o tempo necessário para uma reparação, aumentando o tempo de inatividade do equipamento;
- **Custos mais elevados a longo prazo:** A manutenção corretiva é aplicada quando se acredita que os custos de paragem e reparação em caso de avaria serão menores do que o investimento necessário para a manutenção planeada. Mas isso nem sempre acontece. Quando ocorre uma falha “catastrófica”, pode ser extremamente dispendioso, causando efeitos negativos sobre a reputação, satisfação do cliente, segurança e capacidade de gerir uma empresa de forma eficiente e produtiva [6].

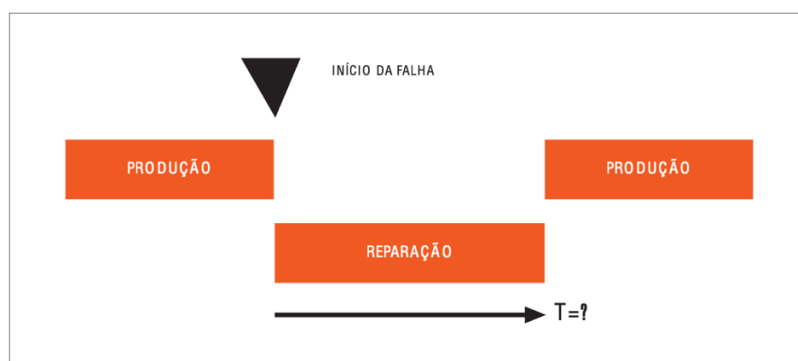


Figura 4 - Manutenção corretiva (ou curativa) [4].

Evidenciando a paragem de produção para reparação após o início da falha, com tempo de reparação incerto ($T=?$) [4].

2.1.3.2. Manutenção preventiva

A manutenção preventiva, é também conhecida por: “manutenção planeada”, “manutenção programada”, “manutenção histórica” entre outras [3], refere-se a intervenções programadas para evitar falhas e prolongar a vida útil dos equipamentos. Subdivide-se em:

- I. **Manutenção preventiva sistemática:** realizada em intervalos fixos, independentemente do estado real do equipamento. Inclui tarefas como substituição de peças, lubrificação e verificações periódicas.

Vantagens:

- ⇒ O custo de cada operação de manutenção é predeterminado,
- ⇒ A gestão financeira é simplificada;
- ⇒ As operações e paragens são programadas de acordo com a produção.

Desvantagens:

- ⇒ O custo de cada operação é elevado devido à periodicidade;
- ⇒ Há maior possibilidade de erro humano;
- ⇒ Ainda que planeadas, têm custo da mão de obra é superior [4].

Observando a figura 5, é possível compreender melhor o conceito de manutenção preventiva sistemática, destacando a alternância entre produção e paragens programadas para a realização de medidas periódicas de manutenção.

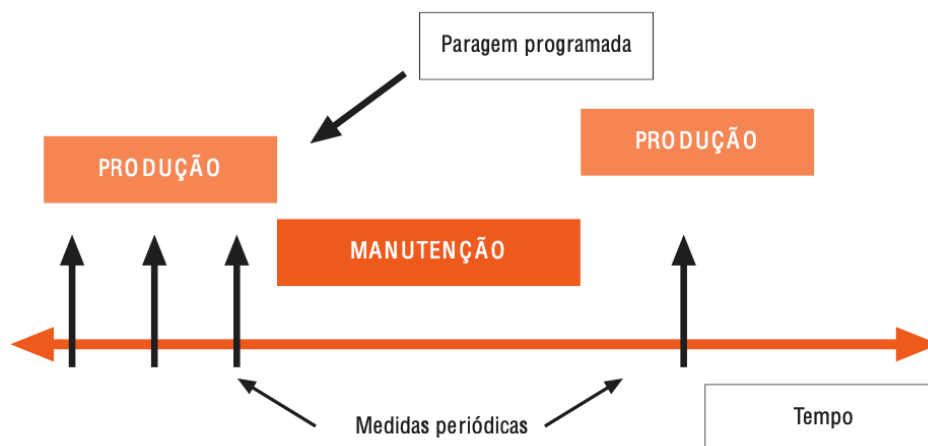


Figura 5 - Manutenção preventiva sistemática [4].

II. **Manutenção preventiva condicionada:** baseia-se no estado real dos componentes, monitorado por ferramentas como sensores e análises de vibração, pressão, temperatura [4].

Considerando que o tempo de vida útil de uma máquina é limitado e a probabilidade de avaria aumenta à medida que a máquina envelhece, é então necessário intervir na mesma antes que as avarias ocorram. Desta forma, o seu objetivo principal é estimar o tempo de vida útil de uma máquina e programar a sua revisão antes da ocorrência de uma avaria, na figura 6 é possível visualizar este acontecimento pelo gráfico da probabilidade de avaria em função do tempo.

Deve-se tentar equilibrar o risco com os custos:

- Se o tempo até à revisão for muito longo, haverá o risco de ocorrer uma avaria.
- Se o tempo até à revisão for muito curto, os custos de manutenção (ocupação, perdas de produção e sobressalentes) serão muito elevados [3].

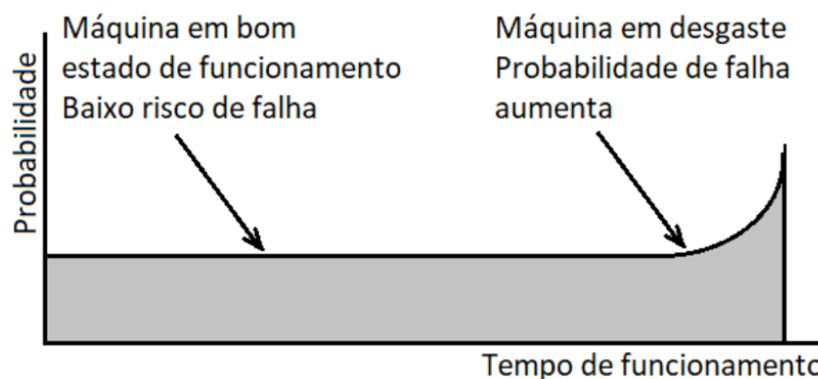


Figura 6 - O gráfico da probabilidade de avaria em função do tempo [3].

Também poderá ocorrer uma elevada probabilidade de avaria imediatamente após a revisão de uma máquina, devido a lubrificação incorreta (excessiva ou diminuta), instalação incorreta, sobressalentes incorretos, desequilíbrio ou desalinhamento e uma vasta variedade de outras causas. Esta possibilidade corresponde à **mortalidade infantil da máquina**, como se pode observar na figura 7.

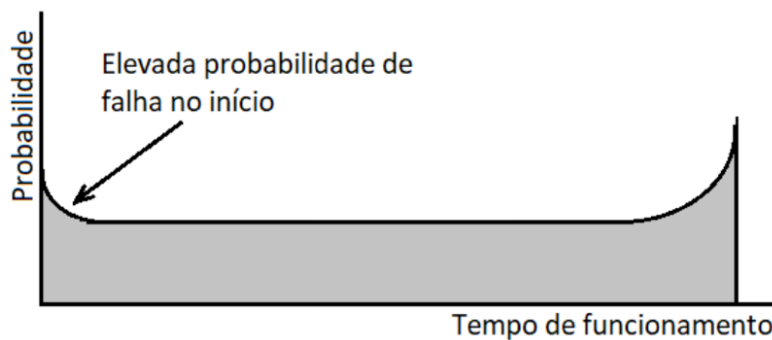


Figura 7 - Mortalidade infantil da máquina [3].

Evidenciando a elevada probabilidade de falhas no início do tempo de funcionamento.

Mas, como nós sabemos qual o tempo de vida útil provável de uma máquina? As máquinas normalmente exibem vários sinais antes da ocorrência de uma avaria. Os sinais podem ser: alterações nas vibrações, na temperatura, no ruído, na performance, aparecimento de partículas metálicas no lubrificante, alterações na corrente elétrica do motor, ou uma junção de outras mudanças [3].

Vantagens:

- ⇒ Esta técnica reduz custos ao evitar manutenções desnecessárias [4], a manutenção é realizada em data programada e de um modo controlado [3].
- ⇒ Aumenta a longevidade dos equipamentos;
- ⇒ Controlo mais eficaz de peças de reserva e sua limitação;
- ⇒ Melhora a produtividade [4].

Desvantagens:

- ⇒ As máquinas são frequentemente “reparadas” quando não havia justificação para tal.
- ⇒ Ocorrem, apesar de tudo, paragens imprevistas.
- ⇒ A programação da manutenção é semelhante para todas as máquinas, não respeitando requisitos individuais de cada máquina, nem tão pouco a expectativa de tempo de vida útil observado.

A figura 8, ilustra a intensificação das medidas de inspeção e manutenção à medida que o equipamento se aproxima de um estado de falha, com a deteção de defeitos e intervenções realizadas antes da ocorrência de avarias.

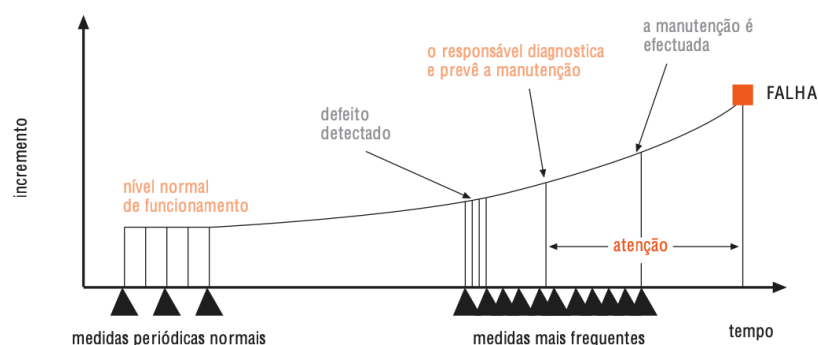


Figura 8 - O conceito da manutenção preventiva condicionada [4].

2.1.3.3. Manutenção preditiva

Enquanto a manutenção preventiva consiste em um conjunto de técnicas de supervisão, verificação e correções planejadas dos equipamentos, a **manutenção preditiva** trabalha com dados para monitorar os ativos em tempo real, oferecendo diagnósticos mais precisos sobre a vida útil dos componentes e alertando a equipe quanto às possíveis falhas e alterações na máquina [62]. Esta abordagem utiliza ferramentas e tecnologias avançadas para medir parâmetros específicos, como vibração, temperatura, ruído e performance, permitindo determinar o estado de um equipamento sem necessidade de desmontá-lo [3]. Estes dados são analisados por softwares que fornecem ao gestor informações essenciais para a tomada de decisões. Com base nessa leitura, é possível agir de forma cirúrgica, planeando intervenções no momento certo, reduzindo falhas e maximizando a eficiência do processo produtivo [7].

Dessa forma, o trabalho do gestor e da equipe se torna ainda mais eficiente, evitando obstáculos na produção e aumentando a competitividade da empresa. A manutenção preditiva garante que as tarefas mecânicas e repetitivas fiquem restritas às máquinas, liberando o trabalho humano para agir de forma mais estratégica, um dos principais objetivos do crescente movimento da Indústria 4.0 [62].

Por exemplo, um determinado equipamento apresenta superaquecimento em dias quentes, e o superaquecimento pode levar ao aparecimento de falhas de funcionamento. É a manutenção preditiva que vai estabelecer essa tendência (superaquecimento em dias quentes) com base nos dados coletados manual ou automaticamente, e serve como ponto de partida para a busca de soluções que evitem o problema e, consequentemente, o aparecimento de falhas relacionadas.

No exemplo fictício, uma solução pode ser o resfriamento do ambiente para evitar ou mitigar a elevação de temperatura que causa o superaquecimento. Ou seja, a manutenção preditiva monitora o equipamento para procurar por padrões de funcionamento, e com base neles o gestor pode estabelecer relações de causa e efeito, e traçar estratégias em cima disso.

2.1.3.3.1. Aplicação Estratégica

A manutenção preditiva exige um planejamento detalhado, onde o gestor estabelece parâmetros de desempenho esperados para cada equipamento. Ao analisar as alterações registradas ao longo do tempo, é possível responder a perguntas críticas como:

- Quais sinais o equipamento apresenta antes de falhar?
- Qual a antecedência com que essas falhas podem ser previstas?
- Qual abordagem de manutenção gera maior rentabilidade?
- Há padrões comuns nos momentos de falha ou maior desempenho?

Este raciocínio orientado por dados possibilita a elaboração de planos de ação periódicos, melhorando a fiabilidade e disponibilidade dos ativos [7].

Segue alguns dos principais benefícios e/ou vantagens oferecidos por esse tipo de manutenção:

- ⇒ **Maior disponibilidade dos equipamentos**, com redução de paragens não programadas;
- ⇒ **Intervenções mais eficazes**, planeadas com base em dados reais, reduzindo falhas inesperadas;
- ⇒ **Prolongamento da vida útil dos ativos**, ao evitar desgaste desnecessário;
- ⇒ **Redução de custos globais**, graças à minimização de avarias, menor necessidade de manutenção corretiva e melhor gestão de recursos;
- ⇒ **Aumento da segurança dos trabalhadores**, ao prevenir falhas que poderiam causar acidentes;
- ⇒ **Melhoria da eficiência energética**, através da deteção de anomalias no consumo;
- ⇒ **Maior qualidade dos processos e produtos**, com impacto positivo na satisfação do cliente;
- ⇒ **Maior eficiência na gestão de peças de substituição**, encomendadas e utilizadas apenas quando necessário [7].

Apesar dos benefícios consideráveis, esta abordagem exige alguns investimentos iniciais e recursos especializados:

- **Custos elevados com equipamentos e sistemas de monitorização**, sensores e softwares;
- **Necessidade de pessoal técnico qualificado**, tanto para operar os sistemas como para interpretar os dados gerados;
- **Investimento em formação contínua** para acompanhar as atualizações tecnológicas [3].

Na figura 9, é possível observar um resumo dos três métodos de manutenção apresentados.



Figura 9 - Evolução dos métodos de manutenção [64].

Pela proximidade de conceitos, segue na tabela 1, um resumo da manutenção preventiva e preditiva:

Tabela 1 - Diferenças entre manutenção preventiva e preditiva [3], [7].

Critério	Manutenção Preventiva	Manutenção Preditiva
Objetivo	Prevenir falhas por meio de intervenções programadas e periódicas.	Identificar falhas com base na monitorização contínua e indicadores de condição.
Periodicidade	Realizada em intervalos fixos ou programados.	Não exige periodicidade, depende da análise de dados e do estado do equipamento.
Abordagem	Baseada em tempo de operação ou vida útil estimada dos componentes.	Baseada em dados reais que indicam a condição da máquina.
Equipamentos Indicados	Adequada para equipamentos gerais, com menor custo de reparo.	Indicada para equipamentos caros ou críticos, com alto custo de falha.
Custo	Pode gerar sobre manutenção, intervindo mesmo quando não há necessidade	Reduz custos ao realizar manutenção apenas quando necessário.
Complexidade	Simple, não exige uso intensivo de tecnologias.	Requer tecnologias avançadas, como sensores e sistemas de análise.

Capítulo 3

3. Técnicas de controlo de condição

A **manutenção baseada na condição**, também designada pela sigla **CBM**, do inglês *Condition-Based Maintenance*, é uma estratégia de monitorização em tempo real das condições dos ativos, com o objetivo de otimizar as atividades de manutenção. Ao alavancar dados e análises, a CBM permite que as empresas tomem decisões informadas sobre como e quando realizar a manutenção, proporcionando uma maior confiabilidade, redução de custos e melhor desempenho dos ativos.

A manutenção baseada na condição assenta num processo estruturado em três etapas fundamentais:

1. **Identificação dos ativos críticos e dos parâmetros relevantes** – Seleção dos equipamentos que têm maior impacto na operação e definição dos indicadores essenciais a monitorizar.
2. **Recolha e análise de dados** – Utilização de técnicas como análise de vibração, termografia, análise de óleo e sensores para monitorização contínua da condição dos ativos, com posterior interpretação dos dados para detetar anomalias ou padrões de falha.
3. **Tomada de decisão informada** – Com base nos dados analisados, definem-se as ações de manutenção mais adequadas, como agendamento de intervenções, realização de reparações ou aquisição de peças sobressalentes. Na tabela 2 é possível observar um exemplo prático para cada uma das três etapas da CBM.

Tabela 2 - Apresentação de um exemplo prático para cada uma das três etapas da manutenção baseada na condição (CBM).

Etapa da CBM	Exemplo prático
1. Identificação de ativos críticos	O motor da esteira transportadora é identificado como ativo crítico; monitorizam-se vibração, temperatura e corrente.
2. Recolha e análise de dados	Sensores registam aumento progressivo das vibrações; análise espectral revela desalinhamento angular.
3. Tomada de decisão informada	É agendada uma paragem programada para realinhamento do motor e encomenda dos materiais necessários.

Através do caso de um motor de esteira transportadora numa linha de produção, ilustra-se como é feita a identificação do ativo crítico, a recolha e análise dos dados operacionais, e a tomada de decisão com base nessas informações.

3.1. Tipos de monitorização: monitorização portátil (periódicas) vs. online (contínua)

A monitorização da condição pode diferir tanto na forma como é efetuada (ou seja, portátil ou online), como no tipo de dados do motor que é monitorizado.

3.1.1. Portátil vs. online

Embora as diferenças práticas entre as técnicas portáteis e online possam parecer óbvias, a forma como cada método é utilizado pode diferir significativamente.

Em termos simples, a monitorização da condição portátil envolve a utilização de um sensor portátil, que é aplicado a uma máquina quando necessário para determinar a condição da máquina e, em última análise, determinar quando deve ser programada a manutenção.

A monitorização da condição online requer a instalação permanente de sensores (no próprio ativo ou perto do ativo) e fornece informações contínuas em tempo real sobre o estado do motor [8].

3.1.1.1. Utilização portátil

A monitorização portátil, que se pode observar o exemplo na figura 10, por ser realizada em intervalos e não de forma contínua, oferece uma visão menos completa da condição dos ativos. Por isso, é mais adequada a equipamentos de **críticidade média**. Em ativos de difícil acesso, localizações perigosas ou zonas ATEX, a frequência de leitura tende a ser ainda menor, reduzindo a fiabilidade da avaliação. A escolha desta abordagem depende essencialmente da criticidade do ativo e dos custos associados ao seu tempo de inatividade.



Figura 10 - Exemplo de monitorização de vibração portátil.

Para além de monitorizar ativos de criticidade média, a monitorização da condição portátil também é um método de monitorização popular para ativos que não funcionam regularmente. Por exemplo, no caso de equipamentos sazonais, como motores de teleféricos, a recolha de dados só é necessária durante os períodos de funcionamento. Nestes casos, a instalação de sistemas permanentes de monitorização pode não ser financeiramente viável, a menos que o ativo tenha elevada criticidade durante o seu tempo de operação [8].

3.1.1.2. Utilização online

Em comparação com a abordagem portátil, a monitorização online das fornece uma imagem muito mais completa do estado dos ativos. Uma vez que a variante online envolve a utilização de sensores permanentemente instalados, como se pode observar na figura 11, é utilizada para efetuar automaticamente medições regulares do ativo sem necessidade de enviar um engenheiro para inspecionar o ativo. Isto, por sua vez, significa que as falhas em desenvolvimento podem ser rapidamente detetadas e resolvidas antes que ocorra um tempo de inatividade não planeado. Por conseguinte, a monitorização da condição online, é frequentemente utilizada em **ativos de elevada criticidade**, onde a prevenção de períodos de inatividade não planeados é uma prioridade.



Figura 11 - Monitorização em tempo real dos parâmetros de funcionamento e vibração dos equipamentos.

A monitorização de condições pode variar consoante o tipo de dados recolhidos, sendo a análise de vibração e a termografia dois dos métodos mais utilizados e com aplicação direta no presente projeto para o tratamento e interpretação dos dados de diagnóstico. Segue-se uma breve introdução [8].

3.2. Análise de vibrações

Antes de aprender a analisar as vibrações, é importante entender como esses dados impactam a deteção e previsão de falhas em máquinas industriais.

Todos os ativos emitem um determinado espectro de vibração quando estão em funcionamento. Estes, indicam anomalias ou irregularidades nas vibrações daquele equipamento e seus componentes.

Quando identificamos padrões que indicam sintomas de falhas na máquina, sua análise nos permite verificar se essa vibração irregular está diretamente relacionada a algum defeito no equipamento. **A partir do espectro, conseguimos avaliar as anomalias, garantindo a saúde e o bom funcionamento da máquina [9].**

3.2.1. Conceitos teóricos aplicados à vibração

Vibração refere-se à oscilação de um corpo em torno de um ponto de referência, causada por uma força específica [11]. Manifesta-se sempre que ocorra uma força de excitação interna ou externa. A amplitude de vibração é função da intensidade da força de excitação, da massa e rigidez do sistema e do amortecimento do sistema.

A vibração ocorre num equipamento rotativo sempre que o centro de massa não coincida com o centro de rotação [12].

Para uma visão mais coerente do que se trata, na figura 12, observa-se um sistema massa-mola sujeito a uma força F , ilustrando diferentes posições de equilíbrio e deslocamento: $x = 0$ (posição de equilíbrio), x_1 (deslocamento devido à força para a direita) e x_2 (deslocamento devido à força para a esquerda).

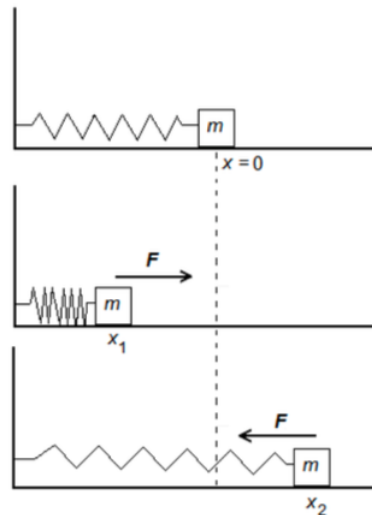


Figura 12 - Sistema massa-mola sujeito a uma força, F [3].

Este sistema ilustra como a força provoca compressão ou alongamento da mola ($F = kx$), gerando oscilações. Após a retirada da força, o sistema vibra em torno do ponto de equilíbrio, com frequência natural dependente da massa m e da rigidez da mola k [13].

Quando a massa é afastada da sua posição de equilíbrio e largada, o seu deslocamento, x , ao longo do tempo, t , com a frequência, f , é dado por:

$$x = A \sin(2\pi f t) \quad (1)$$

As vibrações podem também ser descritas em termos da velocidade e da aceleração de um ponto do corpo. A velocidade de um ponto da massa num dado instante t é dada por:

$$\frac{dx}{dt} = 2\pi f A \cos(2\pi f t) \quad (2)$$

E a aceleração por:

$$\frac{d^2x}{dt^2} = -2\pi f A \sin(2\pi f t) \quad (3)$$

As grandezas físicas da vibração são: frequência, amplitude e fase.

A **frequência** é o número de ciclos de oscilação que ocorrem por segundo. É medida em Hertz (Hz). A frequência está diretamente relacionada com a velocidade com que um sistema vibra. Vibrações de baixa frequência tendem a ser associadas a movimentos lentos e oscilatórios (como em edifícios), enquanto vibrações de alta frequência são comuns em sistemas mais rápidos, como motores.

A investigação dos sinais através da frequência é a técnica fundamental no diagnóstico de vibrações [11].

Na figura 13, pode-se observar a representação de uma onda sinusoidal no plano cartesiano, destacando a frequência de 3 Hz, que corresponde a três ciclos completos por segundo.

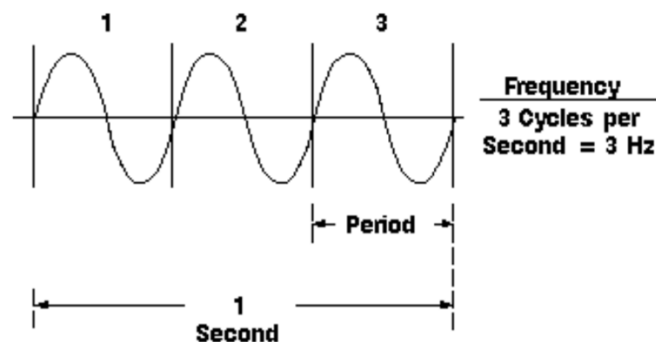


Figura 13 - Onda sinusoidal representando uma frequência de 3 Hz e o período correspondente [14].

A **Amplitude** representa a intensidade que acontece num determinado evento mostrando a criticidade e a destrutividade dos eventos presentes. É apresentado no eixo Y cartesiano. A amplitude mede a intensidade da vibração. Vibrações de alta amplitude

podem indicar um problema significativo, como desalinhamento, folgas mecânicas, ou de um componente a funcionar fora das especificações.

Pode ser expressa em unidades de deslocamento (mm), velocidade (mm/s), ou aceleração (g ou m/s²).

Na figura 14, observa-se uma onda sinusoidal detalhada com os seguintes parâmetros destacados: amplitude (1), amplitude de pico a pico (2), RMS (3) e comprimento de onda (4).

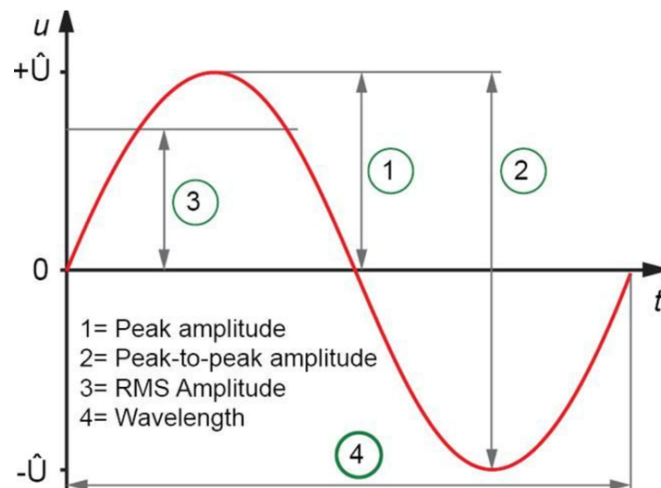


Figura 14 - Representação de uma onda sinusoidal [15].

Destacando os parâmetros: amplitude, pico a pico, RMS e comprimento de onda.

O valor RMS é a medida de nível mais relevante, porque leva em consideração o histórico da onda no tempo e regista a severidade da energia contida no sinal, e, portanto, a capacidade destrutiva da vibração.

$$NívelRMS = \sqrt{1/T \int_0^T x^2(t) dt} \quad (4)$$

Onde:

- **T** - Intervalo de tempo total sobre o qual se calcula o valor RMS.
- **x(t)** - Sinal contínuo no tempo, ou seja, a função que representa a vibração, corrente, tensão, etc., em função do tempo.

A **Fase** refere-se à posição relativa de uma onda vibratória num dado momento, geralmente medida em graus (0° a 360°). Diferenças de fase entre dois pontos podem

ajudar a identificar a origem da vibração ou problemas como desalinhamento entre eixos. Na figura 15 é possível ver a relação entre ângulo de fase e onda sinusoidal.

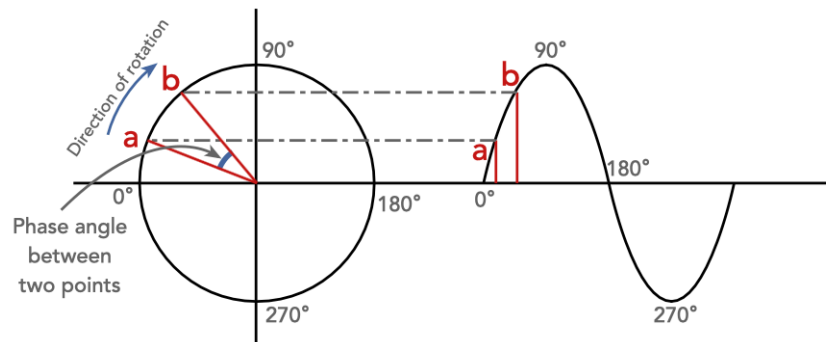


Figura 15 - Relação entre ângulo de fase e onda sinusoidal utilizando o círculo unitário [16].

Para identificar um defeito é necessário identificar a **frequência característica** desse defeito [11]. Num sistema mais aproximado da realidade não existe apenas uma frequência característica, mas uma frequência para cada componente rotativo da máquina. Nestas condições a forma de onda resultante não será uma sinusoidal e pode ser bem mais complexa como se pode observar na figura 16 [12].

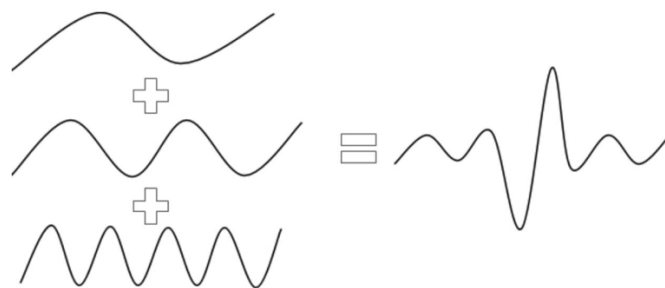


Figura 16 - Soma de ondas sinusoidais resultando em uma forma de onda composta [17].

Esta representação dos fenômenos vibratórios, no domínio do tempo, especialmente quando as fontes de sinal são diversas torna difícil a interpretação do que está a acontecer. Uma forma de facilitar a análise do sinal é passar do **domínio do tempo** para o **domínio da frequência** onde a amplitude da frequência característica de cada componente vai aparecer bem discriminada como se pode observar na figura 17 [12].

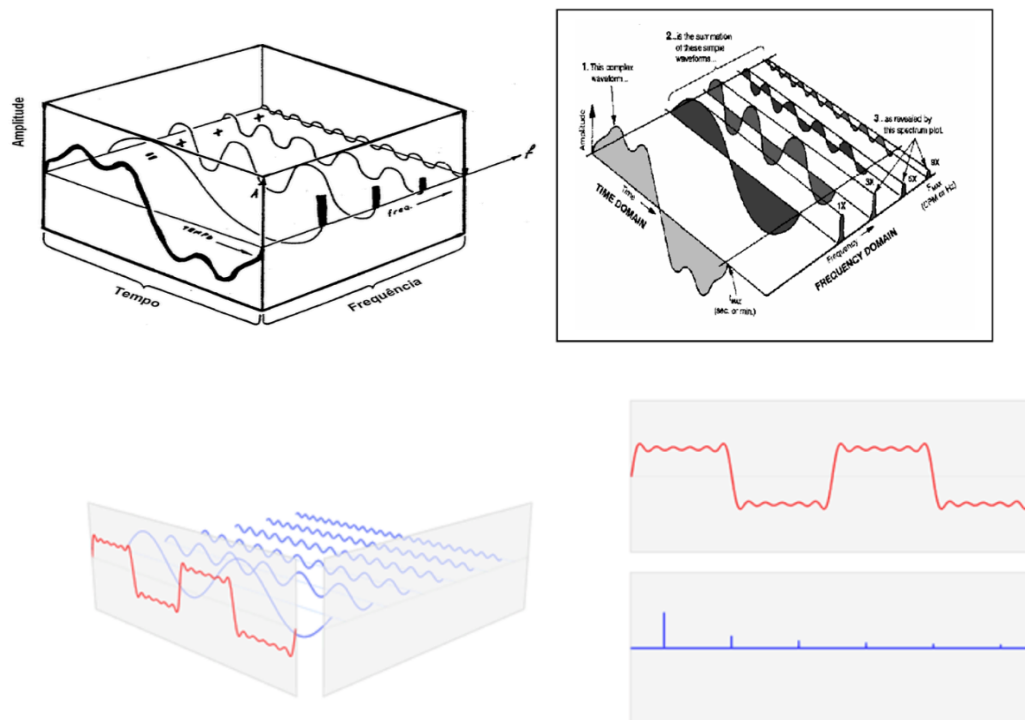


Figura 17 - Domínio do tempo e da frequência [12], [18], [19].

Existem vários algoritmos para passar do domínio do tempo para o domínio da frequência sendo a transformada de Fourier bastante generalizada. A mais comum nas vibrações é a transformada de Fourier (FFT) ou mais precisamente o algoritmo FFT, que calcula a transformada discreta de Fourier num intervalo de tempo [11].

O osciloscópio é uma ferramenta frequentemente utilizada para visualizar sinais do mundo real no domínio do tempo, enquanto um analisador de espectro é usado para visualizar sinais no domínio da frequência. Explicando de forma menos técnica, um gráfico no domínio do tempo mostra como um sinal varia ao longo do tempo; em contrapartida, um gráfico no domínio da frequência, frequentemente chamado de **espectro de frequências**, indica a quantidade de sinal presente em cada faixa de frequência [20].

3.2.1.1. Vibrações em equipamentos industriais

Este fenómeno está presente em sistemas industriais, especialmente em máquinas rotativas e alternativas, podendo ocorrer devido a:

- Desequilíbrios,
- Desalinhamentos,

- Folgas,
- Desgastes/excentricidades em engrenagens,
- Defeitos em rolamentos,
- Forças aerodinâmicas e hidrodinâmicas,
- Defeitos em transmissões,
- Forças eletromagnéticas,
- Atrito ou ressonância. [11].

De entre todos estes, o foco será apenas no desequilíbrio e no desalinhamento, visto que foram as duas falhas utilizadas na construção do sistema inteligente.

3.2.1.1.1. Desequilíbrios

A análise de vibrações do desequilíbrio de uma máquina é um importante preliminar ao passo seguinte que é o da equilibragem do rotor. Esta ação pode ser efetuada sob a forma de equilibragem no local, com um analisador de vibrações. O desequilíbrio do rotor é um dos defeitos mais comuns a gerar vibrações excessivas nas máquinas. Assim quem quer compreender o comportamento dinâmico de um equipamento em funcionamento tem de dispor uma compreensão razoavelmente completa deste fenómeno. Isto é essencial para implementar com sucesso um programa de manutenção preditiva.

Este fenómeno ocorre devido a um desalinhamento entre o centro de massa do componente rotativo e o eixo de rotação, resultando em forças centrífugas desequilibradas [22].

De acordo com a ISO 21940 existem basicamente o desequilíbrio estático e o desequilíbrio de momento (ou binário [22]) que se podem combinar para gerar um desequilíbrio dinâmico, conforme se pode ver na figura 18.

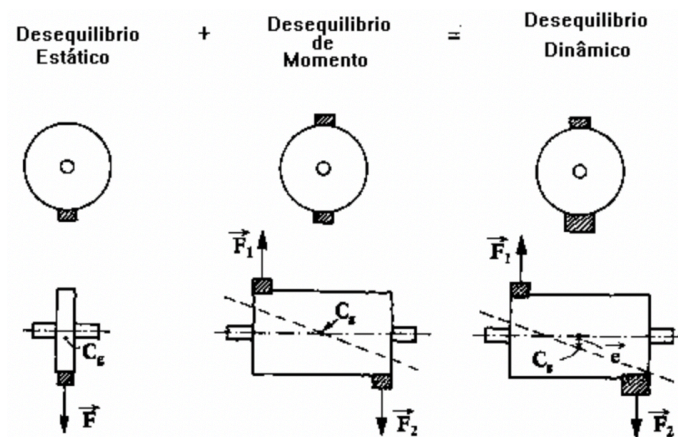


Figura 18 - Tipos de desequilíbrio [21].

Desequilíbrio Estático: ocorre quando o centro de massa de um componente não está alinhado com o eixo de rotação, mas está concentrado num único plano. Este tipo de desequilíbrio pode ser corrigido adicionando uma massa compensatória no plano desequilibrado.

Desequilíbrio de Momento ou Binário: caracterizado por massas desequilibradas em planos diferentes, mas simetricamente opostos, criando um momento de torção. A correção requer equilíbrio em ambos os planos.

Desequilíbrio Dinâmico: combinação de desequilíbrio estático e de binário, em que as massas desequilibradas se encontram em diferentes planos e não estão alinhadas. É o tipo mais complexo de corrigir, exigindo balanceamento dinâmico [22].

3.2.1.1.1. Diagnóstico do Desequilíbrio

Talvez o primeiro facto que quem aborda a interpretação do espectro de frequência aprende seja que o desequilíbrio se manifesta no espectro sob a forma de uma componente à velocidade de rotação, como ilustrado na figura 19 [21].

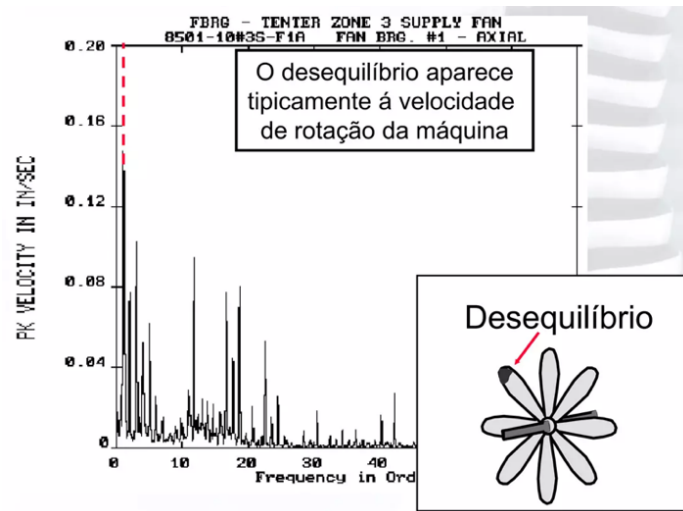


Figura 19 - Análise de vibração do desequilíbrio [23].

Este fenómeno torna-se fácil de compreender ao considerar que, durante o funcionamento da máquina, uma massa desequilibrada gera uma força centrífuga, como se pode observar na figura 20.

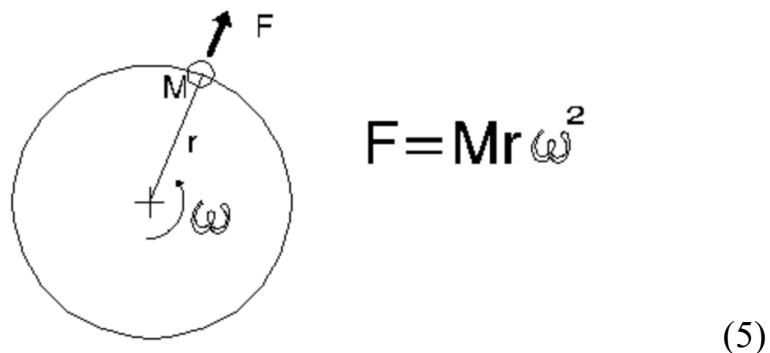


Figura 20 - Força centrífuga gerada por uma massa desequilibrada num sistema rotativo [21].

Onde:

- **F** - Força centrífuga (N), força que atua radialmente para fora devido à rotação da massa desequilibrada; é responsável pelas vibrações indesejadas.
- **M** - Massa desequilibrada (kg), massa localizada fora do centro de rotação.
- **R** - Raio (m), distância entre o centro de massa e o eixo de rotação.
- **ω** - Velocidade angular (rad/s), taxa de rotação do sistema [21].

3.2.1.1.2. Desalinhamentos

O desalinhamento é uma das avarias mais recorrentes em máquinas rotativas. Ocorre quando os eixos de rotação de dois veios acoplados não coincidem. Este fenômeno é consequência de uma montagem incorreta da máquina, erros de projeto ou deformações em operação, podendo conduzir a um desgaste precoce dos elementos adjacentes aos veios [24].

Os desalinhamentos classificam-se em **desalinhamento paralelo (ou offset [25])**, **desalinhamento angular** e **desalinhamento combinado [25]** cuja descrição se apresenta em seguida:

Desalinhamento é paralelo (ou offset) quando os eixos de rotação dos dois veios acoplados são paralelos. Este gera uma forte componente de vibração na direção radial nos apoios dos dois veios acoplados, os eixos são paralelos, porém deslocados um do outro [25]; com componentes de vibração até à terceira ordem (3X) [24], sendo a componente de segunda ordem (2X) a mais preponderante, conforme apresentado na figura 21. As amplitudes destas componentes são proporcionais ao grau de desalinhamento [26].

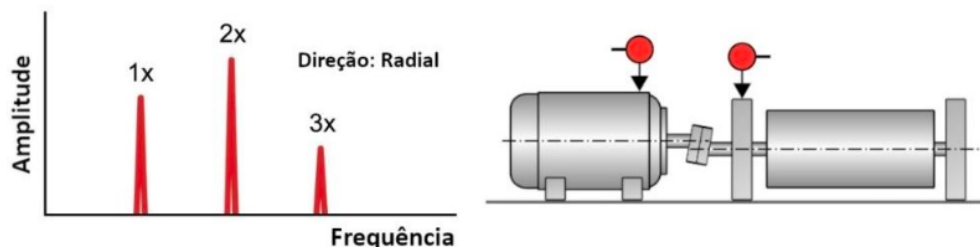


Figura 21 - Espectro de acoplamento com desalinhamento paralelo [22].

Desalinhamento angular ocorre quando os eixos de rotação dos veios não são paralelos; as linhas de eixos fazem um ângulo entre si [25]; levando a uma forte componente axial da frequência fundamental e harmônicas até à terceira ordem [24], como se pode observar na figura 22.

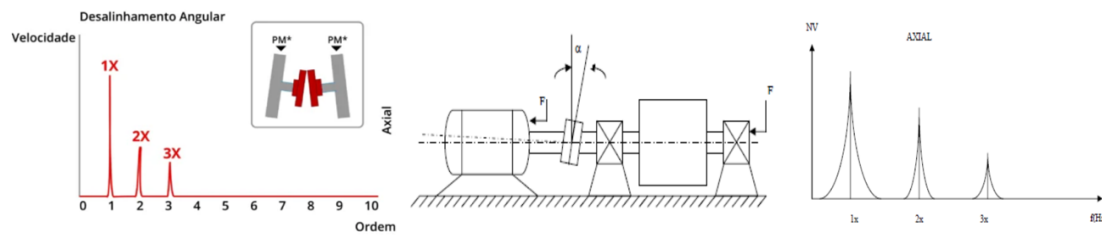


Figura 22 - Espectro de acoplamento com desalinhamento angular [27], [25].

Desalinhamento combinado é uma combinação dos desalinhamentos angular e offset [25], ou seja, os eixos não ficam paralelos e nem no mesmo ângulo [28], como se pode observar na figura 23.

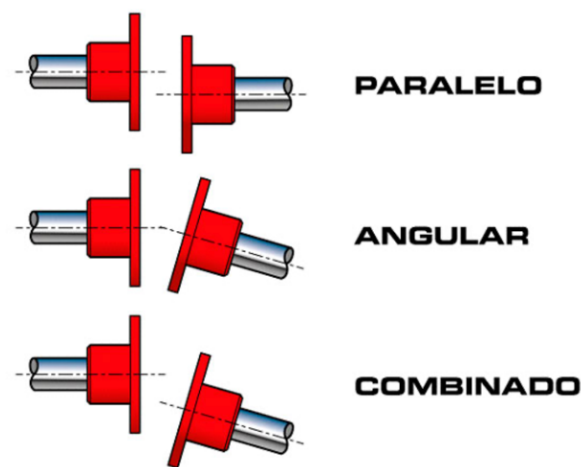


Figura 23 - Representação dos diferentes tipo de desalinhamentos [28].

3.2.2. Tipos de sensores de vibração

Os sensores de vibração convertem sinais mecânicos em sinais elétricos representativos e podem ser classificados em sensores relativos e sensores absolutos.

3.2.2.1. Sensor relativo (sem contacto)

O sensor de deslocamento sem contacto, amplamente utilizado na monitorização contínua de máquinas rotativas, funciona com base na geração de um campo magnético que interage com a superfície condutora do eixo. As variações de distância entre o sensor e o eixo traduzem-se em alterações proporcionais na tensão de saída.

Entre as suas vantagens destacam-se o tamanho reduzido, resistência a óleo e gases, funcionamento até 120 °C e larga faixa de resposta em frequência. Contudo, apresenta limitações como sensibilidade à rugosidade da superfície, inaptidão para

imersão em água e dependência de fonte externa de energia. A figura 24 ilustra o seu princípio de funcionamento.

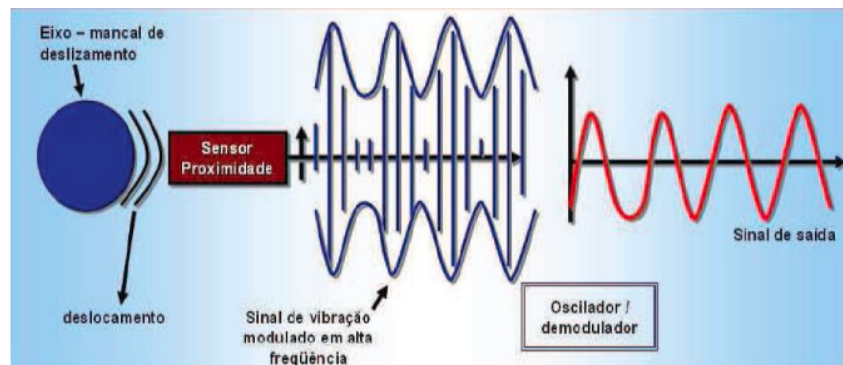


Figura 24 - Representação do sinal do sensor de vibração relativa [33].

3.2.2.2. Sensor de velocidade

Composto por uma bobina e um ímã permanente suportado por molas dentro de uma carcaça, como se pode observar na figura 25, este sensor gera tensão proporcional à velocidade de vibração quando encostado a uma superfície vibrante. Tem um sinal forte e pode ser usado diretamente na análise de vibração, sendo adequado para medições na faixa de 10 a 1.500 Hz. No entanto, apresenta desvantagens como grande dimensão, peso elevado e limitação de utilização abaixo de 10 Hz.

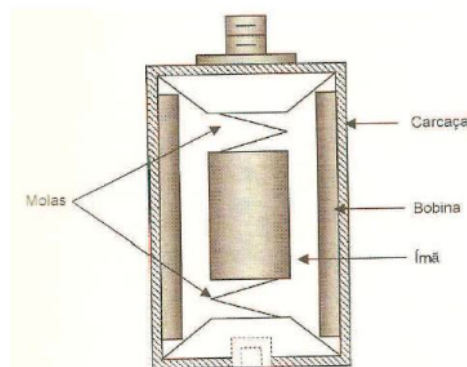


Figura 25 - Sensor de velocidade [33].

3.2.2.3. Sensor absoluto (acelerómetro piezoelétrico)

Este é um dos sensores mais utilizados para a medição de vibração devido à sua ampla faixa de resposta em frequência e resistência a temperaturas elevadas. Funciona através da utilização de discos piezoelétricos que geram uma carga elétrica proporcional

à aceleração da vibração, como se pode observar na figura 26. Uma das suas principais vantagens é a possibilidade de medir deslocamento, velocidade ou aceleração, dependendo da instrumentação utilizada. Contudo, é sensível a erros de montagem e pode necessitar de filtros passa-baixa para evitar excitação de ressonância.

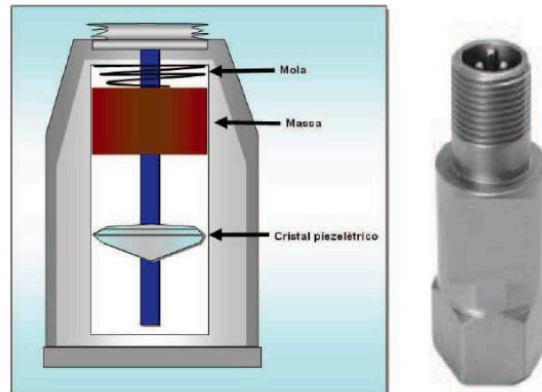


Figura 26 - Representação do sensor absoluto [33].

3.2.3. Como medir vibração?

A medição de vibração numa máquina ou estrutura deve considerar as suas particularidades para garantir resultados fiáveis tendo em conta o tipo de máquina e a sua construção que influenciam diretamente a escolha do sensor e a forma de medição assim como o objetivo da medição que determina o que se pretende analisar e a faixa de frequência relevante sendo que nas máquinas com rotores leves e carcaças pesadas a vibração é melhor medida diretamente no eixo usando sensores sem contacto enquanto nas máquinas com rotores pesados e estruturas flexíveis a vibração deve ser medida na carcaça pois a estrutura dissipa as forças sendo também essencial a escolha da faixa de frequência para obter a assinatura vibratória e analisar a contribuição das diversas frequências para a vibração total [33].

Os valores de frequência, para os diversos tipos de sensores, podem ser observados na tabela 3.

Tabela 3 - Gamas de funcionamento dos sensores [33].

Tipo de Sensor	Faixa de Frequência
Sensor de deslocamento sem contacto	Limite superior 800 Hz
Sensor de velocidade	10 Hz a 1.500 Hz
Acelerómetros	Abaixo de 1 Hz até 50 kHz

É fundamental observar alguns pontos importantes durante o processo de medição, assegurando que esta seja adequada às características do equipamento e às condições operacionais:

- Realizar as medições sempre no mesmo ponto para garantir compatibilidade nos dados recolhidos.
- Priorizar as chumaceiras ou locais mais próximos, utilizando superfícies rígidas para evitar interferências na medição.
- Evitar medir em tampas finas, parafusos ou porcas, que podem comprometer a precisão dos resultados.
- Efetuar medições preferencialmente em três direções: horizontal, vertical e axial, garantindo uma análise completa, como se pode observar na figura 27.

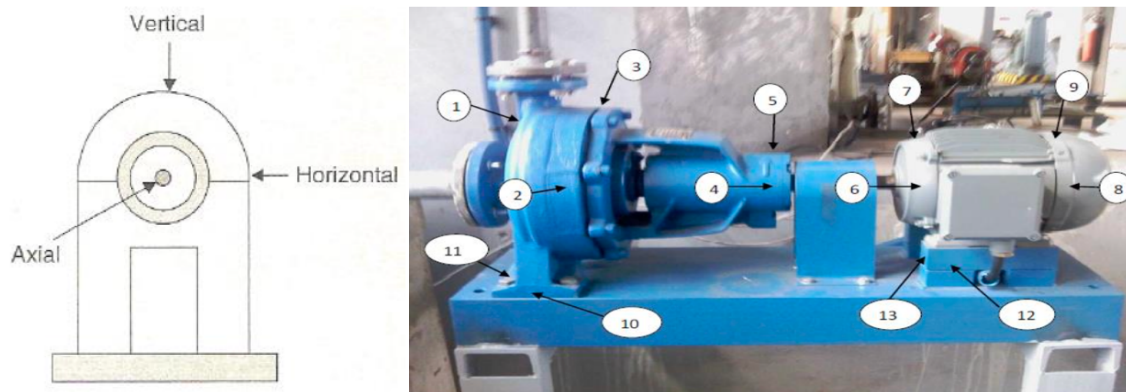


Figura 27 - Pontos de medição de vibração [33], [11].

- Fixar o sensor com parafusos na carcaça ou utilizar uma base magnética, conforme as condições da estrutura, como apresentado na figura 28.

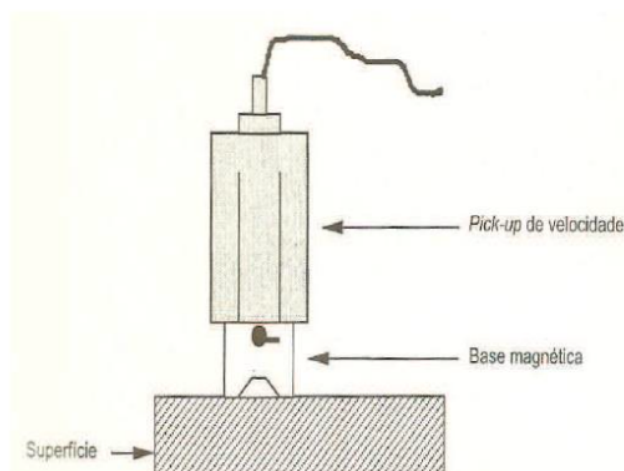


Figura 28 - Fixação do sensor com base magnética [33].

3.2.4. Avaliações das vibrações

A medição e análise de vibração permitem identificar falhas nos estágios iniciais, antes de ocorrer a quebra do equipamento. Para isso, utilizam-se técnicas como o **nível global** e a **análise espectral**, que ajudam a determinar o nível de vibração e identificar componentes defeituosos com base em frequências conhecidas.

A medição do nível global de vibração determina o estado geral de um equipamento, somando todas as frequências num intervalo definido. Os valores são registados ao longo do tempo através da curva de tendência (ou curva de banheira), que permite observar a evolução do comportamento vibratório, como se pode observar na figura 29. Esta curva apresenta três níveis: **Normal**, sem problemas; **Alerta**, indicando desgaste não perigoso; e **Alarme**, quando é necessária manutenção [33].

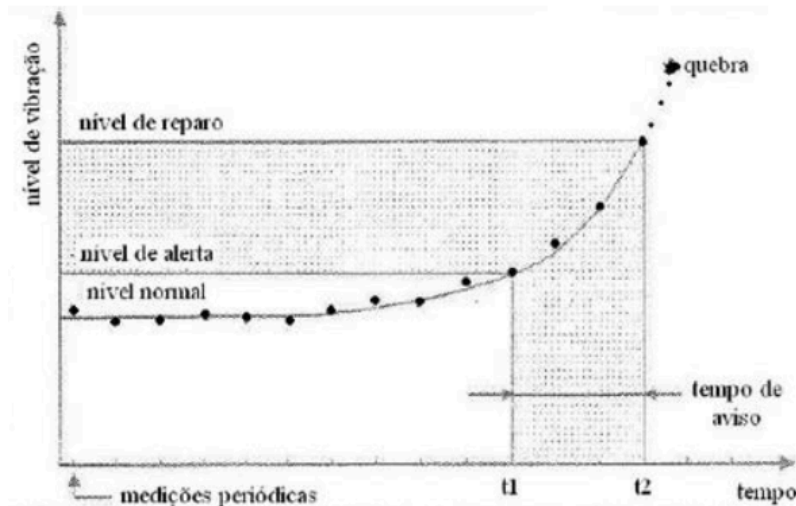


Figura 29 - Curva de tendência (ou curva de banheira) [33].

O **nível global de vibração** reflete a composição de várias fontes de vibração e deve permanecer dentro de faixas admissíveis. A evolução do nível global é analisada para identificar a origem de problemas através das frequências medidas. A avaliação da condição do equipamento utiliza as seguintes metodologias:

- Comparação com normas internacionais, como a **ISO 10816**, que define limites com base na potência e tipo de apoio da máquina, como se pode verificar na figura 30.
- Comparação com leituras anteriores ou padrões estabelecidos.
- Análises estatísticas, como o desvio-padrão ou bandas de frequência predefinidas.

SEVERIDADE DA VIBRAÇÃO		Limites de vibração (Vel.) e classes das máquinas ISO • 10816				
CMVP10 rms mm/s CMVP20 eq. Pico in/s		Máquinas pequenas Classe I	Máquinas Médias Classe II	Máquinas grandes		Severidade
				suporte rígido Classe III	suporte flexível Classe IV	
Vrms/mm/s	V eq.Pico/in/s					
0.28	0.02	BOM ESTADO				A
0.45	0.03					
0.71	0.04					
1.12	0.06					
1.80	0.10					
2.80	0.16	ALARME 1				B
4.50	0.25					
7.10	0.39	ALARME 2				C
11.20	0.62					
18.00	1.00	ALTO RISCO				D
28.00	1.56					
45.00	2.50					
71.00	3.95					

Figura 30 - Limites de vibração baseado na ISO 10816 [33].

A **análise de espectros** permite identificar componentes da máquina com base nas suas frequências características. Utilizando a **Transformada Rápida de Fourier (FFT)**, os instrumentos modernos analisam o espectro de frequências para detetar avarias. Os mapas espectralis, formados por sucessivos espectros, ajudam a monitorizar a evolução das vibrações ao longo do tempo, sob as mesmas condições de velocidade e carga, exemplificado na figura 31.

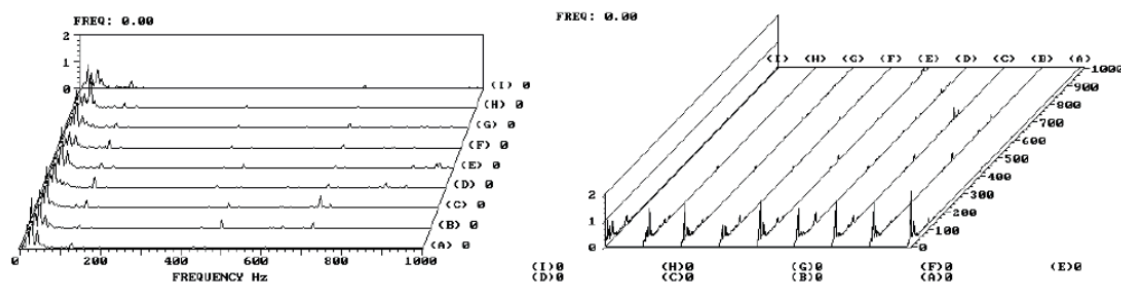


Figura 31 - Exemplos de mapa espectral [33].

3.2.5. Vantagens e desvantagens da análise de vibração

Por ser tratar de uma técnica preditiva, ou seja, que busca se antecipar às falhas, a análise de vibração traz muitas vantagens para a empresa, como:

- ⇒ **Redução de custos de manutenção:** a análise de vibração pode ajudar a reduzir o custo de manutenção, pois permite que as intervenções sejam direcionadas especificamente para os componentes que precisam de atenção, evitando gastos desnecessários com manutenção generalizada;
- ⇒ **Aumento da vida útil dos equipamentos:** a identificação precoce de problemas e a manutenção oportuna ajudam a prolongar a vida útil dos equipamentos, evitando danos progressivos e estendendo a operacionalidade dos ativos;
- ⇒ **Melhoria da segurança operacional:** a detecção antecipada de problemas por meio da análise de vibração contribui para a segurança operacional, reduzindo o risco de falhas súbitas que possam resultar em acidentes de trabalho e danos;
- ⇒ **Melhoria da confiabilidade operacional:** ao evitar falhas inesperadas, a análise de vibração contribui para melhorar a confiabilidade dos equipamentos industriais, reduzindo tempos de inatividade não planejados e aumentando a confiança na operação contínua dos equipamentos;
- ⇒ **Otimização da produção:** por garantir que os equipamentos estejam operando em condições ideais, a análise de vibração contribui para a otimização da produção, maximizando a eficiência e a capacidade de produção das instalações industriais [10].

E algumas desvantagens, tais como:

- ⇒ **Custo elevado dos sensores e software.**
- ⇒ **Requer técnicos especializados para interpretação.**
- ⇒ **Difícil aplicar em locais de difícil acesso.**

3.3. Análise termográfica

A termografia é uma técnica para detetar a radiação de calor emitida por um objeto com um termovisor, convertendo-a em temperatura e exibindo uma imagem da distribuição e intensidade da temperatura. É uma técnica não destrutiva e não invasiva, visto que a captura das imagens para determinar a temperatura dos componentes ocorre através da intensidade da radiação infravermelha.

O objetivo desse método é identificar possíveis falhas térmicas e desgastes em fase inicial [34].

A manutenção das redes de distribuição elétrica, dos quadros de distribuição, das instalações de aquecimento, da permeabilidade das fachadas dos edifícios recorre a pessoal com várias qualificações profissionais. Um ponto comum a estas ações é a possível utilização da termografia por infravermelhos [35]. A introdução no mercado do primeiro sistema de termografia por infravermelhos, capaz de produzir uma imagem térmica em tempo real, ocorreu em 1966 [36]. Esta técnica de análise permite controlar, quer continuamente, quer periodicamente, o estado de aquecimento de um material em comparação com um estado normal ou com um valor pré-estabelecido [35].

3.3.1. Termografia – Fundamentos teóricos

3.3.1.1. Transferência de Calor

A termodinâmica estuda as trocas de energia sob a forma de trabalho e calor, mas não explica os mecanismos que permitem a transferência de calor nem determina a sua taxa. Como se baseia no estudo dos estados de equilíbrio, não considera gradientes de temperatura, essenciais para a transferência térmica.

De acordo com a Primeira Lei da Termodinâmica, a energia não se perde, apenas se converte noutras formas, sendo o calor um dos produtos dessas conversões. A Segunda Lei da Termodinâmica estabelece que a transferência de calor ocorre sempre de uma região de temperatura mais elevada para outra de temperatura inferior, até se atingir o equilíbrio térmico.

A transferência de calor pode ocorrer em regime estacionário, quando se mantém constante no tempo e na direção, ou em regime transiente, quando varia significativamente ao longo do tempo. Na termografia por infravermelhos, é fundamental

compreender o comportamento da energia térmica para interpretar corretamente os resultados.

Além disso, durante mudanças de fase dos materiais, a energia térmica pode ser absorvida ou libertada. A energia necessária para mudanças de estado sólido-líquido ou líquido-gasoso é conhecida como calor latente. Este fenômeno pode influenciar a análise termográfica, afetando a assinatura térmica das anomalias e conduzindo a interpretações incorretas.

A transferência de calor pode ocorrer através de três mecanismos, como se pode observar na figura 32:

- **Radiação;**
- **Condução;**
- **Convecção [37].**



Figura 32 - Exemplos dos mecanismos de transferência de calor [43].

3.3.1.1.1. Radiação

A radiação térmica, ou apenas radiação, é a energia térmica transmitida por toda a matéria que se encontra a uma temperatura acima do zero absoluto (-273°C) [37] (ou 0K). Assim, todas as substâncias emitem e absorvem energia por radiação qualquer que seja a temperatura a que se encontrem.

Embora a emissão da radiação ocorra em diferentes comprimentos de onda, existe um intervalo do espectro eletromagnético no qual ela se detecta sob a forma de calor, como se demonstra na figura 33.

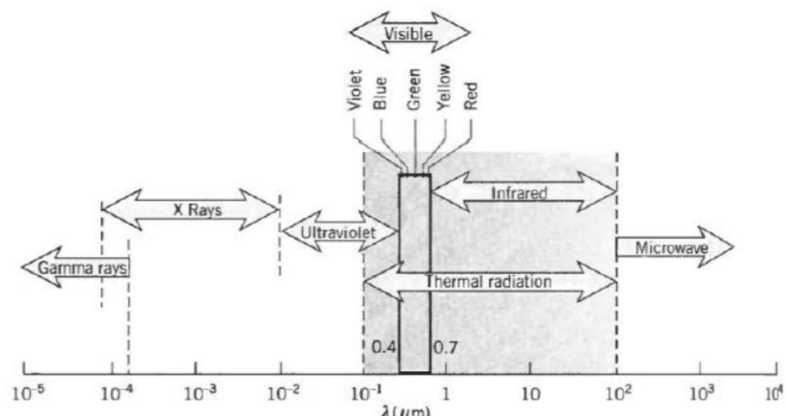


Figura 33 - Espectro eletromagnético [37].

O mecanismo responsável pela radiação é a emissão de energia sob a forma de ondas eletromagnéticas, facto observável em todas as formas de matéria como consequência da variação dos níveis de energia dos eletrões constituintes dos átomos ou moléculas dessas substâncias.

3.3.1.1.2. Condução

A transferência de calor por condução ocorre quando a energia térmica é transferida através de um meio sólido ou fluido estacionário, e o mecanismo físico responsável por este modo de transferência deve-se ao movimento e interação entre partículas elementares (átomos, moléculas ou eletrões livres). Na figura 34 é possível observar a condução de calor através de uma parede.

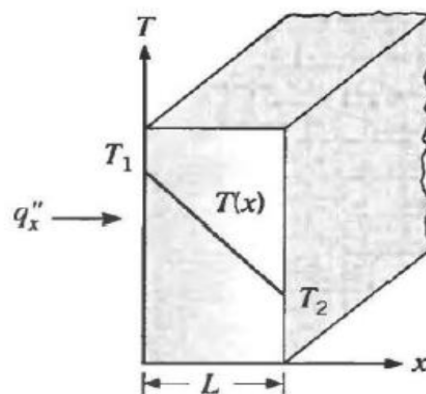


Figura 34 - Condução de calor através de uma parede plana [39].

O fluxo de calor transferido por condução (qx'' , expresso em $W.m^{-2}$), segundo a direção x é quantificado através da Lei de Fourier.

$$q_x'' = -k \frac{dT}{dx} \quad W.m^{-2} \quad (6)$$

Como $qx'' = q_{cond}$, a equação anterior pode ser reescrita como:

$$q_{cond} = \frac{k \cdot (T_1 - T_2)}{L \cdot A} \quad W \quad (7)$$

Onde:

- **q_{cond}** - Quantidade de calor transferida por condução (potência térmica), em watts (W).
- **k** - Condutividade térmica do material, em $W.m^{-1}.^{\circ}C^{-1}$ ou $W.m^{-1}.K^{-1}$.
- **T_1, T_2** - Temperaturas nas duas faces do material (em K ou $^{\circ}C$).
- **L** - Espessura do material (distância entre T_1 e T_2), em metros (m).
- **A** - Área transversal pela qual o calor é conduzido, em m^2 [37].

3.3.1.1.2.1. Condutividade térmica

A Lei de Fourier é uma expressão construída a partir de ensaios experimentais e define uma importante propriedade do material, a condutividade térmica, definida pela seguinte equação:

$$k = -\frac{q_{cond}}{A \cdot (T_2 - T_1)} \quad W.m^{-1}.K^{-1} \quad (8)$$

Na figura 35 é possível observar a condutividade térmica de alguns matérias como: Hidrogénio, dióxido de carbono, mercúrio, entre outros.

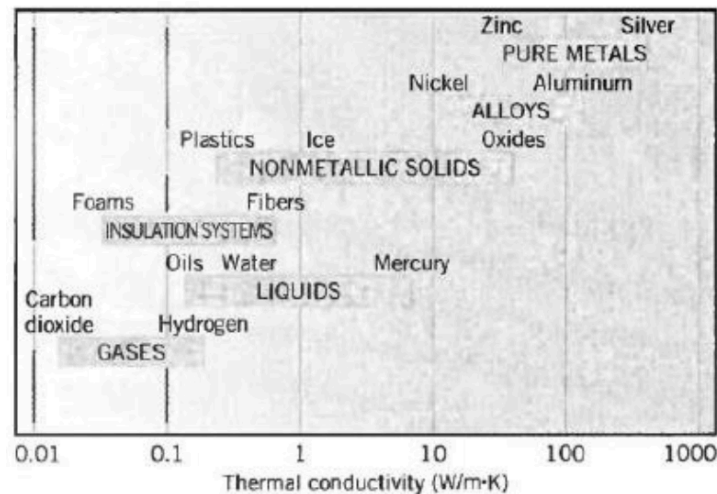


Figura 35 - Condutividade térmica de alguns materiais [39].

O fluxo de calor por condução aumenta com a condutividade térmica, sendo os materiais com valores mais baixos melhores isolantes. Este parâmetro varia consoante o estado do material, sendo inferior nos gases, seguido pelos líquidos e, por fim, pelos sólidos. A diferença de condutividade térmica é fundamental em aplicações termográficas, como a deteção de falhas no isolamento e em materiais compósitos [41].

3.3.1.1.3. Convecção

O termo convecção refere-se à transferência de calor que ocorre entre fluidos (gases ou líquidos), ou ainda entre uma superfície e um fluido em movimento sempre que exista uma diferença de temperatura entre ambos [37], como se pode observar na figura 36:

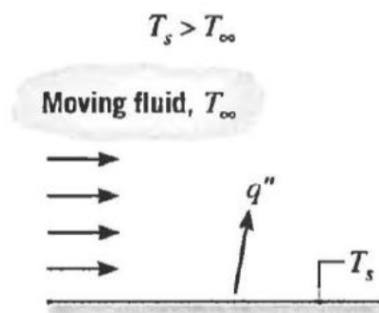


Figura 36 - Transferência de calor por convecção [39].

A transferência de calor por convecção pode ser natural ou forçada, consoante a origem do escoamento. Na convecção forçada, o movimento do fluido é provocado por meios externos, como ventiladores ou bombas. Na convecção natural, resulta de variações

de densidade devido a diferenças de temperatura. O escoamento pode ainda ser laminar, turbulento ou de transição entre os dois [39].

Independentemente da natureza do escoamento, o fluxo de calor por convecção (q_{conv} , expresso em $W \cdot m^{-2}$) é caracterizado pela Lei de Arrefecimento de Newton.

$$q''_{conv} = h \cdot (T_s - T_{\infty}) \quad W \cdot m^{-2} \quad (9)$$

O fluxo de calor por convecção é proporcional ao coeficiente de transferência e à diferença de temperatura entre a superfície (T_s) e o fluido (T_{∞}) [37]. Sendo assim, O calor transferido por convecção (q_{conv} , expresso em W) pode ainda ser definido por:

$$q_{conv} = h \cdot A \cdot (T_s - T_{\infty}) \quad W \quad (10)$$

Onde:

- q_{conv} – Fluxo de calor por convecção (W)
- h – Coeficiente de convecção térmica ($W \cdot m^{-2} \cdot K^{-1}$ ou $W \cdot m^{-2} \cdot ^{\circ}C^{-1}$)
- A – Área da superfície em contacto com o fluido (m^2)
- T_s – Temperatura da superfície (K ou $^{\circ}C$)
- T_{∞} – Temperatura do fluido afastado da superfície (K ou $^{\circ}C$) [37].

O fluxo de calor por convecção depende diretamente do coeficiente de convecção, da área exposta e da diferença de temperatura entre a superfície e o fluido envolvente.

O coeficiente de convecção (h) depende do tipo e velocidade do escoamento, propriedades do fluido, condições e geometria da superfície, sendo maior em convecção forçada e em líquidos do que em gases [41], como se pode observar na figura 37:

Process	h ($W/m^2 \cdot K$)
Free convection	
Gases	2–25
Liquids	50–1000
Forced convection	
Gases	25–250
Liquids	100–20,000
Convection with phase change	
Boiling or condensation	2500–100,000

Figura 37 - Valores típicos do coeficiente de convecção [39].

A convecção é relevante na termografia, pois a convecção forçada, como o vento, por exemplo, pode distorcer defeitos e adulterar os resultados [41].

3.3.1.1.4. Corpo negro

Para definir as características radiantes das superfícies reais é necessário introduzir o conceito de corpo negro, como aquele que, absorve toda a radiação incidente independentemente da direção ou do comprimento de onda.

A Lei de Planck descreve matematicamente as propriedades de um corpo negro em função da temperatura e comprimento de onda da radiação. A relação de distribuição espectral da radiação térmica com a temperatura está representada na figura 38.

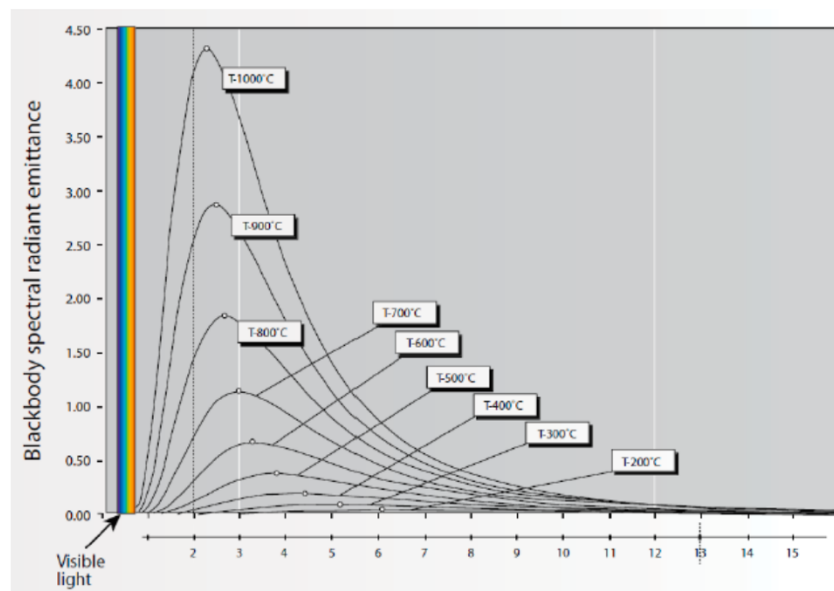


Figura 38 - Ilustração da Lei de Planck [37].

As curvas acima representam a radiação por comprimento de onda (λ) e unidade de área (y), e verifica-se que quanto maior a temperatura mais intensa é a radiação emitida. O ponto máximo de cada curva difere em função do comprimento de onda e é determinado pela **Lei do Deslocamento de Wien**:

$$\lambda_{max} = \frac{2898}{T} \quad \mu m \quad (11)$$

Onde:

- $\lambda_{\max}$ – Comprimento de onda no qual ocorre a emissão máxima de radiação (micrómetros, μm).
- T – Temperatura absoluta do corpo negro (Kelvin, K).
- **2898** – Constante de deslocamento de Wien ($\mu\text{m}\cdot\text{K}$) [37].

O corpo negro define o caso ideal de transferência de calor por radiação, e o poder emissivo máximo para a superfície é definido pela Lei de Stefan-Boltzmann:

$$E_b = \sigma \cdot T_s^4 \quad W.m^{-2} \quad (12)$$

Onde:

- E_b – Poder emissivo máximo ($W\cdot m^{-2}$)
- T_s – Temperatura absoluta da superfície (K, Kelvin)
- σ – Constante de Stefan-Boltzmann ($5,67 \times 10^{-8} W\cdot m^{-2}\cdot K^{-4}$) [37]

3.3.1.1.5. Superfície real

O fluxo de calor emitido por uma **superfície real** é inferior ao de um corpo negro sujeito à mesma temperatura assim, surge a necessidade de introduzir um fator de correção, a emissividade.

$$q''_{rad} = \varepsilon \cdot \sigma \cdot T_s^4 \quad W.m^{-2} \quad (13)$$

Onde:

- q''_{rad} – Fluxo de calor radiante emitido pela superfície ($W\cdot m^{-2}$)
- ε – Emissividade da superfície (adimensional, $0 \leq \varepsilon \leq 1$)
- σ – Constante de Stefan-Boltzmann ($5,67 \times 10^{-8} W\cdot m^{-2}\cdot K^{-4}$)
- T_s – Temperatura absoluta da superfície (K, Kelvin) [37]

3.3.1.1.6. Emissividade

A emissividade é então definida como a eficiência com que a superfície real emite radiação comparativamente com um corpo negro sujeito à mesma temperatura e assume valores entre $0 \leq \varepsilon \leq 1$. É uma propriedade da superfície cujo valor é influenciado por

diversos fatores, tais como, a orientação e condição da superfície, temperatura, comprimento de onda da radiação e tipo de material.

É recomendado que a medição da temperatura de uma superfície com recurso à termografia por infravermelhos, caso ocorra fora do meio laboratorial sob condições não controladas, se realize apenas para valores de ϵ superiores a 0.50 devido ao aumento considerável do erro associado à medição. A tabela 4 reúne alguns valores da emissividade de alguns materiais [37]:

Tabela 4 - Valores da emissividade de alguns materiais [37].

Material	Emissividade
Alumínio, polido	0.05
Alumínio, fortemente oxidado	0.25
Latão, polido	0.03
Tijolo, comum	0.85
Tijolo, refractário, rugoso	0.94
Bronze, polido	0.1
Ferro fundido, fundição rugosa	0.81
Ferro fundido, polido	0.21
Betão	0.54
Vidro	0.92
Neve	0.8
Água	0.98
Aço, superfície rugosa	0.96
Tinta, óleo, média	0.94
Solo gelado	0.93

A emissividade é um parâmetro com acentuada influência nos resultados obtidos através da termografia de infravermelhos, embora, no caso do estudo térmico apontar para uma análise qualitativa, o valor da emissividade escolhida não é muito importante visto tratar-se de uma análise às diferenças de temperatura superficial, mas mesmo assim, uma seleção cuidada do valor da emissividade poderá simplificar a interpretação da imagem térmica [38].

3.3.1.1.7. Balanço de energia em corpos reais

De acordo com a Lei de Kirchoff, num estado de equilíbrio, a energia radiante emitida por um corpo é igual à energia absorvida, logo, a radiação infravermelha incidente sobre uma superfície é totalmente transmitida, refletida ou absorvida, como se pode observar na figura 39.



Figura 39 - Valores da emissividade de alguns materiais [37].

Quando a radiação incidente interage com a superfície de um corpo real, parte dela é refletida (θ) e a restante penetra no corpo, podendo esta última contribuir para uma alteração da temperatura da superfície, dependendo da fração que é absorvida (α) e da restante transmitida (τ) através da superfície [39].

Assim, e de acordo com a lei da conservação de energia, o balanço de energia radiante ao corpo permite escrever:

$$\theta + \alpha + \tau = 1 \quad (14)$$

Onde:

$$\alpha = \frac{\text{radiação absorvida}}{\text{radiação incidente}}, \quad \theta = \frac{\text{radiação reflectida}}{\text{radiação incidente}}, \quad \tau = \frac{\text{radiação transmitida}}{\text{radiação incidente}}$$

Segundo alguns autores [39], [40], a superfície em estudo pode ser classificada em função dos valores destas propriedades, da seguinte forma:

Corpo negro	$\alpha = 1; \theta = \tau = 0$
Corpo opaco	$\tau = 0; \theta + \alpha = 1$
Corpo transparente	$\tau = 1; \theta \approx \alpha \approx 0$
Corpo brilhante	$\theta = 1; \tau \approx \alpha \approx 0$

A classificação de **corpo opaco** aplica-se à maioria das situações em engenharia, sendo a absorção e reflexão fenómenos superficiais [39]. E a radiação transmitida ou refletida não revela informações sobre a temperatura da superfície [41]. Relativamente, a refletividade tem maior impacto em superfícies de baixa emissividade, provocando variações mais significativas na temperatura superficial. A radiação absorvida pode provir de várias fontes próximas, contribuindo para o aumento da energia térmica do

corpo, sendo a taxa de energia radiante absorvida pela superfície definida pela seguinte equação [39]:

$$G_{abs} = \alpha \cdot G \quad W.m^{-2} \quad (15)$$

Onde:

- G_{abs} : Energia absorvida pela superfície, medida em W/m^2 .
- G : Radiação incidente na superfície, medida em W/m^2 .
- α : Absortividade da superfície, que representa a eficiência na absorção da radiação incidente, variando entre 0 e 1, onde: **0** significa que a superfície não absorve radiação e **1** significa que a superfície absorve toda a radiação incidente.

As trocas de energia radiante entre um corpo e a sua vizinhança estão esquematicamente representadas na figura 40:



Figura 40 - Transferência de calor por radiação [42].

Assim, o fluxo de calor por radiação entre duas superfícies, quando uma envolve completamente a outra, corresponde à diferença entre a energia emitida e a energia absorvida pela superfície [37]:

$$q''_{rad} = \epsilon \cdot \sigma \cdot (T_s^4 - T_{viz}^4) \quad W.m^{-2} \quad (16)$$

Onde:

- q''_{rad} – Fluxo de calor transferido por radiação ($W \cdot m^{-2}$);
- ϵ – Emissividade da superfície (adimensional, $0 \leq \epsilon \leq 1$);
- σ – Constante de Stefan-Boltzmann ($5,67 \times 10^{-8} W \cdot m^{-2} \cdot K^{-4}$);
- T_s – Temperatura absoluta da superfície (K);

- T_{viz} – Temperatura absoluta da vizinhança (K).

A superfície de um corpo real pode apresentar diversas zonas cujo calor transferido por radiação difere devido à existência de deformações, falhas ou cavidades [41].

3.3.1.2. Radiação infravermelha

A radiação infravermelha (IR) [48] é um tipo de energia eletromagnética idêntica à radiação visível, ondas rádio e raios-X, que se desloca à velocidade da luz sob a forma de onda sinusoidal diferindo apenas no comprimento de onda, e onde todos os corpos com uma temperatura acima do zero absoluto a emitem e a absorvem.

A radiação infravermelha localiza-se no espectro eletromagnético entre a luz visível e as ondas rádio. Dentro desse intervalo, o infravermelho é ainda categorizado como infravermelho próximo (NIR), infravermelho médio (MIR) e infravermelho distante (FIR) [48], cada um com propriedades e aplicações distintas. como se pode observar nas figuras 41,42 e 43.

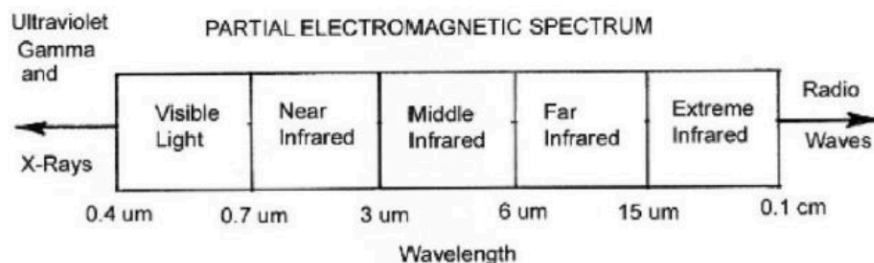


Figura 41 - Espectro eletromagnético parcial [37].

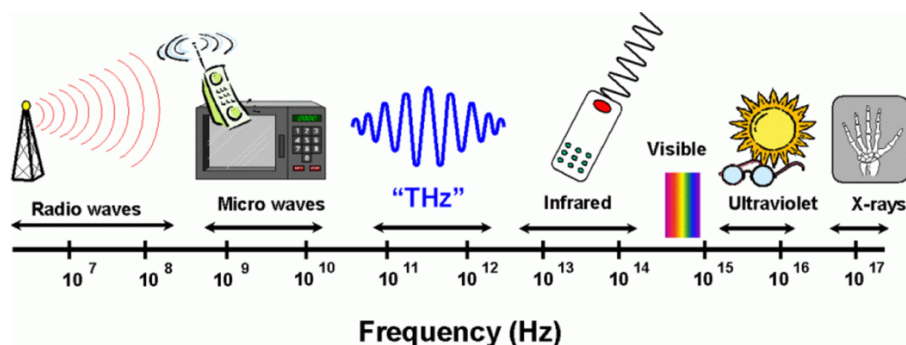


Figura 42 - Representação do espectro eletromagnético [44].

Destacando as diferentes faixas de radiação, como as micro-ondas, infravermelho, luz visível, ultravioleta e raios-X [44].

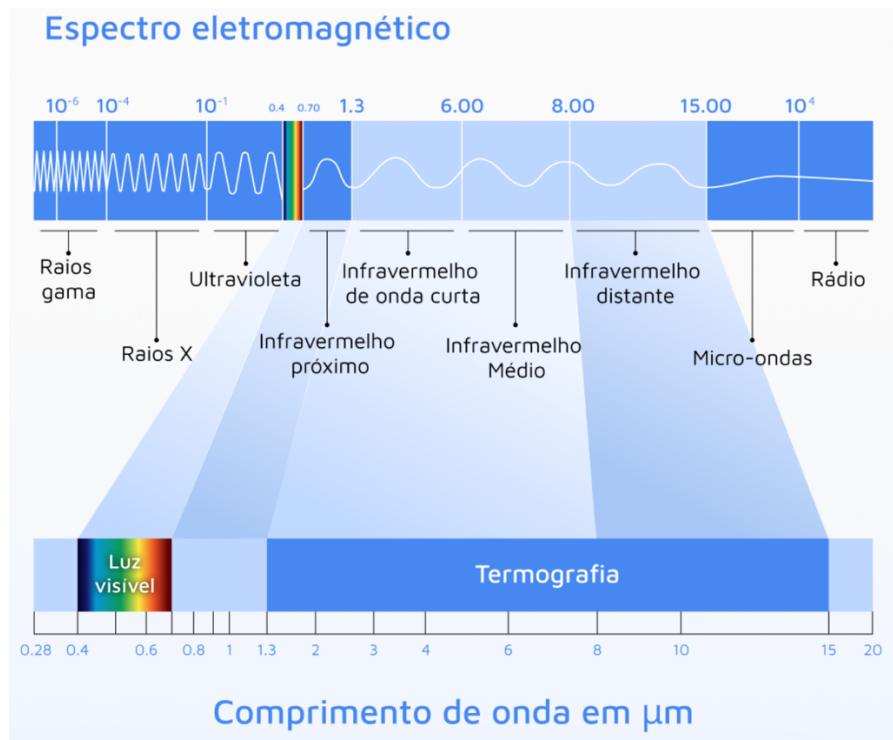


Figura 43 - Infravermelho no espectro [48].

3.3.1.3. Termografia por infravermelhos

A termografia por infravermelhos é então a técnica utilizada para converter a radiação térmica emitida pela superfície de um objeto, que é invisível ao olho humano devido ao seu comprimento de onda, em imagens visuais detalhadas do perfil de temperaturas. Para tal, é utilizado um equipamento de termografia por infravermelhos que capta a radiação térmica (ou infravermelha) emitida pela superfície em estudo sem a necessidade de qualquer contacto [37].

3.3.1.3.1. Aspetos que influenciam na recolha de imagens com infravermelhos

A termografia por infravermelhos deteta variações locais de temperatura superficial causadas por defeitos internos, que interferem no fluxo de calor [45]. Parâmetros como o vento ou a superfície têm influência nas medições, em particular no exterior em superfícies expostas ao meio ambiente, como nos transformadores, nas fachadas dos edifícios, etc.

Consequentemente, uma recolha de imagens com infravermelhos em condições complementares, por exemplo de noite e de dia, pode permitir eliminar fatores que não são as causas reais das falhas.

Por exemplo, o efeito do armazenamento da radiação solar infravermelha é quase nulo ao amanhecer, não se verificando o mesmo ao fim da tarde [35].

A figura 44 ilustra as diferentes bandas do espectro infravermelho e a sua relação com a transmitância atmosférica, destacando as janelas de maior e menor transmissividade que influenciam a deteção remota e a monitorização de equipamentos.

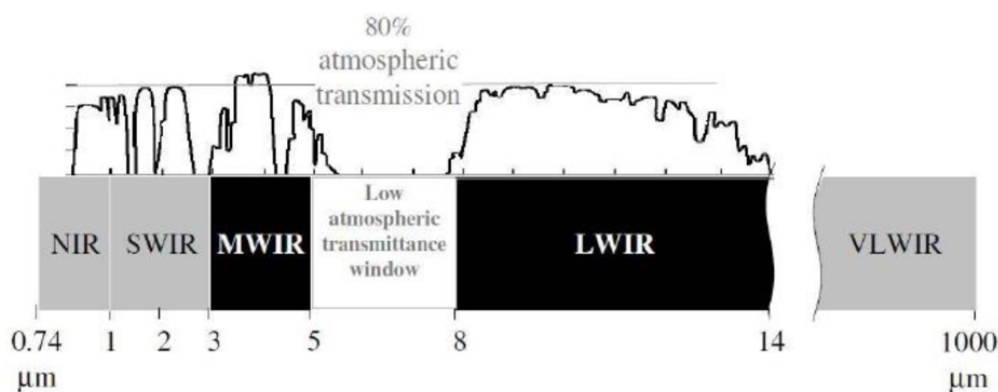


Figura 44 - Intervalos de captação de radiação infravermelha [46].

A cor da superfície, apesar de não influenciar a emissividade, pode afetar a absorção da radiação solar e, consequentemente, aumentar a temperatura superficial, especialmente quando há grandes diferenças de temperatura [38]. As condições meteorológicas, como a temperatura do ar e a humidade, influenciam diretamente as imagens térmicas. Isto acontece porque a superfície dos materiais pode perder calor através da evaporação, e essa perda é maior em dias quentes ou com baixa humidade. Como a termografia deteta variações de temperatura, mudanças nestas condições podem alterar os resultados obtidos [47].

Existem ainda outros fatores que poderão causar distorções na medição da temperatura superficial através da termografia por infravermelhos, nomeadamente:

- Temperatura ambiente;
- Temperatura da vizinhança;
- Humidade relativa;
- Infiltração ou presença de água, chuva;

- Impacto do sol e outras fontes de calor;
- Velocidade do vento ou outros fatores que influenciam a convecção;
- Efeito chaminé e sombreamentos;
- Ângulo de captação;
- Distância de medição;
- Existência de obstáculos entre a câmara e a superfície (vegetação, árvores, objetos) [37];

Cada pixel (elemento da imagem) corresponde a uma área da superfície, cuja dimensão varia com a distância de medição. À medida que a distância aumenta, o IFoV (*Instantaneous Field of View* – Campo de Visão Instantâneo) também cresce, ampliando o FOV (*Field of View* – Campo de Visão). Isto resulta numa média da radiação emitida na área captada, reduzindo a nitidez e o detalhe da imagem [37].

A distância entre a câmara termográfica e o objeto influencia o campo de visão e a dimensão mínima detetável, afetando a precisão e o detalhe da imagem obtida, como se pode observar na figura 45.

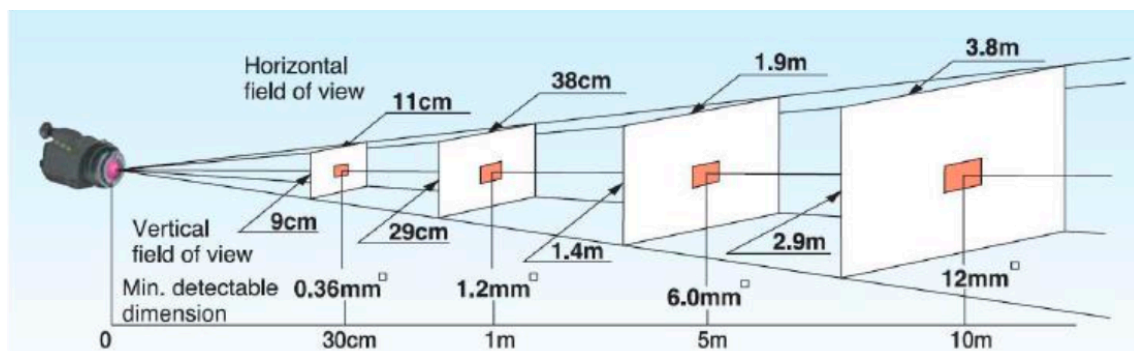


Figura 45 - Variação do campo de visão da câmara termográfica [37].

A variação do campo de visão horizontal e vertical e da dimensão mínima detetável em função da distância entre a câmara e a superfície analisada [37].

3.3.1.4. Termografia qualitativa e quantitativa

As câmaras termográficas são capazes de detetar variações de temperatura numa superfície tanto qualitativamente como quantitativamente, dependendo do tipo de análise desejado.

A **termografia qualitativa** passa por uma análise simples da imagem térmica, registrando apenas a diferença local da temperatura superficial na superfície, indicando assim a existência de uma anomalia.

Na **termografia quantitativa**, a análise da imagem térmica passa por quantificar as variações de temperatura superficial existentes que poderão indicar uma anomalia na superfície, sendo necessário registrar e posteriormente introduzir uma série de parâmetros num programa dedicado para o efeito, tais como, a temperatura ambiente, humidade, distância à superfície e emissividade [37].

3.3.1.5. Reconhecimento de imagem

A imagem térmica, tal como as imagens digitais, é composta por pixels (*picture elements*) e o seu processo de amostragem apresenta duas representações distintas: amostragem espacial e amostragem de amplitude. A primeira é uma função de duas variáveis espaciais, $f(x, y)$, onde o valor da função representa a intensidade da imagem em cada pixel. A segunda traduz a intensidade luminosa em níveis de cinzento. Em imagens a cores, cada pixel é representado por três valores correspondentes às cores primárias no sistema RGB (*Red, Green, Blue*), como se pode observar na figura 46 [49].

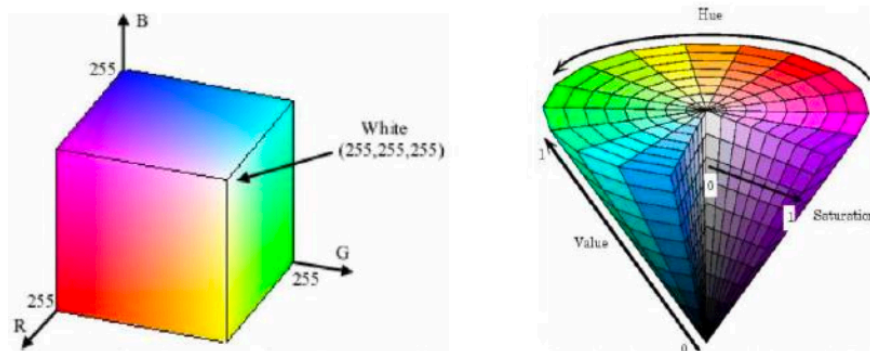


Figura 46 - Modelos de cor [37].

À esquerda, o cubo RGB e, à direita, o cone HSV (*Hue, Saturation, Value*), que representam diferentes formas de codificação e visualização das cores [37].

O sistema RGB é o sistema base do olho humano e é o utilizado em monitores e televisores. Tendo em conta que o olho humano é mais sensível ao verde, a conversão aproximada para **níveis de cinzento** é determinada através da seguinte proporção:

$$I = 0.3 R + 0.59 G + 0.11 B \quad (17)$$

A escala de tons de cinzento (*grayscale*) representa imagens em que cada pixel contém apenas informação de luminância, variando entre o preto (valor 0) e o branco (valor máximo, como 255 em imagens de 8 bits), passando por múltiplos níveis de cinzento. Este tipo de codificação resulta da amostragem de amplitude e é amplamente utilizado para análise técnica, uma vez que elimina as interferências cromáticas e destaca variações de intensidade luminosa [67], [68].

Nas imagens térmicas, esta representação é frequentemente usada com paletes como *Black Hot* ou *White Hot*, onde os valores de temperatura mais baixos ou mais altos são mapeados para tons escuros ou claros, respetivamente. Isto permite uma leitura clara da distribuição térmica e facilita a deteção de anomalias [69]. Este tipo de representação é particularmente útil em contextos industriais, onde o foco está na identificação de gradientes térmicos relevantes e não na informação visual estética, como se pode observar na figura 47.

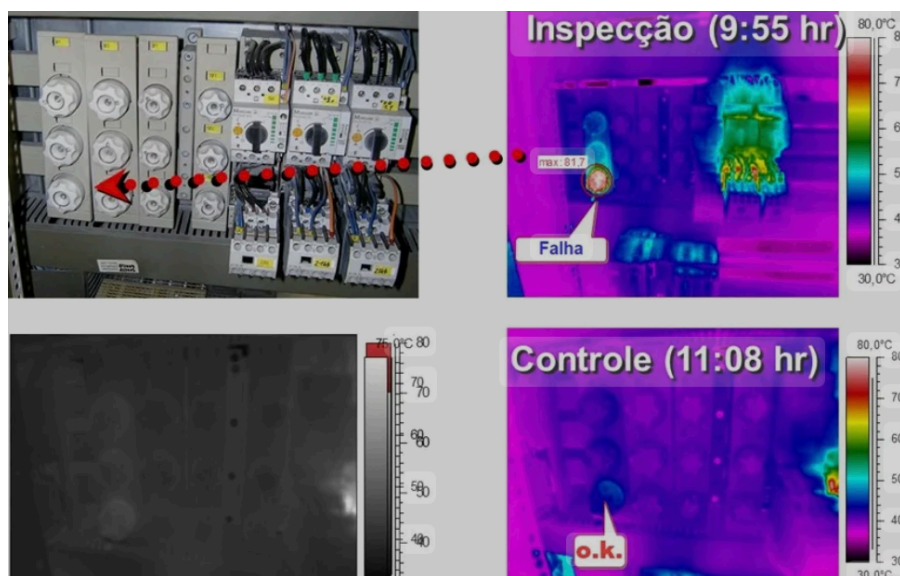


Figura 47 - Análise termográfica de um quadro elétrico durante inspeção e controlo [70].

À esquerda, imagem visível do painel elétrico e, abaixo, a representação térmica em escala de tons de cinzento, permitindo a observação da distribuição de calor sem interferência cromática.

As imagens térmicas representam a temperatura superficial, sendo cada valor de temperatura associado a uma cor definida pela paleta escolhida. O equipamento converte a radiação captada em sinal elétrico, amplificando-o para calcular a temperatura com base na emissividade e outros parâmetros de correção. As imagens devem ser acompanhadas de um ficheiro com os valores de temperatura de cada ponto; caso contrário, servem apenas para análise qualitativa. Ao utilizar o software do equipamento, as temperaturas são automaticamente acedidas por estarem integradas nos dados armazenados [37].

3.3.1.6. Equipamentos

Nos últimos anos, foram desenvolvidos três tipos de sistemas para medição de temperatura por infravermelhos:

- i. **Termómetros pontuais:** Medem a temperatura de um único ponto na superfície. Apesar de não fornecerem uma imagem térmica, são amplamente utilizados em técnicas não destrutivas.
- ii. **Scanners de linha:** Captam a radiação infravermelha através de prismas e espelhos internos, obtendo um perfil de temperatura ao longo de uma linha. A imagem térmica é gerada pela repetição deste processo até formar a imagem completa.
- iii. **Câmaras termográficas:** Captam e convertem a radiação infravermelha emitida por uma superfície numa imagem térmica bidimensional, apresentada numa escala de cores ou de cinzento, representando a temperatura da superfície [37], como se pode observar na figura 48.



Figura 48 - Câmaras termográficas [50], [51].

A câmara termográfica possui um detetor que gera um sinal elétrico com base na radiação recebida. Este sinal é processado por uma unidade de controlo que disponibiliza a imagem térmica num monitor. A medição da temperatura da superfície é, assim, indireta, baseada na radiação captada pelo detetor. Os principais componentes deste equipamento são os seguintes [37]:

- Lente
- Detetor
- Processador eletrónico
- Controlos
- Ecrã
- Armazenamento de informação
- Processamento de dados
- Software para gerar relatórios
- Filtros

▪ **Lente**

A lente desempenha um papel crucial na câmara termográfica, captando a radiação infravermelha incidente no detetor e excluindo a radiação visível. Os materiais mais comuns na sua construção são o Germânio (Ge), Silício (Si), Selenite de Zinco (ZnSe) e Sulfato de Zinco (ZnS), cuja escolha influencia diretamente a resolução da medição devido às diferentes curvas de transmissão. As lentes variam em distância focal, sendo que, na maioria das aplicações, o campo de visão situa-se entre 16° e 25° [41].

▪ **Detetor**

A radiação captada pela lente é direcionada para o detetor, que gera um sinal elétrico [52], o detetor é sensível a dois intervalos de comprimento de onda: 3 a 5 μm (MIR - Médio Infravermelho) e 8 a 14 μm (FIR - Longo Infravermelho), devido à influência da atmosfera na transmissão da radiação.

Existem dois tipos principais de detetores:

Quânticos: Convertem diretamente a radiação absorvida em sinal elétrico, oferecendo resposta rápida e baixa margem de erro. No entanto, requerem arrefecimento criogénico, tornando o equipamento mais caro, complexo e pesado.

Térmicos: Produzem sinal elétrico em função da sua própria temperatura, que aumenta com a radiação infravermelha absorvida. O sistema FPA (Focal Plane Array), baseado em microbolómetros, como se pode observar na figura 49, capta toda a imagem de forma simultânea através de uma matriz bidimensional de sensores [52].

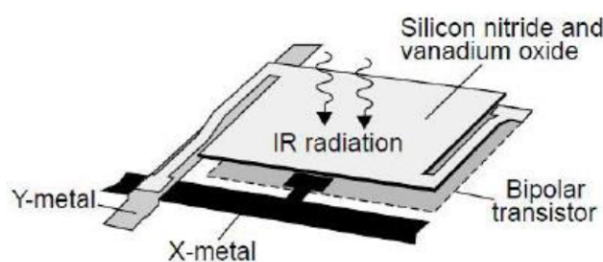


Figura 49 - Microbolómetro [52].

A qualidade da imagem térmica está diretamente relacionada com a resolução do detetor: quanto maior o número de sensores, maior o nível de detalhe da imagem captada. A resolução pode variar entre 80×80 píxeis e 1020×1020 píxeis [37].

- **Processador eletrónico**

A resposta do detetor é processada de modo a produzir a imagem térmica e quantificar a temperatura [37].

- **Controlos**

O sistema dispõe de vários controlos que permitem ajustar parâmetros como a entrada de radiação infravermelha, dados de saída, alcance, nível térmico, polaridade, emissividade e outras funções de medição de temperatura, como isotérmica, perfil e área.

- **Ecrã**

Os dados processados são apresentados num ecrã (incorporado ou externo), com a imagem térmica exibida a cores ou em escala de cinzentos. A resolução do ecrã não afeta a qualidade da imagem captada, mas deve ser superior à do detetor.

- **Filtros**

Filtros são utilizados em aplicações termográficas para garantir medições corretas. A seleção do filtro depende do intervalo do **espectro eletromagnético** em que o sistema opera. Existem três tipos principais:

- **Passa-Alto:** Permite radiação de comprimentos de onda curtos.

- **Passa-Baixo:** Permite radiação de comprimentos de onda longos.
- **Passa-Banda:** Permite radiação num intervalo específico.

Aplicações comuns [41]:

- **Filtro de pico de chama:** Permite visualizar objetos quentes através de chamas.
- **Filtro de radiação solar:** Reduz o brilho solar em sistemas de onda curta.
- **Filtros para vidro:** Avaliam superfícies ou objetos através do vidro com filtros adequados.

Alguns equipamentos carregam automaticamente a **curva de calibração** ao instalar o filtro, sendo necessária a verificação regular para garantir a precisão.

▪ **Armazenamento de dados**

Os dados podem ser armazenados como imagem digital estática, vídeo ou gravação digital de voz, permitindo incluir informações detalhadas com a imagem.

▪ **Processamento de dados e elaboração do relatório**

Os equipamentos de termografia por infravermelhos utilizam programas dedicados para processamento de dados em computadores. Estes permitem importar imagens (a cores ou em cinzento) e ajustar parâmetros como temperatura de fundo, emissividade, alcance e nível. As análises incluem ponto térmico, área, linhas isotérmicas e medição de dimensões. Os resultados são apresentados em folhas de cálculo, gráficos, histogramas e relatórios configurados.

3.3.1.7. Escolha do equipamento de termografia

A vasta oferta de equipamentos de termografia por infravermelhos no mercado torna a escolha do equipamento adequado um desafio. A seleção deve considerar diversos fatores técnicos e as necessidades específicas da aplicação [37].

a) Intervalo de Temperatura

Refere-se à gama de temperaturas que a câmara pode medir com precisão. É crucial conhecer as temperaturas típicas do ambiente de trabalho para escolher uma câmara com um intervalo adequado. Por exemplo, em aplicações industriais que

envolvem equipamentos de alta temperatura, como caldeiras e fornos, como se pode observar na figura 50, é necessário um intervalo que alcance valores elevados [53]. A gama de medição deve abranger a temperatura esperada durante a inspeção. A precisão recomendada é de $\pm 2^{\circ}\text{C}$ ou $\pm 2\%$ [37].

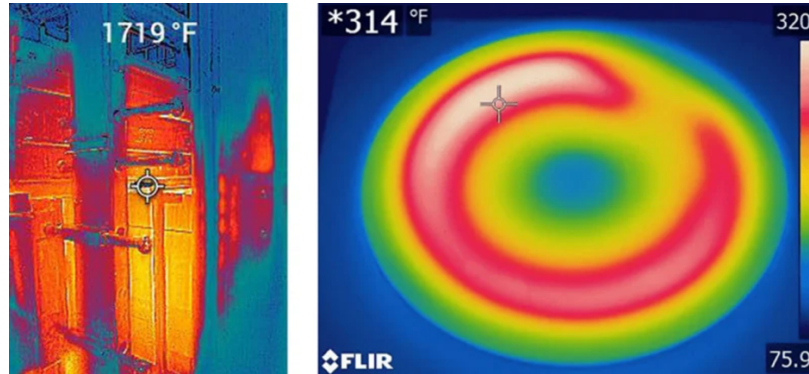


Figura 50 - A medição da temperatura dos fornos (esquerda) requer uma câmara com uma faixa de temperatura alta [53].

Quando uma câmara está fora da faixa, um * ao lado da temperatura indica que a câmara está adivinhando a temperatura.

b) Campo de Visão (FOV)

O campo de visão (FOV) determina a área captada pela câmara num dado momento e é definido pela lente utilizada. Lentes grande-angulares (FOV de 45° ou mais) são ideais para inspeções próximas, enquanto lentes teleobjetivas (FOV de 12° ou 6°) são indicadas para objetos distantes, como se pode observar na figura 51. Algumas câmaras oferecem lentes intercambiáveis para diferentes aplicações [53].



Figura 51 - O FOV determina o quanto a câmara vê e de que distância [53].

Uma teleobjetiva é melhor para medições à distância (esquerda), enquanto uma lente grande angular é melhor para trabalhos de close-up (direita) [53].

c) Resolução Infravermelha e do Detetor

A resolução infravermelha indica o número de pixéis do sensor térmico. Uma resolução mais elevada proporciona imagens mais detalhadas, permitindo identificar pequenas anomalias térmicas [53]. A resolução do detetor influencia diretamente a qualidade da imagem térmica, variando entre 80×80 e 1020×1020 pixéis [37]. Para inspeções de elementos pequenos ou a distâncias consideráveis, uma resolução alta é essencial [53], na figura 52 é possível observar esta diferença de resolução.

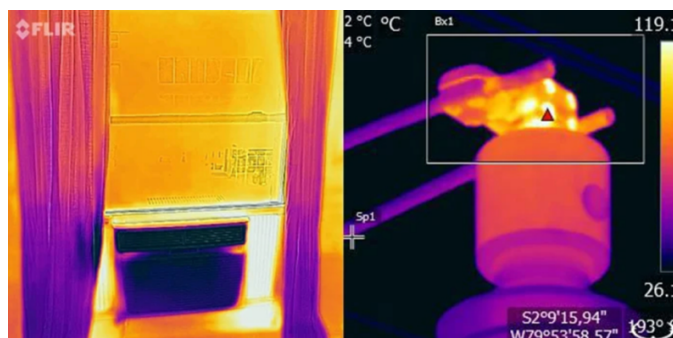


Figura 52 - As câmaras de baixa e alta resolução [53].

As câmaras de baixa resolução são mais adequadas para medir alvos a uma distância próxima (esquerda). Uma câmara de alta resolução é necessária para medir à distância (direita).

d) Sensibilidade Térmica (NETD)

A sensibilidade térmica, ou NETD (*Noise Equivalent Delta Temperature*), mede a menor diferença de temperatura detetável pela câmara. Valores de NETD mais baixos indicam maior sensibilidade, sendo essenciais para identificar variações térmicas subtis, como na deteção de humidade [53]. Esta sensibilidade pode variar entre 0,020°C e 0,075°C [37]. Na figura 53 é possível observar os detalhes sutis, como os montantes de uma parede, resultado de uma alta sensibilidade térmica.



Figura 53 - A deteção de detalhes sutis, como os montantes de uma parede, requer uma alta sensibilidade térmica [53].

e) Focagem

A precisão das medições depende de uma imagem bem focada. Existem câmaras com foco fixo, manual e automático. Modelos básicos geralmente possuem foco fixo, enquanto os avançados oferecem opções de foco manual ou automático, permitindo ajustes conforme a necessidade da inspeção [53]. O tempo de exposição (*Thermal Time Constant*) também afeta a nitidez das imagens; um tempo inadequado pode causar imagens desfocadas em caso de movimento ou variações térmicas rápidas [37]. Na figura 54 é possível observar um exemplo de desfoque.

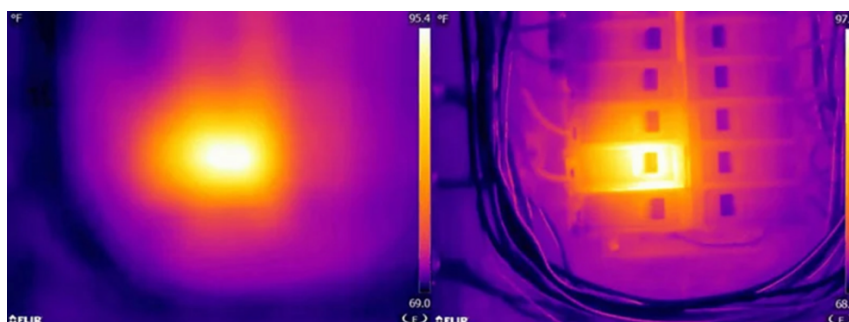


Figura 54 - Exemplo de desfoque [53].

É necessária uma imagem focada para medir a temperatura com precisão [53].

f) Faixa espectral e comprimento de onda

A faixa espectral refere-se aos comprimentos de onda detetados pelo sensor, geralmente expressos em micrómetros (μm). A maioria das câmaras termográficas opera entre $8\ \mu\text{m}$ e $14\ \mu\text{m}$, ideal para inspeções elétricas e diagnósticos de edifícios [53]. Para ambientes com grandes amplitudes térmicas, recomendam-se câmaras de comprimento de onda curto, enquanto os equipamentos de onda longa são mais sensíveis a pequenas diferenças térmicas ($\approx 0,08^\circ\text{C}$) [37]. Na figura 55 é representada imagens termográficas provenientes de câmaras de onda média e longa.

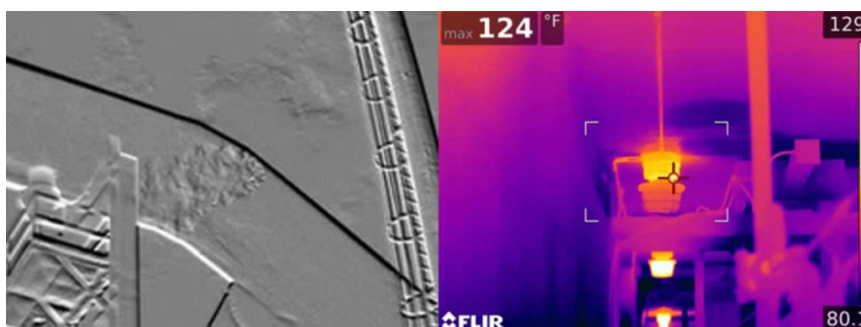


Figura 55 - As câmaras de onda média e longa [53].

As câmaras de onda média são usadas para detetar gases como propano, metano e butano (esquerda), enquanto as câmaras de onda longa são usadas para a maioria das outras aplicações (direita).

g) Emissividade e Configuração

A possibilidade de ajustar a emissividade é essencial para medições corretas. O equipamento deve permitir a configuração deste parâmetro, assegurando leituras precisas em diferentes superfícies e materiais [37].

h) Funcionalidades e Recursos Adicionais

Recursos como a captação simultânea de imagens visíveis e térmicas facilitam a documentação das inspeções [37]. A iluminação integrada é útil para locais com pouca luz [53]. A conectividade Wi-Fi permite transferência de dados em tempo real, enquanto as funções de análise (isotérmica, perfil, medição por linha) são úteis para diagnósticos detalhados [53].

i) Portabilidade e Alimentação

Para trabalhos em campo, a portabilidade é essencial. O equipamento deve ter baterias recarregáveis e possibilidade de substituição no local [37]. Um design compacto e ergonómico facilita o uso prolongado [53].

j) Software e Longevidade

O software deve permitir análises avançadas e exportação de dados em formatos como folhas de cálculo e relatórios personalizados [53]. A longevidade do equipamento é assegurada com modelos que permitem integração de módulos adicionais [37].

3.3.1.8. Aplicações da termografia

A termografia por infravermelhos, técnica não destrutiva (NDT/NDE), tem sido amplamente utilizada em diversas áreas devido à sua versatilidade e evolução tecnológica, tornando os equipamentos mais leves e portáteis.

Na astronomia e exploração espacial, a termografia permite estudar regiões do espaço cobertas por gases e poeiras densas, inacessíveis a telescópios óticos, como se pode observar na figura 56. Como a radiação infravermelha possui maior comprimento de onda que a visível, atravessa essas áreas sem se dissipar. Desde 1980, satélites com

telescópios de infravermelhos, como o IRAS (*Infrared Astronomical Satellite*), têm sido utilizados para apoiar esses estudos [37].

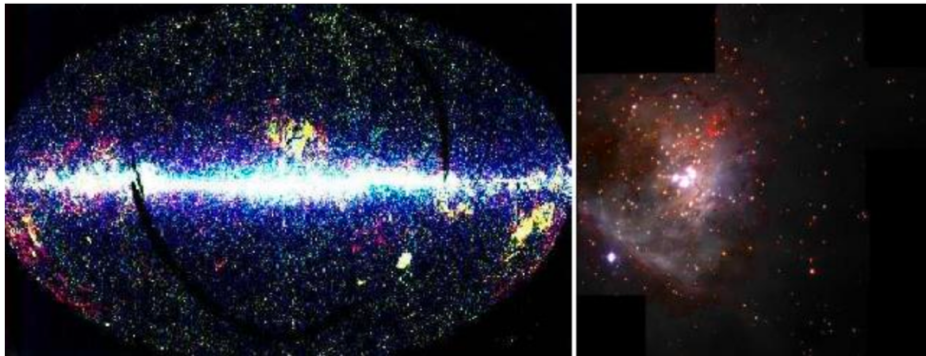


Figura 56 - Imagens térmicas espaciais captadas pelo IRAS [37].

Avaliar a eficiência energética de fornos e caldeiras, permitindo monitorizar o desempenho destes equipamentos que operam a altas temperaturas, como se pode verificar na figura 57.

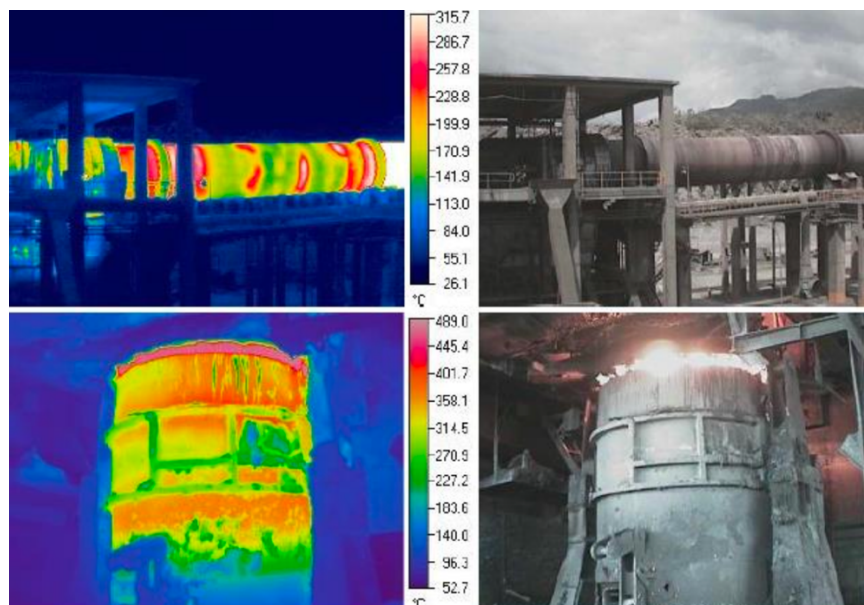


Figura 57 - Avaliação de fornos industriais através da termografia [37].

Na monitorização de níveis em reservatórios, tanques e silos, permitindo localizar produtos independentemente do estado físico ou perigosidade, como se pode observar na figura 58. Também deteta obstruções, falhas e danos no isolamento [37].

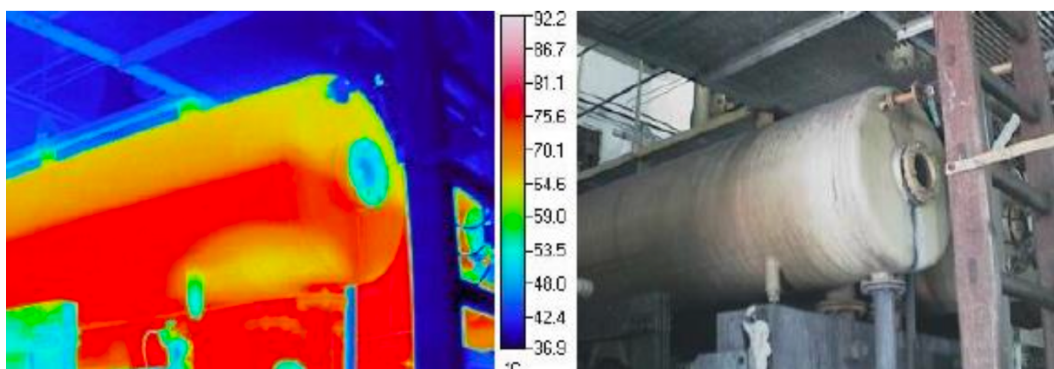


Figura 58 - Verificação de nível de um reservatório [37].

A termografia é fundamental na manutenção de sistemas mecânicos, permitindo detetar anomalias e prevenir falhas, evitando danos e custos elevados. Em motores elétricos, combate o desperdício de energia causado por mau funcionamento. É usada na análise de aquecimento em chumaceiras, fricção, desgaste de rolamentos, escovas e bobinas, como se pode verificar na figura 59.

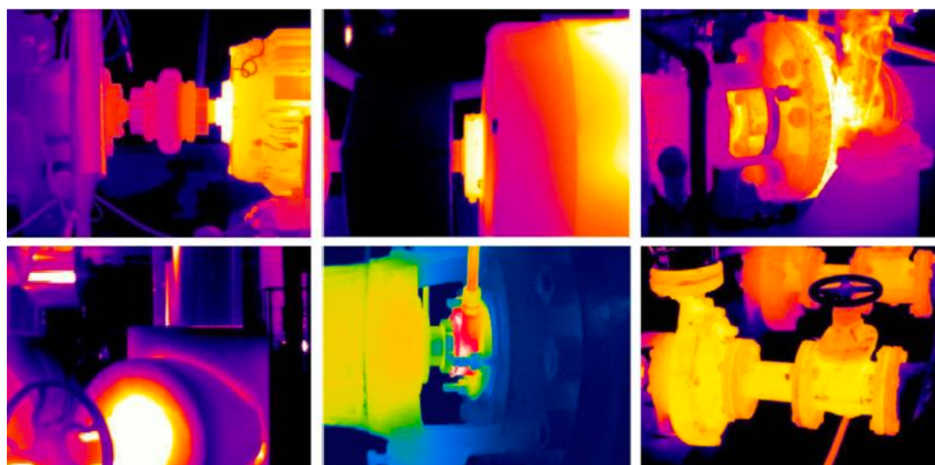


Figura 59 - Termografia aplicada na manutenção de sistemas mecânicos [47].

A termografia por infravermelhos vem sendo aplicada em sistemas de segurança, policiamento, vigilância aérea, visão noturna, visão através de fumo e nevoeiro, buscas e salvamento, navegação e controlo de tráfego marítimo. É aplicada na construção civil para avaliar o estado de conservação de estruturas. Em edifícios, é usada para detetar patologias, pontes térmicas, fugas de ar, problemas em coberturas e inspecionar instalações elétricas e sistemas de climatização [37], como se pode observar na figura 60.

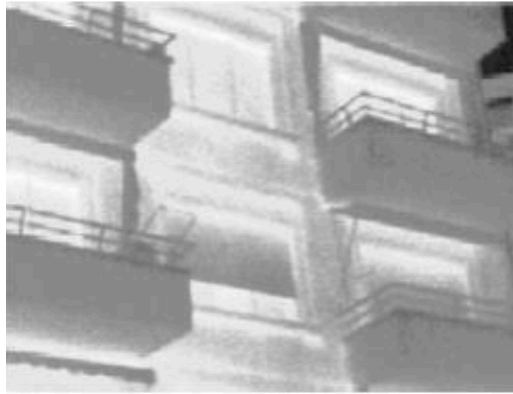


Figura 60 - Aplicações da termografia em edifícios, imagem em tons de cinzento [37].

Na indústria eletrónica, a termografia é usada na conceção, fabrico, controlo de qualidade e reparação de circuitos integrados e componentes eletrónicos através da análise da distribuição de temperatura, como se pode ver na figura 61.

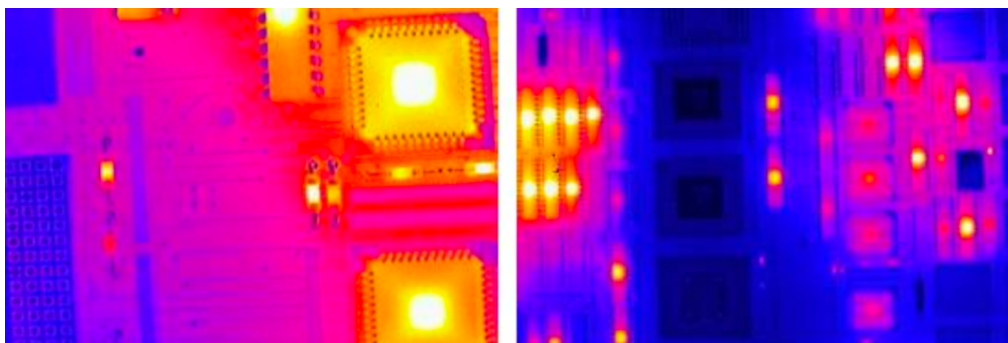


Figura 61 - Imagens térmicas de circuitos elétricos [37].

Na manutenção elétrica, a termografia permite uma avaliação rápida e segura sem contacto, detetando sobreaquecimentos em ligações, interruptores, quadros elétricos, transformadores e cabos de alta tensão, como se pode observar na figura 62.

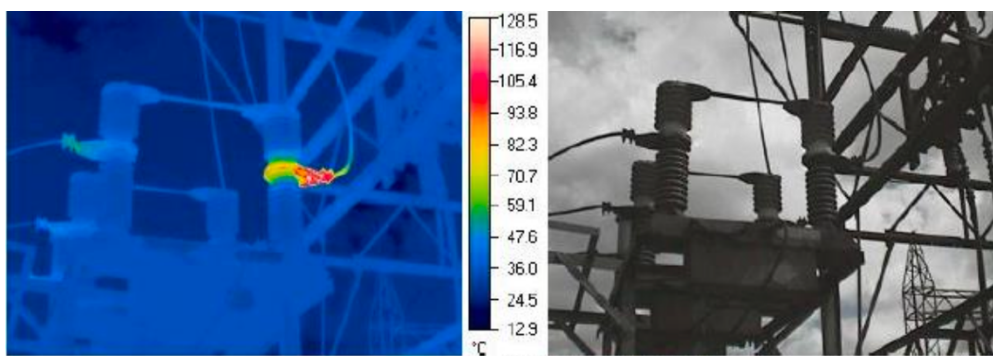


Figura 62 - Imagens térmicas de sistemas elétricos [37].

A termografia por infravermelhos é usada na prevenção e deteção de incêndios em depósitos de combustíveis, lixo sólido e na monitorização de chamas em refinarias e petroquímicas. Na indústria aeronáutica e aeroespacial, a termografia por infravermelhos é usada no controlo de qualidade de materiais compósitos, detetando falhas e anomalias. Também é aplicada na análise térmica de pás e reatores de aeronaves.

Na indústria automóvel, a termografia por infravermelhos é usada para avaliar o desempenho de componentes, como se pode observar na figura 63.

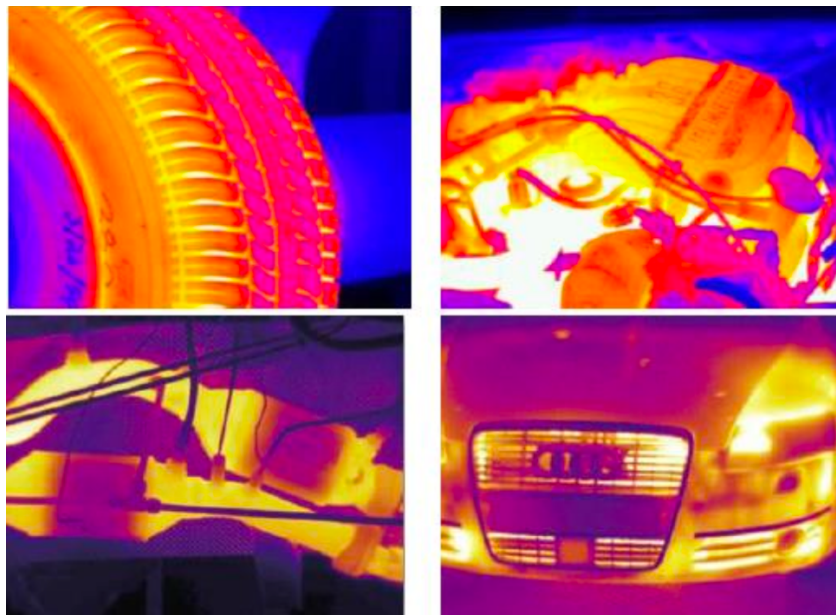


Figura 63 - Termografia aplicada à indústria automóvel [37].

Na área militar, tem sido amplamente utilizada para detetar veículos de combate, avaliar se foram usados recentemente e localizar alvos, como se pode observar na figura 64.



Figura 64 - Imagens térmicas (em nível de cinzento) de veículos militares [37].

Na medicina, é uma técnica não invasiva usada para analisar fluidos e tecidos humanos, detetando anormalidades através da análise da atividade metabólica e padrões térmicos. É aplicada em áreas como oncologia, dor crónica, inflamações, problemas vasculares, artrite, neurologia e doenças respiratórias, como se pode ver na figura 65. Também é usada em aeroportos para identificar febres e infeções.

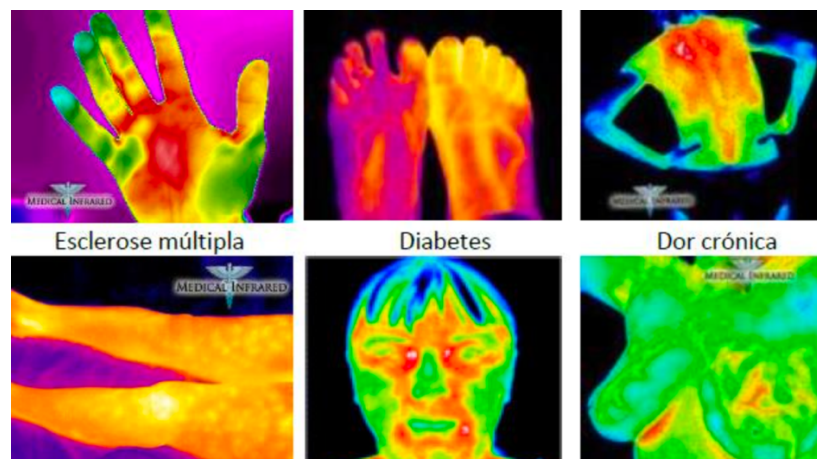


Figura 65 - Imagens térmicas de aplicações em medicina [37].

Na medicina veterinária, a termografia por infravermelhos permite um diagnóstico sem contacto, reduzindo o stress animal. Também auxilia no diagnóstico de lesões nervosas, musculares, abscessos e atrofias, como se pode observar na figura 66.

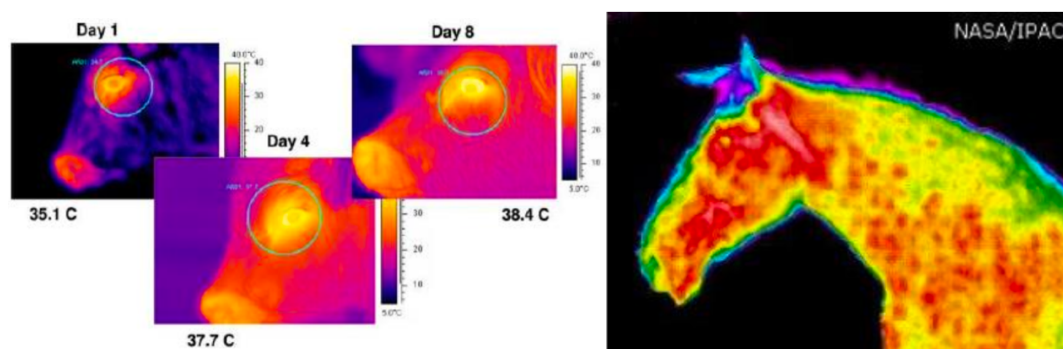


Figura 66 - Termografia em aplicações veterinárias [37].

Na vulcanologia, a termografia é usada para monitorizar a atividade vulcânica e prever erupções, permitindo a recolha segura de dados térmicos durante as erupções. Facilita a análise da quantidade e composição dos fluxos de lava e gases, como se pode verificar na figura 67.

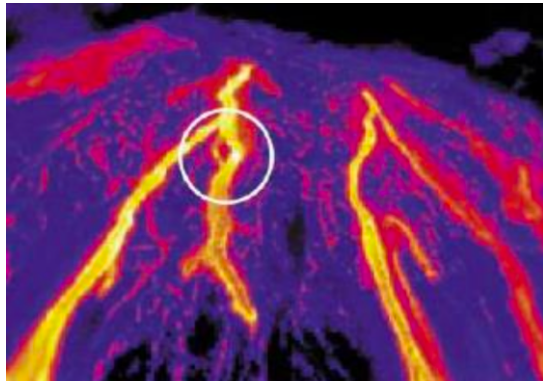


Figura 67 - Termografia aplicada ao estudo vulcânico [37].

3.3.1.9. Vantagens e limitações da termografia por infravermelhos

A termografia apresenta uma série de vantagens que a tornam uma ferramenta valiosa na manutenção preditiva e inspeção industrial, destacando-se pelas seguintes características:

- ⇒ **Técnica não invasiva:** Permite examinar componentes sem contacto físico, evitando interrupções no funcionamento dos sistemas e melhorando a segurança.
- ⇒ **Resultados em tempo real:** Fornece informações instantâneas sobre a condição térmica dos equipamentos, possibilitando decisões rápidas.
- ⇒ **Cobertura ampla:** Permite monitorizar grandes áreas e múltiplos pontos simultaneamente [37], [48].
- ⇒ **Imagens claras e fáceis de interpretar:** Mesmo por utilizadores não especializados, sendo possível uma análise mais detalhada com softwares dedicados [48].
- ⇒ **Mobilidade:** Os equipamentos são cada vez mais compactos e portáteis, ampliando as aplicações e permitindo a utilização em movimento [37], [48].
- ⇒ **Monitorização em zonas perigosas:** A distância entre a câmara e a superfície pode variar de milímetros a quilómetros, permitindo inspeções seguras em ambientes perigosos.
- ⇒ **Versatilidade de medição:** A escala de temperaturas pode variar entre -20°C e 1600°C , com ajustes possíveis através de lentes e filtros.

- ⇒ **Operação sem necessidade de luz externa:** A termografia pode ser utilizada tanto de dia como de noite, facilitando a detecção de objetos encobertos.
- ⇒ **Deteção de pequenas variações térmicas:** Alguns equipamentos conseguem identificar flutuações até 0,04°C.
- ⇒ **Eficiência em tempo e custos:** Reduz paragens em processos industriais e permite inspeções preventivas [37].

Apesar das suas múltiplas vantagens, a termografia também apresenta algumas limitações e desafios que devem ser considerados para uma aplicação eficaz:

- ⇒ **Custo elevado:** Equipamentos e tecnologia infravermelha são dispendiosos, requerendo análise do custo-benefício [48].
- ⇒ **Necessidade de experiência técnica:** A interpretação dos dados requer profissionais qualificados para evitar diagnósticos incorretos [37], [48].
- ⇒ **Sensibilidade à emissividade:** Variações na emissividade da superfície podem distorcer os resultados e levar a conclusões erradas.
- ⇒ **Atenuação atmosférica:** Partículas em suspensão, CO₂ e vapor de água podem absorver e dispersar a radiação, afetando a precisão, especialmente a longas distâncias.
- ⇒ **Obstáculos físicos:** Pontes, árvores e infraestruturas podem bloquear a radiação infravermelha, limitando a análise.
- ⇒ **Influência das condições ambientais:** Fatores como radiação solar, chuva, vento e hora do dia podem alterar a temperatura superficial e afetar a precisão da medição [37].
- ⇒ **Limitação na deteção através de materiais opacos:** Não consegue detetar temperaturas atrás de superfícies como vidro ou metais refletivos [48].
- ⇒ **Efeito Joule em cabos elétricos:** Pode interferir na medição e limitar a altura de inspeção em determinados ambientes [37].

Capítulo 4

4. Recolha de Dados e Diagnóstico Experimental

Os testes experimentais de vibração foram conduzidos em dois contextos distintos: o primeiro, numa máquina de simulação de falhas localizada no Laboratório de Vibração da Escola Superior Náutica Infante D. Henrique; o segundo, em bombas reais, quadros elétricos do sistema de circulação das piscinas da mesma instituição.

4.1. Máquina de simulação de falhas

A máquina de simulação de falhas, um equipamento especializado da marca *SpectraQuest*, modelo *Machinery Fault Simulator*, como se pode observar na figura 68, é um simulador de falhas mecânicas amplamente utilizado para fins didáticos e de investigação, permitindo recriar, de forma segura e controlada, diversos tipos de anomalias típicas em máquinas rotativas. Este equipamento é composto por uma estrutura modular com motor elétrico, acoplamentos, mancais e suportes ajustáveis, sendo possível introduzir diferentes tipos de falhas, como:

- Desequilíbrio de massas;
- Desalinhamento paralelo;
- Desafinamento angular (*angular misalignment*);
- Folgas mecânicas;
- Eixo empenado, entre outras.

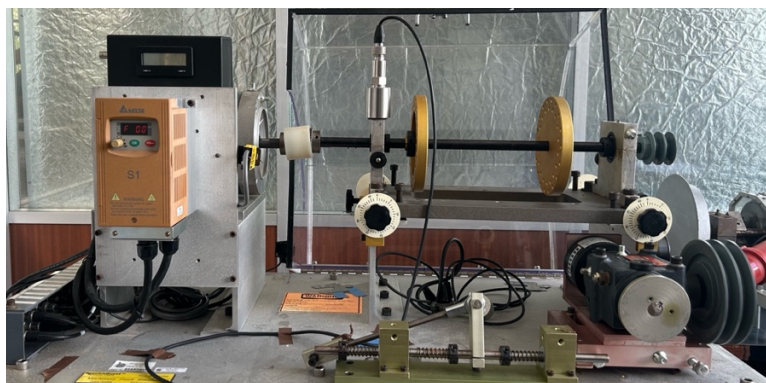


Figura 68 - Máquina de simulação de falhas, *SpectraQuest*.

4.2. Sistema de monitorização – FLIR SV87-KIT

Para a recolha de dados de vibração, foi utilizado o **FLIR SV87-KIT**, que se pode constatar na figura 69, um sistema compacto e sem fios, desenvolvido para aplicações de manutenção preditiva em ambientes industriais. Este kit é composto por **sensores inteligentes SV87**, que captam simultaneamente dados de vibração (aceleração) e temperatura, e por uma **gateway central (GW65)**, responsável pela receção e armazenamento dos dados transmitidos pelos sensores.



Figura 69 - FLIR SV87-KIT.

O FLIR SV87-KIT permite realizar **monitorização contínua e remota**, com alertas automáticos e sincronização dos dados via software dedicado. A sua facilidade de instalação, associada à ausência de cablagem, torna-o especialmente adequado para contextos onde é necessário recolher dados em vários pontos de medição com frequência.

No âmbito desta investigação, o kit foi utilizado em dois ambientes distintos:

- i. Na **máquina de simulação de falhas** (*SpectraQuest*), onde o sensor foi instalado em posição estratégica da estrutura para recolher dados sob condições controladas de falha.
- ii. Nas **bombas reais das piscinas da escola**, para capturar dados vibracionais em condições reais de operação.

Através deste sistema, foi possível reunir uma base de dados representativa de diversos estados de funcionamento (normal e com falha), a qual serviu de base para o desenvolvimento do modelo de diagnóstico inteligente.

4.3. Procedimento experimental de recolha de dados

Foram recolhidos sinais no domínio do tempo, os quais foram posteriormente tratados no MATLAB. Para cada condição (falha simulada), foram extraídas características como:

- Valor eficaz (RMS)
- Frequência dominante
- Espectros de frequência via FFT

Estas características foram organizadas em tabelas para posterior treino do sistema inteligente.

4.3.1. Dados de vibração

Para a recolha dos sinais, a máquina de simulação de falhas foi submetida a diferentes condições de funcionamento, como se pode verificar na figura 70, com o objetivo de gerar espectros característicos de cada tipo de falha. As condições impostas incluíram:

- **Velocidades de rotação:** 10 Hz, 15 Hz e 25 Hz.



Figura 70 - Velocidades de rotação utilizadas nos testes.

- **Falhas simuladas:**
 - Desequilíbrio;
 - Desalinhamento angular;
 - Desalinhamento paralelo.

Os desequilíbrios realizados nos testes foram o desequilíbrio estático e o desequilíbrio dinâmico, conforme descrito no 3.2.1.1.1.. No decorrer do projeto, será utilizada apenas a designação desequilíbrio para facilitar a compreensão no sistema desenvolvido, que generaliza ambos os tipos sob essa mesma classificação.

No total, foram recolhidas 51 amostras. A apresentação de todos os espectros seria redundante e impraticável do ponto de vista editorial. Assim, optou-se por incluir apenas os espectros mais representativos de cada conjunto, por refletirem de forma consistente os comportamentos dinâmicos observados nas restantes amostras.

4.3.1.1. Desequilíbrio

Durante os ensaios de diagnóstico por vibração, foram definidos três cenários distintos de desequilíbrio, utilizando massas calibradas de ensaio aplicadas ao disco de balanceamento da máquina *SpectraQuest*. Estas massas foram fixadas em diferentes posições, permitindo simular desequilíbrios de intensidades variadas e com distribuição angular diferente, como se pode observar na figura 71.

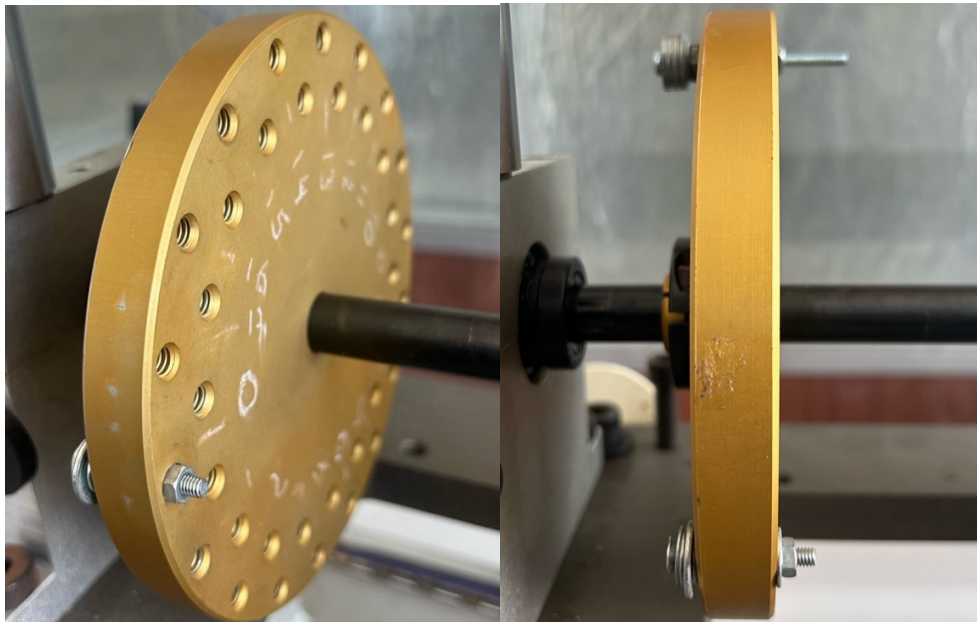


Figura 71 - Massas fixadas em diferentes posições ao disco de balanceamento da *SpectraQuest*.

A tabela 5 resume as configurações utilizadas.

Tabela 5 - Configurações utilizadas nos testes de vibração.

Cenário	Massas aplicadas	Posições no disco	Velocidades de rotação	Objetivo
1	7 g	Posição 0	10 Hz, 15 Hz, 25 Hz	Desequilíbrio leve e centrado
2	15 g	Posição 0	10 Hz, 15 Hz, 25 Hz	Desequilíbrio severo e centrado
3	15 g e 7 g	Posições 0 e 7	10 Hz, 15 Hz, 25 Hz	Desequilíbrio assimétrico (complexo)

4.3.1.1.1. Análise dos espectros de frequência – desequilíbrio

Para cada cenário de desequilíbrio definido, foram gerados espectros de frequência a partir dos dados recolhidos pelos sensores **FLIR SV87-KIT**, permitindo identificar as componentes de frequência associadas a cada condição de falha. Verificou-se, no entanto, um ligeiro desvio em relação à frequência de referência em algumas medições, atribuível à elevada sensibilidade do potenciômetro do variador de frequência (inversor Delta), que dificultou o ajuste exato da frequência pretendida. Em consequência, registou-se uma margem de variação aproximada de $\pm 0,5$ Hz em determinadas aquisições.

⇒ Cenário 1 – 7 g na posição 0 a 10, 15, 25 (Hz). (desequilíbrio leve e centrado)

Na figura 72 é possível observar o Espetro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0.

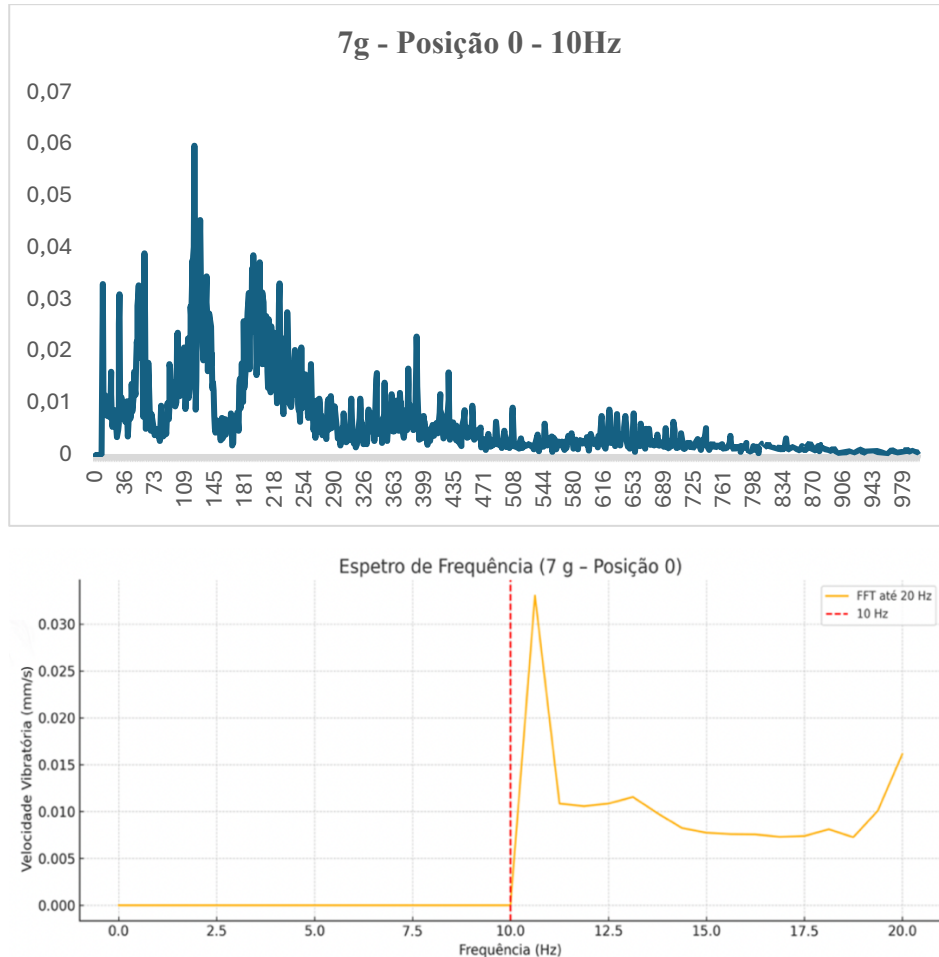


Figura 72 - Espetro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0.

O espectro apresenta um pico de vibração ligeiramente acima dos 10 Hz, com um valor próximo de **0,031 mm/s**.

Para os 15 Hz já se pode ver um pico relevante. Na figura 73 é possível observar o espectro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0, a 15Hz.

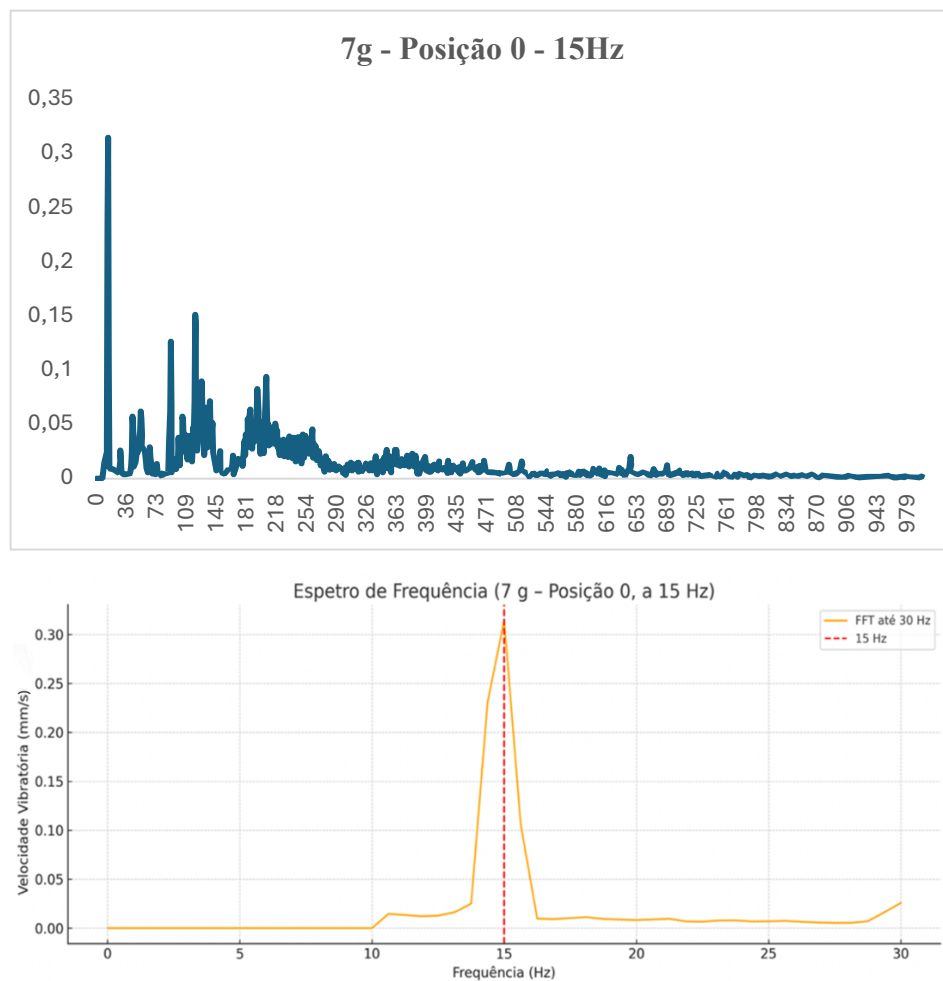


Figura 73 - Espectro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0, a 15Hz.

O valor máximo de velocidade vibratória registado atinge aproximadamente **0,31 mm/s**. Este aumento do nível vibratório é coerente com o comportamento típico do desequilíbrio mecânico, cuja severidade tende a intensificar-se com o aumento da velocidade de rotação.

A 25Hz é possível verificar o aumento da velocidade vibratória, como se pode ver na figura 74.

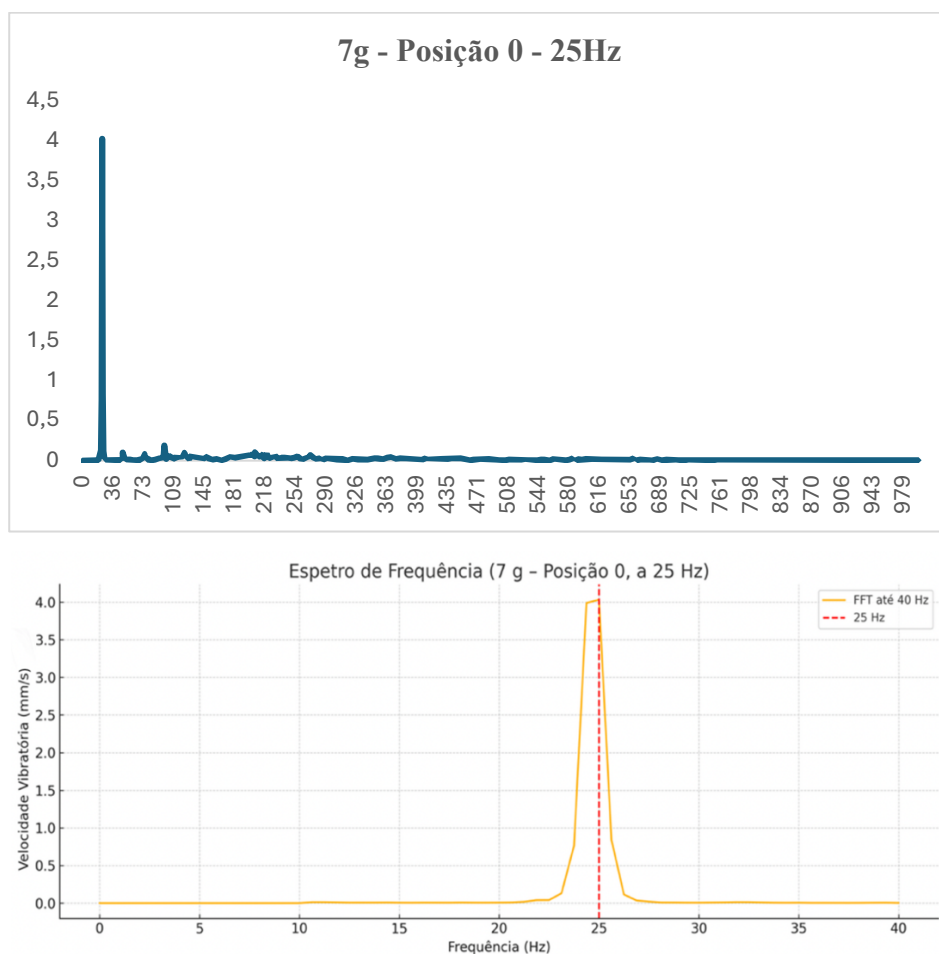


Figura 74 - Espectro de frequência para o cenário de 7 g na posição 0, a 25 Hz.

O pico máximo registado da velocidade vibratória atinge cerca de **4,0 mm/s**.

⇒ Cenário 2 – 15 g na posição 0 a 10, 15, 25 (Hz). (Desequilíbrio severo e centrado)

Com o aumento do peso para 15g, é visível a disparidade no pico em relação ao espectro medido a 7g e 10Hz. Na figura 75 é possível observar o espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, com velocidade de rotação de 10 Hz.

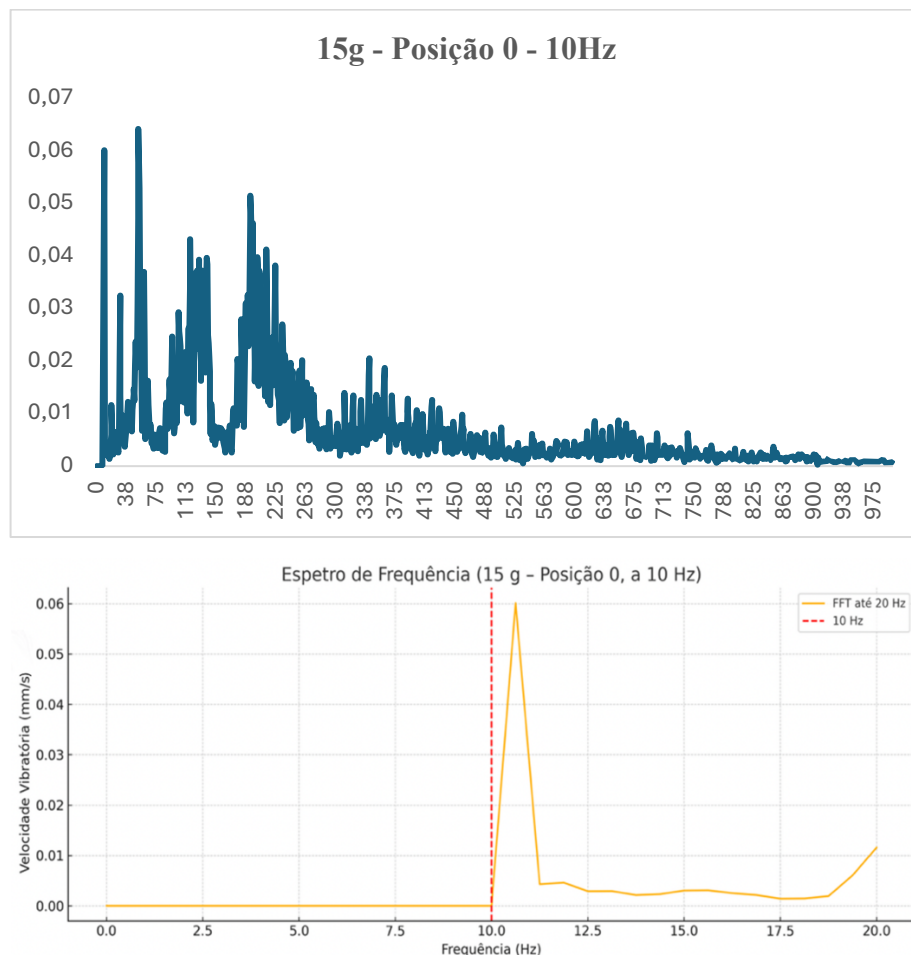


Figura 75 - Espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, com velocidade de rotação de 10 Hz.

O valor máximo de velocidade vibratória registado atinge aproximadamente **0,06 mm/s**.

Aos 15 Hz, verifica-se um pico acentuado. Na figura 76 é possível verificar o espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, com velocidade de rotação de 15 Hz.

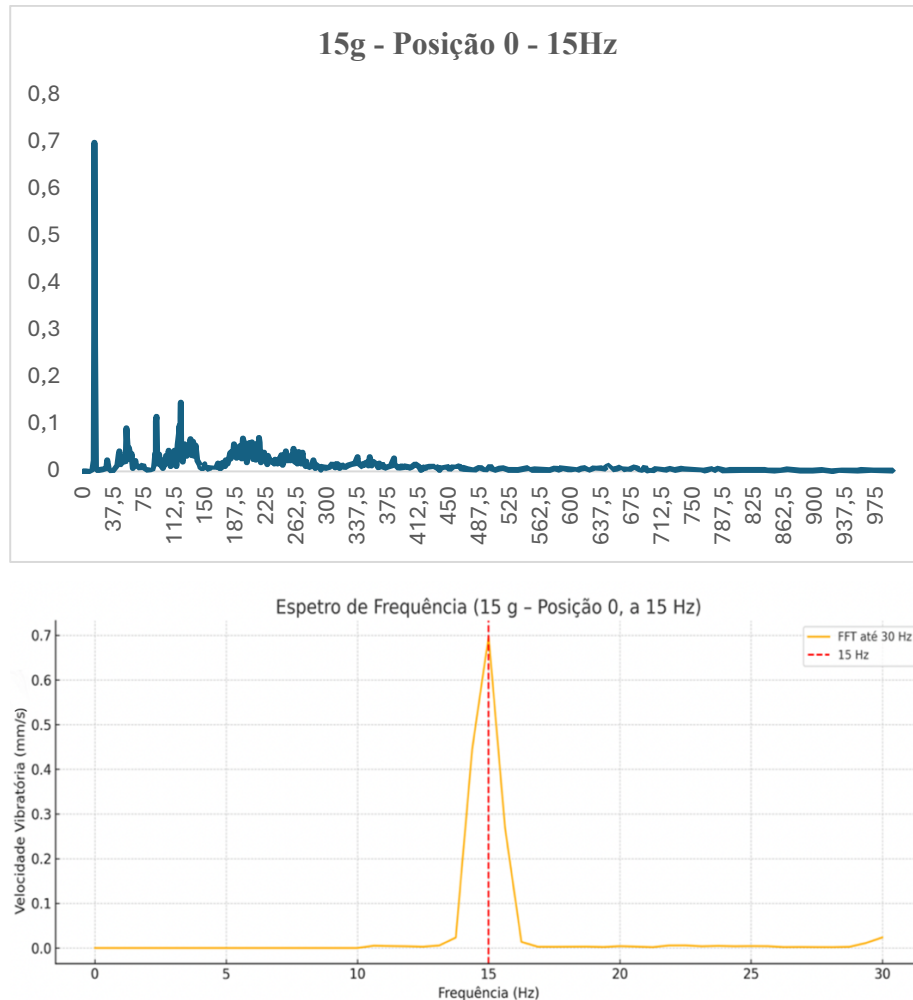


Figura 76 - Espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, com velocidade de rotação de 15 Hz.

O pico à velocidade de rotação atinge um valor máximo de aproximadamente **0,7 mm/s**, refletindo um aumento significativo face aos valores registados para excitações a 10 Hz com a mesma massa.

Aos 25Hz é ainda mais acentuado. Na figura 77 é possível observar o espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, a 25 Hz.

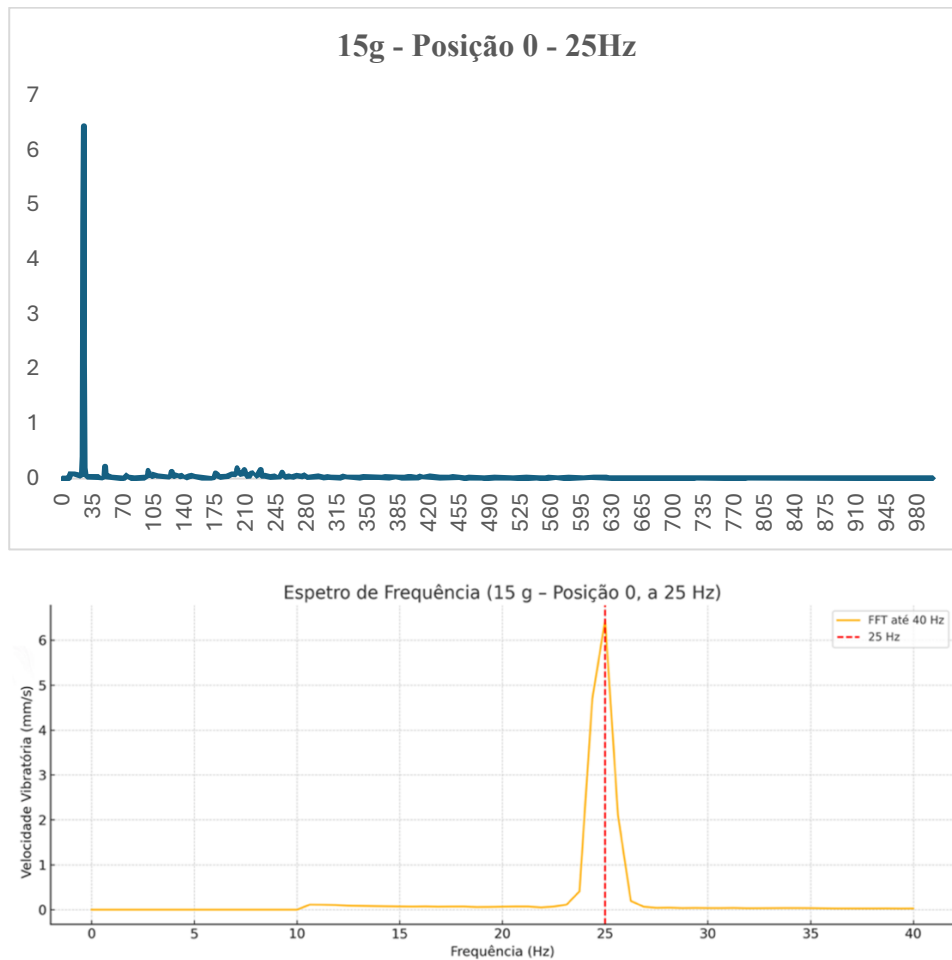


Figura 77 - Espectro de frequência para o cenário de 15 g na posição 0, a 25 Hz.

Observa-se um pico acentuado em 25 Hz, com a velocidade vibratória aproximadamente a **6,0 mm/s**.

⇒ Cenário 3 – 15g e 7g na posição 0 e 7, correspondentemente; a 10, 15, 25 (Hz).
(Desequilíbrio dinâmico ou assimétrico (complexo))

Na figura 78, é possível verificar o Espetro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7, a 10 Hz.

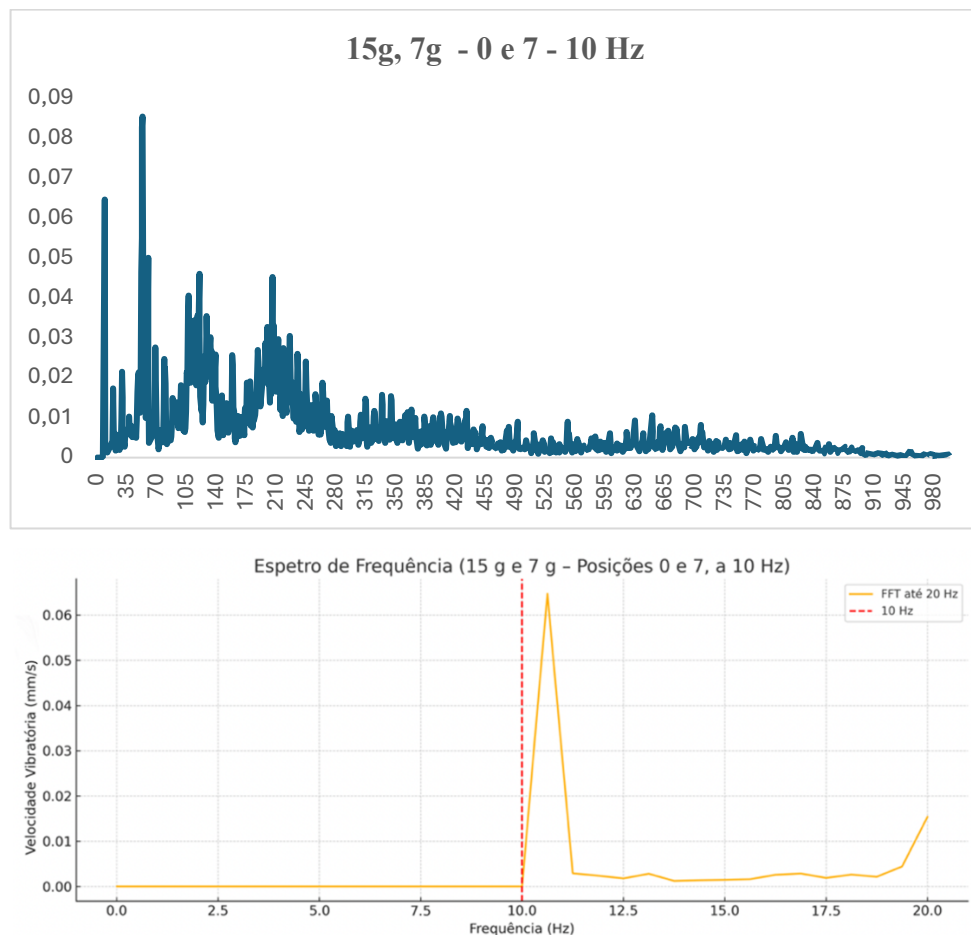


Figura 78 - Espetro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7, a 10 Hz.

A amplitude máxima registrada na velocidade de rotação atinge cerca de **0,062 mm/s**. A ligeira ampliação do espectro e a presença de oscilações de baixa amplitude fora da frequência principal podem indicar os primeiros sinais de um comportamento rotacional mais complexo.

Na figura 79 é possível observar o espectro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7, com velocidade de rotação de 15 Hz.

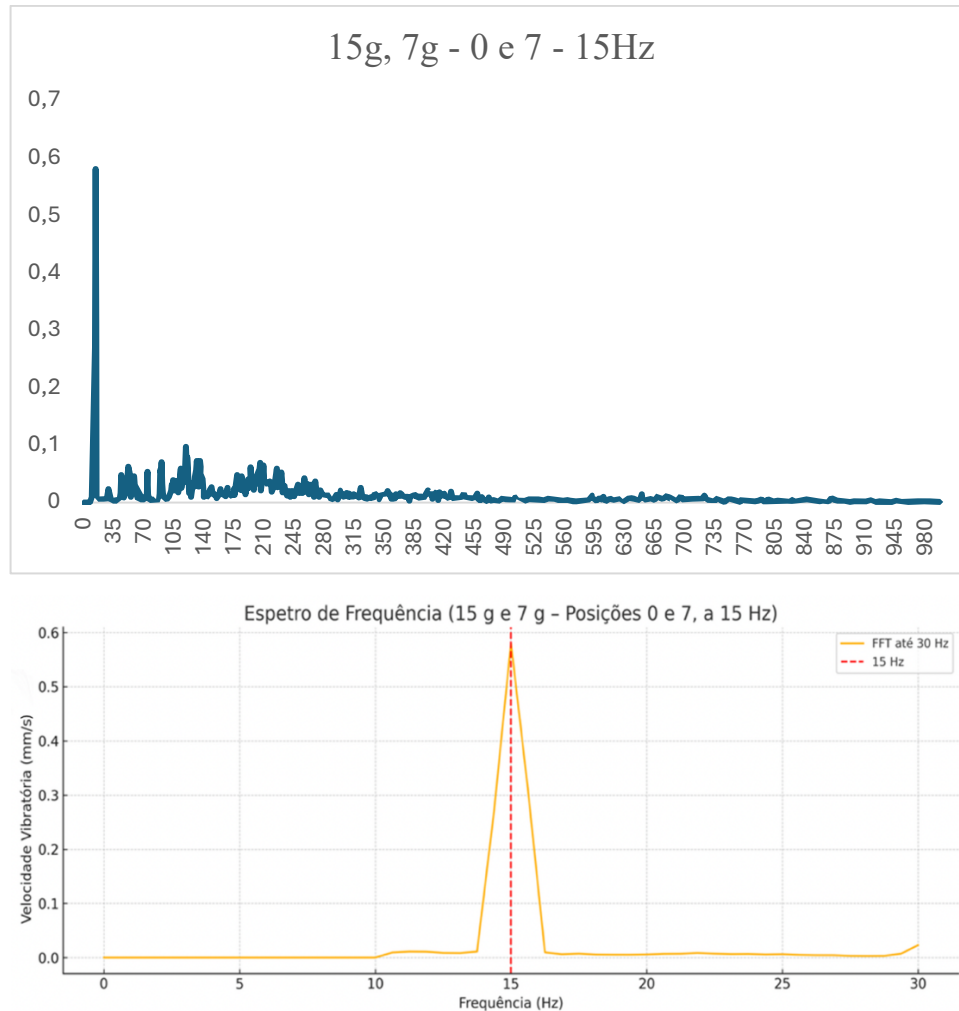


Figura 79 - Espectro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7, com velocidade de rotação de 15 Hz.

A combinação de massas em posições assimétricas origina múltiplas componentes no espectro. O pico apresenta uma amplitude máxima de aproximadamente **0,58 mm/s**.

Na figura 80, é possível observar o espectro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7.

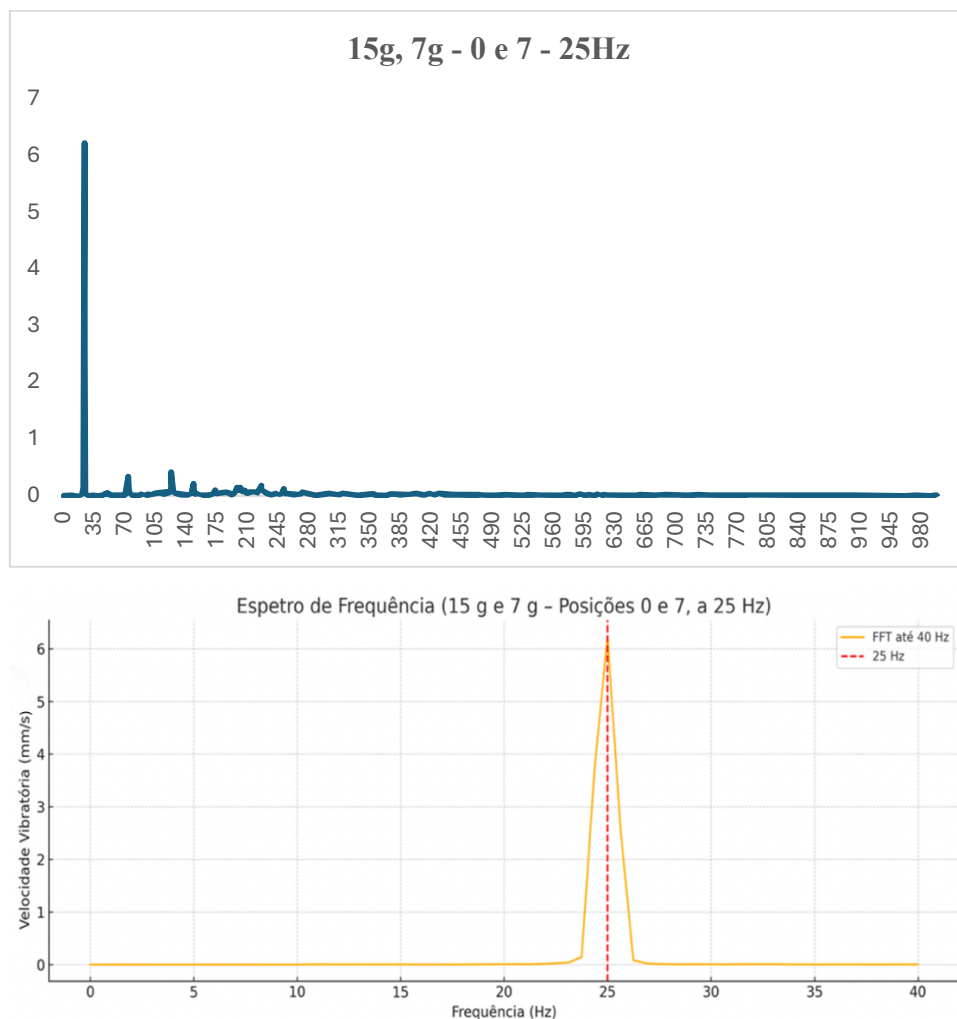


Figura 80 - Espectro de frequência para o cenário com 15 g na posição 0 e 7 g na posição 7.

O espectro de frequência revela um pico muito acentuado centrado exatamente na frequência de excitação de 25 Hz, com amplitude máxima próxima de **6,0 mm/s**.

4.3.1.1.2. Análise comparativa dos espectros de frequência – simulações de desequilíbrio

Cenário 1: Desequilíbrio leve e centrado (7 g na posição 0)

- Velocidades testadas: 10 Hz, 15 Hz, 25 Hz
- Observações:
 - Pico único e definido na frequência de rotação correspondente (10, 15 ou 25 Hz).
 - Amplitude do pico aumenta com a velocidade.
 - Espectro limpo, típico de desequilíbrio centrado e leve.

Cenário 2: Desequilíbrio severo e centrado (15 g na posição 0)

- Velocidades testadas: 10 Hz, 15 Hz, 25 Hz
- Observações:
 - Pico mais acentuado na frequência de rotação, indicando maior energia vibracional.
 - Ausência de harmônicas ou distorções, o que confirma o alinhamento do centro de massa com o eixo.
 - Intensidade vibratória significativamente superior ao cenário 1.

Cenário 3: Desequilíbrio dinâmico ou assimétrico (complexo)

Velocidades testadas: 10 Hz, 15 Hz, 25 Hz

Observações:

- Pico principal na frequência de rotação permanece, mas surgem componentes adicionais e alargamento do espectro.
- A complexidade do espectro aumenta com a velocidade, com possível presença de harmônicas.

4.3.1.2. Desalinhamento angular

Para a simulação do desalinhamento angular, foram recriados dois cenários experimentais na máquina *Machinery Fault Simulator*, com o objetivo de introduzir um ângulo α , que se pode observar na figura 81, no eixo de acoplamento, provocando desalinhamento entre os componentes rotativos.

Cenário 1 – Sentido Horário

Neste cenário, foram utilizados, como se pode observar na figura x:

- 1 moeda metálica
- 1 chapa com espessura de 1,25 mm.



Figura 81 - Representação do desalinhamento angular no sentido horário.

A elevação do apoio esquerdo do eixo, obtida com a inserção de uma moeda e uma chapa de 1,25 mm, origina um ângulo α positivo. Esta inclinação simulou um desalinhamento típico provocado por montagem incorreta ou desgaste assimétrico.

Cenário 2 – Sentido Anti-Horário

Neste segundo cenário, foram utilizados, como se pode observar na figura 82:

- 1 moeda metálica
- 1 chapa com espessura de 0,635 mm
- 1 chapa com espessura de 1,25 mm.

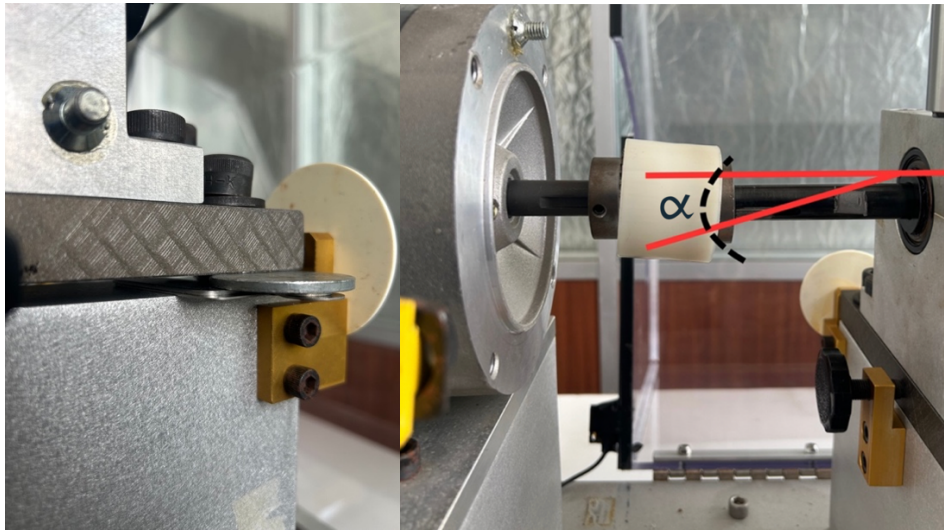


Figura 82 - Representação do desalinhamento angular no sentido anti-horário.

Desta vez, a elevação do apoio direito do eixo, obtida com uma moeda e duas chapas (0,635 mm e 1,25 mm), induz um ângulo α negativo. Este desalinhamento mais pronunciado permitiu observar alterações mais significativas nos espectros de frequência e no comportamento dinâmico do sistema.

4.3.1.2.1. Análise dos espectros de frequência - desalinhamento angular

A indicação de **sentido horário** refere-se à direção de rotação do veio durante os ensaios. Esta distinção é relevante, pois alterações no sentido de rotação podem afetar ligeiramente o comportamento dinâmico do sistema, nomeadamente no caso de desalinhamentos, devido à rigidez não simétrica dos apoios ou à forma como a carga dinâmica é distribuída nos acoplamentos.

A presença de harmónicas múltiplos da frequência de rotação é típica de condições de falha com comportamento não linear, como o desalinhamento angular. Em alguns casos, o pico máximo pode surgir em harmónicas superiores, como o 2x ou 3x, devido à

forma como a falha excita o sistema, reforçando a resposta vibratória em múltiplos inteiros da frequência fundamental.

Na figura 83 é possível observar Espetro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 10 Hz.

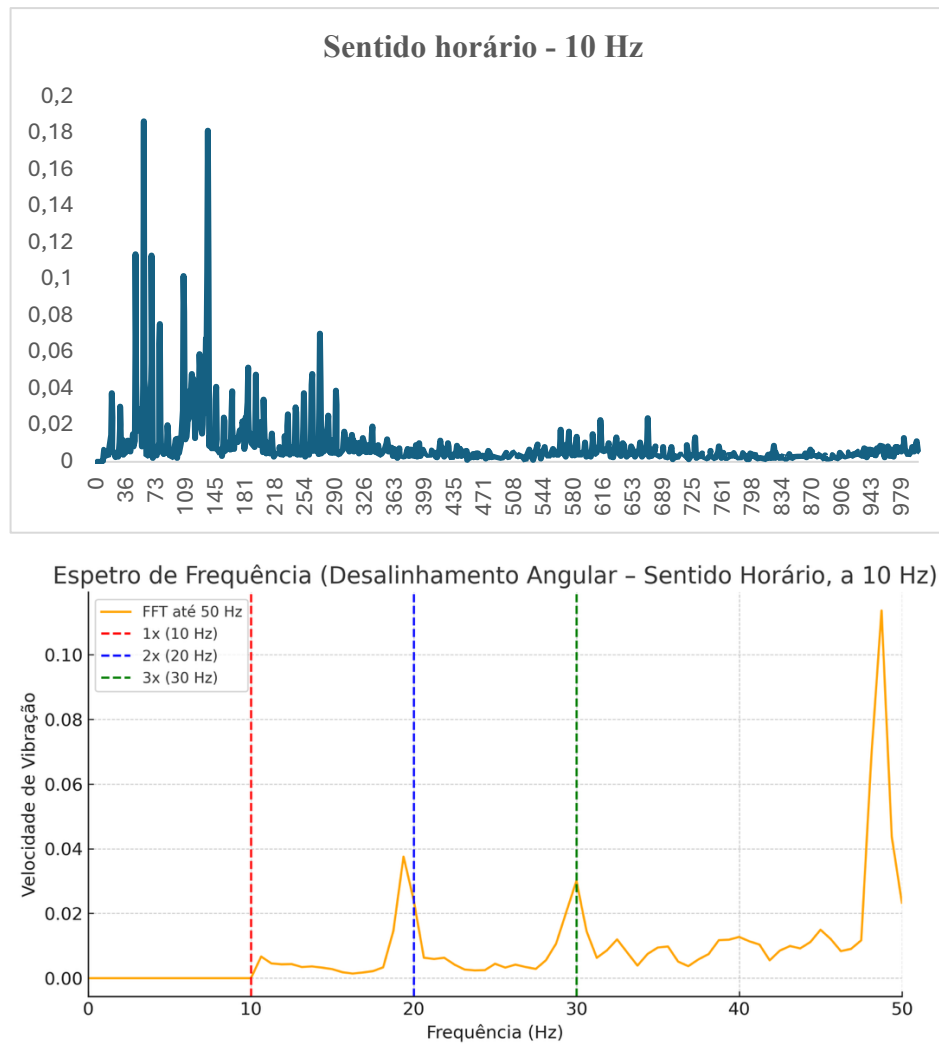


Figura 83 - Espetro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 10 Hz.

O espectro revela um pico de vibração na frequência de operação (10 Hz), acompanhado de harmônicas bem definidos em 2x (20 Hz) e 3x (30 Hz).

Na figura 84 é possível verificar espectro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 15 Hz.

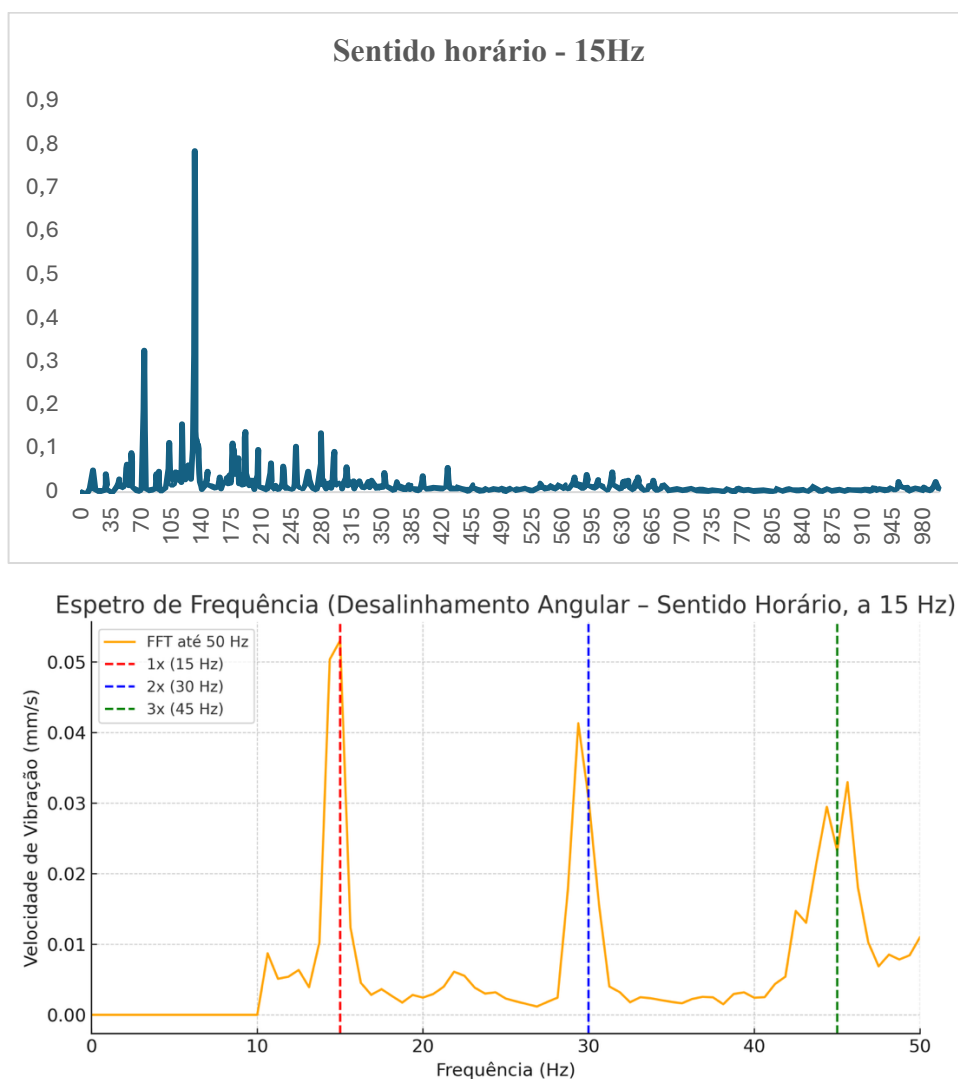


Figura 84 - Espectro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 15 Hz.

O espectro apresenta componentes harmônicas da frequência de rotação (15 Hz). Este padrão reforça o diagnóstico de desalinhamento angular, cuja natureza assimétrica provoca excitações vibratórias distribuídas em múltiplas ordens superiores, muitas vezes com maior intensidade do que na frequência fundamental.

Na figura 85 é possível observar o espectro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 25 Hz.

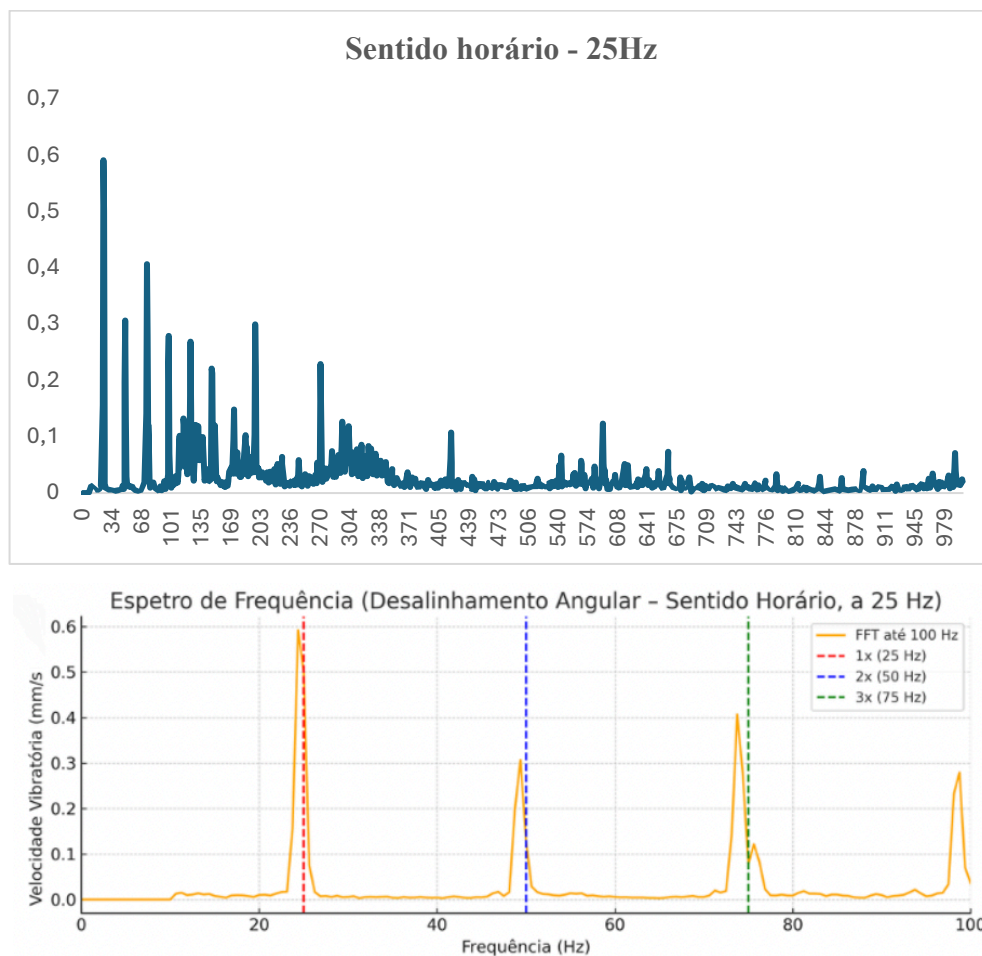


Figura 85 - Espectro de frequência para desalinhamento angular (Cenário 1) com velocidade de 25 Hz.

O espectro de frequência revela harmônicas bem definidos da frequência de operação (25 Hz), com picos visíveis em 1x, 2x e 3x, sendo o pico máximo (**~0,59 mm/s**) registado na frequência fundamental (25 Hz).

No **segundo cenário**, o desalinhamento angular foi provocado através da elevação do lado direito do apoio do eixo, criando um ângulo no sentido **anti-horário**. Na figura 86 é possível observar o espectro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 10 Hz.

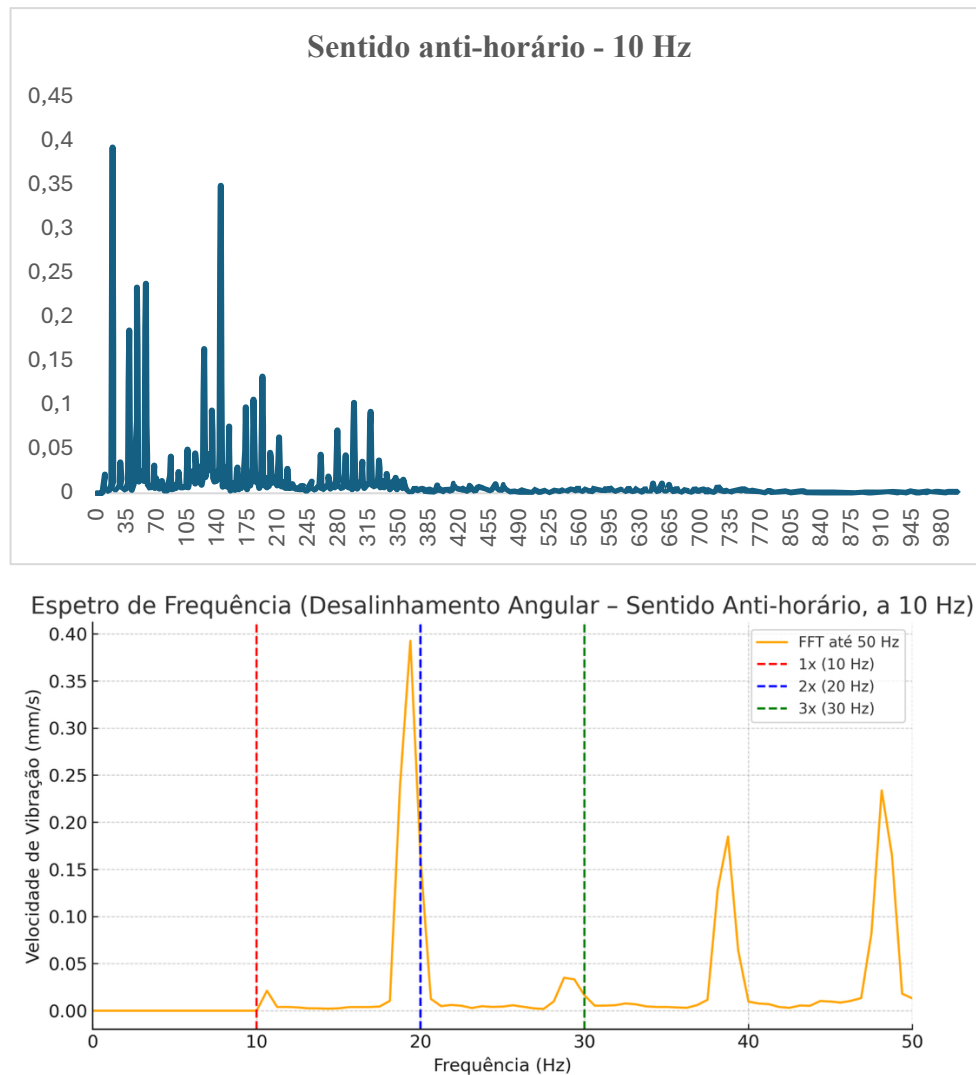


Figura 86 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 10 Hz.

O espectro de frequência revela harmónicas bem definidos da rotação a 10 Hz, com pico máximo de vibração (**~0,39 mm/s**) na 2.^a harmónica (20 Hz).

Na figura 87 é possível observar o Espetro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 15 Hz.

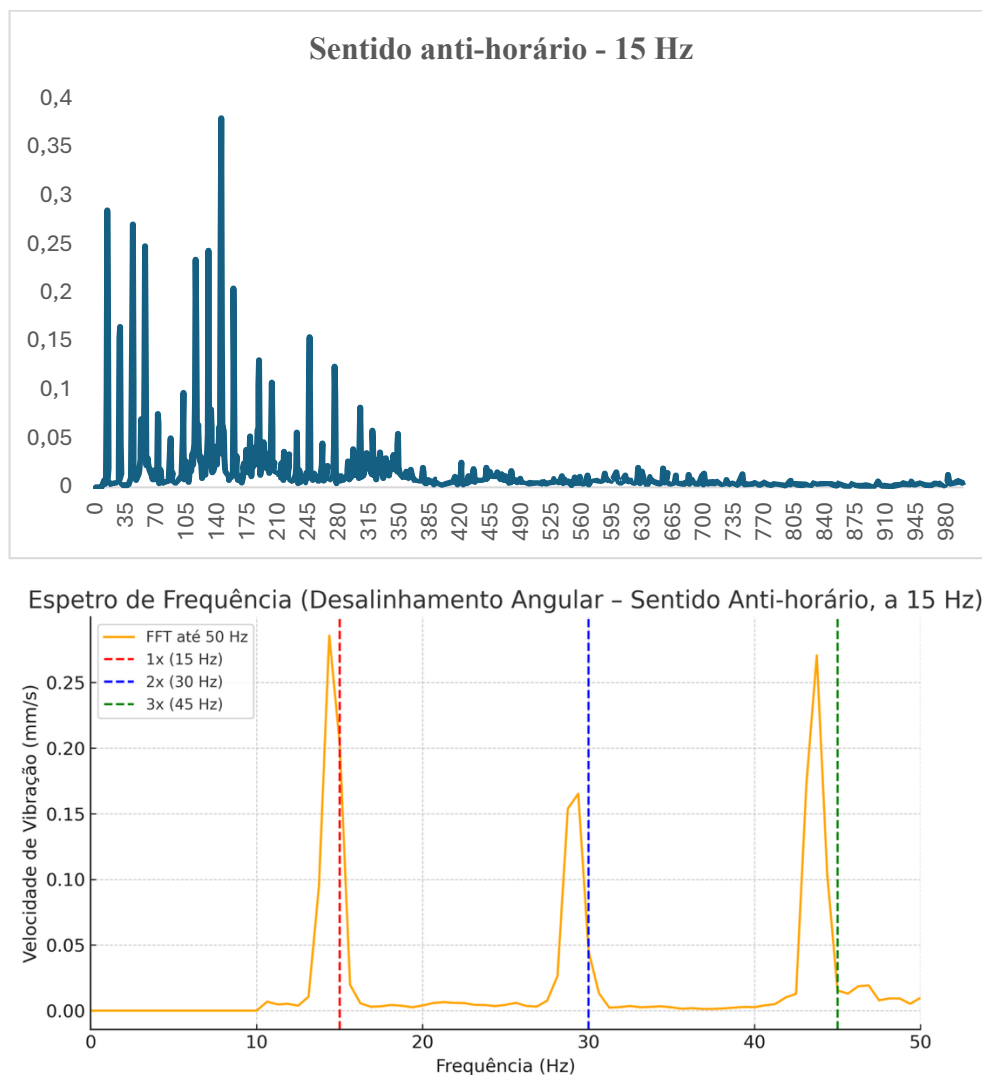


Figura 87 - Espetro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 15 Hz.

O espectro revela diversas harmônicas da frequência de rotação (15 Hz).

Na figura 88 é possível observar o espectro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 25 Hz.

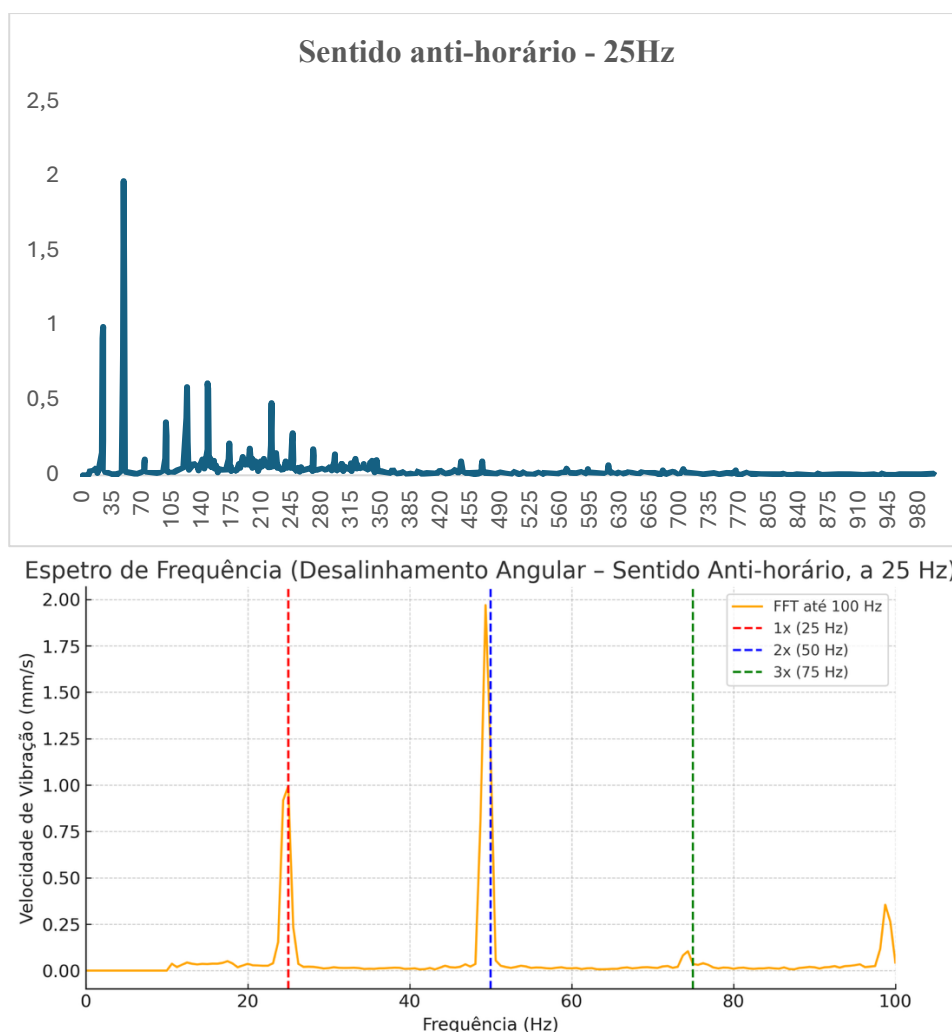


Figura 88 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento angular no sentido anti-horário a 25 Hz.

O espectro apresenta harmônicas bem definidas da frequência de rotação (25 Hz), com o pico máximo de vibração localizado na 2.^a harmônica (50 Hz), atingindo aproximadamente **2,0 mm/s**.

4.3.1.3. Desalinhamento paralelo (*Offset Misalignment*)

O desalinhamento paralelo, também conhecido como *offset misalignment*, ocorre quando os eixos de dois componentes rotativos estão paralelos entre si, mas os seus centros de rotação não estão colineares, originando um deslocamento lateral. Esta condição provoca variações periódicas na força de acoplamento, gerando padrões vibratórios específicos facilmente detetáveis através da análise espectral.

Na simulação experimental, este desalinhamento foi induzido na máquina *Machinery Fault Simulator* ao remover a chapa de 1,25 mm que, no estado normal, está posicionada em ambos os lados do apoio do eixo, como se pode verificar na figura 89.

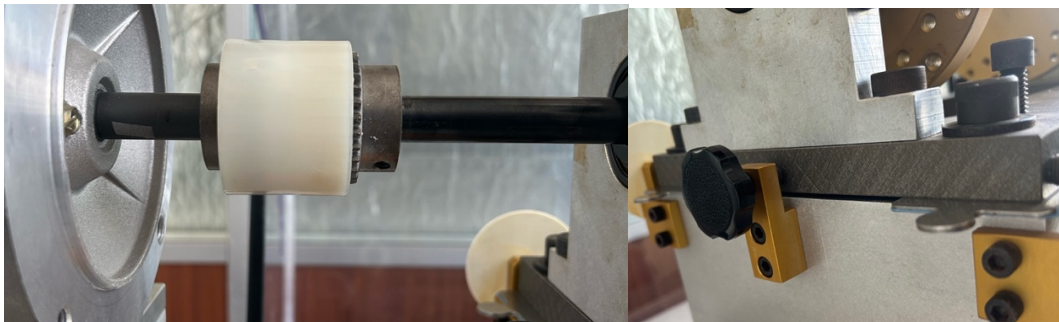


Figura 89 - Posicionamento das chapas e eixo no estado normal de funcionamento da Máquina.

A remoção das chapas provocou um desnível, Δh , entre os centros dos acoplamentos, evidenciado pelo traço interrompido a vermelho, como se pode observar na figura 90.

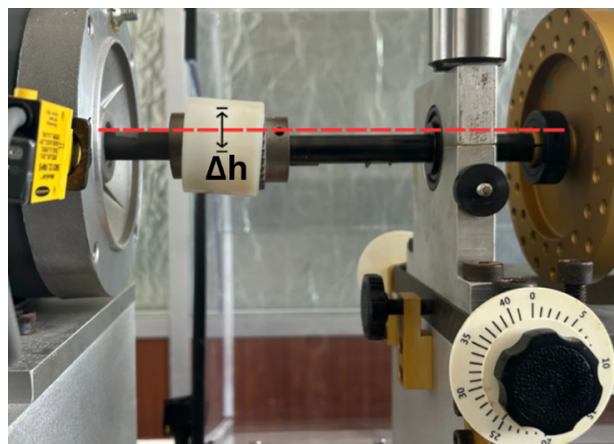


Figura 90 - Representação visual do desalinhamento paralelo entre os eixos da máquina, provocado pela remoção das chapas de apoio.

4.3.1.3.1. Análise dos espectros de frequência - desalinhamento paralelo

As medições de vibração foram efetuadas com o sistema FLIR SV87-KIT, para três velocidades distintas: 10 Hz, 15 Hz e 25 Hz, com o objetivo de identificar os efeitos vibratórios característicos deste tipo de anomalia, como se pode ver a seguir nos espectros correspondentes. Na figura 91 é possível observar o espectro de frequência correspondente ao desalinhamento paralelo com rotação a 10 Hz.

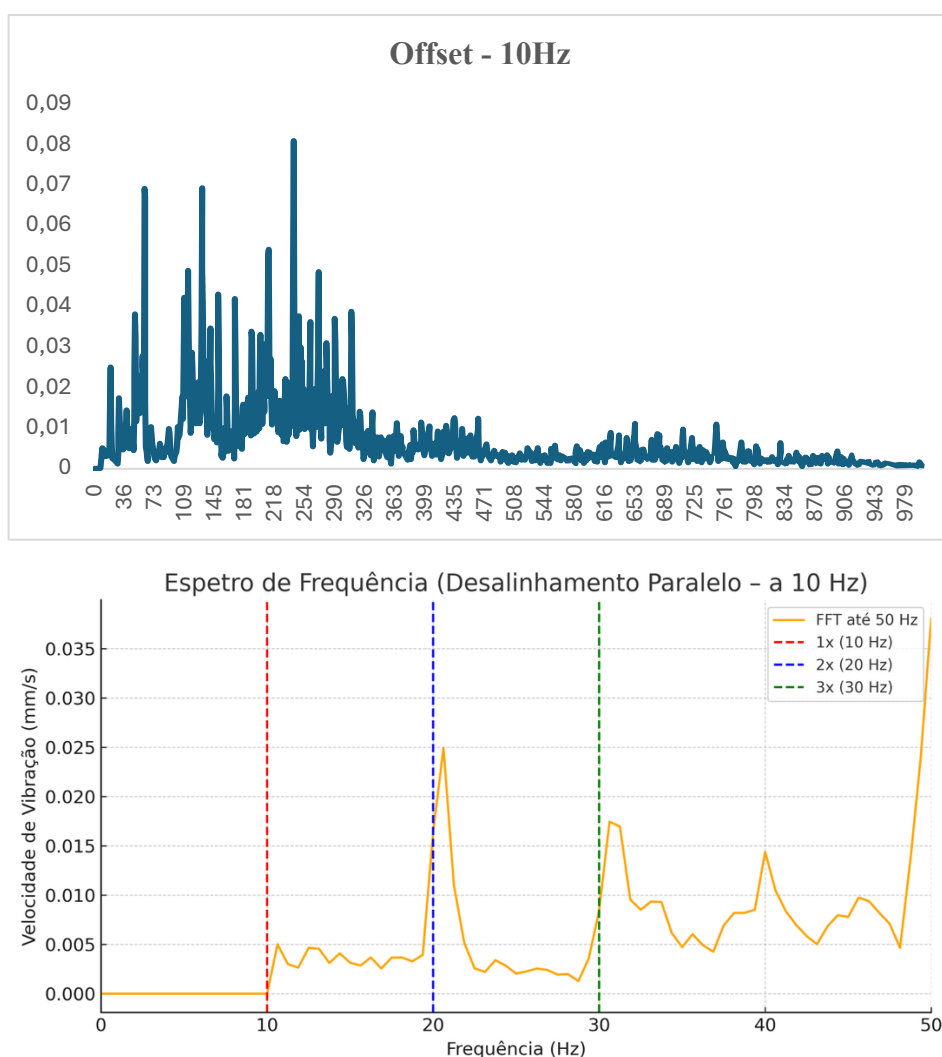


Figura 91 - Espectro de frequência correspondente ao desalinhamento paralelo com rotação a 10 Hz.

O espectro de frequência mostra harmônicas da frequência de rotação (10 Hz), mas com amplitudes reduzidas nas ordens mais baixas.

Na figura 92 é possível observar o espectro de frequência para o cenário de desalinhamento paralelo, a 15 Hz.

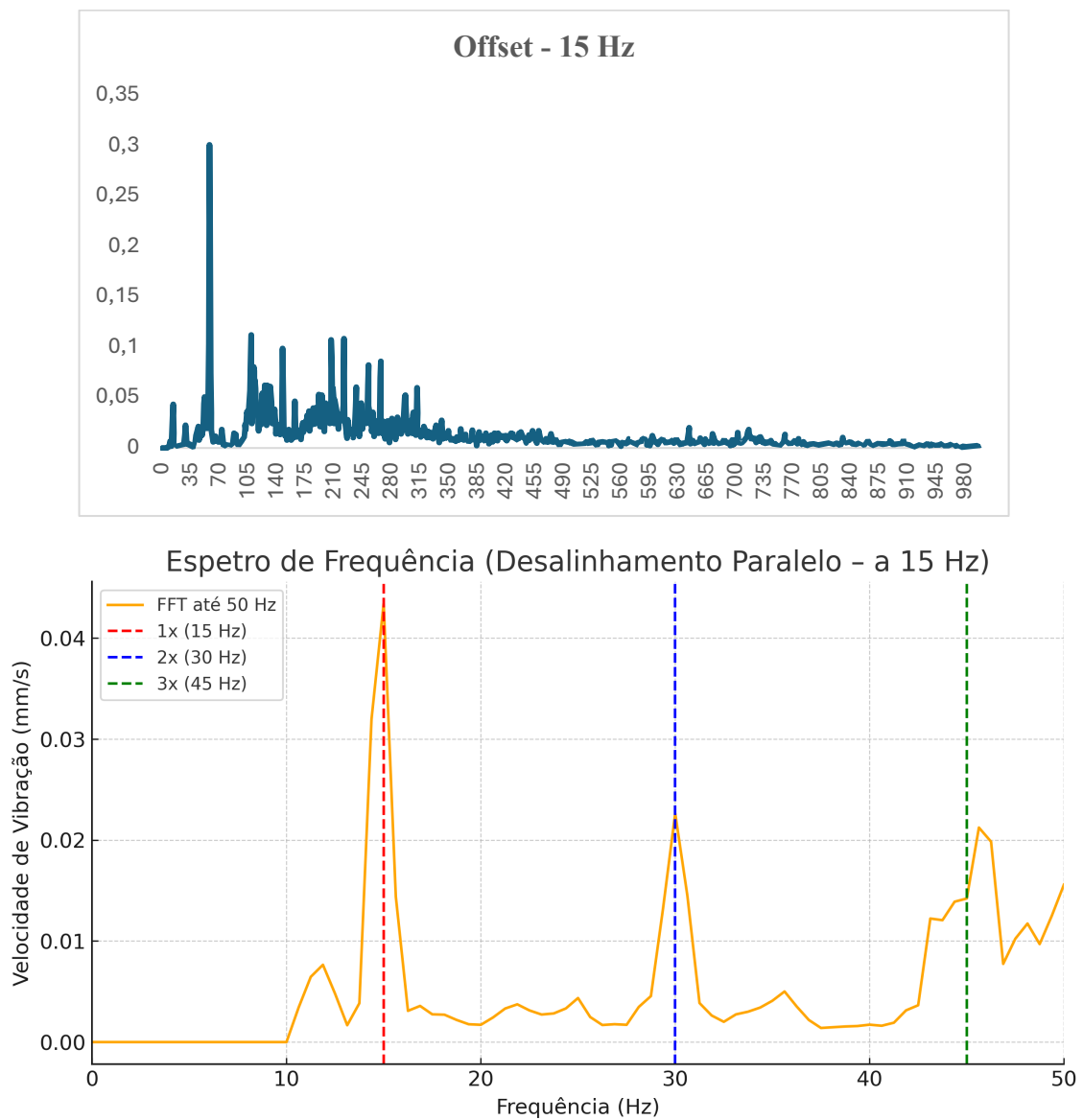


Figura 92 - Espectro de frequência para o cenário de desalinhamento paralelo, a 15 Hz.

O espectro apresenta harmônicas distintos da frequência de rotação (15 Hz).

Na figura 93 é possível observar o Espetro de frequência para o cenário de desalinhamento paralelo a 25 Hz.

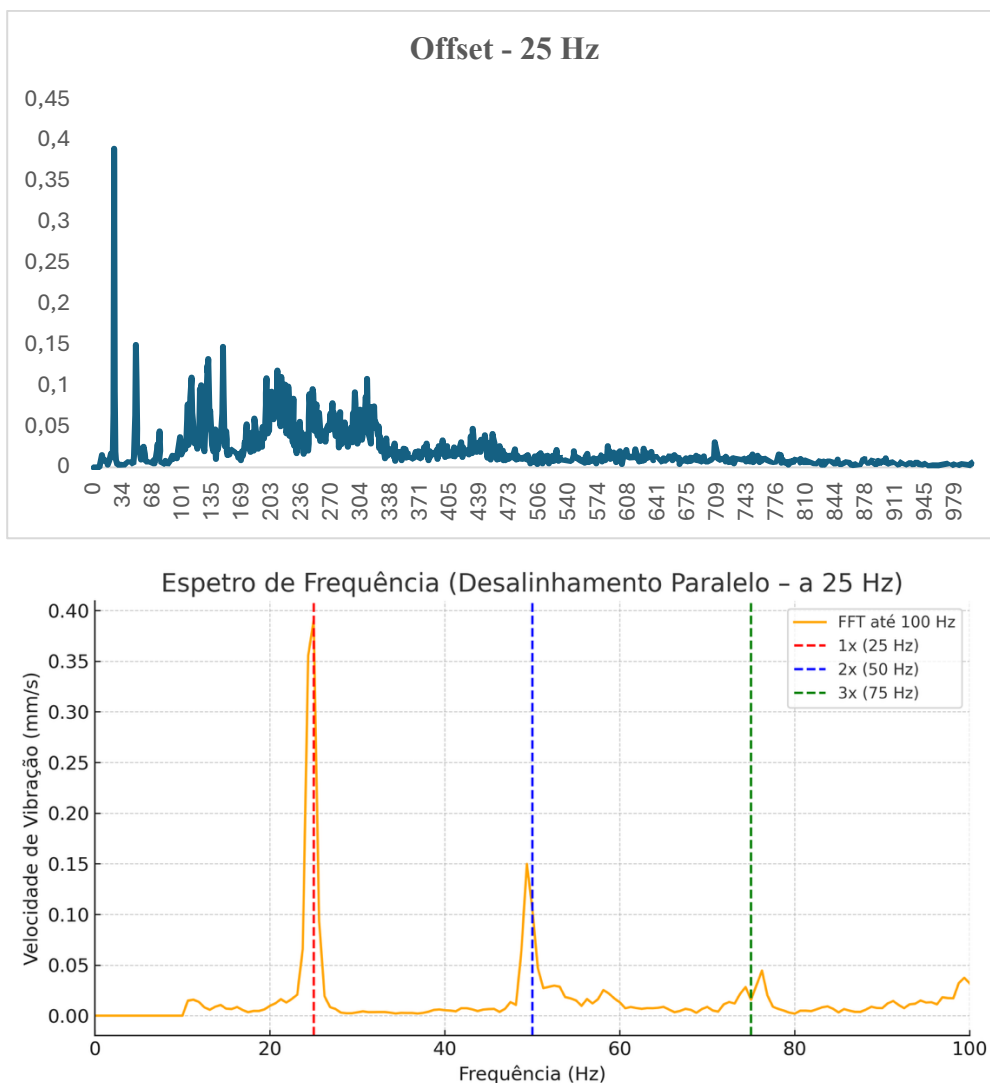


Figura 93 - Espetro de frequência para o cenário de desalinhamento paralelo a 25 Hz.

O espectro apresenta harmônicas bem definidas da frequência de rotação (25 Hz), com o pico máximo de vibração (**~0,40 mm/s**) registado na frequência fundamental (1x = 25 Hz).

4.3.2. Ambiente de ensaio e equipamentos utilizados – análise termográfica

A recolha de dados termográficos foi realizada **na zona técnica da piscina**. As imagens térmicas foram obtidas em:

- Bombas do sistema de circulação da piscina;
- Quadros elétricos associados ao sistema técnico.

As imagens foram captadas com o propósito de detetar zonas de **sobreaquecimento** e analisar variações de temperatura entre componentes. Esta informação permite antecipar potenciais falhas e otimizar intervenções de manutenção.

A análise termográfica foi realizada utilizando o seguinte conjunto de equipamentos:

a) Câmara Termográfica FLIR AX8

A FLIR AX8 é uma câmara termográfica compacta com sensor multiespectral, capaz de captar imagens térmicas e visuais simultaneamente, como se pode observar na figura 94. Este equipamento é ideal para monitorização contínua e deteção precoce de sobreaquecimentos em instalações industriais.



Figura 94 - Câmara termográfica FLIR AX8.

Principais características:

- Sensor de infravermelhos com detecção de temperatura em tempo real;
- Resolução térmica de 80×60 píxeis;
- Capacidade de integração em sistemas industriais via *Ethernet*;
- Alimentação via PoE (*Power over Ethernet*).

b) *Switch TP-Link PoE+ (Modelo TL-SF1005P)*

Foi utilizado um switch TP-Link de 5 portas com suporte PoE+ (Power over Ethernet) para alimentar a câmara FLIR AX8 e garantir a comunicação de dados com o computador, como se pode observar na figura 95.



Figura 95 - *Switch TP-Link* de 5 portas com suporte PoE+ (Power over Ethernet).

Especificações:

- 4 portas PoE com um orçamento total de 67W;
- Capacidade de comutação: 1 Gbps;
- Compatível com IEEE 802.3af/at;
- Plug and Play (sem necessidade de configuração).

c) *Software de Aquisição e Análise*

A câmara foi ligada a um computador com sistema operativo Windows, onde foi utilizado um software específico da FLIR (possivelmente o FLIR Tools ou FLIR IR Monitor, comumente usados com a AX8). Este software permitiu:

- ⇒ Seleção e calibração da paleta de cores térmicas;
- ⇒ Ajuste da emissividade dos materiais analisados;
- ⇒ Definição de alarmes térmicos para zonas críticas;
- ⇒ Gravação e exportação das imagens térmicas para análise posterior.

4.3.2.1. Dados termográficos

As imagens recolhidas, conforme ilustrado nas figuras 96, 97 e 98, foram processadas de forma automatizada no MATLAB, com os seguintes objetivos:

- **Identificar zonas críticas de temperatura** com base na intensidade térmica da imagem;
- **Extrair automaticamente o nome da câmara e o limite máximo da escala térmica** através de OCR, sem intervenção manual;
- **Marcar visualmente os pontos mais quentes** com círculos vermelhos sobre a imagem original, otimizando a interpretação visual;
- **Verificar se o valor térmico excede o limite técnico de 40 °C** e, em caso afirmativo, **ativar um alerta automático por e-mail** via integração com Python e Mailtrap.

As imagens térmicas processadas revelaram:

- **Sobreaquecimentos localizados em painéis elétricos;**
- **Diferenciação térmica entre componentes**, evidenciando possíveis falhas ou degradação funcional iminente.

As figuras 96 e 97 mostram áreas com temperaturas elevadas nos terminais e disjuntores, com destaque para zonas de coloração mais quente. Este tipo de aquecimento anormal pode estar associado a conexões frouxas, sobrecarga elétrica ou falhas de isolamento. De acordo com a ISO 18434-1, a identificação precoce destas anomalias por termografia infravermelha permite programar intervenções corretivas de forma não intrusiva, prevenindo falhas críticas e aumentando a segurança do sistema.

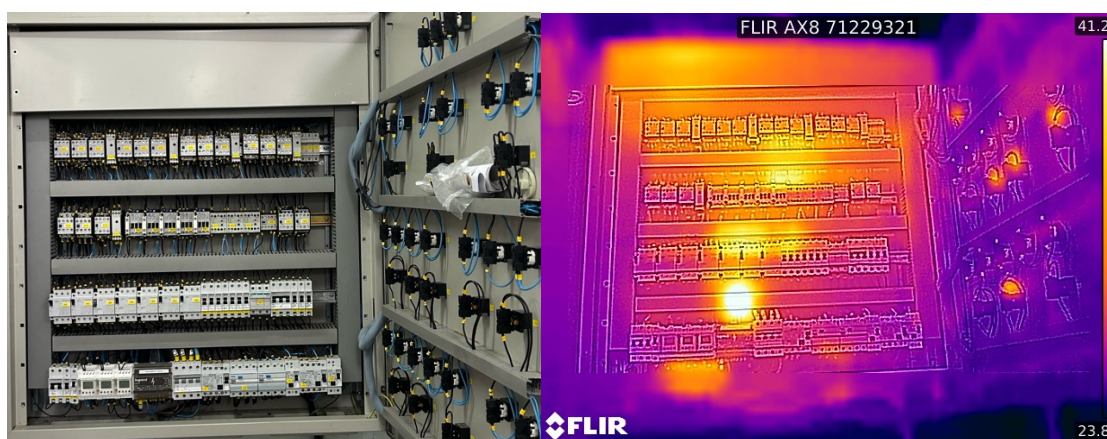


Figura 96 - Quadro elétrico na zona técnica da piscina.

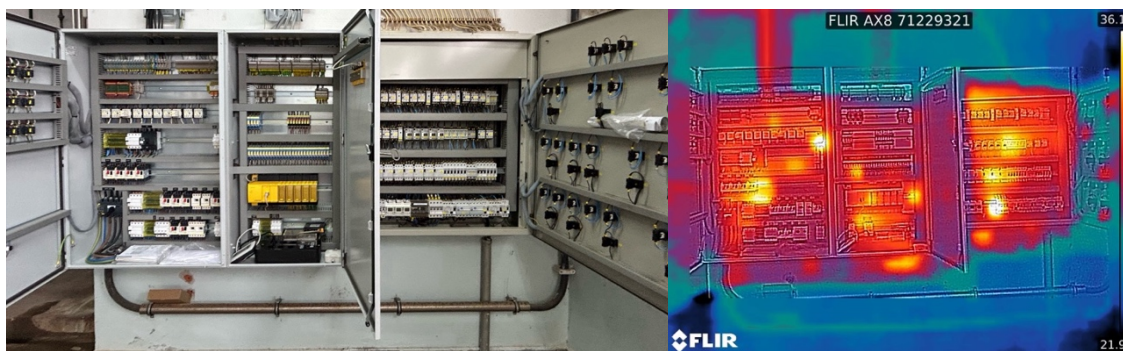


Figura 97 - Quadros elétricos na zona técnica da piscina II.

A figura 98 evidencia um aquecimento localizado na zona do acoplamento do motor, o que muitas vezes pode indicar desalinhamento, falha de lubrificação ou desgaste nos rolamentos. A norma ISO 18434-1 recomenda a avaliação regular de temperaturas de operação para estabelecer limites de alarme, o que neste caso permite identificar desvios operacionais antes que evoluam para falhas mecânicas ou avarias mais dispendiosas.

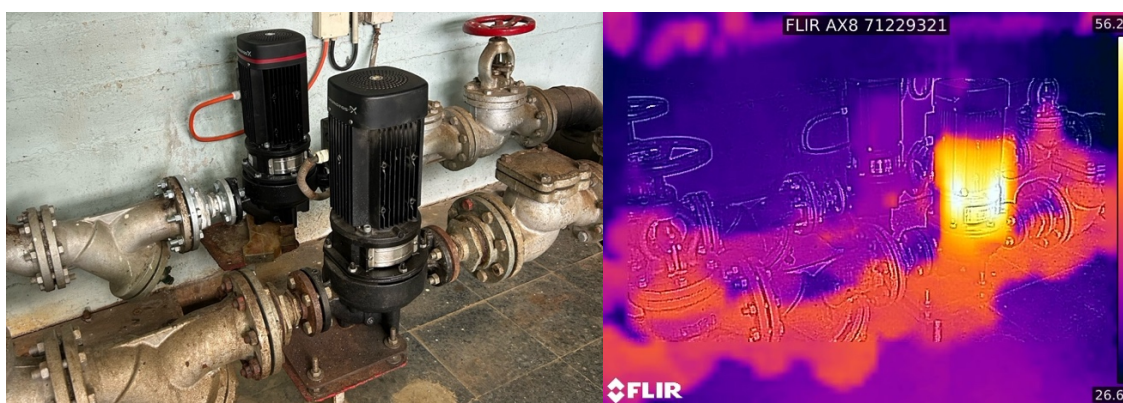


Figura 98 - Bombas do sistema de circulação da piscina.

Capítulo 5

5. Processamento dos dados e desenvolvimento do sistema inteligente

Este capítulo descreve as etapas de tratamento e análise dos dados recolhidos, com destaque para o desenvolvimento de um sistema inteligente de diagnóstico baseado em sinais de vibração, recorrendo à linguagem de programação MATLAB para o treino e validação do modelo. Adicionalmente, foi realizada uma análise termográfica também em MATLAB, sendo que a linguagem Python foi utilizada unicamente para automatizar o envio de alertas por e-mail quando detetadas temperaturas anormais nos equipamentos.

5.1. Métodos de diagnóstico de falhas

A deteção e diagnóstico precoce de falhas em equipamentos rotativos é fundamental para garantir a fiabilidade operacional e a redução de custos na manutenção. Com o avanço tecnológico, têm sido desenvolvidos métodos cada vez mais eficientes e automáticos, desde abordagens tradicionais baseadas na análise de sinais até técnicas modernas baseadas em inteligência artificial.

5.1.1. Métodos tradicionais de diagnóstico

Os métodos tradicionais de diagnóstico baseiam-se sobretudo na análise de sinais vibratórios, obtidos através de sensores colocados em pontos estratégicos dos equipamentos. Estes métodos incluem:

- **Análise de sinais**

A análise de sinais consiste na interpretação de formas de onda (no domínio do tempo) ou da sua transformação para o domínio da frequência (através da Transformada de Fourier). A identificação de padrões específicos, como frequências características de

falhas, permite determinar a origem de anomalias como desequilíbrio, desalinhamento ou folgas mecânicas [56].

- **Métodos estatísticos**

Os indicadores estatísticos, como o valor eficaz (RMS), o desvio padrão, a curtose e a assimetria, entre outros, são frequentemente utilizados para quantificar variações nos sinais e facilitar a detecção automática de anomalias. Estes métodos são simples de implementar e requerem baixo poder computacional, sendo ainda hoje amplamente utilizados [57].

5.1.2. Introdução a Inteligência artificial (IA)

A Inteligência Artificial (IA) é uma área da ciência da computação que visa desenvolver sistemas capazes de simular comportamentos inteligentes, como a aprendizagem, raciocínio, reconhecimento de padrões e tomada de decisão autónoma [73]. Nos últimos anos, o avanço da IA tem possibilitado a sua aplicação em diversas áreas industriais, especialmente na manutenção preditiva de equipamentos, onde a detecção precoce de falhas se tornou essencial para garantir a eficiência operacional.

5.1.2.1. Tipos de Inteligência Artificial: simbólica vs. baseada em dados

Segundo Cinnecta (2023), as abordagens de inteligência artificial (IA) podem ser classificadas, de forma geral, em dois grandes paradigmas: IA simbólica e IA baseada em dados.

- **IA simbólica (ou IA clássica)** baseia-se em regras lógicas explícitas e estruturas simbólicas, sendo adequada para domínios com regras bem definidas. É amplamente utilizada em sistemas especialistas e em situações onde é necessário garantir explicabilidade e controlo sobre o processo decisório.
- **IA baseada em dados**, por sua vez, inclui técnicas como *machine learning*, *deep learning* e redes neurais artificiais, e caracteriza-se pela capacidade de aprender a partir de grandes volumes de dados históricos, identificando padrões e fazendo previsões com base na experiência acumulada [74].

No contexto desta tese, a escolha recai sobre uma abordagem baseada em dados, uma vez que o sistema de diagnóstico desenvolvido depende da análise de sinais reais de vibração e da extração de características estatísticas para classificação automática de falhas. Esta abordagem permite maior adaptação e escalabilidade, especialmente quando se pretende aplicar o sistema a diferentes equipamentos e condições operacionais. Na tabela 6 é possível observar as características de cada tipo de IA.

Tabela 6 - IA Simbólica vs. IA baseada em dados.

Critério	IA Simbólica	IA baseada em Dados
Base de conhecimento	Regras fixas e lógicas	Grandes volumes de dados
Forma de aprendizagem	Programada (não aprende)	Aprendizagem automática
Explicabilidade	Alta (interpretação lógica)	Baixa a moderada
Adaptação	Baixa	Alta
Exemplos típicos	Sistemas especialistas	<i>Machine Learning, Deep Learning</i>

5.1.3. Métodos Baseados em Inteligência Artificial

Com a crescente complexidade dos sistemas industriais e a grande quantidade de dados disponíveis, os métodos baseados em inteligência artificial (IA) tornaram-se uma ferramenta poderosa para o diagnóstico automático de falhas.

- **Aprendizagem Automática (*Machine Learning*)**

Técnicas como k-NN (*k-nearest neighbors*), SVM (*support vector machines*) e árvores de decisão, bem como as redes neurais artificiais (RNA) são amplamente utilizadas para classificação de falhas. Estas técnicas requerem uma fase de treino supervisionado, onde os dados são rotulados previamente, e têm demonstrado bons resultados em contextos industriais [59].

As redes neurais artificiais (RNA) são modelos computacionais inspirados no funcionamento do cérebro humano, capazes de aprender padrões a partir de exemplos. Em diagnóstico de falhas, são usadas para classificar condições normais e anómalas com elevada precisão, mesmo em ambientes ruidosos [58].

- **Aprendizagem Profunda (Deep Learning)**

Dentro do universo das redes neurais, destaca-se a aprendizagem profunda (*Deep Learning*), uma subárea que recorre a arquiteturas mais complexas, como as redes neurais convolucionais (CNN) e redes recorrentes (RNN). Estas redes são capazes de extrair automaticamente características relevantes de sinais e imagens, sendo especialmente eficazes na análise de grandes volumes de dados. [60].

5.1.4. Aplicação prática na presente investigação

Embora os métodos tradicionais sejam eficazes em muitos cenários, a sua dependência de operadores experientes e limitações em ambientes complexos justificam a adoção crescente de técnicas baseadas em IA. A integração de abordagens híbridas, que combinam análise estatística com algoritmos inteligentes, tem-se mostrado promissora no contexto da manutenção preditiva [61].

A presente investigação recorre a uma abordagem híbrida, combinando métodos tradicionais de análise de sinais com técnicas modernas de aprendizagem automática. Inicialmente, foram recolhidos dados vibracionais em condições simuladas de falha (como desequilíbrio e desalinhamento angular e paralelo), bem como em equipamentos reais, como bombas industriais.

Os sinais obtidos foram analisados estatisticamente, com destaque para o cálculo do valor eficaz (RMS) e a identificação de padrões no domínio da frequência. Estas características foram posteriormente utilizadas para treinar um modelo de classificação desenvolvido em MATLAB, baseado em técnicas de machine learning supervisionado, mais concretamente uma **árvore de decisão**.

5.1.5. Árvore de decisão

Uma árvore de decisão é uma estrutura em forma de grafo utilizada para representar um processo de decisão lógico. É composta por:

- **Nós internos**, que representam testes a atributos (por exemplo: valor RMS > 3 mm/s),
- **Ramos**, que representam os resultados desses testes,
- **Folhas**, que indicam a decisão ou classificação final.

No contexto de aprendizagem automática, as árvores de decisão são geradas automaticamente a partir de conjuntos de dados, usando algoritmos. Estes algoritmos selecionam os atributos mais informativos com base em medidas como o ganho de informação ou o índice de Gini, dividindo recursivamente os dados até atingir classificações puras ou suficientemente discriminadas [72], as aplicações principais:

- Classificação de falhas
- Diagnóstico médico
- Análise de crédito
- Reconhecimento de padrões [71]

5.1.5.1. Vantagens das árvores de decisão

- **Clareza visual:** Facilitam a compreensão de decisões complexas.
- **Análise objetiva:** Permitem avaliar opções com base em dados concretos.
- **Flexibilidade:** Podem ser aplicadas em diversos contextos, desde decisões empresariais até diagnósticos técnicos.
- **Integração com aprendizagem automática:** Servem como base para algoritmos de machine learning, que geram árvores de decisão a partir de conjuntos de dados. [71]

A figura 99 apresenta um exemplo de uma árvore de decisão desenvolvida para classificar o estado de funcionamento de um equipamento rotativo com base na análise de vibração, utilizando indicadores como:

- Valor RMS;
- Frequência dominante;
- Assimetria;

$$\text{Skewness} = \frac{\sum_i^N (X_i - \bar{X})^3}{(N - 1) \times \sigma^3} \quad (18)$$

Onde:

- Skewness - Valor da assimetria do sinal;
- N - Número de amostras do sinal;
- x_i - Valor da amostra i-ésima do sinal de vibração;
- $\bar{x}$ - Média aritmética do sinal;
- σ - Desvio padrão do sinal. [77]

Em vibração, alta assimetria pode indicar desequilíbrio mecânico

- Curtose;

$$K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 \quad (19)$$

Onde:

- K - Valor da curtose (kurtosis) do sinal;
- N - Número total de amostras do sinal;
- x_i - Valor da amostra i-ésima do sinal de vibração;
- μ - Média dos valores do sinal;
- σ - Desvio padrão do sinal. [76]

Se $K = 3$, o sinal tem uma distribuição semelhante à normal (gaussiana).

Se $K > 3$, indica picos acentuados.

Se $K < 3$, o sinal é mais achatado.

Na figura 99 é possível observar uma árvore de decisão utilizada para o diagnóstico de vibração.

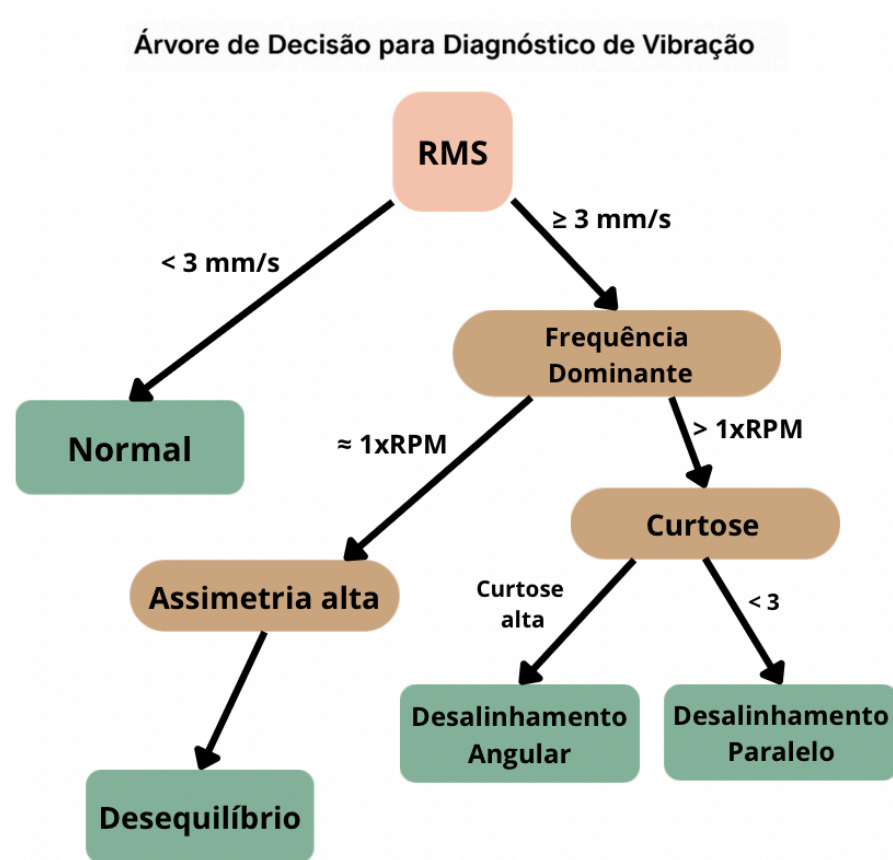


Figura 99 - Árvore de decisão para diagnóstico de falhas com base em sinais de vibração.

Quando o valor RMS é inferior a 3 mm/s, o estado é considerado normal. Acima desse valor, a análise da frequência dominante, expressa em múltiplos da rotação (RPM), juntamente com a assimetria e a curtose permite distinguir entre desequilíbrio ($\approx 1xRPM$ e assimetria alta), desalinhamento angular ($> 1xRPM$ e curtose alta) e desalinhamento paralelo ($> 1xRPM$ e curtose < 3).

5.2. Organização e pré-processamento dos dados de vibração

Após a recolha, os dados de vibração foram organizados em ficheiros do tipo Excel (.xlsx), com um ficheiro por ponto de medição. Cada ficheiro contém:

- Amostras no domínio do tempo (sinal de vibração);
- Condição simulada de falha, agrupada em três categorias:
 - Estado normal;
 - Desequilíbrio;

- Desalinhamento angular;
- Desalinhamento paralelo.

Embora as medições tenham sido realizadas a diferentes frequências de rotação, essa variável não foi utilizada como critério de separação ou input para o modelo. Os dados foram apenas agrupados consoante o tipo de falha simulada, como já referido no ponto 4.3.1.

Com o avanço tecnológico, os equipamentos de monitorização de condição tornaram-se cada vez mais acessíveis e precisos, facilitando a aquisição e o tratamento de dados. No âmbito deste projeto, os dados de vibração foram inicialmente exportados em formato csv. Posteriormente, foram convertidos para ficheiros Excel com o intuito de facilitar a leitura, organização e processamento subsequente no ambiente MATLAB.

Após a realização dos ensaios e a recolha dos dados, procedeu-se à sua organização em grupos correspondentes aos diferentes tipos de falhas simuladas. Esta rotulagem foi inicialmente efetuada manualmente, através de anotações em papel, assegurando a correta associação entre os dados e as respetivas classes de falha antes da sua introdução no sistema de análise.

Este processo de pré-processamento é fundamental para garantir a integridade e a qualidade dos dados utilizados no treino e validação dos modelos de aprendizagem automática. A literatura especializada destaca a importância de uma preparação cuidada dos dados para o sucesso de sistemas de manutenção preditiva baseados em inteligência artificial [65].

5.2.1. Extração de características

A partir dos sinais de vibração, foram extraídas características estatísticas e espectrais, utilizadas como entrada para os algoritmos de *machine learning*, como se pode observar em anexo B.3. O script `gerar_base.m` implementa automaticamente os seguintes cálculos:

- **RMS (*Root Mean Square*):** indicador da energia vibracional total;
- **Valor máximo:** pico de vibração no domínio do tempo;
- **Média e desvio padrão:** para caracterizar a variação do sinal;
- **Curtose:** para avaliar a forma (achatamento) do sinal;
- **Assimetria (*Skewness*):** para identificar inclinação estatística;

- **Energia:** soma dos quadrados dos valores (x^2), parâmetro adicional;
- **Frequência dominante:** obtida via Transformada Rápida de Fourier (FFT), para identificar padrões espectrais.

5.3. Desenvolvimento do código em MATLAB

5.3.1. Código de vibração

O código foi dividido em módulos com funções bem definidas.

Abaixo apresenta-se o funcionamento passo a passo, acompanhado com os correspondentes scripts em anexo.

I. Leitura dos ficheiros Excel com os dados de vibração

No script Principal.m, como se pode observar em anexo B.1 inicia-se o processo com a leitura de ficheiros .xlsx contendo os dados de vibração no domínio do tempo. A variável vibração armazena o sinal bruto, e frequência refere-se à frequência de rotação, embora esta última não seja usada como input de classificação.

Neste passo é também calculado o valor RMS médio, usado para classificar o sinal segundo a norma ISO 10816, descrito no ponto 3.2.4., numa escala de severidade vibracional (de A a D)

II. Cálculo automático das características principais de cada sinal

No script gerar_base.m, em anexo B.2, é feito o carregamento de todos os ficheiros .xlsx nas diferentes pastas. Para cada sinal são calculadas: RMS, valor máximo, média, desvio padrão, Curtose e assimetria, Energia total do sinal, Frequência dominante (via FFT). Essas 8 características compõem o vetor de entrada de cada amostra, formando a base de treino.

III. Associação de rótulos/classes de falha para treino supervisionado

Durante a execução do gerar_base.m, cada pasta de origem (ex.: Desequilíbrio, Desalinhamento angular, etc.) está associada a um rótulo (0, 1, 2, 3), que representa a classe real do sinal. Esses rótulos são incluídos como última coluna na tabela base_treino,

como se pode observar na tabela em anexo B.3, cada linha representa uma amostra de vibração proveniente de um ficheiro .xlsx. O ficheiro gerado (base_treino.xlsx) é utilizado no passo seguinte para treino do modelo.

IV. Treino do modelo de machine learning (Árvore de decisão)

No treinar_modelo.m, em anexo B.4 é lido o ficheiro base_treino.xlsx. Os dados são divididos em treino (70%) e teste (30%). Utiliza-se a função fitctree () para treinar um modelo de árvore de decisão supervisionada.

Ao final, é gerada uma matriz de confusão para avaliar o desempenho e o modelo é guardado em modelo_tree.mat.

V. Validação e diagnóstico automático com novos dados

O script diagnosticar_falha.m, em anexo B.5, permite aplicar o modelo treinado a um novo ficheiro .xlsx. São extraídas as mesmas 8 *features*, e o modelo realiza a predição automática da classe de falha. Simultaneamente, é feita a avaliação segundo a norma ISO com base no valor RMS. O código foi modularizado para facilitar a expansão futura para mais pontos ou novas características.

5.3.2. Análise termográfica automatizada com MATLAB, Python e Mailtrap

O presente sistema automatizado foi desenvolvido com o objetivo de identificar anomalias térmicas em imagens obtidas por câmaras termográficas e emitir alertas automáticos via e-mail quando o valor térmico excede o limite crítico, que neste caso é de 40 °C. O sistema baseia-se em três scripts principais que operam de forma sequencial e integrada. Segue a **arquitetura e ordem de execução dos scripts**:

1. analise_termografica.m: script principal de diagnóstico

Este é o componente central da solução. Desenvolvido em MATLAB, é responsável por toda a cadeia de processamento de imagem, desde a leitura até à tomada de decisão, apresentado em anexo C.1.

É constituído pelas seguintes etapas:

- **Seleção interativa:** O utilizador escolhe uma imagem ou uma pasta de imagens termográficas (.jpg/.png) através das funções `uigetfile` ou `uigetdir`.

d) Pré-processamento:

- Leitura e conversão da imagem para escala de cinzentos. (`rgb2gray`)
- Recorte da região central (eliminando margens irrelevantes).
- **Identificação de ponto crítico:** Utilizando `max()` e `ind2sub`, é detetado o ponto com maior intensidade térmica.
- **Marcação visual:** É desenhado um círculo vermelho sobre o ponto mais quente com `insertShape`.

e) Identificação de metadados:

- Utiliza **OCR** para extrair:
 - O nome da câmara (ex: FLIR AX8 71229321);
 - O valor máximo da escala térmica (barra lateral da imagem);

f) Avaliação do critério técnico:

- Verifica se o valor máximo da escala é superior a 40 °C (limite técnico definido).
- Se for, o script:
 - Gera um alerta com mensagem personalizada.
 - Chama o Python para enviar o e-mail. É executado `enviar_email.py` com os parâmetros necessários (destinatário, assunto e mensagem).

g) Resultados guardados:

- A imagem marcada é guardada como .jpg na pasta `Resultados_Marcados`.
- O nome da imagem, a câmara e a temperatura máxima são registados num .csv.

2. **enviar_email.py**: script de envio de alertas

Este script é chamado automaticamente pelo `analise_termografica.m` quando o valor térmico ultrapassa o limite, apresentado em anexo C.2. Como o envio de e-mails via SMTP com autenticação moderna pode ser limitado em MATLAB, utiliza-se um script Python separado que é responsável por comunicar com o servidor Mailtrap (via protocolo SMTP). Mailtrap é uma ferramenta que simula uma caixa de entrada sem enviar e-mails reais, ideal para ambientes de teste [66]. Permite inspecionar o corpo da mensagem, cabeçalhos, formato HTML e resposta do servidor.

O que o script de envio de alertas faz:

- Recebe os argumentos enviados pelo MATLAB (via `sys.argv`).
- Utiliza `smtplib` para se conectar ao servidor SMTP com autenticação.
- Constrói a mensagem com `email.mime.text`.
- Envia o e-mail com os detalhes da anomalia térmica, mencionando o nome da câmara, o valor de temperatura e o nome da imagem.

3. **Teste_alerta_python.m**: script de teste auxiliar

Este script não faz parte do sistema automatizado final, mas foi usado para testar se o envio de e-mails Python funcionava corretamente dentro do MATLAB, em anexo C.3. O que faz:

- Gera um alerta de forma manual e genérica (Ponto quente detetado!).
- Executa o `enviar_email.py` com estes parâmetros fixos.
- Serve para depurar e validar a integração MATLAB - Python.

A figura 100 apresenta a arquitetura funcional do sistema automatizado de análise termográfica e envio de alertas, integrando MATLAB e Python.

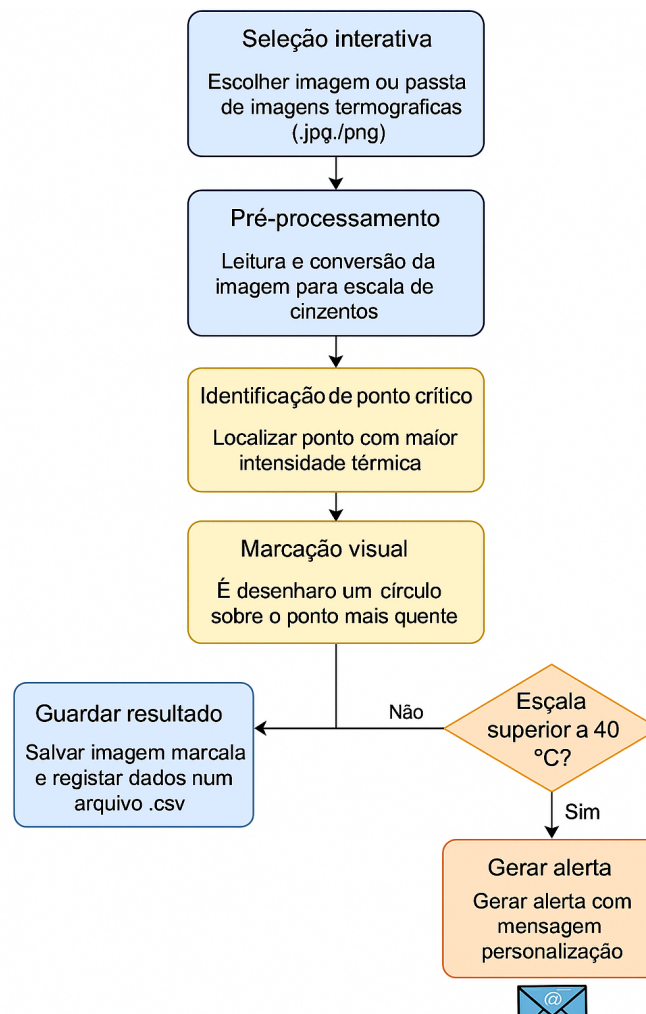


Figura 100 - Fluxo de processamento.

É possível observar desde a seleção de imagens até à deteção de anomalias térmicas, com geração de alerta automático via e-mail caso a temperatura máxima ultrapasse o limite técnico de 40 °C.

Este sistema representa uma solução modular e escalável para diagnóstico térmico em ambientes industriais, combinando a robustez do MATLAB com a flexibilidade de envio de mensagens do Python, e a segurança de simulação oferecida pelo Mailtrap, é uma abordagem robusta para manutenção preditiva, integrando análise térmica, visão computacional e comunicação automatizada.

5.4. Resultados

5.4.1. Avaliação do modelo - análise de vibração

O sistema de diagnóstico foi avaliado com base num modelo de aprendizagem supervisionada por **Árvores de Decisão**, utilizando dados vibracionais previamente extraídos e organizados numa base com 51 amostras. Estas amostras incluíam três classes principais de falha:

- Classe 0: Estado Normal
- Classe 1: Desequilíbrio
- Classe 2: Desalinhamento Angular
- Classe 3: Desalinhamento Paralelo

Antes de apresentar os resultados obtidos na matriz de confusão final, é essencial definir a métrica de desempenho utilizada na avaliação do modelo: **acurácia**.

A acurácia representa a proporção de amostras corretamente classificadas em relação ao total de amostras avaliadas. Esta métrica é particularmente útil quando se pretende obter uma visão geral do desempenho do modelo, sobretudo em conjuntos de dados com classes relativamente equilibradas, como é o caso da base de treino utilizada neste trabalho (após o ajuste com 50 amostras).

A fórmula para o cálculo da acurácia é dada por [75]:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (20)$$

Onde:

- TP (*True Positives*) – número de amostras corretamente classificadas como pertencentes à sua classe;
- TN (*True Negatives*) – número de amostras corretamente classificadas como **não** pertencentes às demais classes (não se aplica diretamente em classificação multiclasse, mas o termo permanece por convenção);
- FP (*False Positives*) – número de amostras incorretamente atribuídas a uma determinada classe;

- FN (*False Negatives*) – número de amostras de uma classe que foram classificadas como pertencentes a outra.

Durante os testes iniciais, o modelo apresentou uma acurácia de **73,33%**, com a classe 2 (Desalinhamento Angular) a ser frequentemente confundida com a classe 1 (Desequilíbrio). Após análise detalhada da **matriz de confusão**, foram identificadas duas amostras específicas da classe 2 que contribuíam diretamente para esta confusão.

Estas duas amostras representavam cerca de **3,92%** da base total (2 em 51), e apresentavam características limítrofes, com valores de vibração muito semelhantes aos registados em amostras da classe 1. Esta sobreposição comprometia a capacidade do modelo de distinguir corretamente entre estas duas falhas.

Como medida corretiva, optou-se por remover estas duas amostras da base de treino, criando uma nova versão do ficheiro **base_treino.xlsx**.

Com base na figura 101, verifica-se o seguinte:

- Classe 0: 0 classificações.
- Classe 1: 5 classificações corretas, 1 incorreta
- Classe 2: 5 classificações corretas, 1 incorreta
- Classe 3: 2 classificações corretas

$$Accuracy = \mathbf{80,00\%}$$

Na figura 101 é possível observar a matriz de confusão final.

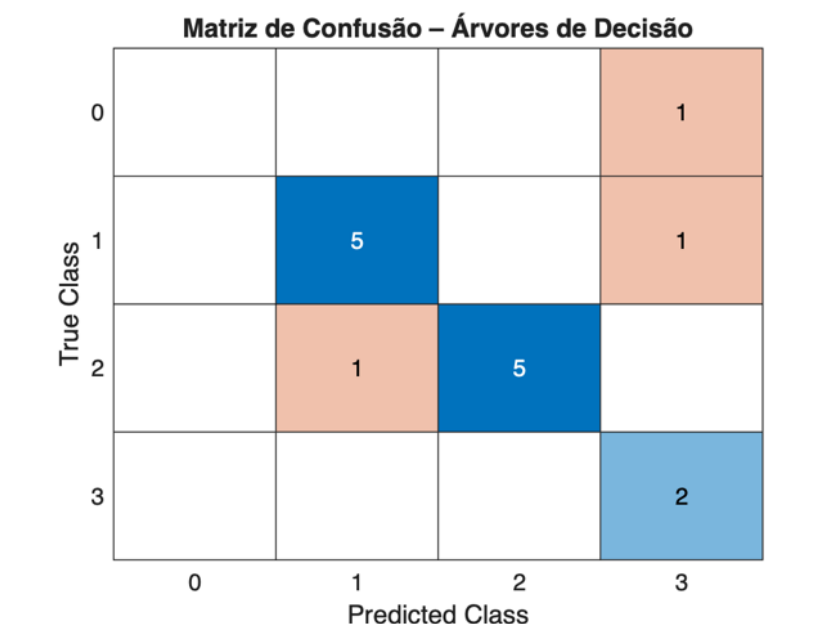


Figura 101 - Matriz de confusão final.

As principais observações constatadas na matriz foram:

- **Classe 1 - Desequilíbrio:**
 - 5 amostras foram corretamente classificadas como classe 1 (célula [1,1]).
 - 1 amostra foi incorretamente classificada como classe 3 (célula [1,3]).
- **Classe 2 - Desalinhamento Angular:**
 - 5 amostras foram corretamente classificadas (célula [2,2]).
 - 1 amostra foi confundida com classe 1 (Desequilíbrio) - célula [2,1].
- **Classe 3 - Desalinhamento Paralelo:**
 - As 2 amostras foram corretamente classificadas (célula [3,3]) - 100% de acerto nesta classe.
- **Classe 0 - Estado Normal:**
 - 1 amostra foi erroneamente classificada como classe 3 - célula [0,3].
 - Neste modelo, a classe 0 não foi o foco principal da análise, tendo sido mantida apenas uma instância residual para controle.

5.4.1.1. Comparação com métodos tradicionais – análise de vibração

Tradicionalmente, a avaliação do estado de máquinas vibratórias é feita com base na norma ISO 10816, que classifica a severidade da vibração de acordo com o valor RMS. Este método, embora simples e eficaz para detetar desvios em relação ao normal, possui limitações significativas: não distingue o tipo de falha, requer interpretação humana e pode ignorar padrões complexos presentes nos sinais.

O sistema inteligente desenvolvido nesta investigação ultrapassa essas limitações ao integrar **aprendizagem automática** com técnicas de extração de características (features) mais detalhadas. Para além do RMS, foram consideradas variáveis como frequência dominante, desvio padrão, assimetria, entre outras, permitindo ao modelo identificar o tipo específico de falha, como desequilíbrio ou desalinhamento angular, algo que a norma ISO 10816, por si só, não consegue fazer.

Em termos de automatização, o modelo inteligente realiza todo o diagnóstico de forma rápida, autónoma e com menor margem de erro humano, o que representa um ganho claro em eficiência e fiabilidade. Além disso, ao ser treinado com dados reais, o sistema pode evoluir com o tempo, tornando-se cada vez mais adaptado à realidade da máquina em estudo, enquanto a norma ISO 10816 permanece estática. Na tabela 7, é possível observar um exemplo prático do que seria feito segundo o método tradicional e como a falha foi diagnosticada com a abordagem proposta para o caso de desequilíbrio.

Tabela 7 - Comparação entre o método tradicional de diagnóstico baseado em vibração e o modelo inteligente proposto.

Etapa	Método Tradicional	Modelo Inteligente (Proposto)
Aquisição do sinal	Coleta de dados de vibração; cálculo do valor RMS.	Coleta dos mesmos dados + extração de múltiplas <i>features</i> .
Análise	Verificação se o valor RMS excede o limiar definido pela norma.	Análise do padrão completo do sinal via algoritmo.
Interpretação	Técnico interpreta manualmente se há falha, mas não qual.	Algoritmo classifica automaticamente como “desequilíbrio”
Resultado	Alerta genérico de vibração elevada.	Diagnóstico específico e automático de tipo de falha.

Em resumo, embora a norma ISO 10816 continue a ser uma referência útil para avaliação inicial, a abordagem inteligente demonstra-se superior em contextos que exigem diagnósticos mais precisos, rápidos e automatizados, sendo mais adequada para aplicações em manutenção preditiva moderna, como se pode observar as vantagens na figura 102.

Métodos Tradicionais vs. Modelo Inteligente	
Métodos Tradicionais	Modelo Inteligente
• Baseia-se apenas na norma ISO 2372 • Deteta desvios, mas não o tipo de falha • Requer verificação manual; processo lento	• Utiliza aprendizagem automática • Identifica múltiplas falhas (ex.: desequilíbrio, desalinhamento) • Diagnóstico automático; mais rápido e fiável

Figura 102 - Métodos tradicionais vs. modelo inteligente.

5.4.2. Avaliação do modelo - análise termográfica

O modelo desenvolvido demonstra uma abordagem eficaz para a deteção automática de anomalias térmicas com base em imagens termográficas. A avaliação do sistema foi conduzida com um conjunto diversificado de imagens (.jpg) obtidas por câmaras FLIR, permitindo testar cenários reais de sobreaquecimento em equipamentos elétricos e sistemas hidráulicos.

Durante os testes, a precisão na deteção do ponto mais quente atingiu **100%** em imagens com resolução adequada e boa definição de contraste, graças à análise da matriz em tons de cinzento (escala de 0 a 255), explicada no ponto 3.3.1.5.. Essa conversão permite que o MATLAB identifique o pixel com maior intensidade, correspondendo à área de maior temperatura, como se pode observar na figura 103.

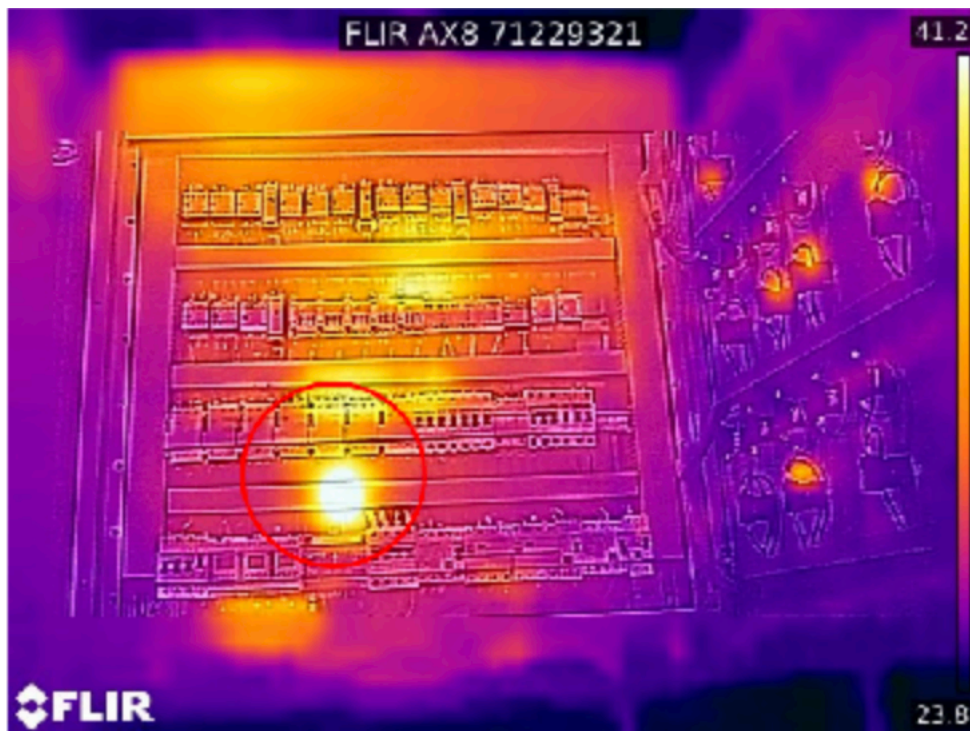


Figura 103 - Validação visual do ponto quente detetado automaticamente pelo sistema.

A imagem termográfica foi processada e o ponto crítico foi realçado com um círculo vermelho.

A identificação do limite superior da escala térmica foi efetuada com leitura direta da imagem (via OCR), permitindo extrair texto diretamente da área onde a escala de temperatura é exibida (geralmente à direita da imagem). Esta técnica dispensa sensores físicos ou metadados adicionais, sendo adaptável a imagens de diversas câmaras FLIR.

A integração com **Python** permitiu que os alertas fossem emitidos automaticamente sem depender de plataformas de e-mail tradicionais como Gmail ou Outlook, ultrapassando limitações de segurança impostas pelo protocolo SMTP no MATLAB. Os e-mails são enviados com o auxílio do script `enviar_email.py`, utilizando autenticação no Mailtrap, como se pode verificar na figura 104.

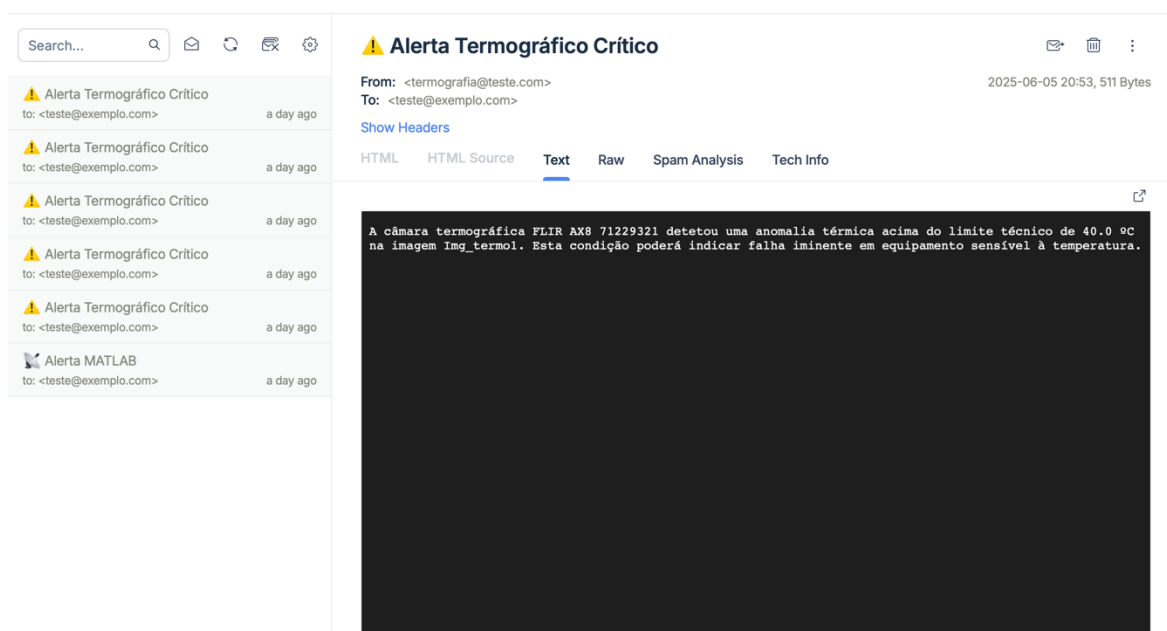


Figura 104 - Validação do alerta enviado com sucesso para o destinatário configurado.

Esta captura do Mailtrap mostra a mensagem com o nome da câmara, a imagem associada e o alerta de anomalia térmica. Adicionalmente, o tempo de resposta do sistema, desde a análise da imagem até à emissão do alerta, ficou consistentemente abaixo dos **3 segundos**, mesmo ao processar pastas com múltiplas imagens. Esta característica torna-o apto para cenários de monitorização quase em **tempo real**, especialmente em ambientes industriais onde falhas térmicas podem preceder avarias críticas.

5.4.2.1. Comparação com métodos tradicionais

Tradicionalmente, a análise termográfica em ambientes industriais é realizada de forma manual: um técnico inspeciona imagens térmicas, identifica visualmente pontos quentes e documenta os resultados num relatório. Este processo é demorado, sujeito a erro humano e altamente dependente da experiência do operador.

Em contraste, o sistema automatizado aqui proposto elimina a necessidade de inspeção manual imediata, oferecendo vantagens claras:

- **Rapidez:** O tempo de análise por imagem é reduzido de minutos (manual) para segundos (automático).
- **Padronização:** O critério de alarme (40 °C) é aplicado uniformemente, sem variação de julgamento subjetivo.

- **Integração e rastreabilidade:** A imagem marcada, os dados extraídos e o alerta gerado são todos arquivados automaticamente.
- **Flexibilidade:** O sistema pode ser escalado para integrar sensores, bases de dados ou sistemas SCADA via MATLAB e Python.

Capítulo 6

6. Conclusão

A presente dissertação demonstrou a eficácia da aplicação de técnicas de manutenção por controlo de condição (CBM) no diagnóstico de falhas em equipamentos rotativos, combinando análise de vibração, termografia infravermelha e inteligência artificial. Através da recolha de dados experimentais com o simulador de falhas *SpectraQuest* e o sistema FLIR SV87-KIT, foi possível treinar e validar um modelo inteligente de classificação baseado em árvore de decisão, com capacidade de distinguir entre quatro condições distintas de funcionamento: estado normal, desequilíbrio, desalinhamento angular e desalinhamento paralelo.

Os resultados obtidos revelaram que, mesmo com um algoritmo simples como a árvore de decisão, é possível alcançar um bom desempenho em termos de precisão e interpretabilidade. A matriz de confusão apresentada permitiu verificar que os padrões vibratórios associados a cada condição foram corretamente captados pelo modelo, sobretudo em velocidades de rotação mais elevadas (25 Hz), onde os sinais se mostraram mais consistentes e definidos. Este comportamento reforça a relevância da frequência de operação como variável crítica no diagnóstico preditivo por vibração.

A componente termográfica do estudo complementou eficazmente a análise vibratória. O sistema automatizado desenvolvido em MATLAB e Python permitiu a deteção de pontos de sobreaquecimento em imagens térmicas e o envio automático de alertas por e-mail, contribuindo para a antecipação de falhas relacionadas com temperatura.

Contudo, o sistema proposto provou ser viável e aplicável à realidade industrial, cumprindo os objetivos traçados: reduzir tempos de paragem, aumentar a fiabilidade dos ativos e permitir um diagnóstico mais célere e automatizado. Esta abordagem integrada evidencia o valor das tecnologias digitais e da inteligência artificial na transição para práticas de manutenção mais eficientes, alinhadas com os princípios da Indústria 4.0.

6.1. Investigação futura

A partir dos resultados obtidos e das limitações identificadas, reconhecem-se diversas oportunidades de aprofundamento e desenvolvimento do sistema proposto, com vista a uma maior fiabilidade, escalabilidade e aplicabilidade em contexto industrial real. As principais linhas de investigação futura são as seguintes:

⇒ **Integração de técnicas de aprendizagem automática mais avançadas**

A aplicação de algoritmos mais robustos, como *Random Forest*, *Support Vector Machine* (SVM) ou redes neuronais, poderá melhorar a capacidade de generalização e a precisão do diagnóstico, especialmente em situações onde existam padrões de vibração semelhantes entre diferentes condições de falha. A comparação do desempenho destes modelos com o da árvore de decisão permitirá aferir o equilíbrio ideal entre simplicidade e eficácia.

⇒ **Aumento da base de dados experimental**

Uma base de dados mais extensa, com maior número de medições por classe e variação de parâmetros operacionais, contribuirá para um treino mais sólido e confiável dos modelos. A diversidade dos dados é essencial para garantir que o sistema consiga lidar com diferentes cenários de falha e condições reais de funcionamento.

⇒ **Monitorização multiponto e em tempo real**

A implementação de um sistema de monitorização com vários pontos de medição permitirá captar melhor o comportamento dinâmico dos equipamentos, aumentando a sensibilidade do diagnóstico. Paralelamente, a integração de sensores em rede com transmissão contínua dos dados viabiliza a implementação do sistema em tempo real, alinhando-o com os princípios da Indústria 4.0.

⇒ **Desenvolvimento de Interface Gráfica (GUI)**

A criação de uma interface gráfica para o sistema desenvolvido facilitará a sua utilização em ambiente industrial, permitindo que técnicos e operadores consultem os resultados de forma intuitiva, sem necessidade de conhecimento avançado em MATLAB. Este passo será fundamental para a transferência efetiva da solução para o terreno.

⇒ **Classificação de condições intermédias e evolutivas**

Será pertinente, em trabalhos futuros, considerar não apenas a classificação de falhas definidas, mas também de estados de degradação progressiva. A inclusão de níveis

de severidade ou fases intermédias permitirá uma abordagem mais preditiva e alinhada com a realidade dos processos de desgaste mecânico.

Estas linhas de investigação poderão elevar significativamente o grau de maturidade da solução proposta, contribuindo para a criação de sistemas inteligentes de manutenção mais completos, eficientes e adaptados aos desafios atuais da indústria.

- [1] Revista Manutenção, “Manutenção,” *Revista Manutenção*, Sep. 26, 2023. <https://www.revistamanutencao.pt/dossier/beneficios-da-manutencao-por-controlo-de-condicao-aplicada-a-funcao-manutencao/> (accessed Nov. 11, 2024).
- [2] “O que é manutenção industrial?,” *UDOP*, Mar. 19, 2007. <https://www.udop.com.br/noticia/2007/03/19/o-que-e-manutencao-industrial.html> (accessed Dec. 05, 2024).
- [3] L. Mendonça, Ed., *Manutenção*.
- [4] M. Brito, *Manutenção*. AEP – Associação Empresarial de Portugal, 2003.
- [5] Adelabie, “Tipos de manutenção mais utilizados | Cegid Valuekeep,” *Cegid Iberia*, Jan. 31, 2023. <https://www.cegid.com/ib/pt/blog/tipos-de-manutencao-gp/> (accessed Dec. 11, 2024).
- [6] I. Team, “Manutenção corretiva: guia completo [2023] • Infraspak Blog,” *Infraspak Blog*, Feb. 06, 2022.
- [7] J. Willich, “O que é manutenção preditiva? Exemplos +5 tendências,” *Produttivo.com.br*, Mar. 22, 2023. <https://www.produttivo.com.br/blog/manutencao-preditiva-o-que-e-exemplos-e-tendencias-do-setor/#qual-a-diferenca-entre-manuteno-preditiva-e-preventiva> (accessed Dec. 16, 2024).
- [8] “O que é a monitorização de condições? (O Guia 2024) | Samotics,” *Samotics*, Feb. 2024. <https://samotics.com/pt/blog/what-is-condition-monitoring/> (accessed Dec. 18, 2024).
- [9] “Análise de Vibração: Guia Completo [2022] – TRACTIAN,” *traction.com*. <https://traction.com/blog/analise-de-vibracoes>
- [10] J. Willich, “O que é análise de vibração na manutenção preditiva?,” Oct. 24, 2023. <https://www.produttivo.com.br/blog/analise-de-vibracao/>
- [11] L. Mendonça, Ed., *ANÁLISE DE DADOS DE VIBRAÇÃO*
- [12] R. M. R. Parreira, *Análise de dados de vibração – Contributo para a definição do estado de condição*, Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação – Universidade Nova de Lisboa, 2009.
- [13] A. Roque, *Sistema massa-mola e o movimento harmónico simples*. 2023.
- [14] Hobby Projects, “Oscilloscope Wave form Measurements – Oscilloscope Waveform Measurements – Frequency and Period – Voltage – Phase – Phase Shift Diagram – Sign

wave,” Hobbyprojects.com, 2020.
https://www.hobbyprojects.com/oscilloscope_tutorial/waveform_measurements.html
(accessed Jan. 24, 2025).

[15] “Page Restricted,” Pinterest.com, 2025.
<https://pt.pinterest.com/pin/745134700820399161/visual-search/?x=16&y=16&w=532&h=390.19428571428574&cropSource=6&surfaceType=f>
lashlight (accessed Jan. 24, 2025).

[16] “O que é uma Onda Senoidal – Forma de Onda Eletrônica – Blog Raisa.”

[17] “Zero-Point Energy: The Lowest and Limitless Energy State,” Teknos.
<https://www.teknos.org/home/2020/12/7/zero-point-energy-the-lowest-and-limitless-energy-state>

[18] S. Acharya, A. Das, V. Gupta, K. Anilkumar, and S. Bhattacharjee, “Vibration Signature Analysis as a Diagnostic Tool for Condition Assessment of Rotating Equipments -Experience at TAPS.” Available: <https://www.ndt.net/article/nde-india2009/pdf/5-D-5.pdf>

[19] C. dos, “página de desambiguação de um projeto da Wikimedia,” Wikipedia.org, 2022.

[20] C. dos, “página de desambiguação de um projeto da Wikimedia,” Wikipedia.org, 2022.

[21] C. Aroeira, “Análise de vibrações do desequilíbrio – DMC,” DMC, Oct. 16, 2023.
<https://www.dmc.pt/analise-de-vibracoes-do-desequilibrio/> (accessed Jan. 25, 2025).

[22] L. D. C. dos Santos, Análise da Condição de Desequilíbrio de Elementos Rotativos em Máquinas, Mestrado em Engenharia Mecânica, Instituto Superior de Engenharia do Porto, 2021.

[23] “06 Diagnóstico de Motores Eléctricos – Tipos de anomalias mecânicas e suas vibrações,” SlideShare, 2019. <https://pt.slideshare.net/slideshow/06-diagnostico-de-motores-elctricos-tipos-de-anomalias-mecnicas-e-suas-vibraes/159486256> (accessed Jan. 25, 2025).

[24] A. Fernandez, “Misalignment,” Power-MI, Feb. 27, 2017. <https://power-mi.com/content/misalignment>

[25] L. Mendonça, Ed., “Vibrações Controlo de Condição.”

[26] MOBIUS INSTITUTE, Vibration Training: Quick Reference: Glossary, Diagnostic Guide, Useful Charts and Tables, Uhre & Nybæk, Kongerslev, Dinamarca, 2005, p. 157.

[27] dynamox-ac, “Desalinhamento de eixos: Como monitorar e identificar,” Dynamox.net, Jun. 2023. <https://dynamox.net/blog/como-monitorar-e-identificar-a-condicao-de-desalinhamento-de-eixos>

- [28] 146liente146ão, “A importância de realizar alinhamento de eixos,” R&Damasco, Jan. 11, 2024. <https://rdamasco.com.br/blog/a-importancia-de-realizar-alinhamento-de-eixos/> (accessed Jan. 26, 2025).
- [29] “Tipos de folga mecânica e como solucionar – TRACTIAN,” traction.com. <https://traction.com/blog/tipos-de-folga-mecanica-e-como-solucionar>
- [30] “Análise de vibrações em engrenagens 2 – vibrações em engrenagens,” SlideShare, 2020. <https://pt.slideshare.net/slideshow/analise-de-vibraes-em-engrenagens-2-vibraes-em-engrenagens/220918942> (accessed Jan. 27, 2025).
- [31] “Saiba como identificar falhas nos rolamentos – TRACTIAN,” traction.com. <https://traction.com/blog/saiba-como-identificar-falhas-nos-rolamentos>
- [32] VIEIRA, Fabiano. Método e Técnicas de Análise de Vibração. Treinamento na Empresa: Grupo Moura, 2006.
- [33] L. Mendonça, Ed., “CONTROLO DE CONDIÇÃO Análise de Vibrações.
- [34] new.abecom and F. S. S. – www.sollune.com.br, “Termografia: o que é? Para que serve? Quais os benefícios?,” Abecom Rolamentos SKF. <https://www.abecom.com.br/termografia/>
- [35] J.-P. Souris, Manutenção Industrial: Custo ou Benefício? Lisboa, Portugal: Lidel Edições Técnicas, pp. 114–117
- [36] L. Mendonça, Ed., “Termografia 2024.
- [37] L. Mendonça, Ed., “CONTROLO DE CONDIÇÃO TERMOGRAFIA.”
- [38] E. S. B. M. Barreira and V. M. A. P. D. Freitas, “Evaluation of building materials using infrared thermography,” Construction and Building Materials, 2007. ISBN: ISSN 0950-0618.
- [39] F. P. Incropera et al., Fundamentals of Heat and Mass Transfer, 6th ed. Danvers: John Wiley & Sons, 2007. ISBN: 978-0-471-45728-2.
- [40] L. C. C. Pires, Estudo experimental da convecção natural em superfícies verticais com recurso à termografia por infravermelhos. Covilhã: Universidade da Beira Interior, 2002. 83 f. Tese de Mestrado.
- [41] C. J. Hellier, Handbook of Nondestructive Evaluation. New York: McGraw-Hill Professional, 2003. ISBN: 007139947X.
- [42] “Transferência de calor por radiação | Responde Aí,” Respondeai.com.br, 2022. <https://www.respondeai.com.br/conteudo/fen-trans-mec-flu-trans-cal-e-trans-massa/radiacao> (accessed Feb. 17, 2025).

- [43] “Calor Solar nas Edificações,” Ebanataw.com.br, 2025. <https://www.ebanataw.com.br/roberto/conforto/CS04transmissao.htm> (accessed Feb. 17, 2025)
- [44] “Terahertz Technology Is Set To Enable Higher Performance In A Wide Range Of Applications | TeraSense,” Terasense.com, 2015. <https://terasense.com/news/terahertz-technology/> (accessed Feb. 17, 2025).
- [45] C. Meola, “A new approach for estimation of defects detection with infrared thermography,” *Materials Letters*, vol. 61, no. 3, pp. 747–750, 2007. ISSN: 0167-577X.
- [46] C. Ibarra-Castanedo et al., “Active infrared thermography techniques for the nondestructive testing of materials,” in *Ultrasonic and Advanced Methods for Nondestructive Testing and Material Characterization*, C. H. Chen, Ed. Singapore: World Scientific Publishing, 2007, pp. 325–348. ISBN: 978-981-270-409-2.
- [47] E. S. B. M. Barreira, *Aplicação da termografia ao estudo do comportamento higrótérmico dos edifícios*. Porto: FEUP, 2004. 196 f. Tese de Mestrado.
- [48] “Aplicação da termografia infravermelha em equipamentos industriais,” [www.fracttal.com. https://www.fracttal.com/pt-br/manutenpedia/aplicacao-da-termografia-infravermelha-em-equipamentos-industriais](https://www.fracttal.com/pt-br/manutenpedia/aplicacao-da-termografia-infravermelha-em-equipamentos-industriais)
- [49] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2008. ISBN 9780131687288.
- [50] “C?mara termogr?fica port?til M60 – HIKMICRO,” Ffonseca.com, 2024. <https://www.ffonseca.com/pt/prod-camara-termografica-portatil-m60-hikmicro> (accessed Feb. 21, 2025).
- [51] “Curso de Análise Termográfica,” [asmtreinamentos. https://asmtreinamentos.com.br/cursos2/curso-de-analise-termografica/](https://asmtreinamentos.com.br/cursos2/curso-de-analise-termografica/)
- [52] A. Rogalski, “Infrared detectors: status and trends,” *Progress in Quantum Electronics*, vol. 27, no. 2-3, pp. 59-210, 2003.
- [53] josemaria, “Descubra a câmara termográfica ideal para as suas necessidades: Guia completo de seleção e utilização | Grupo Acre Portugal,” Grupo Acre Portugal, Jun. 28, 2024.
- [54] “Análise de Vibração Mecânica em Equipamentos Industriais – VIBMASTER,” VIBMASTER, 2024. <https://vibmaster.com.br/analise-de-vibracao-mecanica-em-equipamentos/>
- [55] L. Guimarães, “Diagnóstico de Avaria em Bombas e Ventiladores por análise de Vibrações e equilíbrio em Estaleiro pelo Método dos Coeficientes de Influência,” Jul. 2011.
- [56] M. A. O. Vasconcelos et al., “Condition monitoring of rotating machines: A review,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 123, pp. 252–272, 2019.

- [57] S. Yin, X. Li, H. Gao, and O. Kaynak, "Data-based techniques focused on modern industry: Na overview," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 62, no. 1, pp. 657–667, 2015.
- [58] B. Widrow and M. A. Lehr, "30 years of adaptive neural networks: perceptron, Madaline, and backpropagation," Proceedings of the IEEE, vol. 78, no. 9, pp. 1415–1442, 1990.
- [59] A. K. Jardine, D. Lin, and D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance," Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, 2006.
- [60] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," Nature, vol. 521, pp. 436–444, 2015.
- [61] R. K. Mobley, Na Introduction to Predictive Maintenance, 2nd ed., Butterworth-Heinemann, 2002.
- [62] I. Marinelli, "Da preventiva à preditiva, a evolução da gestão da manutenção," Revista Manutenção, 01-Jul-2021. [Online]. Available: <https://revistamanutencao.com.br/literatura/tecnica/manutencao/entenda-a-evolucao-da-manutencao-preditiva.html>
- [63] D. Correa, "Indústria 4.0," DJ Automação Industrial, 24 de fevereiro de 2022. [Online]. Available: <https://www.djautomacao.com.br/post/industria-4-0>
- [64] G. F. de Oliveira Junior, "A importância estratégica da gestão da manutenção," Faculdade Anhanguera Educacional, [Online].
- [65] A. K. S. Jardine, D. Lin, e D. Banjevic, "A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance," Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, no. 7, pp. 1483–1510, 2006.
- [66] Python Software Foundation, "smtplib — SMTP protocol 148liente," [Online]. Available: <https://docs.python.org/3/library/smtplib.html>. [Acessado em: 5-jun-2025].
- [67] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 4th ed., Pearson, 2018.
- [68] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.
- [69] FLIR Systems, Introduction to Thermography and Infrared Cameras, Application Guide, 2020.
- [70] C. Aroeira, "Aplicações de Termografia," DMC – Manutenção Preditiva, 11 de março de 2024. [Online]. Disponível em: <https://www.dmc.pt/aplicacoes-de-termografia/>.
- [71] Lucidchart, "O que é um diagrama de árvore de decisão?", Lucidchart, [Online]. Disponível em: <https://www.lucidchart.com/pages/pt/o-que-e-arvore-de-decisao>.

[72] A. Freitas, "Árvores de Decisão", Bioinformática - Instituto Superior Técnico, Lisboa. [Online].

[73] S. Russell e P. Norvig, Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th ed., Pearson, 2020.

[74] Cinnecta, "Diagrama de IA: como diferenciar os diferentes tipos de IA," Cinnecta, 2023. [Online]. Available: <https://cinnecta.com/conteudos/diferentes-tipos-de-inteligencia-artificial/>

[75] P. James, "How to Calculate Confusion Matrix in Python Using Scikit-Learn," Medium.

[76] J. Antoni and R. B. Randall, "The Spectral Kurtosis: Application to the Vibratory Surveillance of Rotating Machines," Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, no. 2, 2006.

[77] WallStreetMojo, "Skewness Formula," WallStreetMojo. [Online]. Available: <https://www.wallstreetmojo.com/skewness-formula/>.

Anexo A

No anexo A.1 é possível observar um exemplo de matrizes de inspeção planeada.

Coloque aqui o logótipo da empresa	INSPECÇÃO PLANEADA MENSAL		Ano – _____ Mês – _____
IPM n.º	Sector:	Planeamento:	
Inspecções a realizar: (coloque X em caso afirmativo)		Sim	Observações
Fugas de ar comprimido:			
Em qualquer ponto da instalação?			
Na máquina?			
Fugas de água			
Em qualquer ponto da instalação?			
Em tanques ou reservatórios?			
Na máquina?			
Fugas de vapor			
Em qualquer ponto da instalação?			
Na máquina?			
Sinais de corrosão			
Em qualquer ponto da instalação?			
Na máquina?			
Quadros eléctricos			
Há lâmpadas fundidas?			
Há circuitos não identificados com etiquetas?			
Há aparelhos de medida partidos ou avariados?			
Há materiais por cima dos quadros eléctricos?			
Há sinalizadores partidos?			
Sinais de algum ruído de funcionamento anormal			
Em motores? Qual?			
Há correias de transmissão com tensão incorrecta?			
Há sujidade notória na máquina?			
Há corrosão da máquina em termos de pintura?			
Verificar o boião indicador do nível de óleo?			
Sente que algum rolamento esteja preso ou faça ruído? Onde?			

Anexo A.1 - Exemplo de matrizes de inspeção planeada [4].

No anexo A.2 é possível observar o exemplo de matrizes de inspeção planeada num quadro eléctrico.

Logótipo	INSPECÇÃO QUADRO ELÉCTRICO (Anual)		Ano:
MQE N.º	Designação: Quadros Gerais de Distribuição		
FUNÇÕES:	ILUMINAÇÃO ☐	FORÇA MOTRIZ ☐	
	COMANDO ☐	DISTRIBUIÇÃO ☐	
ESTADO DE ESTANQUICIDADE:			
ESTADO DE LIMPEZA:			
RELATÓRIO DE MANUTENÇÃO (anote todos os problemas detectados):			
EXECUTANTE:	RUBRICA:	DATA:	

Anexo A.2 - Exemplo de matrizes de inspeção planeada num quadro eléctrico [4].

No anexo A.3 é possível verificar um exemplo de matriz de inspeções quantificáveis.

Métodos	Parâmetro	Valor	Intervenções/ Acções Futuras
Controlo	tensão das correias	35 mm	controlo ajustado reparado substituído a reparar a substituir a modificar
	folga	0,5 mm	
	espessura mínima	6,5 mm	
Medição	temperatura	75 °C	
	pressão	10 bar	
	resistência de isolamento	N/A	
	amperagem nominal	10 amp	
	voltagem	220 V	
Leitura	temperatura	120 a 145 °C	
	pressão	6 a 14 bar	
	amperagem	4,5 a 16 amp	
	voltagem	230 V	

Anexo A.3 - Exemplo de matriz de inspeções quantificáveis [4].

Anexo B

```
%% ETAPA 1 – Leitura dos Dados e Classificação ISO
% Caminho para o ficheiro (coloca-o na pasta 'dados/')
ficheiro = 'Dados/PH107g.xlsx'; % com "D" maiúsculo
% Ler os dados
dados = readtable(ficheiro);
frequencia = dados{:,1}; % Coluna de frequência (Hz)
vibracao = dados{:,2}; % Coluna de vibração (mm/s RMS)
% Cálculo do valor RMS médio
rms_medio = mean(vibracao);
% Classificação segundo ISO 2372
if rms_medio <= 0.71
    severidade = 'A - Bom estado';
elseif rms_medio <= 1.80
    severidade = 'B - Alarme 1';
elseif rms_medio <= 4.50
    severidade = 'C - Alarme 2';
else
    severidade = 'D - Alto Risco';
end
% Mostrar resultados
fprintf('\nValor RMS médio: %.3f mm/s\n', rms_medio);
fprintf('Classificação ISO 2372: %s\n\n', severidade);
```

Anexo B.1 - Script Principal.m em MATLAB.

```
%% ETAPA 2 – Geração da Base de Treino
% Caminho base
pasta_base = 'Dados/';
pastas = {'Estado_normal', 'Desequilibrio', 'Desalinhamento_angular',
'Desalinhamento_paralelo'};
rotulos = [0, 1, 2, 3];
% Inicializar tabela
base_treino = [];
for i = 1:length(pastas)
    caminho = fullfile(pasta_base, pastas{i});
    ficheiros = dir(fullfile(caminho, '*.xlsx'));
    for j = 1:length(ficheiros)
        % Ler ficheiro
        fpath = fullfile(caminho, ficheiros(j).name);
        dados = readtable(fpath);
        % Colunas de interesse
        freq = dados{:,1};
        vib = dados{:,2};
        % --- Extração de features ---
        rms_val = mean(vib);
        max_val = max(vib);
        media_val = mean(vib);
        std_val = std(vib);
        curtose_val = kurtosis(vib);
        assimetria_val = skewness(vib);
        energia_val = sum(vib.^2); % NOVA FEATURE
        % Frequência dominante via FFT
        Y = abs(fft(vib));
        Y = Y(1:floor(end/2));
        [~, idx_fmax] = max(Y);
        f_dom = freq(idx_fmax);
        % Adicionar à base
        linha = table(rms_val, max_val, f_dom, media_val, std_val, curtose_val, ...
            assimetria_val, energia_val, rotulos(i), ...
            'VariableNames', {'RMS', 'Maximo', 'FreqDom', 'Media', ...
            'Desvio', 'Curtose', 'Assimetria', 'Energia', 'Classe'});
        base_treino = [base_treino; linha];
    end
end
% Guardar em Excel
writetable(base_treino, 'Modelos/base_treino.xlsx');
disp('Base de treino gerada com sucesso!');
```

Anexo B.2 - Script gerar_base.m em MATLAB.

No anexo B.3 é possível observar um Extrato da tabela base_treino.

RMS	Máximo	Media	Desvio	Curtose	Assimetria	Energia	Classe
0,00675863	0,05424	0,006759	0,007989955	9,626294635	2,43143233	0,17527522	0
0,011084675	0,13243	0,011085	0,014484066	17,34173851	3,23474608	0,53237596	0
0,018583135	0,39291	0,018583	0,02320588	79,82603878	6,16113852	1,41449859	0
0,006424781	0,06418	0,006425	0,008170892	12,1480842	2,74247694	0,17290735	1
0,006182588	0,08544	0,006183	0,007531241	24,5959499	3,62000058	0,1519486	1
0,005981491	0,05979	0,005981	0,007426989	9,299940249	2,36257059	0,14553722	1
0,011665355	0,69777	0,011665	0,025337704	398,3644747	16,6941386	1,2450637	1
0,011161453	0,58071	0,011161	0,021044276	376,4503282	15,7985145	0,90802791	1
0,011364943	0,31464	0,011365	0,017104154	88,77557004	6,72241952	0,67487157	1
0,011205937	0,89183	0,011206	0,03056136	549,5962964	21,1354757	1,69543713	1
0,010883369	0,88371	0,010883	0,030153815	553,3269346	21,2049438	1,64443887	1
0,030185415	7,37512	0,030185	0,245889357	742,0536878	26,6915206	98,1972877	1
0,029609876	7,3969	0,02961	0,244734749	744,2969123	26,7024147	97,2358238	1
0,028255457	6,2266	0,028255	0,193471734	760,8546436	26,3657874	61,1682907	1
0,023942588	4,03181	0,023943	0,144862409	718,3519609	26,25406	34,4939572	1
0,007725358	0,18657	0,007725	0,012671158	82,90016435	7,54530459	0,35244273	2
0,008602066	0,39251	0,008602	0,023325498	111,9292096	9,20296745	0,98899302	2
0,014467465	0,78539	0,014467	0,030749757	309,3440747	14,6610163	1,84797743	2
0,012610036	0,38057	0,01261	0,026084686	67,78730558	7,09502544	1,34323716	2
0,01207228	0,31264	0,012072	0,019693714	74,96505415	7,07505603	0,85387749	2
0,027618986	1,36789	0,027619	0,049954291	425,7531514	18,0759118	5,2139461	2
0,02844563	1,41915	0,028446	0,054685911	371,142481	16,905557	6,08033342	2
0,02455076	0,97717	0,024551	0,044364699	223,1326843	12,1524181	4,11414883	2
0,023365798	0,55013	0,023366	0,031115871	117,3009312	8,31628202	2,42319869	2
0,011817929	0,12472	0,011818	0,014592429	12,83626874	2,79161786	0,56430358	3
0,011364317	0,14042	0,011364	0,014280936	17,4068673	3,12225151	0,53307769	3
0,024267418	0,37483	0,024267	0,027034398	31,99088839	4,04112518	2,11221497	3
0,024232644	0,24964	0,024233	0,026789049	17,65638952	3,17929577	2,08838587	3
0,024234472	0,2769	0,024234	0,027458925	17,71094704	3,1378748	2,1466708	3
0,024973287	0,3163	0,024973	0,029041632	24,29287617	3,65265325	2,34795403	3
0,012021413	0,12886	0,012021	0,015598673	15,79741891	3,16997291	0,62067727	3
0,012327752	0,11408	0,012328	0,015497581	12,92258237	2,82860156	0,62758957	3

Anexo B.3 - Extrato da tabela base_treino.


```

%% ETAPA 3 – Treino e Avaliação do Modelo Inteligente
% 1. Ler a base de treino
dados = readtable('Modelos/base_treino.xlsx');
% 2. Separar features (X) e classes (y)
X = dados{:, 1:8}; % Colunas: RMS, Maximo, FreqDom
y = dados.Classe; % Coluna de classe
% 3. Dividir dados em treino (70%) e teste (30%)
cv = cvpartition(y, 'HoldOut', 0.3);
X_treino = X(training(cv), :);
y_treino = y(training(cv));
X_teste = X(test(cv), :);
y_teste = y(test(cv));
% 4. Treinar modelo Tree
modelo = fitctree(X_treino, y_treino);
% 5. Avaliar desempenho
y_pred = predict(modelo, X_teste);
acuracia = sum(y_pred == y_teste) / length(y_teste);
fprintf('\nAcurácia do modelo: %.2f%%\n', acuracia * 100);
% 6. Mostrar matriz de confusão
figure;
confusionchart(y_teste, y_pred);
title('Matriz de Confusão – Árvores de Decisão');
% 7. Guardar o modelo
save('Modelos/modelo_tree.mat', 'modelo');
disp('Modelo guardado com sucesso!');

```

Anexo B.4 - Script treinar_modelo.m desenvolvido em MATLAB.

```

%% ETAPA FINAL – Diagnóstico completo (ISO + Classificação de Falha)
% 1. Carregar o modelo treinado
load('Modelos/modelo_tree.mat');
% 2. Indicar o ficheiro a diagnosticar
ficheiro_novo = 'Dados/PHS2.xlsx'; % substitui pelo nome correto
% 3. Ler os dados
dados = readtable(ficheiro_novo);
frequencia = dados{:,1};
vibracao = dados{:,2};
% 4. Extração de features
% Extração de features (atualizado com energia)
rms_val = mean(vibracao);
max_val = max(vibracao);
media_val = mean(vibracao);
std_val = std(vibracao);
curtose_val = kurtosis(vibracao);
assimetria_val = skewness(vibracao);
energia_val = sum(vibracao.^2); % nova feature
% Frequência dominante via FFT
Y = abs(fft(vibracao));
Y = Y(1:floor(end/2));
[~, idx_fmax] = max(Y);
f_dom = frequencia(idx_fmax);
% Construir vetor de entrada com 8 features
X_novo = [rms_val, max_val, f_dom, media_val, std_val, curtose_val, assimetria_val,
energia_val];
% 5. Classificação segundo a norma ISO 2372
if rms_val <= 0.71
    estado_iso = 'A – Bom estado';
elseif rms_val <= 1.80
    estado_iso = 'B – Alarme 1';
elseif rms_val <= 4.50
    estado_iso = 'C – Alarme 2';
else
    estado_iso = 'D – Alto risco';
end
% 6. Diagnóstico com modelo KNN
classe_predita = predict(modelo, X_novo);
classes = {'Estado normal', 'Desequilíbrio', 'Desalinhamento angular', 'Desalinhamento paralelo'};
% 7. Mostrar resultado completo
fprintf('\n📊 CLASSIFICAÇÃO ISO: %s\n', estado_iso);
fprintf('🔍 DIAGNÓSTICO: %s\n', classes{classe_predita + 1});

```

Anexo B.5 - Script diagnosticar_falha.m desenvolvido em MATLAB.

Anexo C

```
clc; clear;
disp('🔴 Script de Análise Termográfica com Alerta iniciado...');
% Escolha: imagem única ou pasta
opcao = input('Analisar [1] uma imagem ou [2] uma pasta? ');
if opcao == 1
    [file, path] = uigetfile({'*.jpg;*.png'}, 'Selecione a imagem');
    files = {fullfile(path, file)};
else
    folder = uigetdir('', 'Selecione a pasta com imagens');
    imagens = dir(fullfile(folder, '*.jpg'));
    files = fullfile({imagens.folder}, {imagens.name});
end
% Pasta de saída
output_folder = fullfile(pwd, 'Resultados_Marcados');
if ~exist(output_folder, 'dir'); mkdir(output_folder); end
% Base de resultados
resultados = {};
limite_critico = 40;
for k = 1:length(files)
    img_path = files{k};
    img = imread(img_path);
    gray_img = rgb2gray(img);
    % Recorte da zona útil
    [h, w] = size(gray_img);
    top = round(0.1 * h); bottom = round(0.9 * h);
    left = round(0.1 * w); right = round(0.85 * w);
    gray_crop = gray_img(top:bottom, left:right);
    % Ponto mais quente (em pixel)
    [~, idx] = max(gray_crop(:));
    [y_crop, x_crop] = ind2sub(size(gray_crop), idx);
    x_real = x_crop + left - 1;
    y_real = y_crop + top - 1;
    % Marcar círculo
    img_marked = insertShape(img, 'Circle', [x_real, y_real, 60], 'Color', 'red', 'LineWidth',
3);

    % Mostrar imagem com ponto mais quente
    figure, imshow(img_marked);
    title(sprintf('Imagem: %s | Ponto mais quente: (X=%d, Y=%d) - Intensidade %.1f', ...
        name, x_real, y_real, maxVal));
    % Guardar imagem marcada
    [~, name, ~] = fileparts(img_path);
    output_path = fullfile(output_folder, [name '_marcada.jpg']);
    imwrite(img_marked, output_path);
    % Ler texto da imagem com OCR para identificar câmara e escala
    ocr_result = ocr(img);
    texto = ocr_result.Text;
    % Extrair nome da câmara
    padrao_cam = regexp(texto, 'FLIR\sAX8\s\d+', 'match');
    if isempty(padrao_cam)
        camera = "Câmara não identificada";
    else
        camera = padrao_cam{1};
    end
    % Extrair valor máximo da escala (à direita da imagem)
    padrao_temp = regexp(texto, '\d+\.\d*°C?', 'match');
    max_temp_lida = str2double(regexpprep(padrao_temp, '[^\d\.]', ''));
    % Se algum valor for superior ao limite, enviar alerta
    if any(max_temp_lida > limite_critico)
        % Preparar comando Python
        destino = "teste@exemplo.com";
        assunto = "🚨 Alerta Termográfico Crítico";
        mensagem = sprintf("A câmara termográfica %s detetou uma anomalia térmica acima do
limite técnico de %.1f °C na imagem %s. Esta condição poderá indicar falha iminente em
equipamento sensível à temperatura.", camera, limite_critico, name);
        cmd = sprintf('python enviar_email.py "%s" "%s" "%s"', destino, assunto, mensagem);
        system(cmd);
    end
    % Guardar registo
    resultados(end+1, :) = {name, camera, max(max_temp_lida)};
end
% Guardar CSV
```

```

csv_path = fullfile(output_folder, 'dados_termograficos.csv');
headers = {'Imagem', 'Camera', 'TempMax'};
writecell([headers; resultados], csv_path);
disp("✅ Análise concluída.");

```

Anexo C.1 - analise_termografica.m: script principal de diagnóstico.

```

# enviar_email.py
import smtplib
import sys
from email.mime.text import MIMEText
# Parâmetros recebidos do MATLAB via linha de comando
destinatario = sys.argv[1]
assunto = sys.argv[2]
mensagem = sys.argv[3]
# Credenciais Mailtrap
smtp_host = "sandbox.smtp.mailtrap.io"
smtp_port = 2525
username = "0df12b2a48baa2"
password = "3130b5d25aee19" # <--- substitui aqui pela senha completa do Mailtrap
# Criar a mensagem
msg = MIMEText(mensagem)
msg["Subject"] = assunto
msg["From"] = "termografia@teste.com"
msg["To"] = destinatario
# Enviar a mensagem
with smtplib.SMTP(smtp_host, smtp_port) as server:
    server.login(username, password)
    server.send_message(msg)

```

Anexo C.2 - enviar_email.py: script de envio de alertas.

```

destino = 'teste@exemplo.com'; % qualquer e-mail fictício
assunto = '🚨 Alerta MATLAB';
mensagem = '⚠️ Ponto quente detectado!';
cmd = sprintf('python enviar_email.py "%s" "%s" "%s"', destino, assunto, mensagem);
[status, result] = system(cmd);
if status == 0
    disp('✅ E-mail simulado enviado com sucesso via Python!');
else
    disp('❌ Erro ao enviar e-mail:');
    disp(result);
end

```

Anexo C.3 - Teste_alerta_python.m: script de teste auxiliar.