



Bernardo de Galrinho e Silva

Licenciado em Ciências da Engenharia

Contributo para o diagnóstico eficiente de anomalias em rolamentos

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Mecânica

Orientador: Professor Doutor Tiago Alexandre Narciso da Silva,
Professor Auxiliar, Faculdade de Ciências e Tecnologia,
Universidade Nova de Lisboa

Júri:

Presidente: Professor Doutor António José Freire Mourão
Professor Associado, Faculdade de Ciências e Tecnologia,
Universidade Nova de Lisboa

Vogais: Mestre Mário José Calisto Safara,
SKF Portugal – Rolamentos, LDA.
Mestre António Afonso Roque
Professor Adjunto Especialista, Instituto Superior de Engenharia de
Lisboa, Instituto Politécnico de Lisboa

Contributo para o diagnóstico eficiente de anomalias em rolamentos

Copyright © Bernardo de Galrinho e Silva, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade Nova de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

À minha Mãe

Ao meu Pai

À Catarina

Agradecimentos

Um agradecimento ao meu orientador da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Nova de Lisboa, o Professor Doutor Tiago Silva. Agradeço o compromisso assumido para a orientação científica deste trabalho, pela ajuda prestada, transmissão de conhecimento, disponibilidade e pelo incentivo e motivação.

Um enorme agradecimento aos meus pais Carlos e Mafalda que foram os grandes impulsionadores do meu trabalho, pelo esforço, por todo o carinho, ajuda, paciência, confiança e incentivos que recebi.

Um especial agradecimento aos meus avós Angelo e Lurdes, José e Gertrudes por me apoiarem sempre.

Um especial agradecimento aos meus tios Adelino e Zézita, José e Luísa por todos os ensinamentos.

À Catarina por tudo e nunca me deixar desistir.

Resumo

Com o avanço tecnológico, as organizações beneficiam da digitalização dos seus processos. No âmbito da presente revolução industrial (denominada Indústria 4.0), a transição para uma atividade de manutenção preventiva condicionada integrada e mais informada pela análise de diversos parâmetros processuais é uma realidade necessária. A manutenção detém uma importância acrescida no processo produtivo das organizações, pois esta atividade permite garantir a disponibilidade e o bom funcionamento dos ativos através da implementação de processos capazes de detetar e prevenir anomalias atempadamente, combatendo paragens não programadas e, por vezes, catastróficas.

A escolha da estratégia adequada e o planeamento da manutenção numa indústria é fundamental para assegurar a disponibilidade dos seus ativos. Neste contexto, o facto das principais falhas ocorridas em máquina rotativas derivarem de anomalias em rolamentos rotativos justifica o uso de análise fiável e capaz de detetar e diagnosticar defeitos. No presente trabalho, a avaliação da condição dos rolamentos é conseguida integrando dois métodos de análise e processamento de sinais de vibração: o *Variational Mode Decomposition* (VMD) e o *Frequency Band Entropy* (FBE). Estes dois métodos são implementados de forma integrada no sentido de potenciar o processo de diagnóstico de anomalias, dando suporte à análise usualmente efetuada por peritos. O documento sintetiza os fundamentos de uma manutenção preventiva condicionada com base na análise avançada de sinais de vibração. Saliente-se o facto de todos os resultados apresentados serem resultados da aplicação da metodologia desenvolvida em sinais experimentais.

Palavras-Chave: Indústria 4.0; Manutenção Industrial; Manutenção Preventiva Condicionada; Análise de Vibrações; Variational Mode Decomposition (VMD); Frequency Band Entropy (FBE)

Abstract

Due to the technological progress, organizations benefit from the digitalization of their processes. In the scope of the present industrial revolution (called Industry 4.0), the transition to an integrated and more informed preventive maintenance activity is a necessary reality. Maintenance has an added importance in the productive process of organizations, because this activity allows to guarantee the availability and the good functioning of the assets through the implementation of processes capable of detecting and preventing anomalies in a timely manner, combating unscheduled and sometimes catastrophic stops.

The choice of the appropriate strategy and maintenance planning in an industry is fundamental to ensure the availability of your assets. In this context, the fact that the main failures that occur in rotating machines derive from anomalies in rotating bearings justifies the use of reliable analysis capable of detecting and diagnosing defects. In the present work, the evaluation of the condition of the bearings is achieved by integrating two methods of analysis and processing of vibration signals: Variational Mode Decomposition (VMD) and Frequency Band Entropy (FBE). These two methods are implemented in an integrated way to enhance the process of anomaly diagnosis, supporting the analysis usually performed by experts. The document summarizes the fundamentals of conditioned preventive maintenance based on advanced analysis of vibration signals. It should be noted that all the results presented are results of the application of the methodology developed in experimental signals.

Keywords: Industry 4.0; Industrial Maintenance; Condition-based Preventive Maintenance; Vibration Analysis; Variational Mode Decomposition (VMD); Frequency Band Entropy (FBE)

Índice

1	Introdução.....	1
1.1	Estrutura da Dissertação	1
1.2	Objetivos	2
2	Enquadramento.....	3
2.1	Indústria 4.0	3
2.1.1	Sistemas ciberfísicos	4
2.1.2	<i>Digital Twin</i>	5
2.2	Manutenção.....	9
2.2.1	Tipos de manutenção.....	13
2.2.2	Manutenção Corretiva	13
2.2.3	Manutenção Preventiva	14
3	Análise de vibrações.....	19
3.1	Conceitos básicos.....	19
3.2	Aquisição de sinal	23
3.3	Taxa de amostragem	26
3.4	Conversão analógico para digital.....	27
3.5	Janela de condicionamento	27
3.6	Filtro anti-aliasing.....	29
3.7	Sobreposição (<i>Overlap</i>)	29
3.8	Fast Fourier Transform – FFT	30
3.9	Técnicas de Detecção	31
3.9.1	Domínio do tempo / Curvas de tendência	31
3.9.2	Análise espectral	33
3.9.3	Análise envelope	34
3.9.4	Detecção de defeitos em rolamentos.....	35
3.9.4.1	Cálculo das frequências de defeito	35
3.9.5	Espectro de Kurtosis e Kurtograma	41

3.9.6 Empirical Mode Decomposition, Local Mean Decomposition, Variational Mode Decomposition	44
3.9.7 Frequency Band Entropy	46
4 Metodologia Proposta	47
4.1 Introdução e teoria	47
4.1.1 Variational mode decomposition	47
4.1.2 Frequency Band Entropy	50
4.2 Explicação do método	53
5 Caso de estudo	57
5.1 Análise de dados	59
5.2 Outros casos de estudo	70
6 Conclusão	75
6.1 Conclusões gerais	75
6.2 Conclusões finais	75
6.3 Proposta de trabalho futuro	76
Referencias bibliográficas	78
Anexos	82
Anexo A	82
Anexo B	83
Anexo C	85
Anexo D	86

Índice de Figuras

Figura 1 - Arquiteturas de automação atual e futura (Bloem et al., 2014).....	4
Figura 2 – Modelo com processo de produção Digital Twin (Robson, 2019).....	5
Figura 3 - Tipos de manutenção.....	13
Figura 4 - Sistema massa mola (Scheffer e Girdhar, 2004)	19
Figura 5 – Características da onda (Scheffer e Girdhar, 2004).....	20
Figura 6 – Fase (Scheffer e Girdhar, 2004).....	21
Figura 7 – Diferentes tipos de fixações adaptado de (Silveira, 2015)	25
Figura 8 – Desvio de sensibilidade dos diferentes tipos de fixação dos transdutores (Silveira, 2015).....	26
Figura 9 – Taxa de amostragem (Scheffer e Girdhar, 2004).....	27
Figura 10 – Conversão do sinal analógico para sinal digital (Scheffer e Girdhar, 2004).....	27
Figura 11 – Transformação do sinal para o domínio frequência (Scheffer e Girdhar, 2004).....	28
Figura 12 – Janela de condicionamento (Scheffer e Girdhar, 2004).....	29
Figura 13 – Exemplo de overlap na análise (Scheffer e Girdhar, 2004).....	30
Figura 14 – Domínio da frequência e domínio do tempo (Scheffer e Girdhar, 2004)	30
Figura 15 – Características da onda adaptado de (Barbosa, 2012)	32
Figura 16 – Análise de condição de rolamentos usando a Kurtosis, o RMS, o CF e intensidade de vibração (Borges, 2018)	33
Figura 17 – Fator de crista (Pereira, 2016)	33
Figura 18 - Exemplo de análise em envelope (Randall, 2011)	34
Figura 19 - Retirado de (Roque e Silva, 2007)	36
Figura 20 – Retirado de (Roque e Silva, 2007).....	37
Figura 21 – Exemplos de gráficos de Kurtosis (Randall, 2011)	42
Figura 22 – Obtenção do gráfico de Kurtosis (Randall, 2011)	42
Figura 23 - Kurtograma (Randall, 2011)	43

Figura 24 - Processo da análise de envelope usando a transformada de Hilbert (Randall, 2011)	43
Figura 25 – Exemplo da malha de STFT. As linhas verticais indicam a resolução do tempo, as linhas horizontais indicam a resolução da frequência (ambas fixas pelo comprimento e tipo de janela)	51
Figura 26 – Diagrama do método usado adaptado de (Li et al., 2020)	56
Figura 27 – Plataforma de testes da CWRU.	57
Figura 28 – Imagem ilustrativa de um rolamento parecido ao usado na experiência feita, retirado de (Liu et al., 2013)	58
Figura 29 – Time-Amplitude do sinal original	59
Figura 30 – Análise envelope do sinal original (Frequência-Amplitude).....	59
Figura 31 – Gráfico dos valores de Kurtosis.....	61
Figura 32 – Espectro do sinal original sobreposto com o espectro de cada IMF..	61
Figura 33 – Ilustração do STFT com número de coeficientes igual a 128	62
Figura 34 – Gráfico da FBE do sinal original	64
Figura 35 – Gráfico FBE do IMF 4.....	66
Figura 36 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 4 e onde podemos visualizar as frequências de defeito.....	66
Figura 37 – Gráfico FBE do IMF 6.....	67
Figura 38 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 6.....	67
Figura 39- Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 2.....	68
Figura 40 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 3.....	68
Figura 41 - Análise em envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 7..	68
Figura 42 - Análise em envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 8..	69
Figura 43 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do sinal original (Frequência-Amplitude) de um rolamento sem defeito.....	69
Figura 44 -Gráfico FBE do IMF do sinal original rolamento com defeito na pista interna	70
Figura 45 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do sinal original (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista interna.....	70
Figura 46 - Gráfico FBE do IMF3 rolamento com defeito na pista interna.....	71

Figura 47 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert IMF3 (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista interna	71
Figura 48 - Gráfico FBE do sinal original rolamento com defeito na pista externa	72
Figura 49 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do sinal original (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista externa	72
Figura 50 - Gráfico FBE do IMF3 rolamento com defeito na pista externa	73
Figura 51 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert IMF 3 (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista externa	73

Índice de tabelas

Tabela 1 – Tabela usada para avaliar a intensidade de vibração retirada do (Scheffer e Girdhar, 2004).....	22
Tabela 2 - Tabela de condição de rolamentos (Borges, 2018)).....	32
Tabela 3 – Características do rolamento	58
Tabela 4 – Frequências de defeito.....	58
Tabela 5 – Valores de Kurtosis	60
Tabela 6 – Valores de entropia.....	63
Tabela 7 – Tabela com os valores mínimos de entropia e respectivas frequências	64
Tabela 8 – Valor do intervalo do sinal original em Hz	65
Tabela 9 – Valores dos intervalos de todos os IMF's em Hz	65

Abreviaturas, Siglas e Acrónimos

ASE Amplitude spectral Entropy

BEMD Bivariated Empirical Mode Decomposition

BPFI Ball Pass Frequency Inner

BPFO Ball Pass Frequency Outer

BSF Ball Spin Frequency

CBM Condition Based Maintenance

CF Crest Factor

CPS Cyber Physical System

DC Direct Current

EEMD Ensemble Empirical Mode Decomposition

ELMD Ensemble Local Mean Decomposition

ELMD Ensemble Local Mean Decomposition

EMD Empirical Mode Decomposition

FBE Frequency Band Entropy

FFT Fast Fourier Transform

FMEA - Failure Mode and Effect Analysis

FMECA Failure Mode Effects and Criticality Analysis

FTA Fault Tree Analysis

FTF Fundamental Train Frequency

HT Hilbert Transform

IIoT Industry Internet of Things

IMF Intrinsic Mode Function

IoT Internet of Things

ISO International Organization for Standardization

KPI Key Performance Indicator

LMD Local Mean Decomposition

LMS Least Mean Squares

MTBF Mean Time Between Failures
MTTR Mean Time To Repair
NP Normal Portuguesa
RMS Root Mean Squared
RPM Rotações por minuto
SK Spectral Kurtosis
SOAP Spectrographic Oil Analysis Program
STFT Short Time Fourier Transform
TPM Total Productive Maintenance
VMD Variational mode decomposition

1 Introdução

1.1 Estrutura da Dissertação

A presente dissertação encontra-se estruturada em seis capítulos:

No Capítulo 1 – Introdução, apresenta de forma genérica o trabalho desenvolvido na dissertação, os objetivos que se pretendem e a descrição da organização do documento.

No Capítulo 2 – encontra-se uma breve revisão bibliográfica dos diversos temas que são o alvo de interesse desta dissertação: Indústria 4.0, Manutenção Industrial onde é apresentada uma descrição dos principais conceitos relacionados com a Manutenção Industrial. São ainda apresentadas as principais filosofias de manutenção bem como as razões que levam a optar por cada uma delas e, por fim, Controlo da Condição.

O Capítulo 3 – Análise de vibrações, contempla uma sucinta apresentação das noções básicas de vibrações bem como algumas técnicas utilizadas para a sua análise. São ainda apresentados alguns dos equipamentos de medida utilizados na aquisição de dados desta natureza.

No Capítulo 4 – VMD aplicado à manutenção, é exposta a pesquisa bibliográfica que suporta teoricamente as técnicas aplicadas no desenvolvimento prático.

No Capítulo 5 – Caso de estudo, é apresentado o equipamento onde ocorreu a recolha de dados para o estudo do problema, bem como uma descrição das várias considerações que foram feitas. São ainda apresentados e analisados os resultados experimentais obtidos a nível da aplicação do VMD e FBE.

No Capítulo 6 – Conclusões e trabalhos futuros. Aqui apresentam-se as conclusões gerais da dissertação, as conclusões relativamente ao método usado e propõem-se trabalhos futuros nestas áreas de aplicação.

1.2 Objetivos

Os equipamentos rotativos são dos equipamentos mais utilizados na indústria, tendo em conta o seu funcionamento. Os rolamentos rotativos são dos componentes mais importantes e abundantes numa unidade industrial. Este componente essencial pode ter dimensões e funções diversas, mas habitualmente desempenha a função de apoiar veios transmissores de potência mecânica e garantir o seu movimento rotativo com o menor atrito possível. O seu estado afeta diretamente o estado operacional do equipamento, tendo impacto até no consumo de energia. De acordo com os dados disponíveis (Liu *et al.*, 2019), mais de 30% das falhas em máquinas rotativas são causadas por anomalias ou falhas em rolamentos. Devido à ação repetida, ao longo do tempo, das forças na zona de contato ou de carga do rolamento podem ocorrer inúmeros modos de falhas, tais como: fadiga do material, fissuração, indentação de material, entre outras. O aparecimento de modos de falha, provocam um funcionamento anómalo ou anormal do equipamento rotativo, usualmente manifestado através de um nível de vibração acima do normal. Este nível de vibração é o resultado de uma operação anormal que pode levar à falha do equipamento, ou até à ocorrência de acidentes graves. Portanto, é de grande importância analisar de forma eficaz e diagnosticar com precisão, e tão precocemente quanto possível, o funcionamento anómalo dos rolamentos rotativos.

Posto isto, procuramos aplicar de forma integrada um conjunto de técnicas/métodos para que a análise de sinal de vibração de rolamentos no sentido de um processo de diagnóstico mais simples, eficaz e alinhado com a Indústria 4.0. Isto é, um processo de diagnóstico menos dependente de peritos e com potencialidade (Scheffer e Girdhar, 2004) para ser automatizado, nomeadamente com recurso à inteligência computacional.

O objetivo principal deste trabalho foca-se no desenvolvimento de metodologias que consistam em aplicar a análise e processamento de sinal de vibração no âmbito do controlo de condição de equipamentos rotativos, facilitando a deteção antecipada de prováveis avarias em rolamentos rotativos. Suportado pela revisão bibliográfica, este objetivo é concretizado pela implementação integrada das metodologias de análise de sinal: *Variational Mode Decomposition* (VMD) e *Frequency Band Entropy* (FBE). Como poderá ser comprovado, atendendo aos resultados obtidos, a implementação industrial da metodologia de diagnóstico desenvolvida é encarada como sendo bastante promissora, uma vez que os neste trabalho são apresentados resultados bastante satisfatórios para sinais experimentais.

2 Enquadramento

2.1 Indústria 4.0

A Indústria 4.0 é a designação utilizada para a 4ª Revolução Industrial que ocorre neste momento, tratando-se de uma evolução relativa ao estabelecimento de redes globais por parte das empresas, que incorporem instalações de produção na forma de sistemas ciberfísicos (CPS – *Cyber Physical Systems*), permitindo uma tomada de decisão mais ponderada, fundamentada.

Atualmente ainda não se encontra nenhuma filosofia concreta para descrever a Indústria 4.0. No entanto, sabemos que a base desta revolução está na conectividade digital, no aumento rápido do volume de dados, no avanço das capacidades analíticas, na introdução de nova forma para as interações homem-máquina e as inovações facilitando a transferência de dados digitais para algo fisicamente utilizável.

Estamos a viver a quarta revolução industrial pelos seguintes motivos (Schwab, 2016):

1. Velocidade: contrariamente as outras revoluções industriais, esta evolui a um ritmo exponencial. Este é o resultado do mundo profundamente interligado em que vivemos, além de que a tecnologia tem vindo a tornar-se cada vez mais moderna e com maior capacidade;
2. Largura e profundidade: baseia-se na revolução digital e combina várias tecnologias que estão a levar a mudanças de paradigma sem precedentes na economia, nos negócios, na sociedade e nos indivíduos. Não é apenas mudar o "quê" e o "como" de fazer as coisas, mas também o "quem" somos;
3. Impacto de sistemas: envolve a transformação de sistemas inteiros, em países, empresas, indústrias e sociedade como um todo.

Bloem *et al.*, (2014) identificam três principais razões para adicionar *softwares* conectados em rede:

1. Comunicação (*Machine 2 Machine*) comunicação sem intervenção humana, ou seja, aumento da eficiência e da segurança.

Usando sensores e comparando valores de referência para sinalizar “eventos”, estes são enviados por uma rede de comunicações para o *software* de aplicação que converte os dados brutos em informação significativa;

2. Manutenção – preferencialmente manutenção condicionada de máquinas com base em relatórios de estudo, possivelmente reparações remotas, por exemplo, problemas informáticos, mas ainda muito distante da realidade da mecânica industrial. A condição de vários equipamentos ou componentes e produtos pode ser acompanhada ao equipar as máquinas com sensores e enviar esses dados via *internet* para um sistema central de informação. Com isto, podemos aumentar a produtividade, pois as intervenções são realizadas de forma mais oportuna, planeada. Passando de uma manutenção corretiva para intervenções de manutenção condicionadas pela vigilância do funcionamento do bem, equipamento;
3. Envolvimento ou interação com o cliente: informações compartilhadas sobre o estado em que se encontra o produto.

2.1.1 Sistemas ciberfísicos

Como o termo de Indústria 4.0, também o termo ciberfísico atualmente não possui uma definição concreta. Entende-se por sistema ciberfísico um sistema físico dotado de capacidade de sensorização e ligação a outros sistemas em rede. De acordo com (Wolf, 2009), os sistemas ciberfísicos diferenciam-se da computação atual, pois têm o objetivo de representar virtualmente toda a planta física, ao invés de utilizar abstrações. Mas segundo (Lee, 2015) esses sistemas são caracterizados pela integração entre computação e processos físicos.

Nos dias de hoje existe uma arquitetura de automação de 5 camadas (figura 1) e num futuro próximo espera-se que os serviços subscrevam automaticamente os dados em tempo real.

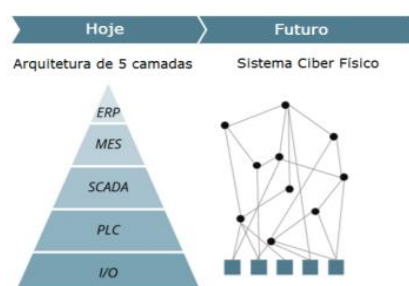


Figura 1 - Arquiteturas de automação atual e futura (Bloem et al., 2014)

2.1.2 Digital Twin

Digital Twin é a realização de um gémeo digital do sistema/equipamento em estudo de modo a ter uma visão virtual do processo ver figura 2, por exemplo um algoritmo ou diagrama em modo digital que ao introduzirmos os mesmos *inputs* que a máquina real conseguiremos obter *outputs* semelhantes. Com isto conseguiremos introduzir no modo digital (algoritmo) desvios que se verifiquem no sistema real e realizar uma previsão dos *outputs*.

Por outras palavras, todas as máquinas, produtos e os seus processos estão disponíveis sobre a forma digital, isto para dar resposta cada vez mais rápida aquilo que são as exigências do mercado. A criação de um protótipo digital em cada projeto vai permitir que a informação em formato digital esteja acessível em todas as etapas do processo, desde a engenharia até à produção.

Existe atualmente uma enorme pressão para atingir os objetivos empresariais e são necessárias 4 etapas para um correto desenvolvimento de um protótipo virtual (Mendes, 2019):

Verificação da informação e a sua consistência:

1. Desenho e implementação da solução escolhida;
2. Análise de necessidades térmicas;
3. Cablagem virtual;
4. Posteriormente toda a informação que está no modo virtual vai passar para o modo físico, ou seja, parte da produção.

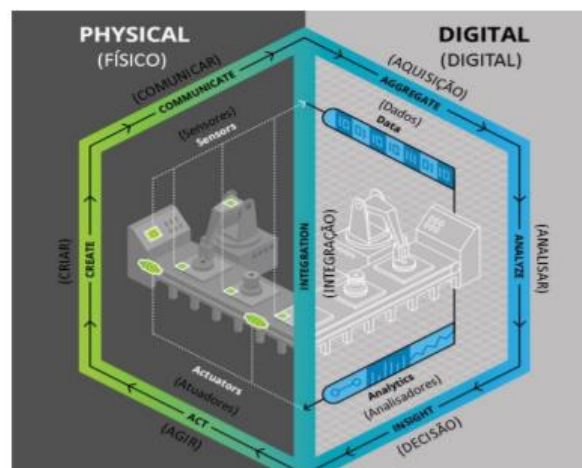


Figura 2 – Modelo com processo de produção Digital Twin (Robson, 2019)

Quando falamos em Indústria 4.0 temos de falar em *internet of things* (IoT), *Industry IoT*, *Big data analytics*, *machine learning*, *machine to machine* e *cloud*. De modo abreviado:

- IoT – É uma rede de objetos físicos, veículos, instalações e outros que possuem tecnologia embarcada, sensores e conexão em rede (online e offline), sendo capazes de adquirir e enviar dados;
- *Industry IoT* – Representa o uso da conexão em rede por parte de equipamentos industriais de modo a se monitorizarem, controlarem e comunicarem entre si;
- *Machine learning* – aqui podemos falar sobre dois tipos de *machine learning*:
 - *Supervised learning* que consiste na criação de um algoritmo que analisa os dados de treino (dados previamente escolhidos para a criação do modelo) e produzir uma função inferida que pode ser usada para mapear novos exemplos (*Supervised learning*, 2018);
 - *Unsupervised learning* que é diferente da anterior pois aqui não existem dados nem valores para a realização da função de avaliação. Neste utiliza-se muito o sistema de estatística estimativa de densidade para conseguir avaliar a variação de certos tipos de parâmetros (previamente definidos) (*Unsupervised learning*, 2018);
- *Big data analytics* – devido a uma enorme variedade, velocidade de aparecimento e veracidade de dados, tiveram de aparecer novas formas de os analisar para se conseguir extrair informação necessária para a tomada de decisão. O seu principal objetivo é ajudar as empresas a tomar as melhores decisões na hora adequada;
- *Cloud* - As informações estão num sistema compartilhado. A interconexão de todos os produtos entre si fez com que a informação, ao longo de toda a cadeia de abastecimento fosse dificilmente armazenada apenas por uma empresa, pelo que, surgiu a ideia de usarem uma *cloud*.

Para finalizar, para uma correta implementação Indústria 4.0 é necessário modificações/ações em 8 áreas distintas segundo Robson (2019):

1. Normalização e arquitetura de referência

Na indústria 4.0 haverá uma rede de interligação entre várias empresas diferentes através de redes de valor. Esta ligação só será possível se existir uma normalização, ou seja, um padrão comum entre elas.

Será necessária uma arquitetura de referência para fornecer uma descrição técnica dessa normalização e facilitar a implementação.

2. Gestão de sistemas complexos

Com o aumento da complexidade dos produtos e dos sistemas de fabricação, um planeamento apropriado pode fornecer uma base para a gestão dessa complexidade. Assim, os engenheiros devem estar equipados com métodos e ferramentas necessárias para desenvolver esses planos.

3. Infraestrutura de banda larga para a indústria

Redes de comunicação fiáveis, abrangentes e de alta qualidade são requisitos fundamentais para a indústria 4.0.

4. Segurança

É importante garantir que as instalações de produção e os próprios produtos não representam perigo para as pessoas ou para o ambiente. Ao mesmo tempo, os dados e informações que eles contêm precisam de ser protegidos contra o uso indevido e acesso não autorizado.

5. Organização e conceção do trabalho

O papel dos funcionários mudará significativamente. Cada vez mais o controlo orientado em tempo real transformará o conteúdo do trabalho, os processos de trabalho e o ambiente de trabalho. A implementação na orientação do trabalho oferecerá aos trabalhadores a oportunidade de obter maior responsabilidade e melhorar o seu desenvolvimento pessoal.

6. Desenvolvimento profissional contínuo

Dando continuidade ao ponto anterior é necessário implementar estratégias de formação adequadas e organizar o trabalho de forma a promover a aprendizagem ao longo da vida e o CDP (*Continuing Professional Development*) no local de trabalho.

7. Regulamentação

A legislação existente precisará ser adaptada para ter em conta as novas inovações. Os desafios incluem a proteção de dados corporativos, questões de responsabilidade, tratamento de dados pessoais e restrições comerciais. Isto exigirá não apenas legislação, mas também outros tipos de ações em nome das empresas. Existe uma ampla gama de instrumentos adequados, incluindo diretrizes, contratos-modelo e auditorias.

8. Eficiência dos recursos

A implementação gerará ganhos na produtividade e eficiência de recursos.

Atualmente, os chãos de fábrica equipados com redes de equipamentos/sistemas interligados ou dispositivos móveis ligados a objetos físicos, percebem os ganhos de eficiência e rentabilidade que proporcionam e uma das áreas que mais pode beneficiar das vantagens é a manutenção industrial.

Como visto anteriormente, o foco da manutenção industrial passou para a previsão e simultaneamente assumiu-se como uma necessidade e uma oportunidade acrescida:

- Uma necessidade dada à complexidade dos sistemas atuais e à inclusão de equipamentos cada vez mais sofisticados e sensíveis, o que representa um grande investimento por parte das empresas, como exige também elevados níveis de operacionalidade
- Uma oportunidade, porque é precisamente a conectividade que caracteriza esta transformação digital, que permite um grau de monitorização dos equipamentos nunca visto, fundamental à atividade da manutenção e em particular da manutenção preditiva condicionada.

2.2 Manutenção

Todo o equipamento ou bem está sujeito a um processo de deterioração principalmente permanecendo parado durante muito tempo ou estando em funcionamento para o qual foi concebido (Viegas, 2014).

Manutenção tem como objetivo garantir que o equipamento/bem fica com disponibilidade mais eficiente a um custo ideal e em condições satisfatórias de qualidade e segurança.

As responsabilidades do processo da manutenção passam pela conservação e garantia das funções de um sistema produtivo onde o seu desempenho deve estar de acordo com os requisitos dos níveis de produção e ser adequado ao contexto operacional. Para isto, é necessário identificar e orientar as ações de manutenção ajustando as suas políticas de produção, satisfação e qualidade (Farinha, 2019).

Um diagnóstico será capaz de fornecer a informação no contexto exato, ou seja, será capaz de fornecer ao técnico nos momentos certos, coordenando as necessidades produtivas com as necessidades humanas e interligando todos os departamentos, conseguindo oferecer soluções ao nível da eficiência muito mais vantajosa e benéfica.

Segundo a Norma Portuguesa de terminologia para a manutenção (NP EN 13306:2007) define-se manutenção como sendo uma “combinação de todas as ações técnicas, admirativas e de gestão durante o ciclo de vida de um bem, destinadas a mantê-lo ou repô-lo num estado em que ele pode desempenhar a função requerida.”

A manutenção tem uma importância alta para os resultados financeiros das empresas e tem sido considerada a ‘parente pobre’ de toda a organização. Trata-se de um tema que está em constante desenvolvimento e tem como objetivo, como visto anteriormente, aumentar a fiabilidade do processo produtivo e reduzir os custos associados a paragens devido a falhas (Dória, 2019; Teixeira, 2019).

No decorrer do tempo, a manutenção foi-se alterando mais que qualquer outro setor na área da gestão. Estas modificações ocorreram devido ao aparecimento de um grande número de ativos físicos (equipamentos, edifícios, etc.), o rápido desenvolvimento tecnológico, contexto de competitividade dos mercados atuais e aumento da complexidade do produto final. Com a evolução tecnológica, novas técnicas de manutenção foram desenvolvidas e o reconhecimento para estas começou a ser maior

quando os investimentos em manutenção tomaram uma porção considerável nos resultados das organizações (Viegas, 2014; Teixeira, 2019) .

A resposta da manutenção à mudança de expectativas:

- A consciência dos riscos de segurança e ambientais quando um equipamento falha;
- A associação entre as falhas dos equipamentos e a qualidade do produto;
- A maior importância dada à disponibilidade e à fiabilidade dos equipamentos da unidade industrial;
- Os resultados globais onde a manutenção é participante.

Em termos temporais (desde 1930) a manutenção pode ser dividida em 3 partes:

1. Na época, antes da segunda guerra mundial, a indústria não era tão complexa e os seus sistemas não eram totalmente mecanizados, ou seja, maior componente mecânica e mais tempo para reparar. Como resultado, não era necessária uma manutenção planeada, recorria-se simplesmente a uma simples rotina de limpeza, manutenção e lubrificação (Viegas, 2014; Teixeira, 2019);
2. Durante a segunda guerra mundial, a mão de obra caiu drasticamente o que levou ao aumento da mecanização. Assim, o tempo inativo, o custo da manutenção conduziu ao conceito de manutenção preventiva sistemática que consistia na revisão em períodos de tempos fixos (Viegas, 2014; Teixeira, 2019);
3. Nesta parte a mudança é notória devido à procura de formas para maximizar a vida útil dos equipamentos/bens, a disponibilidade, fiabilidade, segurança, qualidade e um maior controlo sobre os custos de manutenção e produção.

Para combater estas situações anteriores foram desenvolvidas várias ferramentas de suporte a decisão baseadas no risco, análise de modos de falha (FMEA - *Failure Mode and Effects Analysis*), análise de modos e efeitos de falhas críticas (FMECA – *Failure Mode, Effects and Criticality Analysis*), análise da árvore de falhas (FTA – *Fault Tree Analysis*) e manutenção preventiva condicionada (Viegas, 2014; Teixeira, 2019).

Atualmente, graças a diversa informação obtida pelos sensores e dados antigos de avarias irão prevenir falhas nas máquinas assim como reduzir o custo de manutenção/reparação. Outra das vantagens da indústria 4.0 na manutenção é na ida do técnico à máquina, ou seja, as visitas serão otimizadas ou até mesmo eliminadas já para não falar na velocidade de resposta.

O desafio para as equipas de manutenção passa por entender as novas técnicas e realizar decisões das melhores práticas e com isto reduzir os custos da empresa, evitar paragens com perdas produtivas, encurtar ao máximo tempos de indisponibilidade do equipamento, melhorar a qualidade produtiva, aumentar a segurança e incrementar o output produtivo. Assim, caminha-se para uma metodologia assente na TPM (*Total Productive Maintenance*).

TPM – Filosofia desenvolvida para apoiar o sistema *Just in Time*, ou seja, zero defeitos, zero paragens, zero stock e zero tempo. Procura maximizar a eficiência dos equipamentos, desenvolver um sistema de manutenção proativo, envolver todos os departamentos da empresa na função da manutenção, envolver ativamente os colaboradores e promover a motivação das pessoas (Borlido, 2017).

Posto isto e para uma correta implementação da boa gestão da manutenção no mundo 4.0 deve ser feita por fases: numa primeira fase há que criar fundações, bases alicerces, uma estrutura forte, de seguida podemos então entrar na fase de *crawl*, depois *walk* e depois de *run*. Para isto tudo importa que a implementação da tecnologia tenha o apoio das pessoas que a vão adotar.

Existem 4 passos a seguir na definição de bases fortes para implementar uma boa organização e gestão da manutenção (Cabral, 2019):

1. Definir antes de tudo, quem faz o quê, quando e como. Parece uma típica lógica de empresa de consultoria ou de uma cadeira básica da universidade, mas a verdade é, estabelecer que coisas ficam com que pessoas é das mais importantes decisões aquando da definição de bons procedimentos de gestão da manutenção;
2. Pegar em toda a informação disponível na empresa, esteja em papel, esteja em formato digital, esteja nas chapas dos equipamentos e colocar tudo num *software* de gestão da manutenção simples de usar, bem estruturado;

3. Definir e registar no *software* os planos de manutenção preventiva para cada equipamento e agendar as respetivas ordens de trabalho, idealmente com os recursos necessários a cada tarefa;
4. Estabelecer um procedimento pratico, rápido e simples para o reporte de problemas identificados na manutenção (chamados pedidos à manutenção) e as consequentes ações de manutenção corretivas que atendem a esses pedidos, tudo registado também no software de gestão da manutenção.

Estes 4 passos anteriores terão como consequência positiva a produção de análises, relatórios e indicadores de manutenção que é o que todas as empresas querem no final.

Assim e como melhoria uma ligação à internet permite muito mais do que apenas armazenar dados, permite que os dados de uma empresa ou de um cliente sejam processados de forma anonima para assim serem também dados autorizados noutras aplicações para clientes de modo a produzirem um modelo de dados. O resultado é um manual de projeto eletrónico.

Os principais indicadores na área da manutenção são:

- MTBF (Fiabilidade) (*Mean Time Between Failures*) representa o tempo medio entre falhas, ou seja, pode ser definido como a probabilidade que um equipamento tem de continuar a respeitar as especificações para as quais foi concebido;
- MTTR (Manutibilidade) (*Mean Time To Repair*) representa o tempo medio de reparação;
- Disponibilidade;
- *Backlog* - representa o tempo que uma equipa de manutenção deve trabalhar para terminar todos os serviços que tem pendentes com o seu máximo a nível de recursos humanos;
- Retrabalho;
- Índice de corretiva;

- Índice de preventiva.

2.2.1 Tipos de manutenção

Através da revisão da bibliografia pode perceber-se que existem certas divergências quanto à classificação dos tipos de manutenção. Apesar destas divergências, e, como foi referido ao longo desta dissertação, pode-se identificar vários tipos de manutenção: a manutenção corretiva, que pode ser diferida ou imediata e a manutenção preventiva, que pode ser sistemática ou condicionada.

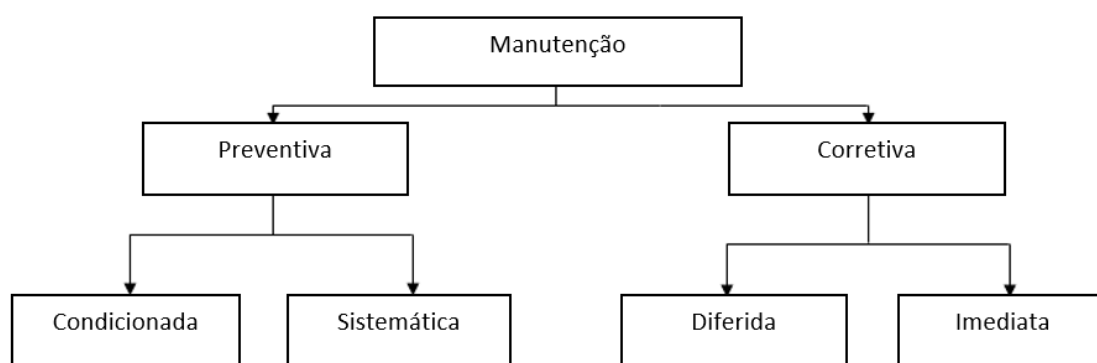


Figura 3 - Tipos de manutenção

2.2.2 Manutenção Corretiva

Esta manutenção realiza-se num equipamento já avariado de modo a reparar os estragos e voltar a dar ‘vida’ ao equipamento/ bem. Não há planeamento para a sua realização (Borlido, 2017).

Segundo a norma portuguesa (NP EN 13306:2007) manutenção corretiva é “manutenção efetuada depois da deteção de uma avaria e destinada a repor um bem num estado em que pode realizar uma função requerida” (*European Standard NP EN 13306, versão Portuguesa - Terminologia da Manutenção, 2007*).

Observando a figura 3 esta pode ser dividida em duas partes (*European Standard NP EN 13306, versão Portuguesa - Terminologia da Manutenção, 2007*; Teixeira, 2019):

1. Manutenção diferida – este tipo de manutenção não é efetuado depois da deteção da falha, é realizada de acordo com o programa e das respetivas regras pré-definidas;

2. Manutenção imediata - manutenção realizada imediatamente ao aparecimento de um estado de falha, para evitar consequências maiores.

Esta forma de manutenção é a mais dispendiosa pois, origina custos não planeados das paragens da produção e da reparação do equipamento.

2.2.3 Manutenção Preventiva

Este tipo de manutenção é toda a ação/operação realizada num determinado equipamento de forma a deixá-lo em funcionamento evitando avarias. Utiliza-se essencialmente como precaução a eventuais surpresas desagradáveis ou males maiores. Os grandes objetivos da manutenção preventiva é redução de custos, o aumento da qualidade do produto, redução de acidentes de trabalho e o aumento da vida útil dos equipamentos (Borlido, 2017). Segundo a norma portuguesa (NP EN 13306:2007) manutenção preventiva é “Manutenção efetuada a intervalos de tempo pré-determinados, ou de acordo com critérios prescritos, com a finalidade de reduzir a probabilidade de avaria ou de degradação do funcionamento de um bem (*European Standard NP EN 13306, versão Portuguesa - Terminologia da Manutenção, 2007*).

Nos dias de hoje esta manutenção oferece melhorias em muitos pontos. Acrescentando sensores, um monitoring constante e registando diversos valores de grande importância é possível uma assistência remota ao equipamento.

Como visto na figura 3 esta pode ser dividida em duas partes (*European Standard NP EN 13306, versão Portuguesa - Terminologia da Manutenção, 2007; Viegas, 2014; Teixeira, 2019*):

1. Manutenção preventiva sistemática: manutenção efetuada em certos períodos de tempo pré-estabelecidos fundamentalmente pela experiência ou pela informação cedida pelo fabricante;
2. Manutenção preventiva condicionada: de acordo com (NP EN 13306:2007) “Manutenção preventiva baseada na vigilância do funcionamento do bem e ou parâmetros significativos desse funcionamento, integrando as ações daí decorrentes”.

A manutenção preventiva condicionada tem como principal objetivo a redução de falhas nos equipamentos, isto é, redução da necessidade de manutenção corretiva pois através de um controlo da condição consegue-se prever avarias.

O controlo de condição dos equipamentos é uma parte da manutenção baseada na condição (condition-based maintenance CBM) também chamada manutenção condicionada e está a ser adotada como uma das estratégias mais eficientes. O investimento em manutenção condicionada pode ser significativo, pois requer equipas de manutenção com maior formação e quadros mais qualificados, mas a contribuição para o sucesso da produção justifica o investimento (Teixeira, 2019).

O controlo de condição é efetuado utilizando técnicas de deteção e diagnóstico de avarias através da avaliação e monitorização constante da condição dos sistemas mecânicos.

Para que este tipo de manutenção seja efetuado com sucesso e os equipamentos estarem a funcionar nas condições ideais, foram desenvolvidas técnicas que permitem analisar e diagnosticar o estado de funcionamento dos equipamentos enquanto estão em operação. A monitorização da condição de um equipamento é baseada na capacidade de análise e previsão de estados futuros do equipamento tendo em conta a monitorização do equipamento em operação. Isto implica a existência de dispositivos externos capazes de obter dados sobre o estado interno do equipamento. Posteriormente estes dados são tratados e consegue-se obter informação acerca da sua condição.

No processamento de dados uma ligação a internet (inteligência por enxame) permite uma ilimitada análise de dados a partir de terceiros fornecedores de serviços (Balke, 2019).

Inicialmente não se utiliza processos de aprendizagem por enxames e a melhoria está limitada à potência de cálculo local e ao seu próprio histórico de experiência.

Por outro lado, o cálculo em plataformas remotas (na *cloud*) permite a realização de comparações com todos os sistemas operados no campo e é capaz de tirar conclusões das alterações efetuadas nos sistemas individuais a outros sistemas.

Existem diversas técnicas utilizadas no controlo da condição, consoante os KPI ou parâmetros processuais em análise, das quais se podem destacar: análise de vibrações,

líquidos penetrantes, análise de lubrificantes, termografia, ultra-som e inspeção visual. Apresenta-se de seguida uma abordagem sucinta destas técnicas:

Inspeção visual

Como o próprio nome indica este método consiste nas inspeções a “olho nu” de indícios de falha. Fugas, fissuras são exemplo de avarias que facilmente são detetas através deste método.

Termografia

Termografia consiste na medição da quantidade de calor que é irradiada, parte do princípio de que todo o material emite radiação acima de zero absoluto. Após a colocação da máquina em funcionamento procede-se a aquisição da variação da temperatura, e desta forma detetam-se as zonas com problemas através da identificação das regiões ou pontos onde a temperatura está alterada em relação a um padrão pré-estabelecido pelo fabricante (Scheffer e Girdhar, 2004).

Atualmente, existem inúmeros equipamentos de medição que permitem a deteção de pequenas variações de temperatura quando comparadas com as condições padrão.

Análise de lubrificantes

A análise de lubrificantes é uma técnica de monitorização que pode ser dividida em diferentes categorias (Lampreia, 2013):

1. Deteção de partículas magnéticas - filtros e detetores magnéticos são projetados para reter qualquer partícula magnética em suspensão nos lubrificantes. Estas partículas são analisadas quanto à sua quantidade, tipo, forma e tamanho.
2. Programa de Análise Espectrométrica de Lubrificantes (*Spectrographic Oil Analysis Program* SOAP) - efetua-se a recolha de amostras de lubrificante regularmente e são sujeitas a análise espectrométrica. A espectrometria permite detetar a existência de outros materiais, identificando-os. A identificação dos mesmos permite saber qual a condição atual do equipamento. Esta análise inclui, também, a análise de resíduos de desgaste, contaminantes e aditivos, permite também determinar a viscosidade do fluído e o respetivo nível de degradação.
3. Ferrografia - Esta análise consiste numa investigação microscópica com o objetivo de detetar partículas magneticamente, podendo conter outras partículas não magnéticas agregadas às primeiras.

Em suma, a análise de lubrificantes permite detetar e analisar partículas de desgaste, sendo uma ferramenta de deteção de falhas. No entanto, esta técnica apresenta algumas limitações, prendendo-se com os custos dos equipamentos de análise, precisão dos resultados das amostras recolhidas e a interpretação dos mesmos (Barbosa, 2012).

Ultra-som

Este método baseia-se na emissão de sons de elevada frequência (superiores a 20kHz) na superfície que se pretende avaliar. O som provoca a vibração mecânica do material constituinte dos equipamentos, vibração que depende não só da frequência e amplitude da excitação provocada, mas também do material, da geometria e da massa desses componentes.

Se existirem vazios de material (por exemplo, quando existem fissuras, poros, etc.), os ecos recebidos são distorcidos, uma vez que a velocidade do som através do ar existente nesses vazios é menor. Neste método é necessária a existência de um bloco padrão (representativo da superfície a avaliar) para que se possa comparar a resposta obtida com aquela que se obtém através da superfície isenta de defeitos.

Este método é muito utilizado, não só na deteção de defeitos, mas também na medição da espessura de peças. Através desta técnica é possível obter informações bastante úteis e precisas acerca da dimensão dos defeitos, mas também no que toca à profundidade a que estes se encontram (Barbosa, 2012).

Líquidos penetrantes

Este método é muito utilizado na deteção de fissuras, principalmente em materiais não magnéticos como o alumínio, magnésio, aços, vidro e plásticos. A técnica consiste em fazer penetrar um líquido na fissura existente, o qual através do fenómeno de capilaridade penetra na descontinuidade. Seguidamente remove-se o excesso de penetrante da superfície e posteriormente coloca-se o revelador (geralmente é um pó fino branco). O revelador absorve o penetrante das descontinuidades, revelando-as.

Este método apresenta uma grande simplicidade, quer no que toca à execução quer na análise dos resultados.

As principais desvantagens prendem-se com o facto de somente as descontinuidades superficiais serem detetadas e de não poder ser aplicado em superfícies porosas ou

absorventes, já que não seria possível a total remoção do penetrante o que pode interferir em etapas posteriores de trabalho da peça.

Análise de vibrações

A análise de vibrações é uma técnica integrada num grande e variado número de áreas. Devido a este carácter interdisciplinar, esta área proporciona, a quem nela trabalha, novos e verdadeiros desafios todos os dias. É uma área em que a aprendizagem é constante, e por tudo isto, impõe grande empenho a quem quer tornar-se especialista

É a técnica com maior aplicação no controlo de condição de equipamentos, permite detetar, prematuramente, anomalias em diversos componentes dos equipamentos.

Um equipamento possui vibrações características, que ao ocorrer uma falha em determinado ponto afeta a vibração do equipamento. Posto isto, a medição e análise de vibrações é justificada pela relação existente entre as vibrações dos equipamentos e as suas avarias.

Através de uma monitorização contínua e/ou recolha manual de parâmetros nos equipamentos utilizando análise de vibrações é possível tornar as práticas de manutenção condicionada mais eficientes, as vantagens são:

1. Detecção da maioria das avarias ocorridas;
2. Detecção de avarias numa fase inicial;
3. Detecção das avarias enquanto o equipamento está em funcionamento;
4. Permite diagnosticar a causa de avaria.

Cada equipamento tem monitorização diferente, em que podemos usar várias técnicas de medição de vibrações. Para efetuar a medição das vibrações existem três tipos de transdutores: o deslocamento, velocidade e de aceleração. No momento de análise de vibrações, através da análise espectral é possível verificar padrões, tais como: valores de amplitude, harmónicas, bandas laterais. Após a identificação destes padrões torna-se possível especificar o tipo de avaria de acordo com a observação efetuada. São diversos os tipos de avarias: desequilíbrio, desalinhamento, veios empenados, folgas e avarias em rolamentos (Lampreia, 2013).

3 Análise de vibrações

3.1 Conceitos básicos

Vibração trata-se do movimento de um ponto ou sistema oscilando em torno de uma posição de referência, ou equilíbrio estático, devido a uma energia transmitida ao sistema por uma força externa.

As vibrações medidas nos equipamentos devem-se a cargas dinâmicas que podem ter fontes bastante distintas como tolerâncias construtivas, folgas, rolamentos, atritos e desequilíbrios, comum em equipamento rotativo. Existem também cargas dinâmicas que dado o seu conteúdo em frequência podem excitar frequências naturais ocorrendo o fenómeno de ressonância, sendo importante minimizar as vibrações desta natureza desde a fase de projeto do equipamento.

Em relação à figura 4 aplica-se uma força à massa movendo-a para a esquerda e comprimindo a mola. Quando se para de aplicar a força, a massa passa pela sua posição de repouso e ainda vai mais à direita até a tensão da mola a parar. De seguida a massa volta e inicia o movimento de vai e vem, se não houver nenhum amortecimento nem força externa (atrito) este movimento é contínuo e denomina-se vibração.

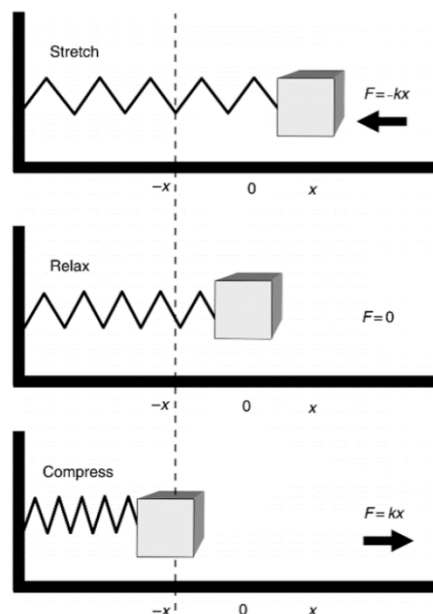


Figura 4 - Sistema massa mola (Scheffer e Girdhar, 2004)

A vibração é descrita pelo movimento harmónico simples demonstrado na figura 5.

Aqui também podemos encontrar quatro conceitos importantes no que toca à compreensão das vibrações, sendo eles o período, a amplitude, a frequência e a fase.

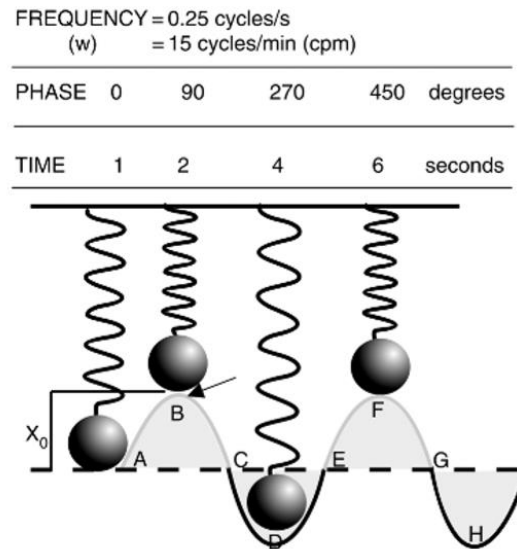


Figura 5 – Características da onda (Scheffer e Girdhar, 2004)

O período pode ser definido como o tempo que é necessário para completar um ciclo (de A a E), sendo dado pelo inverso da frequência ($T = \frac{1}{f}$).

A amplitude indica a severidade da vibração, isto é, quanto maior a amplitude maior a vibração. Pode ser expressa em várias medidas como deslocamento, velocidade e aceleração:

Deslocamento (pico a pico) é a distância total do movimento de uma partícula em vibração desde um limite ao outro. Por vezes o deslocamento é referido apenas ao pico (ISO 2372) que é metade do movimento total.

Velocidade quando a partícula vibra a velocidade muda, onde é zero no seu ponto superior e inferior é expressa através do valor eficaz (RMS) segundo a ISO é a mais importante medida da amplitude uma vez que mostra a média da energia contida no movimento vibratório, ou seja, mostra o potencial destrutivo da vibração.

Aceleração, quando a partícula se encontra no limite e parte para o outro limite acelera para aumentar a velocidade até chegar ao outro limite, assim a aceleração é definida como a taxa de variação de velocidade.

Referindo-se ao sistema massa mola, a aceleração da massa é máxima no extremo de deslocamento, onde a velocidade da massa é zero. À medida que a velocidade se aproxima de um valor máximo, a aceleração cai para zero e continua novamente a subir para seu valor máximo no outro do deslocamento.

Como a maior parte dos equipamentos rotativos (e os seus defeitos) operam numa frequência de 10-1000 Hz, a velocidade é normalmente usada para a medição de vibração e análise.

A frequência, que se define pelo número de vezes que ocorre o movimento completo em determinado tempo, sendo geralmente dada em ciclos por minuto (CPM) ou ciclos por segundo (Hz).

A fase explica-se se tivermos duas ondas idênticas com a mesma frequência, mas desfasadas $T/4$. Este atraso de tempo é chamado atraso de fase e é medido pelo ângulo de fase demonstrado na figura 6.

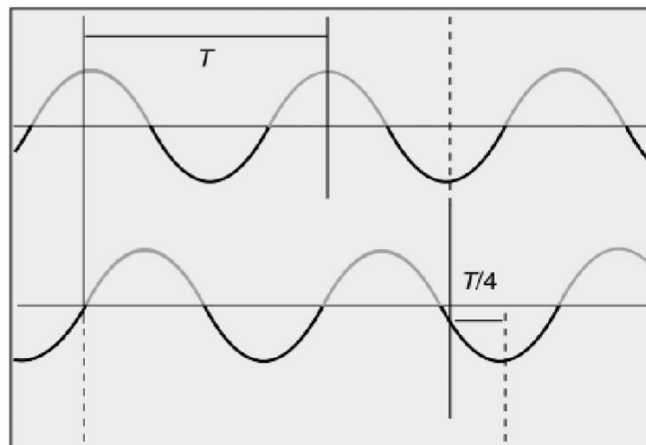


Figura 6 – Fase (Scheffer e Girdhar, 2004)

Um intervalo de tempo de T é uma angulo de fase de 360° , portanto, um intervalo de tempo de $T/4$ será um angulo de fase de 90° . Neste caso, descreveríamos normalmente as duas ondas como fora de fase em 90° .

Intensidade de Vibração

Todos os equipamentos vibram quando estão a trabalhar, mesmo estando a operar em perfeitas condições. O grande objetivo da utilização da análise de vibrações na monitorização da condição é perceber quando é que a vibração medida deixa de ser normal, para um determinado equipamento.

Existem normas que permitem avaliar a intensidade da vibração de uma máquina através da comparação dos valores medidos na máquina com os valores normalizados.

A norma ISO 2372 é uma das normas mais divulgadas no que toca à orientação da intensidade vibratória das máquinas, através da medição do nível global da vibração em máquinas. Na atualidade a norma ISO 2372 foi substituída pela norma ISO 10816.

ISO 2372 – ISO Guideline for Machinery Vibration Severity					
Ranges of Vibration severity		Examples of quality judgment for separate classes of machines			
Velocity – in/s – Peak	Velocity – mm/s – rms	Class I	Class II	Class III	Class IV
0.015	0.28				
0.025	0.45				
0.039	0.71				
0.062	1.12				
0.099	1.8				
0.154	2.8				
0.248	4.5				
0.392	7.1				
0.617	11.2				
0.993	18				
1.54	28				
2.48	45				
3.94	71				





A – Good 
 B – Acceptable 
 C – Still acceptable 
 D – Not acceptable 

Tabela 1 – Tabela usada para avaliar a intensidade de vibração retirada do (Scheffer e Girdhar, 2004)

Na tabela 1, as classes são relativas ao tipo de potência do equipamento:

- Classe I

Peças individuais de motores e máquinas conectadas integralmente a uma máquina completa em sua condição normal de operação (equipamentos com motores até 15 KW);

- Classe II

Máquinas de tamanho médio (normalmente motores elétricos com saída de 15 a 75 kW) sem fundações especiais, motores ou máquinas de montagem rígida (até 300 kW) em fundações especiais;

- Classe III

Motores principais de grande porte e outras grandes máquinas com massas rotativas montadas em fundações rígidas e pesadas, que são relativamente rígidas na direção da vibração (equipamentos com motores de 75KW até 300KW);

- Classe IV

Motores principais de grande porte e outras grandes máquinas com massas rotativas montadas em fundações, que são relativamente suaves na direção da medição de vibração (equipamentos com motores com capacidade acima dos 300KW).

3.2 Aquisição de sinal

Com a aquisição de sinal tomamos os primeiros passos na análise de vibração prática, por exemplo, a utilização dos dados adquiridos dos sistemas para a sua manutenção. Isto inclui as seguintes tarefas:

- Aquisição da vibração da máquina;
- Conversão da vibração em sinal elétrico;
- Transformação do sinal elétrico nas suas componentes;
- Fornecer informação e documentação relativo aos dados de vibração.

Para efetuar uma análise de vibrações, é necessário recorrer a equipamentos de medição capazes de medir o sinal vibratório. Estes acessórios são denominados por transdutores. Existem três tipos de transdutores, os de deslocamento, de velocidade e de aceleração (Scheffer e Girdhar, 2004).

Os transdutores para medir o deslocamento são transdutores relativos ou de proximidade enquanto os transdutores para medir velocidade e aceleração são os transdutores absolutos.

Os transdutores são colocados em diversos pontos da máquina, para recolher a vibração nas direções radial e axial e podem ser utilizados: através de base ponteira, base magnética, base roscada ou colada para um controlo permanente.

- Acelerómetros

O princípio de funcionamento dos acelerómetros assenta na criação de um sinal elétrico, proporcional à aceleração a que está sujeito.

Os acelerómetros têm uma vasta aplicação, desde coletores de dados a sistemas de monitorização permanentes, podendo ser utilizados em quase todos os ambientes e são os transdutores mais usados para equipamentos rotativos. Componentes como os rolamentos ou engrenagens originam frequências elevadas quando apresentam defeito, assim máquinas com estes tipos de componentes devem ser monitorizados por estes transdutores.

A seleção dos pontos de medida para a recolha dos sinais vibratórios deve ser cuidadosamente estudada, tendo em conta os constrangimentos e características dos equipamentos, a fim de se impedirem possíveis erros de leitura, como por exemplo descontinuidades do material entre o ponto de leitura e a fonte das vibrações.

Para a análise da condição de funcionamento de qualquer equipamento, devem ser medidas e registadas as vibrações em cada uma das extremidades ou apoios. Nas três direções do espaço: vertical, horizontal e axial.

Existem vários tipos de montagem, tais como:

- Fixação aparafusada;
- Fixação por colagem com discos próprios;
- Fixação por base magnética;
- Utilização de ponteira.

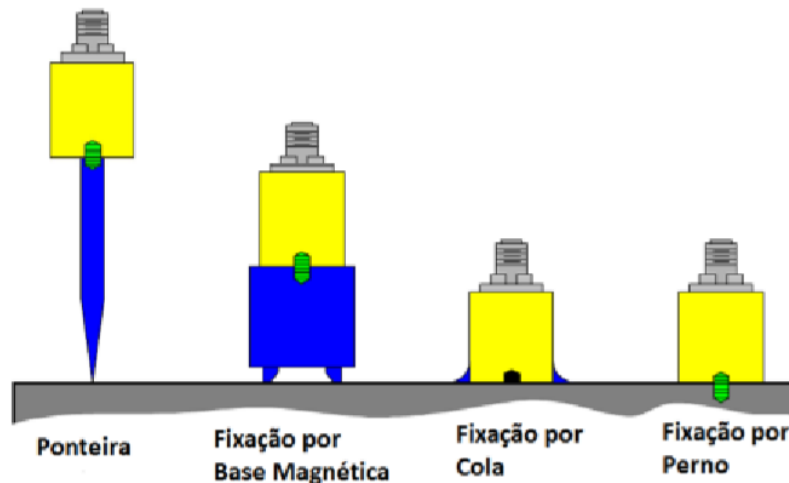


Figura 7 – Diferentes tipos de fixações adaptado de (Silveira, 2015)

A instalação do acelerómetro aparafusado é a melhor solução, uma vez que apenas existe uma interface (acelerómetro-máquina).

A fixação por cola deve ser evitada, pois o aumento da temperatura pode danificar o bloco adesivo. A fixação com base magnética é a técnica mais utilizada nas rotinas de controlo de condição. Este tipo de fixação é rápido, permite uma boa montagem e após a recolha do sinal torna-se simples retirar o transdutor e colocar em outra direção de medição. A existência de duas interfaces (acelerómetro base magnética e base magnética-máquina) traduz-se em alguma perda de sinal, que pode ser minimizada com a lubrificação das superfícies de contacto.

O uso de ponteira deve ser evitado, sempre que possível, pois é difícil garantir que se exerça a mesma força de contacto em todas as leituras, além de apresentar fraca transmissibilidade.

Seja qual for o método de fixação escolhido para efetuar as medições com o acelerómetro, serão provocadas alterações na resposta obtida, uma vez que a introdução, no sistema, de peças ou interfaces contribuem para essa diminuição de precisão nos resultados obtidos.

O melhor método de fixação é o que utiliza o perno roscado, e o método a ser evitado a ponteira como visto na figura 8. Mas, mais uma vez, a escolha também irá depender do equipamento, ou dos conjuntos de equipamentos a medir.

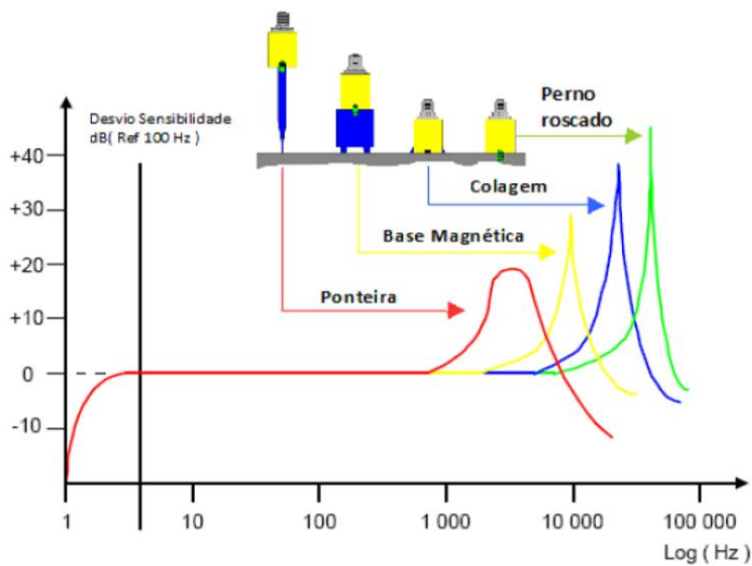


Figura 8 – Desvio de sensibilidade dos diferentes tipos de fixação dos transdutores (Silveira, 2015)

Torna-se necessário explicar alguns temas na aquisição de sinal tais como: Taxa de amostragem; Conversão A/D; Janela de condicionamento; Filtro *anti-aliasing*; Sobreposição (*overlap*) e FFT.

3.3 Taxa de amostragem

Amostragem é o processo de adquirir a amplitude das ondas em determinados instantes, e de seguida gerar uma curva através desses pontos. Assim através destes pontos consegue-se reconstruir a onda original. Segundo o teorema de amostragem de Nyquist a frequência de amostragem tem de ser pelo menos duas vezes a frequência máxima da componente de interesse. (Scheffer e Girdhar, 2004)

Por exemplo na figura 9 a taxa de amostragem é 1333/s, ou seja, são adquiridos 1333 pontos por segundo.

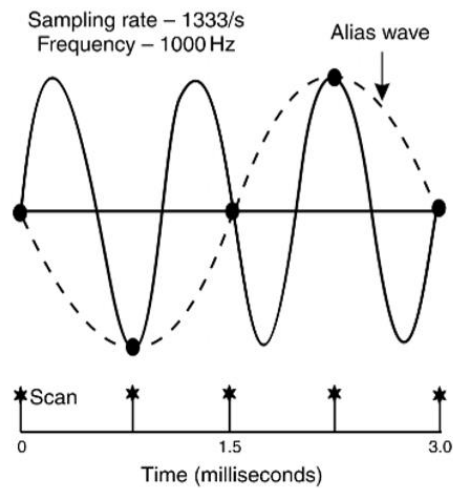


Figura 9 – Taxa de amostragem (Scheffer e Girdhar, 2004)

3.4 Conversão analógico para digital

As ondas de vibração são adquiridas pelos transdutores em sinal analógico e necessitam de ser convertidas em sinal digital para o processamento (ver figura 10) .

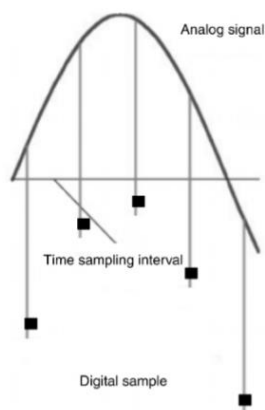


Figura 10 – Conversão do sinal analógico para sinal digital (Scheffer e Girdhar, 2004)

3.5 Janela de condicionamento

O processo de janela é usado para minimizar o efeito de *leakage* (perda de informação para linhas de frequência adjacentes), ou seja, criar um sinal amostrado quasi-periódico. Este processo é equivalente a multiplicar o sinal por uma função de condicionamento do mesmo comprimento. A aplicação de uma janela de condicionamento de sinal na maioria dos casos leva o sinal contido na janela de aquisição a ser igual a zero nas suas extremidades.

Esta operação é necessária na preparação de sinais para a sua transformação para o domínio de frequência, uma vez que a aproximação do sinal adquirido por uma série de Fourier é uma aproximação por uma série periódica (ver figura 11).

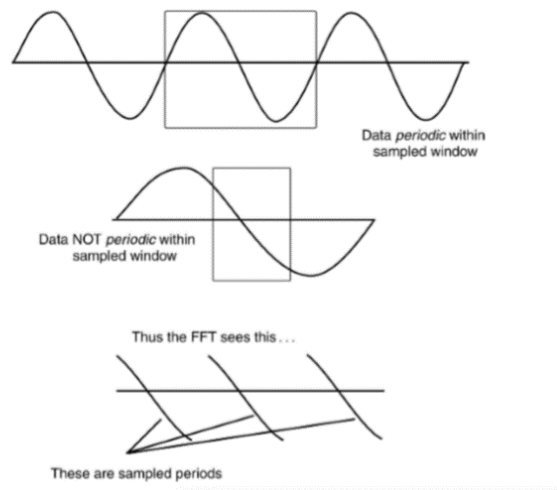


Figura 11 – Transformação do sinal para o domínio frequência (Scheffer e Girdhar, 2004)

Existem várias funções janela:

- Retangular;
- Flat top;
- Hanning

No geral esta função é a melhor em 95% dos casos, tem uma boa resolução de frequência e reduz o *leakage* no espectro (ver figura 12);

- Hamming;
- Kaiser Bessel;
- Blackman;
- Barlett.

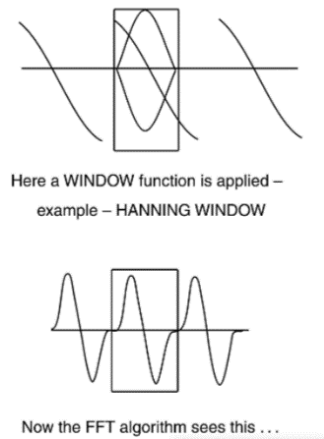


Figura 12 – Janela de acondicionamento (Scheffer e Girdhar, 2004)

3.6 Filtro anti-aliasing

Fenómeno aliasing resulta de uma digitalização do sinal analógico adquirido com taxa de aquisição que não respeita o teorema de amostragem de Nyquist-Shannon, que estabelece que a frequência máxima observável num sinal é menor ou igual a metade da taxa de amostragem.

A aplicação de um filtro passa-baixo com frequência de corte definida de acordo com o Teorema de Nyquist permite eliminar conteúdo em frequências acima da frequência máxima observável num sinal discreto.

3.7 Sobreposição (*Overlap*)

Overlap consiste na sobreposição de dados recolhidos, isto é, quando adquirimos dados de um primeiro bloco do sinal em vez de se esperar pela recolha do segundo bloco calcula-se um novo espectro utilizando parte do bloco novo e parte de antigo como visto na figura 13.

Considerando o exemplo anterior podemos iniciar uma nova análise FFT calculando 70% do bloco anterior e 30% do novo, ou seja, executamos 70% de *overlap* e com isto reduz-se o tempo de análise. *Overlap* é muito usado para frequências muito baixas ou quando se quer calcular muitas médias espectrais.

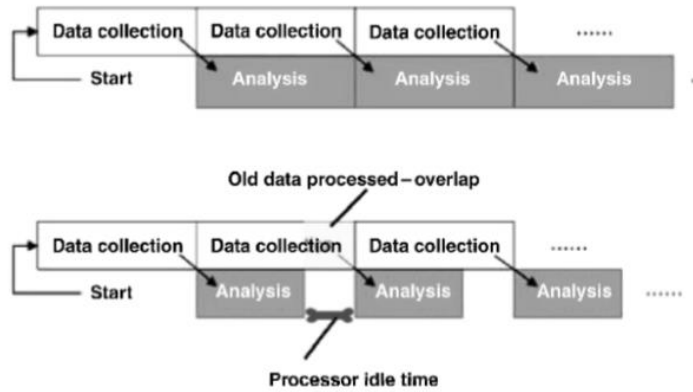


Figura 13 – Exemplo de overlap na análise (Scheffer e Girdhar, 2004)

3.8 Fast Fourier Transform – FFT

A FFT, em linhas gerais, tem como objetivo transformar uma forma de onda no domínio do tempo e apresentá-la no domínio da frequência. Por vezes é referido como análise espectral (ver figura 14).

Domínio do tempo consiste em amplitudes que variam com o tempo;

Domínio da frequência é o domínio onde as amplitudes são demonstradas como series de ondas de seno e cosseno.

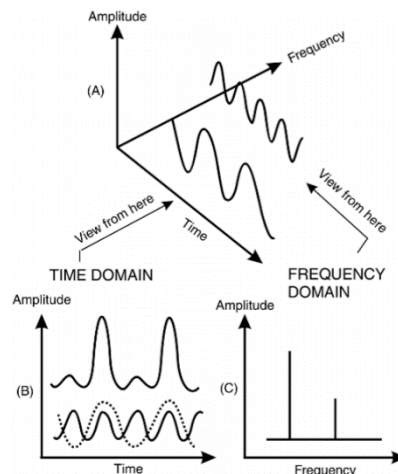


Figura 14 – Domínio da frequência e domínio do tempo (Scheffer e Girdhar, 2004)

3.9 Técnicas de Detecção

3.9.1 Domínio do tempo / Curvas de tendência

No domínio do tempo, deteção é realizada usando o recurso a curvas de tendência onde se evidencia a evolução da degradação através da variação do nível global RMS (*Root mean squared*), do fator de crista (*crest factor*) ou de parâmetros estatísticos, como a densidade de probabilidade ou a Kurtosis, tendo em conta que um rolamento em bom estado apresenta distribuição gaussiana da aceleração (Roque e Silva, 2007).

O valor médio é definido como sendo o valor médio dos valores absolutos da forma de onda, ver figura 15.

O valor RMS raiz média quadrática de um sinal, é a medida da energia contida no movimento vibratório, ou seja, mostra o potencial destrutivo da vibração.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \kappa_i^2} \quad (1)$$

onde n é o número de amostras e κ o sinal.

Para se perceber a Kurtosis é necessário passar pelos outros momentos estatísticos:

1. Média - é definida como o valor que demonstra a concentração dos dados de uma distribuição

$$\mu = \int_{-\infty}^{\infty} \kappa p(\kappa) d\kappa \quad (2.1)$$

2. Variância - é uma medida da sua dispersão estatística, indicando "o quão longe" em geral os seus valores se encontram do valor esperado.

$$\sigma^2 = \int_{-\infty}^{\infty} [\kappa - \mu]^2 p(\kappa) d\kappa \quad (2.2)$$

3. *Skewness* - é uma medida da assimetria da distribuição de probabilidade de uma variável aleatória de valor real em relação à sua média.

$$S = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} [\chi - \mu]^3 p(\chi) d\chi}{\sigma^3} \quad (2.3)$$

4. Kurtosis - é a medida de dispersão que caracteriza o "achatamento" da curva da função de distribuição:

$$Kurtosis = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} [\chi - \mu]^4 p(\chi) d\chi}{\sigma^4} \quad (2.4)$$

onde $p(x)$ é a função distribuição de probabilidade.

Fator de Crista (Crest Factor - CF): corresponde à razão entre o valor máximo de um sinal e seu valor efetivo:

$$CF = \frac{\max|\chi_i|}{RMS} \quad (3)$$

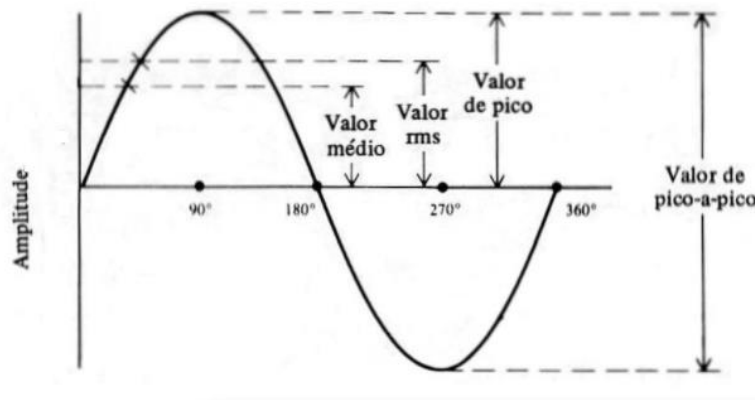


Figura 15 – Características da onda adaptado de (Barbosa, 2012)

Exemplo de como pode ser usado a Kurtosis, o RMS, CF e intensidade de vibração em db para a detecção de falhas em rolamentos (ver tabela 2 e figura 16).

Classe	Símbolo
rolamento sem defeito	<i>Good</i>
rolamento com defeito na pista interna	<i>Dir</i>
rolamento com defeito na pista externa	<i>Dor</i>
rolamento com defeito em ambas as pistas	<i>Dor_ir</i>

Tabela 2 - Tabela de condição de rolamentos (Borges, 2018))

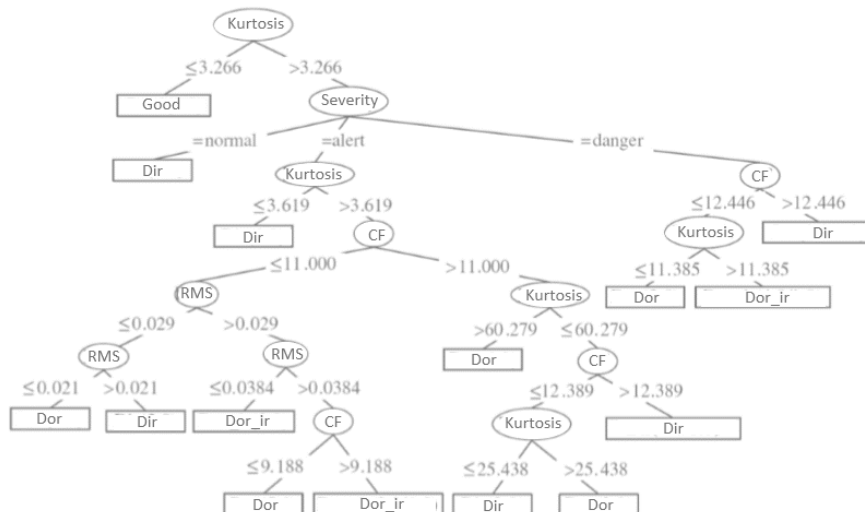


Figura 16 – Análise de condição de rolamentos usando a Kurtosis, o RMS, o CF e intensidade de vibração (Borges, 2018)

Segundo Pereira (2016) na primeira fase do defeito - o pico e o fator de crista conseguem evidenciar a presença de falha, contudo, com o agravamento do defeito, o valor do RMS aumenta rapidamente, de forma a diminuir o valor de crista. Devido a este facto o fator de crista não é um bom indicador de falhas de quarta fase como podemos verificar na figura 17.

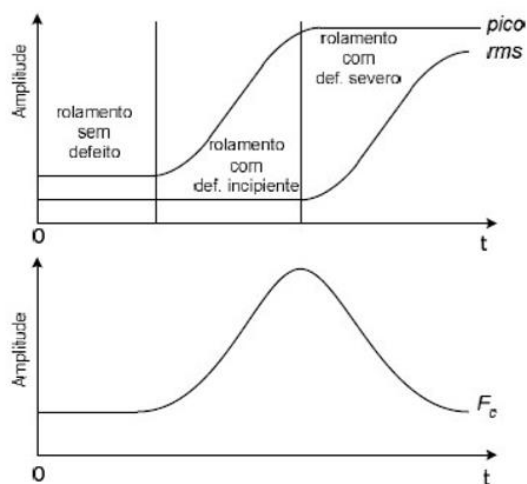


Figura 17 – Fator de crista (Pereira, 2016)

3.9.2 Análise espectral

Esta técnica utiliza normalmente um sistema de filtragem, possibilitando a seleção de partes do espectro de vibrações (Scheffer e Girdhar, 2004).

Nos equipamentos, a vibração pode ter várias fontes, como por exemplo, desequilíbrios, desalinhamentos, veios empenados, engrenagens desgastadas ou danificadas, aperto/fixação deficiente, atrito ou ressonância.

Recorrendo a este tipo de análise, é possível descobrir qual a fonte da avaria, indo muito para além da simples deteção, a maior parte das avarias manifestam-se de diferentes formas no espectro.

3.9.3 Análise envelope

A técnica de análise envelope é baseada na desmodulação da amplitude, este processo consiste em eliminar as componentes de alta energia e baixa frequência, através de um filtro passa alto, amplificador, seguido de retificador e filtro passa baixo (*Análise de vibrações e envelope*).

O objetivo será eliminar as baixas frequências resultantes de outras fontes de vibração, como sejam desequilíbrios, desapertos, desalinhamentos e folgas. Estas frequências apresentam amplitudes muito superiores às amplitudes das frequências induzidas pelos defeitos em rolamentos.

Na medida convencional em aceleração, estas frequências, normalmente, de baixa amplitude, encontram-se submersas no ruído de fundo não sendo possível a sua identificação, mas, uma vez filtrado o sinal as componentes de alta-frequência passam por um circuito detetor de pico a pico, o qual deteta e retém as amplitudes pico a pico do sinal. Este processo também é conhecido por envolvente e pode ser visualizado na figura 18.

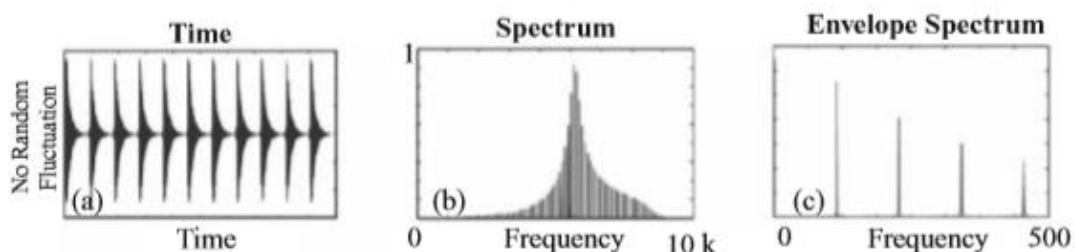


Figura 18 - Exemplo de análise em envelope (Randall, 2011)

3.9.4 Detecção de defeitos em rolamentos

Os rolamentos estão entre os componentes mais importantes da grande maioria das máquinas sendo que as suas especificações de tempo de vida útil e capacidade são muito rigorosas. Isto permite que se faça coincidir o tempo de vida do rolamento com o tempo de vida da máquina. O tempo de vida de um rolamento é definido como o número de rotações que pode fazer antes dos primeiros sinais de fadiga na forma de fendas. Estas fendas desenvolvem-se gradualmente até à superfície. Com a passagem dos elementos rolantes desprendem-se pequenos fragmentos, fenómeno conhecido como *flaking* ou *spalling* (Silveira, 2015). O dano continuará a aumentar em extensão e eventualmente levará ao colapso do rolamento. Infelizmente grande parte dos rolamentos não atinge a vida prevista sendo que:

- 10% - Atinge o tempo de vida útil previsto;
- 40% - Avaria por lubrificação deficiente;
- 30% - Avaria por montagem inadequada (e.g. desalinhamento)
- 20% - Avaria por outras razões (sobrecarga, defeito de fabrico, deficiente conservação).

Segundo Roque et al. (2008) as frequências de defeito de um rolamento podem ser calculadas tendo em conta as velocidades relativas entre os vários elementos constituintes deste. No entanto, para se elaborar um diagnóstico eficaz, não se deve limitar a análise ao simples cálculo das frequências por aplicação direta das expressões matemáticas. Deve ter-se também presente a forma como o rolamento defeituoso gera essas frequências e os fatores que permitem justificar a diferença entre as frequências teóricas calculadas e as medidas e emitidas pelo rolamento.

3.9.4.1 Cálculo das frequências de defeito

No espectro de frequências de um rolamento com defeito podem aparecer, para além da frequência de rotação do anel interno ou externo, as harmónicas da frequência de defeito e bandas laterais resultantes da modulação em amplitude, relacionada com frequência de rotação da gaiola ou com a frequência de rotação do anel interno ou externo. Para calcular

as frequências de defeito de um rolamento tenha-se em atenção a Figura 19 e 20 (Roque e Silva, 2007).

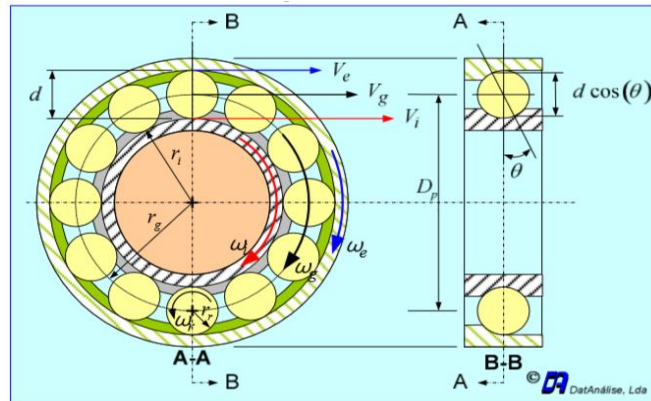


Figura 19 - Retirado de (Roque e Silva, 2007)

A velocidade angular da gaiola vem dada por:

$$\omega_g = \frac{V_g}{r_g} \quad (4.1)$$

De forma idêntica vem para a velocidade angular da pista externa,

$$\omega_e = \frac{V_e}{r_e} \quad (4.2)$$

e ainda, para a velocidade angular da pista interna,

$$\omega_i = \frac{V_i}{r_i} \quad (4.3)$$

Considerando que não há escorregamento entre os elementos em movimento a velocidade linear da gaiola é dada por

$$V_g = \frac{V_i + V_e}{2} = \frac{\omega_i r_i + \omega_e r_e}{2} \quad (4.4)$$

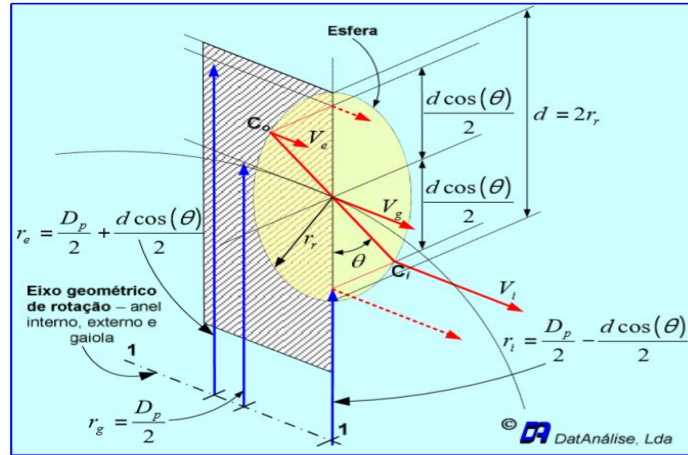


Figura 20 – Retirado de (Roque e Silva, 2007)

Da Figura 19 retira-se

$$r_g = \frac{D_p}{2} \quad (4.5)$$

$$r_i = \frac{D_p}{2} - \frac{d \cos(\theta)}{2} \quad (4.6)$$

$$r_e = \frac{D_p}{2} + \frac{d \cos(\theta)}{2} \quad (4.7)$$

$$r_r = \frac{d}{2} \quad (4.8)$$

Substituindo (4.4) em (4.1) e atendendo às relações geométricas (4.5), (4.6) e (4.7) vem para a velocidade angular da gaiola,

$$\omega_g = \frac{1}{2} \left[\omega_i \left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) - \omega_e \left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \right] \quad (4.9)$$

A expressão (4.9) representa na realidade a frequência de defeito da gaiola FTF que pode ser expressa em Hz,

$$\omega_g = 2\pi f_g \quad (4.10)$$

$$(4.11)$$

$$FTF = f_g = \frac{1}{2} \left[f_i \left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) - f_e \left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \right]$$

Por outras palavras, a expressão (4.11) representa a frequência de rotação da gaiola e por este facto o seu aparecimento no espectro de frequência está relacionado com o desequilíbrio do conjunto rotativo – gaiola e elementos rolantes, devido a desgaste ou folgas acentuadas. O seu aparecimento pode ainda estar associado à modelação em amplitude devido a defeitos na pista interna e externa. A frequência de defeito BPFO é definida como frequência com que as esferas ou rolos passam por um defeito na pista externa e pode ser determinada multiplicando o número de elementos rolantes pela velocidade angular relativa entre a gaiola e a pista externa. Assim,

$$BPFO = N(\omega_g - \omega_e) \quad (4.12)$$

Substituindo (4.9) em (4.12),

$$BPFO = N \left\{ \frac{1}{2} \left[f_i \left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) - f_e \left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \right] - f_e \right\} \quad (4.13)$$

e após alguma manipulação matemática

$$BPFO = \frac{N}{2} (f_i - f_e) \left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \quad (4.14)$$

De forma análoga a frequência de defeito BPFI é calculada multiplicando o número de esferas ou rolos pela velocidade angular relativa entre a pista interior e a gaiola, ou seja,

$$BPFI = N(\omega_i - \omega_g) \quad (4.15)$$

Substituindo (4.9) em (4.15) e após simplificação vem para a frequência de defeito na pista interior,

$$BPF_i = \frac{N}{2} (f_i - f_e) \left[\left(1 + \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \right] \quad (4.16)$$

A frequência de defeito BSF é definida como a frequência de rotação do elemento rolante, esfera ou rolo, sobre o seu próprio centro. A velocidade angular do rolo ou esfera em torno do seu centro é,

$$\omega_r = \frac{V_r}{r_r} \quad (4.17)$$

Considerando que só há rotação pura e que não ocorre escorregamento a velocidade tangencial da esfera ou rolo no ponto de contacto com a pista interna é igual a

$$V_r = (\omega_i - \omega_g) r_i \quad (4.18)$$

Substituindo (4.18) em (4.17) vem,

$$\omega_r = \frac{(\omega_i - \omega_g) r_i}{r_r} \quad (4.19)$$

Substituindo (4.6), (4.8) e (4.9) em (4.19) obtém-se para a frequência de defeito BSF

$$BSF = f_r = \frac{D_p}{2d} (f_i - f_e) \left[1 - \left(\frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right)^2 \right] \quad (4.20)$$

No caso dos rolamentos de rolos é frequente o aparecimento da frequência $2xBSF$ pois são gerados impulsos na passagem do defeito pela pista interna e pela pista externa durante uma rotação do rolo.

As frequências de defeitos calculadas são gerais pois tiveram em consideração não só a velocidade de rotação do anel interno como também a velocidade de rotação do anel externo. No entanto na grande maioria soluções construtivas, o anel externo encontra-se fixo e as expressões vêm simplificadas.

➤ Expressões simplificadas

$$FTF = \frac{1}{2} (f_i) \left[\left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \right] \quad (4.21)$$

$$BPFO = \frac{N}{2} (f_i - f_e) \left[\left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \right] \quad (4.22)$$

$$BPMI = \frac{N}{2} (f_i) \left[\left(1 + \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right) \right] \quad (4.23)$$

$$BSF = \frac{D_p}{2d} (f_i) \left[\left(1 - \frac{d \cos(\theta)}{D_p} \right)^2 \right] \quad (4.24)$$

Por análise das expressões anteriores são válidas as seguintes relações,

$$BPFO = N(FTF) \quad (4.25)$$

$$BPMI = N(f_i - FTF) \quad (4.26)$$

Para o cálculo das frequências de defeito é obrigatório conhecer as características geométricas do rolamento. Quando tal não for possível pode-se recorrer a expressões aproximadas.

➤ Expressões aproximadas

Quando o ângulo de contacto é desconhecido e os restantes elementos estão disponíveis é admissível aplicar as expressões (4.21 a 4.24) fazendo $\theta = 0$. Se em casos extremos não for possível obter dados suficientes para esse cálculo pode-se em alternativa aplicar as seguintes expressões:

$$FTF = 0.4f_i \quad (4.27)$$

$$FTF = 0.4Nf_i \quad (4.28)$$

$$FTF = 0.6Nf_i \quad (4.29)$$

As expressões (4.27 a 4.29) baseiam-se no facto de, numa rotação completa do anel interno, cerca de 40% dos elementos rolantes passam por um defeito na pista externa e cerca de 60% dos elementos passam por um defeito na pista interna.

3.9.5 Espectro de Kurtosis e Kurtograma

Segundo Randall (2011) o espectro de Kurtosis (exemplos visualizados na figura 21) fornece uma forma de determinar qual a banda de frequência do sinal que contem o máximo de impulsividade, pois este assume elevados valores nas regiões das frequências de ressonância onde o sinal impulsivo de um rolamento defeituoso é dominante. De facto, é um valor global que indica como a impulsividade de um sinal, se existente, é distribuída no domínio da frequência, sendo determinada a partir da *Short Time Fourier Transform* (STFT), calculada em um instante t , e obtida pela movimentação de uma janela temporal (Borges, 2018).

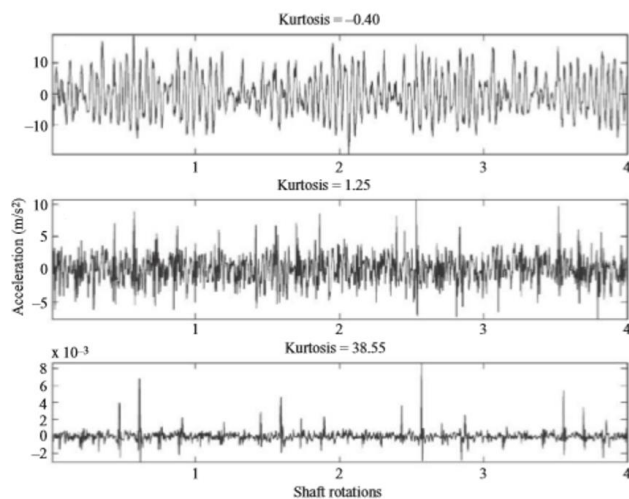


Figura 21 – Exemplos de gráficos de Kurtosis (Randall, 2011)

Para a obtenção do valor máximo para o espectro de Kurtosis o comprimento da janela de aquisição para determinação da STFT deve ser menor que o espaçamento existente entre os pulsos, mas, ao mesmo tempo, maior que o comprimento dos pulsos individuais. Como muitas vezes o espaçamento entre os pulsos é desconhecido, a melhor estratégia consiste em calcular o espectro de Kurtosis para distintos comprimentos de janela e selecionar aquela que resulte em maior valor global. (Randall, 2011) demonstra ainda que o filtro ótimo é do tipo passa banda com frequência central localizada no ponto de maior valor no espectro de Kurtosis, como visto na figura 22.

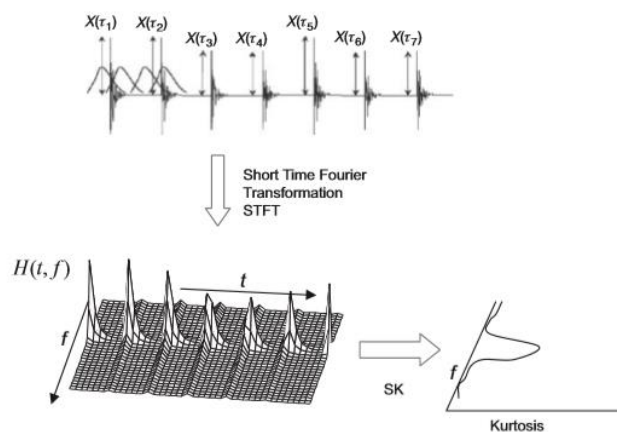


Figura 22 – Obtenção do gráfico de Kurtosis (Randall, 2011)

Quando apresentadas em forma de cascata, os diferentes espectros de Kurtosis calculados para diferentes comprimentos de janela dão origem ao Kurtograma, como o apresentado na figura 23.

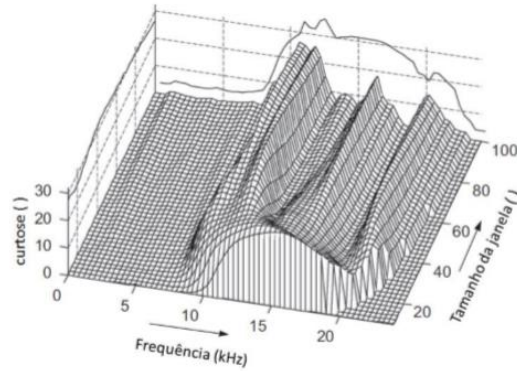


Figura 23 - Kurtograma (Randall, 2011)

Após aplicação do filtro dimensionado a partir das frequências e ordem obtidas no Kurtograma, o sinal é então demodulado em amplitude para formar o sinal de envelope como visualizado na figura 24, cujo espectro contém as informações de diagnóstico desejadas em termos tanto da frequência de repetição, para o caso de defeitos no elemento rotativo, como na frequência apropriada para as demais falhas quando estas atravessam a zona de carga.

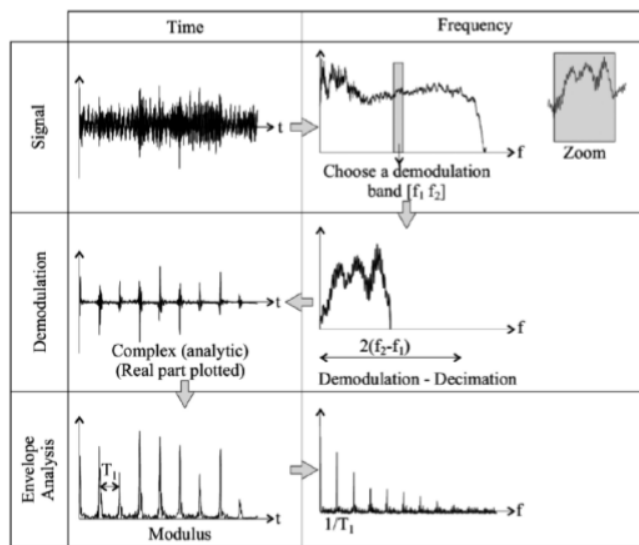


Figura 24 - Processo da análise de envelope usando a transformada de Hilbert (Randall, 2011)

3.9.6 Empirical Mode Decomposition, Local Mean Decomposition, Variational Mode Decomposition

Anteriormente vários métodos foram testados para extrair a assinatura das falhas de rolamentos. O *Empirical Mode Decomposition* (EMD) proposto por (Huang *et al.*, 1998) é um método que decompõe um sinal nos seus modos principais. Ou seja, é um método adaptativo que decompõe um sinal não estacionário em componentes quase ortogonais chamados função de modo intrínseco ou *intrinsic mode function* (IMF)(Huang *et al.*, 1998; Mohanty *et al.*, 2015).

Este algoritmo deteta repetidamente o mínimo/máximo local no sinal, estima os envelopes superiores e inferiores pela interpolação desses extremos, de seguida remove as frequências de oscilação mais baixas com um filtro passa-baixo e isola as de elevada frequência de modo a que estas saiam como um modo do sinal. Em alguns casos, esse algoritmo decompõe realmente um sinal nos seus modos principais. No entanto, a decomposição resultante é altamente dependente de métodos de busca de pontos extremos e interpolação de pontos extremos em envelopes. Possui limitações como a sensibilidade ao ruído e mistura de modos.

Inicialmente, em comparação com o método EMD, foi desenvolvida a metodologia *Bivariate Empirical Mode Decomposition* (BEMD) que é capaz de lidar com sinais bidimensionais, tendo demonstrado superioridade em termos de preservação de informação e de capacidade de deteção de defeitos (Yang *et al.*, 2011).

Segundo Yang *et al.* (2012) ao aplicarem ruído branco aos sinais de vibração adquiridos em rolamentos para diminuir o problema de mistura de modos do *Local Mean Decomposition* (LMD), deu origem, assim, à *Ensemble Local Mean Decomposition* (ELMD). Como o ruído branco é acrescentado ao sinal antes da decomposição, a relação sinal-ruído dos resultados da decomposição diminuiria. Contudo, como diferentes séries de ruído branco são independentes entre si e a média do ruído branco aproximar-se de zero (ruído branco gaussiano com a média de zero) à medida que cada vez mais ruído é adicionado no conjunto. Desta forma, LMD pode ser aplicado à decomposição múltipla de sinais com o ruído derivados do sinal inicial, depois a média do conjunto das múltiplas decomposições pode ser considerada como o resultado final, portanto o resultado da decomposição do sinal inicial fica retido e o ruído branco é removido, o que faz aumentar a relação sinal-ruído.

Guo e Tse (2013) elaboraram um método de compressão de sinais de vibração obtidos em processos que exigiam a transmissão dos dados por tecnologia sem fio. O modelo utilizava o *Ensemble Empirical Mode Decomposition* (EEMD) para separar as componentes do sinal, tendo como parâmetros, em particular a amplitude do *white noise* adicionado, controlados com base num erro relativo médio quadrático. Os resultados experimentais comprovaram que o algoritmo era capaz de alcançar elevadas taxas de compressão e manter as características de defeito dos rolamentos presentes no sinal (Borges, 2018). No entanto EEMD pode restringir a mistura de modos do EMD num determinado nível, mas a quantidade de cálculos aumenta e a integridade diminui porque o ruído branco não é completamente neutralizado.

Posteriormente em 2014 apresentaram um método para a classificação de defeitos mecânicos em máquinas rotativas que utilizava conceitos do EEMD e da análise de projeção espacial de vetores de espaço zero. Os vetores de espaço zero foram concebidos e utilizados para estimar a intensidade da falha através da análise da projeção espacial dos vetores da característica de teste, em que o resultado da projeção foi diferente de zero apenas quando o vetor da característica de teste e o vetor de espaço zero pertencem ambos à mesma condição de saúde. O vetor de característica de desacoplamento, semelhante ao vetor de espaço zero, foi inicialmente proposto para o diagnóstico de falhas de rolamento. Estes dois métodos diagnosticam falhas usando apenas um simples cálculo algébrico e análise de projeção espacial, bem como nenhum procedimento de treino como nos métodos de aprendizagem de máquinas. Contudo, ao construir o vetor de espaço zero, o número de características de uma amostra deve ser maior do que o das condições de saúde mecânica. A partir de dados experimentais, concluíram que o modelo proposto possuía elevada eficácia, mesmo para uma quantidade limitada de características investigadas (Jiang *et al.*, 2014).

Li *et al.* (2016) desenvolveu uma nova metodologia para o diagnóstico de defeitos em rolamentos que utilizava a LMD para o pré-processamento do sinal, a *multiscale fuzzy entropy* e *Laplacian score algorithm* para a escolha do vetor características com mais importância e posterior as características de defeito. O método detém uma boa capacidade de diagnóstico em rolamentos com múltiplos defeitos.

Para combater as referidas limitações foi proposto por Dragomiretskiy e Zosso (2014) o método *variational mode decomposition* (VMD) (mais detalhes serão apresentados no cap. 4) e pode tratar a presença de ruído no sinal de entrada, de facto, as grandes

parecenças com o filtro de Wiener sugerem na verdade que o método lida de forma ótima com o ruído. O objetivo do VMD é decompor um sinal num número discreto de modos ou sub-sinais que por sua vez têm propriedades específicas para a reconstrução do sinal original. A largura de banda no domínio espectral é determinada juntamente com a sua decomposição pois assume-se que cada modo é compacto em torno de uma frequência central.

Para avaliar a largura de banda de um modo realiza-se da seguinte forma (Dragomiretskiy e Zosso, 2014):

1. Para cada modo, calcula-se o sinal analítico associado por meio da transformada de Hilbert, a fim de obter um espectro de frequência;
2. Para cada modo, muda-se o espectro de frequência do modo para *baseband*, misturando com um exponencial sintonizado na respetiva frequência central estimada;
3. Largura de banda é agora estimada através da H^1 *Gaussian smoothness* do sinal desmodulado, ou seja, a L^2 -norm ao quadrado do gradiente.

3.9.7 Frequency Band Entropy

Na análise de vibrações, a extração da falha de grandes ruídos de fundo é de grande importância.

No FBE a *short-time Fourier Transform* (STFT) é aplicada para obter a distribuição tempo-frequência e a entropia é usada para obter um intervalo de frequência que maximiza a informação. Devido a boa capacidade de projetar um filtro para o intervalo de frequências, a sua aplicação no diagnóstico de falhas em máquinas rotativas é constantemente promovida.

Quando uma falha ocorre num rolamento, a interação entre os elementos internos e a falha faz com que apareça uma serie de impactos no sinal, que por sua vez causara os sinais de vibração transitórios.

O FBE tem maiores valores se a variação de energia se um componente de frequência for uniforme. Pelo contrário, enquanto a mudança de energia do componente de frequência é mais regular, o FBE é menor. Por instantes, a complexidade da frequência de ressonância no domínio tempo-frequência é normalmente mais baixa do que as outras (Liu et al., 2013).

4 Metodologia Proposta

4.1 Introdução e teoria

4.1.1 Variational mode decomposition

O método VMD é um método de processamento de sinal totalmente não recursivo e adaptável. No método VMD, a *Intrinsic Mode Function* (IMF) é definida como um sinal de modulação de amplitude – frequência de amplitude e sua expressão é descrita da seguinte forma (Dragomiretskiy e Zosso, 2014; Mohanty, Gupta e Raju, 2015; Zhu *et al.*, 2017; Liu *et al.*, 2019):

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (5.1)$$

onde a fase ϕ_k , não decresce, $\phi'_k(t) \geq 0$; o envelope, $A_k(t) \geq 0$, a alteração de $A_k(t)$ e a frequência instantânea, $\omega_k(t) = \phi'_k(t)$, são muito mais lentas do que a fase $\phi_k(t)$.

Para avaliar a largura de banda do modo é descrito o seguinte esquema:

1. Para cada função modal $u_k(t)$, a transformada de Hilbert é usada para obter o espectro unilateral do sinal analítico:

$$\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \quad (5.2)$$

onde o $\delta(t)$ é a função distribuição de Dirichlet e * representa uma convolução.

2. O termo exponencial, $e^{j\omega_k t}$, é adicionado, a frequência central é ajustada, e o espectro de cada modo é transferido para a banda base:

(5.3)

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t}$$

3. A suavização Gauss do sinal é desmodulada. Ou seja, a norma do gradiente, L^2 , estima a largura da banda:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \delta_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (5.4)$$

onde $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ e $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ representa função K-modo e a frequência central de cada modo.

Para acabar com o problema de restrição, um termo de penalidade quadrática e multiplicador Lagrangiano são introduzidos. O termo de penalidade quadrática é usado para garantir a precisão da reconstrução do sinal. O multiplicador Lagrangiano é usado para garantir a rigidez da restrição. O Lagrangiano aumentado é descrito da seguinte forma:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \delta_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 \left(\lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right) \quad (5.5)$$

onde α representa o termo de penalidade; λ representa o multiplicador de Lagrange.

O valor da função modal u_k^{n+1} é descrita de seguida:

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \delta_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (5.6)$$

A transformação de equidistância de Parseval / Plancherel Fourier é usada para transformar a expressão 5.6 no domínio da frequência:

$$u_k^{n+1} = \underset{\hat{u}_k, u_k \in X}{\arg \min} \left\{ \alpha \|j(\omega)[(1 + \text{sg}(\omega + \omega_k))\hat{u}_k(\omega + \omega_k)]\|_2^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (5.7)$$

O ω no primeiro membro é substituído por $\omega - \omega_k$ para obter a seguinte expressão (5.8):

$$u_k^{n+1} = \underset{\hat{u}_k, u_k \in X}{\arg \min} \left\{ \alpha \|j(\omega - \omega_k)[(1 + \text{sg}(\omega))\hat{u}_k(\omega_k)]\|_2^2 + \left\| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (5.8)$$

A simetria conjugada de sinais reais é usada para transformar a expressões (5.8) na seguinte expressão (5.9):

$$u_k^{n+1} = \underset{\hat{u}_k, u_k \in X}{\arg \min} \left\{ \int_0^\infty 4\alpha(\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 + 2 \left| \hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right|^2 d\omega \right\} \quad (5.9)$$

Por conversão, a solução do problema de otimização quadrática pode ser obtida por:

$$u_k^{n+1}(\omega) = \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right) \frac{1}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (5.10)$$

onde $u_k^{n+1}(\omega)$ é equivalente ao filtro de Wiener do valor residual, $\hat{f}(\omega) - \sum_i \hat{u}_i(\omega)$ a frequência central, ω_k , existe nas expressões (5.4) e (5.5).

Portanto a expressão atualizada, ω_k , é descrita da seguinte maneira:

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k \in X} \left\{ \|\delta_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \|_2^2 \right\} \quad (5.11)$$

Como a função dos modos, u_k , a frequência central, ω_k , no domínio de Fourier é otimizada da seguinte maneira:

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \int_0^{\infty} (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \right\} \quad (5.12)$$

A solução é dada:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (5.13)$$

4.1.2 Frequency Band Entropy

FBE como dito no capítulo anterior descreve a complexidade de cada componente de frequência no domínio tempo-frequência. STFT e Entropia são a base do FBE, portanto eles serão apresentados brevemente, de seguida é explicado o processo do FBE:

1. Short-time Fourier transform

É importante reconhecer o domínio tempo - frequência na descoberta da transformada de tempo e da frequência do sinal. STFT é uma função de tempo (*frame number* 'm') e a frequência (*bin number*).

Dando o sinal de tempo a função STFT poder ser calculada utilizando a seguinte formula:

$$STFT\{\chi(t)\} = x(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \chi(t) \omega(t - \tau) e^{-j\omega t} dt \quad (6.1)$$

onde $\omega(t)$ é a função de janela de condicionamento, que é normalmente usada a de Hanning.

O resultado é uma matriz uniforme e retangular que pode ser ilustrada com a malha visualizada na figura 25 (*The Short-Time Fourier Transform*):

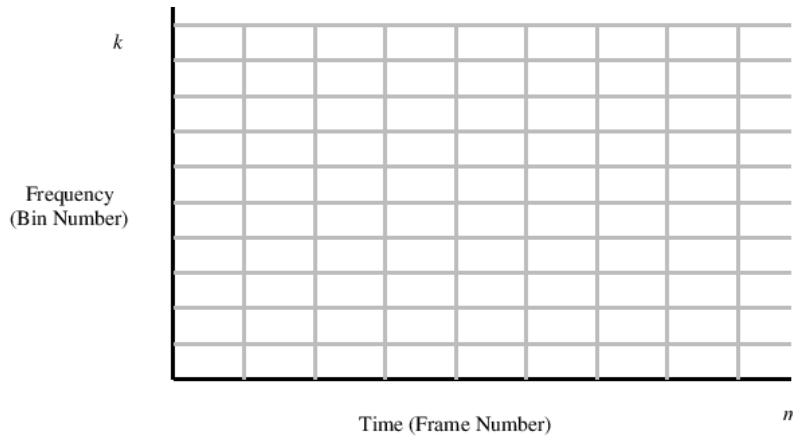


Figura 25 – Exemplo da malha de STFT. As linhas verticais indicam a resolução do tempo, as linhas horizontais indicam a resolução da frequência (ambas fixas pelo comprimento e tipo de janela)

O tamanho de janela é proporcional a resolução de cada célula do eixo do tempo, ou seja, as linhas verticais. A largura da transformação da janela é proporcional a resolução de cada célula do eixo da frequência, ou seja, as linhas horizontais.

Resumindo escolhendo uma janela com comprimento (M) e do tipo Hanning (na maior parte dos casos, podendo ser Blackman, etc.) definimos o aspeto e a área total das células no domínio tempo – frequência (retângulos na figura 25).

2. Amplitude da entropia espectral

A amplitude espectral pode ser usada para medir a distribuição de frequências.

A fórmula para a o espectro normalizado de entropia pode ser definida (Liu *et al.*, 2013):

$$\left\{ \begin{array}{l} H_s = \frac{-(\sum_{i=1}^N p_i \ln(N))}{\ln(N)} \\ P_i = \frac{x(i)}{\sum_{i=1}^N x(j)} \\ \sum_{i=1}^N p_i = 1 \end{array} \right. \quad (6.2)$$

onde H_s é a amplitude da entropia espectral.

H_s demonstra a complexidade e a uniformidade do espectro. A probabilidade P_i descreve em cada i a percentagem de frequência em todo o sinal e cada P só depende da distribuição nos componentes de frequência em x .

O espectro de entropia pode ser usado para avaliar a estrutura espectral do sinal. Quando a amplitude de cada componente de frequência são iguais (sinal aleatório) o valor máximo do espectro de entropia é igual a 1, pelo contrário, se as grandes amplitudes ocorrem em apenas alguns componentes de frequência o valor do espectro da entropia é igual a 0. Assim, define-se o intervalo do espectro entre [0,1].

3. FBE

Numa primeira fase obtemos o domínio tempo-frequência usando o STFT, ou seja, suponto que o nosso sinal de entrada é $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ o resultado do STFT vai ser (Liu *et al.*, 2013)(Li *et al.*, 2019):

$$TER = \begin{bmatrix} R_{1,1} & \dots & R_{1,C} \\ \dots & \dots & \dots \\ R_{M,1} & \dots & R_{M,C} \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

onde M é a componente de frequência, $C = N / L$ é o tempo na transformada de Fourier em todo o tempo T e o L é o incremento que a janela move ao longo do eixo x.

A partir daqui consegue-se descrever a amplitude de cada componente de frequência $f_k, k = 1, 2, \dots, M$ (cada linha no TER) ao longo do tempo t.

$$X(f_k) = (r_{k,1}, r_{k,2}, \dots, r_{k,c}) \quad (6.4)$$

E pode-se calcular/estimar a amplitude do espectro de entropia de cada componente de frequência:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{sk} = \frac{-(\sum_{m=1}^c p_{m,k} \ln(p_{m,k}))}{\ln(C)} \\ p_{m,k} = \frac{X_{fk}(F_m)}{\sum_{n=1}^c X_{fk}(F_n)} \\ \sum_{m=1}^c p_{m,k} = 1 \end{array} \right. \quad (6.5)$$

onde F é a distribuição espectral da componente de frequência X_{fk} ao longo do eixo do tempo e a sua oscilação revela a variação do componente de frequência ao longo do eixo de tempo.

O resultado do cálculo da amplitude em todas as componentes de frequência é:

$$H_{sf} = (H_{s1}, H_{s2}, \dots, H_{sM}) \quad (6.6)$$

4.2 Explicação do método

No presente capítulo é feita uma explicação do método proposto, utilizando metodologias apresentadas anteriormente.

Muitos métodos foram colocados a prova para a recolha dos defeitos em rolamentos, aqui será demonstrado uma otimização do método de VMD (Li *et al.*, 2020).

1. Obtenção do sinal original através de sensores (transdutores ver capítulo 3.2);
2. Inicia-se a pesquisa pelo número de modos utilizando o envelope de Kurtosis, atribuindo valores fixos as outras variáveis $\alpha = 2000$ e $\tau = 0$.

Assumindo um intervalo de valores possíveis de k , ou seja, $k \in [2, 15]$ o envelope pode ser calculado:

$$\kappa t_k^i = \left| \frac{1}{\Pi\tau} \cdot \kappa_k^i \right|, i = 1, 2, \dots, k \quad (7.1)$$

onde i representa os diferentes k 's, κt_k^i o valor absoluto resultado da transformada de Hilbert.

A partir daqui o envelope de Kurtosis pode ser obtido através da expressão seguinte:

$$ek(i) = \frac{E(\chi t_k^i - \mu(\chi t_k^i))^4}{\sigma(\chi t_k^i)^4}, i = 1, 2, \dots, k \quad (7.2)$$

onde $\mu(\chi t_k^i)$ é a media de χt_k^i e $\sigma(\chi t_k^i)$ é o desvio padrão de χt_k^i

Resultando:

$$ek = (ek_1, ek_2, \dots, ek_k) \quad (7.3)$$

De seguida procuramos o valor máximo local de cada modo e por fim o máximo global de todos os modos entre 2 e 15. Este valor é o K que se ira usar como valor ótimo de número de modos ou IMF's.

3. Seleção do IMF, com a informação mais relevante, utilizando a FBE:

Apos a obtenção do número ótimo de modos calcula-se os valores de FBE do sinal original e de cada IMF gerado pelo VMD, separadamente;

$$E_{lf}^j = (E_{l1}^j, E_{l2}^j, \dots, E_{lN}^j), i = 1, 2, \dots, k \quad (7.4)$$

onde os j's representam cada IMF do VMD, lf representa cada linha de frequência ($f = 1, 2, \dots, N$).

Tendo estes valores podemos encontrar o valor mínimo da FBE e registar o valor da linha de frequência correspondente $f_{E_{min}^j}$. Este valor é tratado como a frequência central para delinear um filtro de banda:

- Primeiro, é necessário encontrar a *bandwidth*:

$$\Delta f^j \approx \frac{1,5 \cdot f_S}{N_w^{j,*}} \quad (7.5)$$

onde $N_w^{j,*}$ mostra o tamanho de janela obtido para cada IMF do VMD.

- Segundo, calcula-se o intervalo de frequências do filtro para o sinal original:

$$\left[\frac{2f_{E_{min}^0} - \Delta f_0}{2}, \frac{2f_{E_{min}^0} + \Delta f_0}{2} \right] \quad (7.6)$$

- Por fim, calcula-se o intervalo de frequências do filtro de cada IMF:

$$\left[\frac{2f_{E_{min}^j} - \Delta f^j}{2}, \frac{2f_{E_{min}^j} + \Delta f^j}{2} \right] \quad (7.7)$$

Posto isto, e se a relação da formula 7.8 for satisfeita o IMF é escolhido como mais relevante do VMD

$$\left[\frac{2f_{E_{min}^j} - \Delta f^j}{2}, \frac{2f_{E_{min}^j} + \Delta f^j}{2} \right] \subset \left[\frac{2f_{E_{min}^0} - \Delta f_0}{2}, \frac{2f_{E_{min}^0} + \Delta f_0}{2} \right] \quad (7.8)$$

Para terminar, executa-se uma análise usando espectro em envelope para reconstruir o sinal do IMF selecionado e obter-se a informação da falha.

Na figura 26 encontra-se o diagrama do método usado:

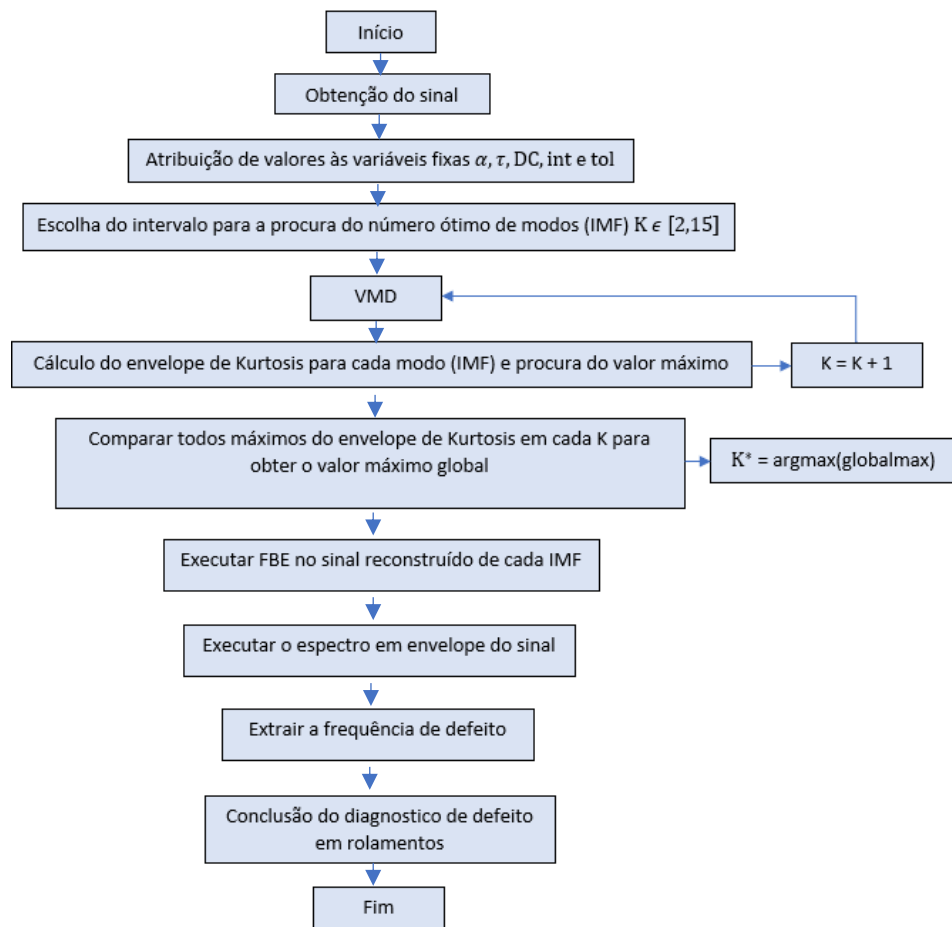


Figura 26 – Diagrama do método usado adaptado de (Li et al., 2020)

5 Caso de estudo

Com a intuição de avaliar a eficácia deste método de diagnóstico de defeitos em rolamentos recorre-se ao laboratório de engenharia da Universidade Case Western Reserve (CWRU, *Bearing Data Center*).

As experiências foram feitas usando um motor elétrico (Reliance Electric 2H IQPreAlert) a esquerda, um transdutor/codificador do momento no centro e um dinamómetro na direita como visualizado na figura 27. O sinal foi recolhido perto e longe da localização dos rolamentos. Estes suportam o eixo do motor. Estes suportam o eixo do motor.

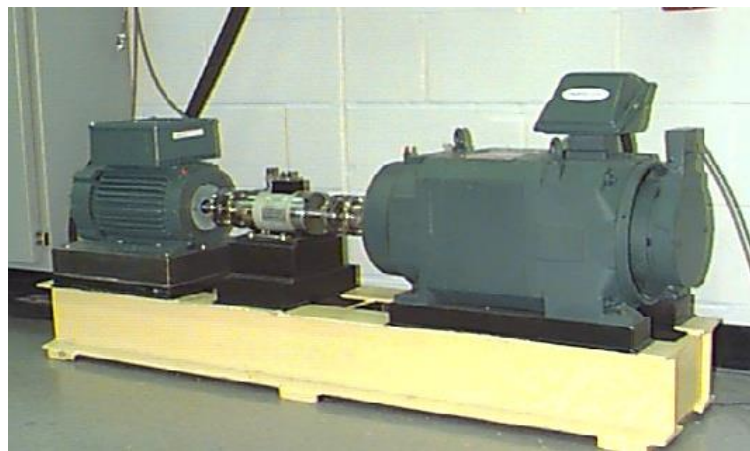


Figura 27 – Plataforma de testes da CWRU.

Os defeitos foram introduzidos usando descargas elétricas (EDM), colocando nos rolamentos de teste defeitos com 0.1778, 0.3556, 0.5334 mm de tamanho. Estes foram dispostos na pista interna, na pista externa e na esfera, que entra em contato com a pista interna e externa do rolamento, separadamente. Foram novamente colocados no motor e o sinal foi recolhido com uma carga no motor entre 0 e 3 Hp e com velocidades entre 1797 a 1720 RPM.

As vibrações foram recolhidas usando acelerómetros que foram fixados com base magnética e foram colocados na posição vertical. O sinal foi recolhido por um gravador DAT com 16 canais e posteriormente processado em Matlab. Sinal digital foi obtido a 12000 e 48000 pontos por segundo.

Como estes dados são usados na maior parte dos artigos, tornaram-se uma referência padrão assim é de interesse consultarmos o seguinte paper escrito por Smith W. e Randall R. (2015).

Os rolamentos de esferas usados foram 6205-2RS JEM SKF com as características visualizadas na tabela 3 e bastante semelhante com a figura 28.

Diâmetro interior	Diâmetro exterior	espessura	Diâmetro da esfera	Diâmetro do passo	Números de esferas
25mm	52mm	15mm	7.94mm	39.04mm	9

Tabela 3 – Características do rolamento

As frequências de defeito com a frequência de rotação de 29.93Hz podem ser visualizadas na tabela 4

Pista interna (Hz)	Pista externa (Hz)	Gaiola (Hz)	Esfera (Hz)
162.09	107.31	11.92	141.09

Tabela 4 – Frequências de defeito

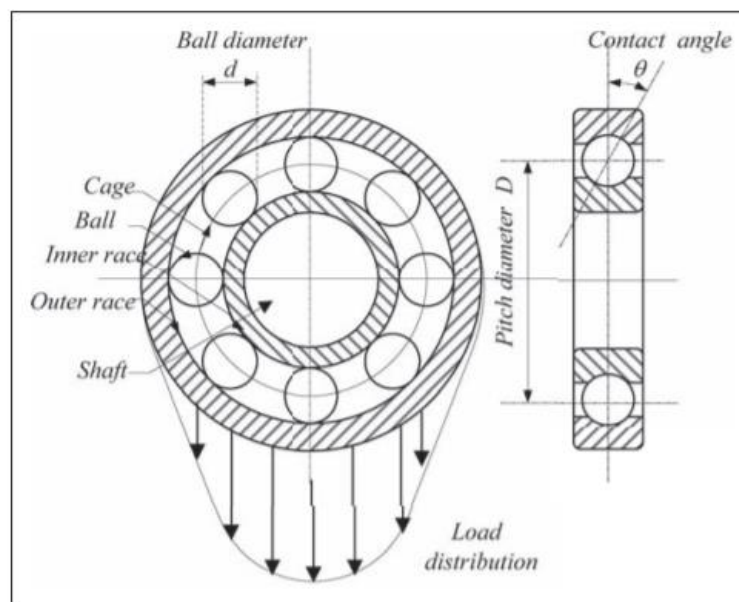


Figura 28 – Imagem ilustrativa de um rolamento parecido ao usado na experiência feita, retirado de (Liu et al., 2013)

5.1 Análise de dados

Com a finalidade de experimentar o método de diagnóstico proposto apresentado e equiparar os resultados do paper (Li *et al.*, 2020) eis os dados obtidos:

O método proposto tem duas fases, numa primeira procuramos os valores das constantes que melhor decompõem o sinal e encontramos o valor ótimo de modos; na segunda fase utilizamos o método de FBE (*Frequency Band Entropy*) para encontrar o modo/IMF ideal do VMD.

As figuras 29 e 30 representam o sinal obtido tempo-amplitude e a análise envelope pela transformada de Hilbert que é a forma mais simples de análise no que toca ao diagnóstico de falhas em rolamentos:

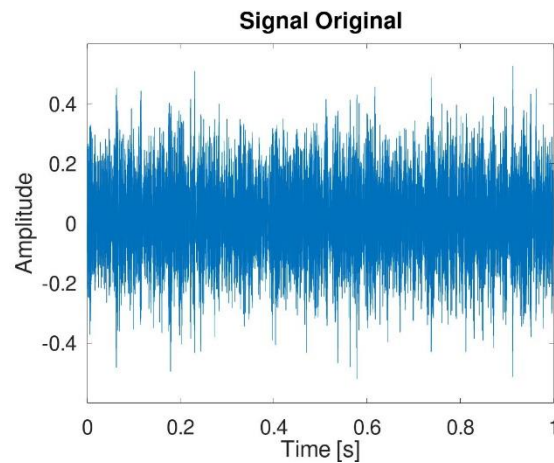


Figura 29 – Time-Amplitude do sinal original

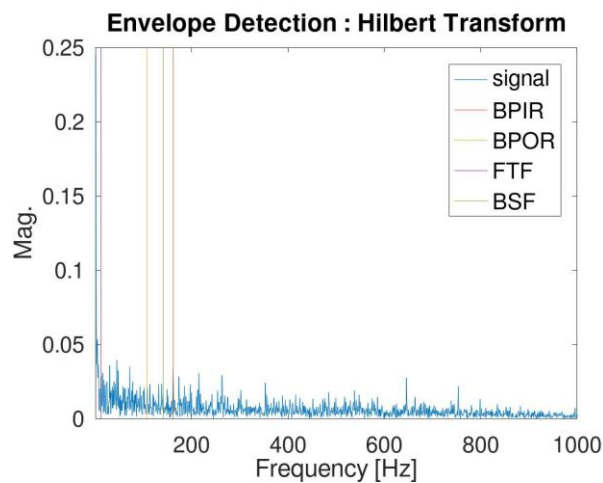


Figura 30 – Análise envelope do sinal original (Frequência-Amplitude)

Como se pode ver a assinatura do defeito na figura 30 não é bastante claro devido ao ruído e assim como dito anteriormente o método VMD será aplicado. Para isso temos de definir 5 parâmetros são eles: o α , τ , int , DC e o K .

- A constante α representa a variação do ‘white noise’, ou seja, é o fator penalidade;
- A constante τ é o multiplicador de lagrange;
- A constante int indica a posição inicial do centro de frequência;
- A constante tol indica a tolerância do critério de convergência.

A constante K é a mais importante no uso do método VMD, pois é o número de modos em que o sinal vai ser decomposto. Esta constante vai variar como veremos mais a frente de modo a encontrar o seu valor ótimo.

Posteriormente realizamos a análise com o método VMD e adotamos uma relação entre o número de modos e o envelope de Kurtosis, que consistiu em:

1. Obter o valor absoluto do envelope de Hilbert de todos os modos obtidos (nos diferentes valores de K);
2. Adquirir o valor de Kurtosis de cada modo e agrupá-los por K escolhido
3. Por fim obter o valor máximo global de modo a encontrar o valor de K ótimo para a análise com o método VMD.

Valores de Kurtosis nos diferentes IMF's

	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6	K=7	K=8	K=9	K=10	K=11	K=12	K=13	K=14	K=15
IMF1	2.9338	2.9319	2.4616	2.4555	2.2881	2.2825	2.2822	2.2822	2.2822	2.2819	2.2758	2.2759	2.276	2.2765
IMF2	3.1769	3.9362	2.8598	2.8568	3.034	3.0385	3.0401	3.0405	3.0416	3.0459	3.0973	3.0984	3.0991	3.1029
IMF3	--	3.1211	3.9121	3.9983	4.0124	2.9009	2.8899	2.8903	2.8911	2.8948	2.6761	2.6766	2.6765	2.6785
IMF4	--	--	3.1205	3.3143	3.3179	3.9819	4.8732	4.8715	4.8547	3.4928	3.0697	3.0676	3.0673	3.0167
IMF5	--	--	--	2.5352	2.5189	3.3215	3.2538	3.253	3.2388	4.8515	4.8545	4.7606	4.7545	3.4741
IMF6	--	--	--	--	2.6296	2.5186	3.3703	3.3749	3.0176	3.2444	3.2393	3.2272	3.0847	4.7847
IMF7	--	--	--	--	--	2.6217	2.5255	2.5212	2.4781	3.0367	3.0173	3.1528	3.2323	3.2297
IMF8	--	--	--	--	--	--	2.5914	2.5988	2.7288	2.4705	2.475	3.7031	3.5474	3.0917
IMF9	--	--	--	--	--	--	--	3.2768	2.5382	2.7279	2.7243	2.3204	2.3331	3.5557
IMF10	--	--	--	--	--	--	--	--	3.2277	2.5373	2.6517	2.7	2.5924	2.3305
IMF11	--	--	--	--	--	--	--	--	--	3.221	2.714	2.6315	3.049	3.0478
IMF12	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	3.1065	2.7497	2.5923	2.5912
IMF13	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	3.0988	3.091	2.8093
IMF14	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	2.8047	3.0889
IMF15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	2.5933

Tabela 5 – Valores de Kurtosis

Na tabela 5 podemos ver os valores de Kurtosis todos agrupados por número de modos/IMF (K na horizontal) com o objetivo de encontrar o máximo global que se encontra assinalado

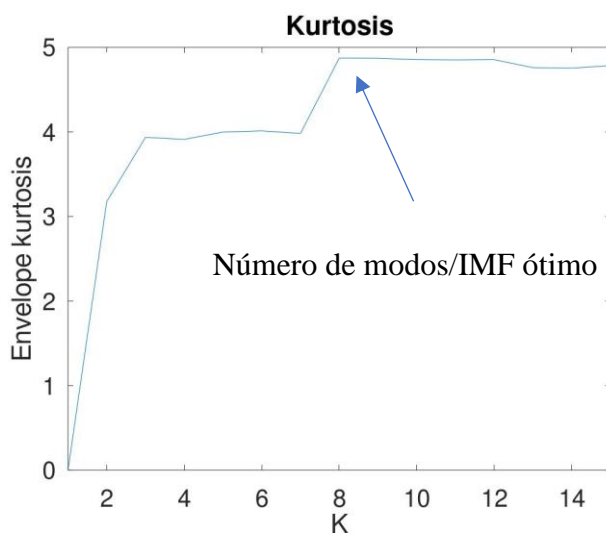


Figura 31 – Gráfico dos valores de Kurtosis

Na figura 31 podemos visualizar a evolução dos valores de Kurtosis e o seu máximo de 4,8732 para um K (número de modos) igual a 8. Correndo novamente o VMD para o valor de K igual a 8 que neste caso é o ótimo, chegamos ao fim da primeira fase. Então iniciamos a procura do IMF ideal do VMD com o FBE, porque apenas com a visualização dos IMF's gerados ou da reconstrução do sinal usando os IMF's (figura 32) não conseguimos retirar grande informação sendo eles muito parecidos entre si, como se pode visualizar no anexo A.

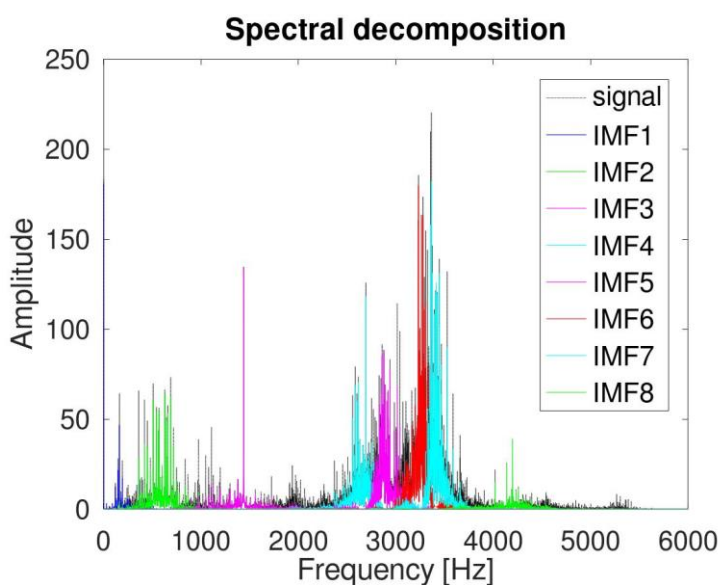


Figura 32 – Espectro do sinal original sobreposto com o espectro de cada IMF

Na segunda fase da pesquisa pelo defeito no rolamento usamos o método FBE iremos encontrar o IMF com informação mais relevante.

Na primeira parte definiu-se as variáveis para o cálculo do STFT:

- *Win_size* é o comprimento/número de pontos que são analisados (resolução no tempo);
- *Num_coef* é a resolução da frequência, o intervalo de frequência que é analisado;
- *Inc* é o valor do incremento, ou seja, o número de pontos que avança para se realizar nova análise;
- *Win_type* é o tipo de janela de condicionamento, isto é, a sua aplicação tem como principal objetivo criar um sinal de amostra quasi-periódico.

Nesta escolha utilizamos cinco valores na variável *num_coef* (16, 32, 64, 128, 256) com o objetivo de ter uma resolução de espectro de 750, 375, 188, 94, 47Hz por linha;

Com o objetivo de igualar o paper nas variáveis *win_size* e no *inc* usou-se também 5 valores (15, 32, 128, 100, 300) e (10, 10, 50, 100, 70). Inicialmente usamos um valor bastante alto na *win_size* pois o comando de STFT ‘otimiza’ este valor reduzindo para o maior valor possível consoante o número de coeficientes, ver anexo C.

Na janela de condicionamento utilizamos o valor 1 pois no comando STFT equivale a janela de Hanning (*Function Reference: stft*).

De seguida corremos o STFT para todos os *num_coef*, e na figura 33 podemos visualizar os seus valores quando o número de coeficientes é igual a 128. Os restantes exemplos e código usado encontra-se no anexo D.

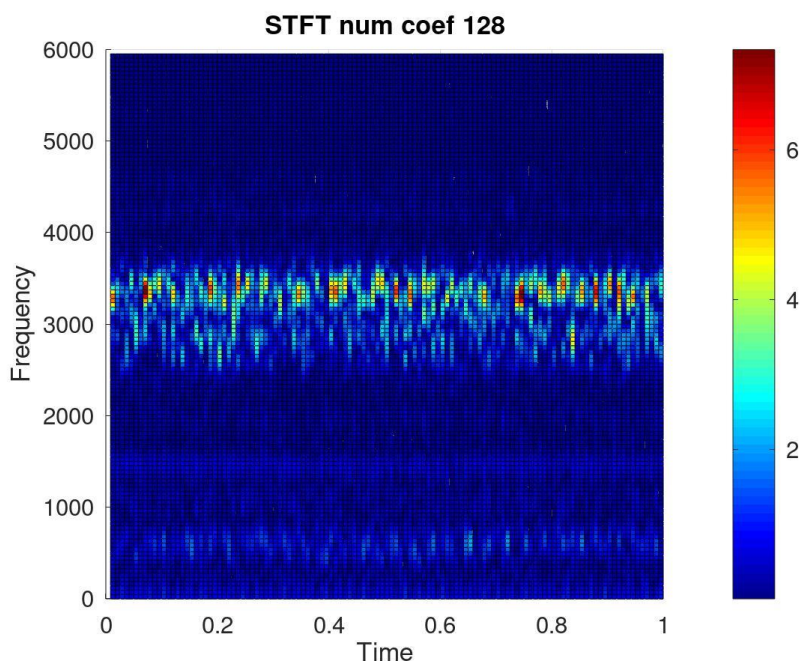


Figura 33 – Ilustração do STFT com número de coeficientes igual a 128

Em cada matriz TER obtida (utilizando a equação 3.3) ou através de

```

for l = 1: length (num_coef_date)
num_coef = num_coef_date (1, l);           % N* window lengths
win_size = win_size_date (1, l);          % Window size
inc = inc_date (1, l);                     % incremento
stf = stft (signal, win_size, inc, num_coef, win_type);
%[k, m] = size(stf);                        % k-linhas , m-colunas

for K = 1: num_coef
Pmk(K,:) = (stf(K,:))/sum(stf(K,:));
Hsf(K, l)= (-sum((Pmk(K,:))*(log(Pmk(K,:)))))/(log(Fs/inc)); % C=N/L N-numero de pontos , L-
incremento
clear Pmk
end

```

vamos buscar os valores linha a linha até ao valor *num_coef* e aplicamos o espectro da entropia presente na equação 3.5.

	16	32	64	128	256
1	0.96114	0.96542	0.99803	0.99646	0.99603
2	0.97451	0.97671	0.98143	0.99475	0.99602
3	0.98017	0.98035	0.98327	0.9868	0.99586
4	0.98138	0.98051	0.97639	0.97633	0.98146
5	0.98206	0.98098	0.97313	0.98257	0.97478
6	0.98009	0.97953	0.97744	0.9843	0.97938
7	0.97919	0.98058	0.97752	0.97766	0.98384
8	0.97951	0.9862	0.97801	0.96807	0.98487
9	0.97986	0.99051	0.97785	0.96651	0.9797
10	0.97989	0.98773	0.97387	0.97677	0.9701
11	0.97998	0.98119	0.97423	0.98165	0.97218
12	0.9803	0.98039	0.97446	0.98056	0.96904
13	0.98038	0.97827	0.97957	0.97834	0.96358
14	0.98024	0.97653	0.97792	0.97848	0.96982
15	0.97991	0.97687	0.97553	0.97964	0.97658
16	0.98055	0.9789	0.99487	0.98242	0.98268
17	0	0.97966	0.99472	0.97896	0.97644
...	0

Tabela 6 – Valores de entropia

A tabela 6 demonstra o aspeto dos valores do espectro da entropia do sinal original.

Posteriormente, procuramos o valor mínimo de cada *num_coef* (linha vertical) e com estes encontramos o valor mínimo global para obtermos a frequência nesse ponto e usá-lo como frequência central no filtro (ver tabela 7).

num_coef	16	32	64	128	256
min(Hsf)	0.97919	0.97653	0.9657	0.95266	0.9593
Ponto	7	14	36	57	141
Freq	2250	2437.5	3281.2	2625	3281.2

Tabela 7 – Tabela com os valores mínimos de entropia e respetivas frequências

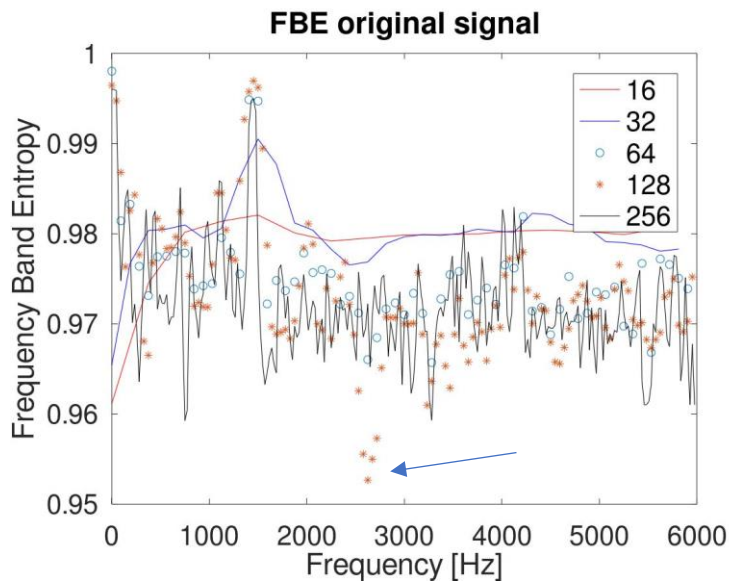


Figura 34 – Gráfico da FBE do sinal original

Na figura 34 verificamos que o valor da entropia vai diminuindo com o $N_w = 16$ a 128 mas aumenta com o $N_w = 256$ isto deve-se ao facto da diminuição do rácio sinal/ruído. Assim escolhemos o valor de $N_w = 128$ para o obter o filtro.

$$f_{E_{min}^0} = 2625 \text{ Hz} \quad (8)$$

$$N_w = 128$$

Usando a equação 7.5 obtemos a *bandwith* ($\Delta f^0 = 140.625 \text{ Hz}$) e por fim calculamos o intervalo do filtro do sinal (utilizando a equação 4.6). Utilizando a implementação computacional

```
[c,d]=min(Hsf_min(2,:));
```

```

delta_f=(1.5*Fs)/Hsf_min(1,d);
band_interval_min=((2*Hsf_min(4,d))-delta_f)/2;
band_interval_max=((2*Hsf_min(4,d))+delta_f)/2;
band_interval_signal = [band_interval_min band_interval_max];

```

obtemos os seguintes valores (ver tabela 8).

	MIN	MAX
Sinal original	2554.7	2695.3

Tabela 8 – Valor do intervalo do sinal original em Hz

Realizando o mesmo processo para todos os IMF's obtidos podemos apresentar os seguintes intervalos demonstrados na tabela 9:

	MIN	MAX
IMF1	1382.8	1523.4
IMF2	5425.8	5496.1
IMF3	5425.8	5496.1
IMF4	2601.6	2742.2
IMF5	1429.7	1570.3
IMF6	3304.7	3445.3
IMF7	5425.8	5496.1
IMF8	5425.8	5496.1

Tabela 9 – Valores dos intervalos de todos os IMF's em Hz

De seguida verificamos quais dos intervalos (ver tabela 9 e utilizando a equação 4.7) está contido no intervalo do sinal original. Ao reparar que o único intervalo que se enquadra no intervalo do sinal original é o IMF4 e tem uma diferença de apenas 46,9 no seu valor máximo, para obter uma relação verdadeira na equação 4.8 o raciocínio foi aplicar uma margem no sinal original,

```

for z = 1: num_coef
if matriz_freq_stf(z+1,l)>=filtro_min && matriz_freq_stf(z+1,l)<=filtro_max
matriz_filtro(z,l)=Hsf(z,l);
else
matriz_filtro(z,l)= 1;
end
end.

```

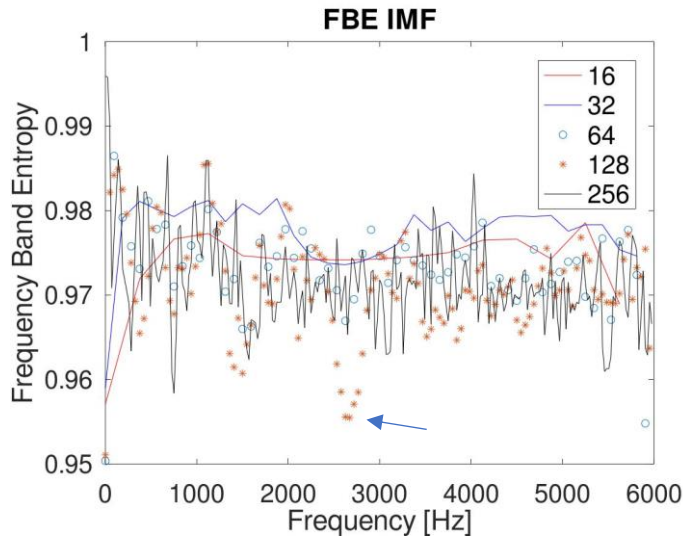
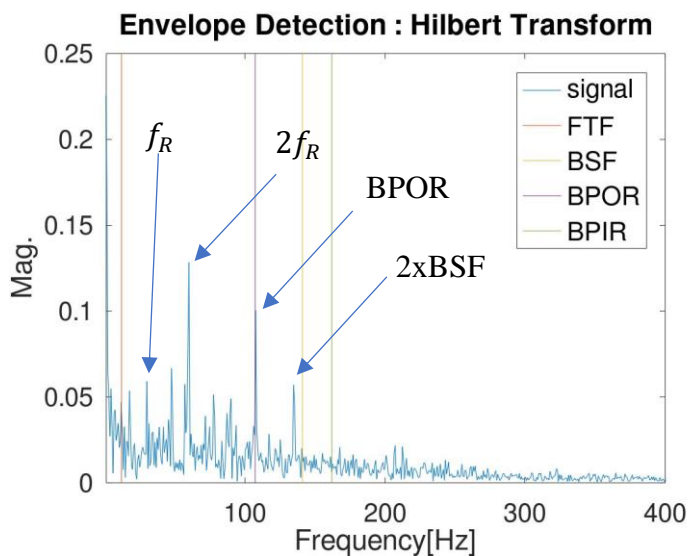


Figura 35 – Gráfico FBE do IMF 4

Por fim efetuamos uma análise envelope pela transformada de Hilbert no IMF4 e conseguimos extrair a frequência da falha como podemos visualizar na figura 36.



	Prático (Hz)	Teórico (Hz)
f_R	30.029	29.93
$2f_R$	60.059	59.86
BPOR	107.35	107.31
2XBSF	134.89	141.09

Figura 36 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 4 e onde podemos visualizar as frequências de defeito

Analisando a figura 36 e comparando com a figura 30, houve uma redução de ruído significativa e um evidenciar da frequência de falha podendo encontrar a BSF, a f_r e $2f_r$

Ao observarmos os restantes intervalos dos IMF's deparamo-nos com um intervalo muito perto do intervalo do sinal original o IMF6. Querendo ir mais além questionando o porquê de analisarmos apenas a IMF4 resolvemos realizar também a análise envelope segundo a transformada de Hilbert desta IMF ver figura 37 e 38.

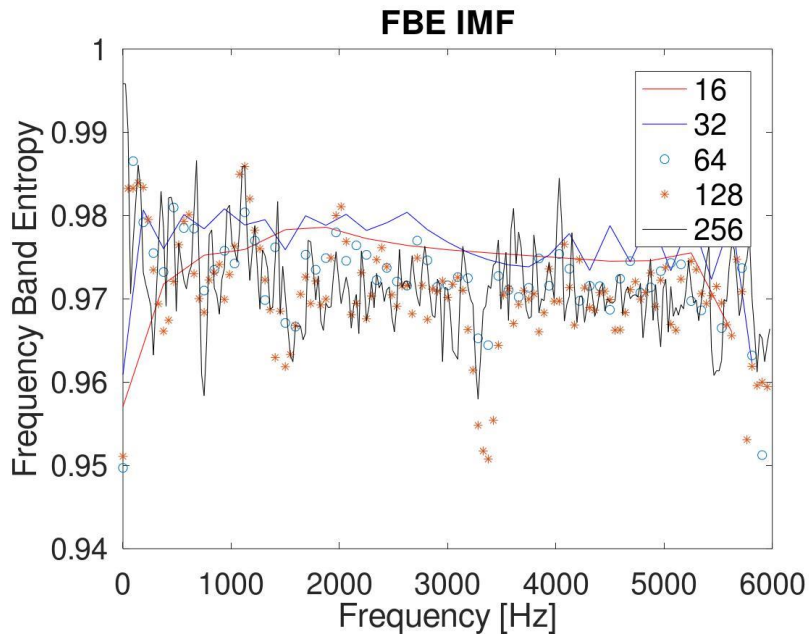


Figura 37 – Gráfico FBE do IMF 6

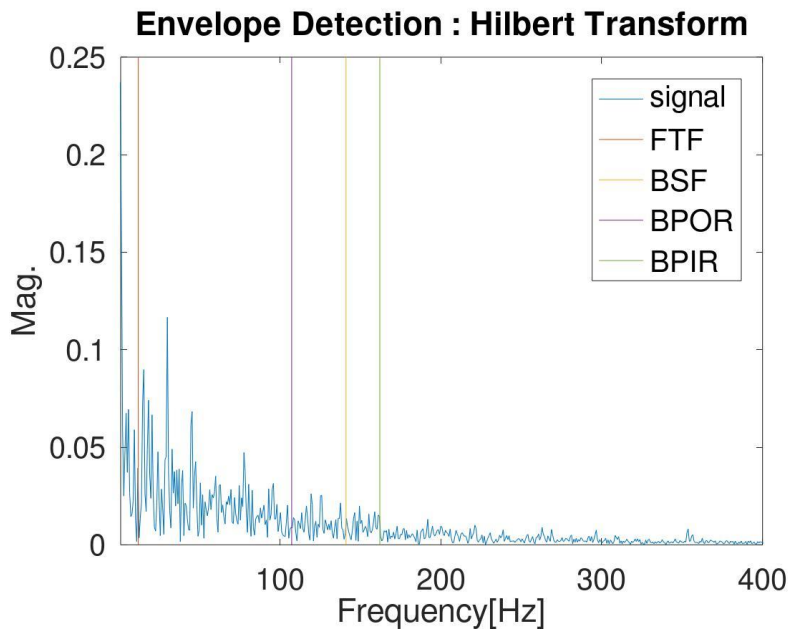


Figura 38 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 6

Examinando a figura 38 verificamos que a mesma não possui qualidade, ou seja, não revela informação nenhuma para além da informação visualizada no IMF 4 (figura 36).

Outra observação foi a quantidade de IMF's com o mesmo intervalo, posto isto realizaram-se análises envelope nesta, cujos resultados encontram-se nas figuras 39 a 42.

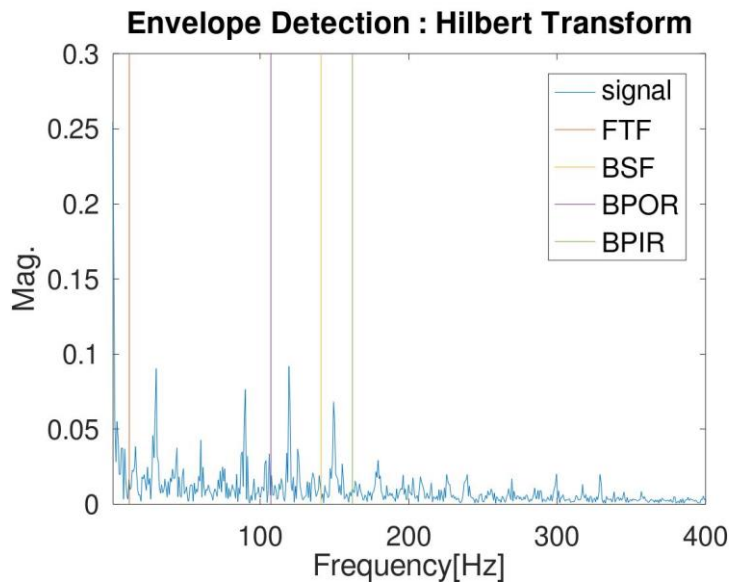


Figura 39- Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 2

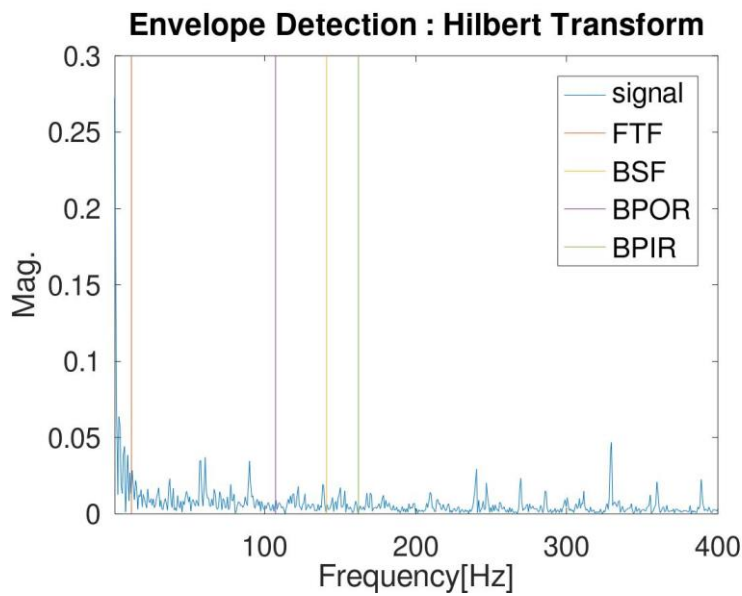


Figura 40 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 3

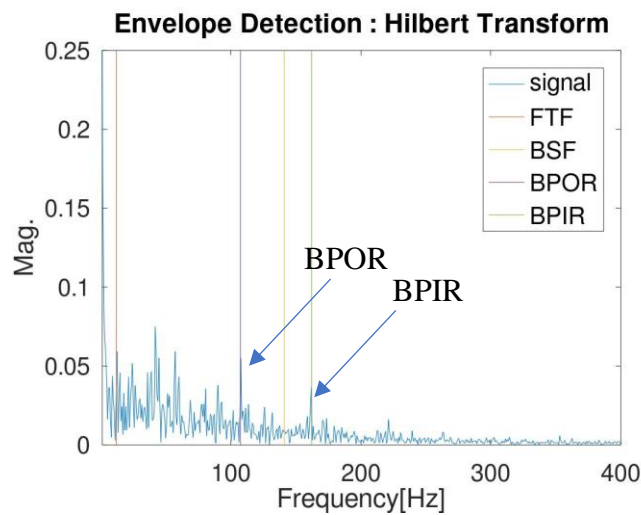


Figura 41 - Análise em envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 7

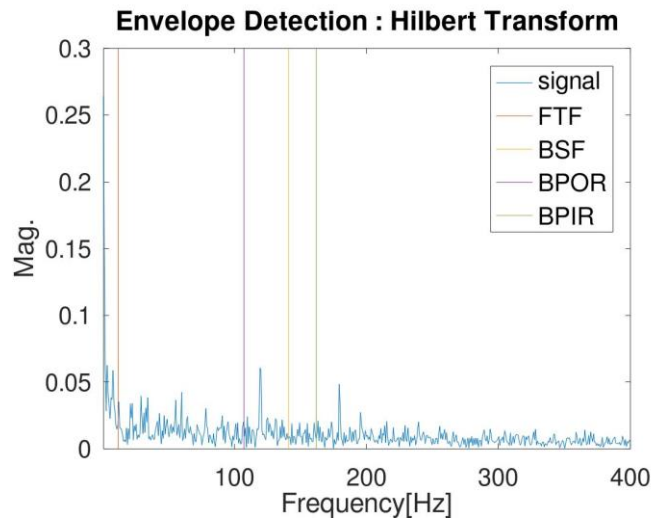


Figura 42 - Análise em envelope segundo a transformada de Hilbert do IMF 8

Analisando os restantes IMF's reparamos que o IMF7 apresenta a existência de falha múltipla neste rolamento pois deparamo-nos com a existência de picos com maior amplitude em frequências de defeito, que não são nem bandas laterais nem harmônicas de outras frequências. Com isto demonstra que vale a pena olhar para os outros IMF's geradas pois pode conter informação complementar para além do defeito a encontrar. É de notar também que os picos neste IMF são menores que os encontrados no IMF4 pois com o método FBE o/os IMF's encontrados são os que maximizam a leitura.

Para comparação realizou-se uma análise de um rolamento sem defeito e o resultado está apresentado na figura 43.

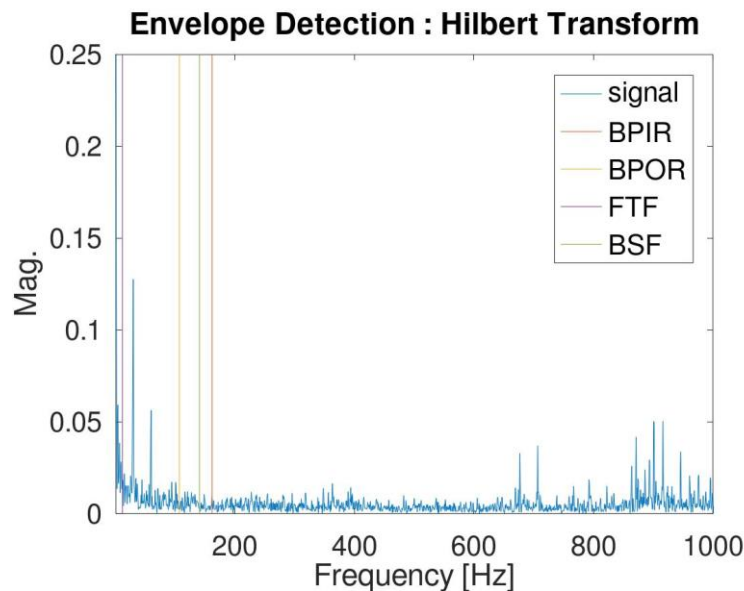


Figura 43 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do sinal original (Frequência-Amplitude) de um rolamento sem defeito

5.2 Outros casos de estudo

Com o objetivo de verificar a precisão do método e do programa obtido realizamos análises a dois tipos de sinais com diferentes defeitos:

1. Sinal de rolamento com defeito na pista interna (figuras 44 a 49);
2. Sinal de rolamento com defeito na pista externa (figuras 50 a 53).

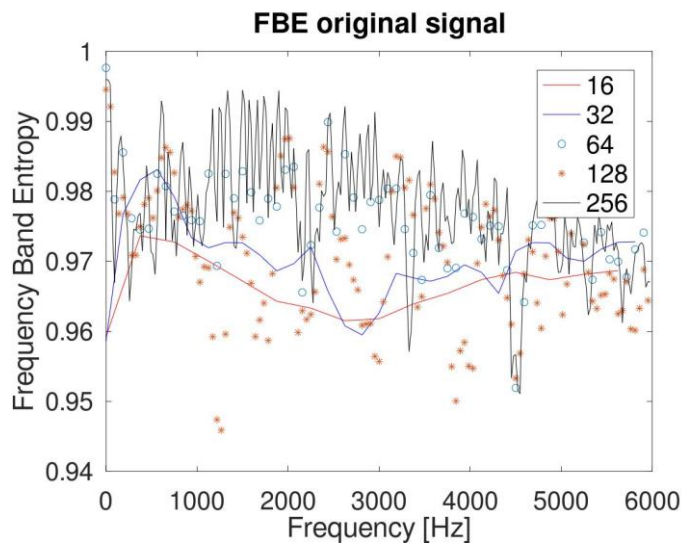


Figura 44 -Gráfico FBE do IMF do sinal original rolamento com defeito na pista interna

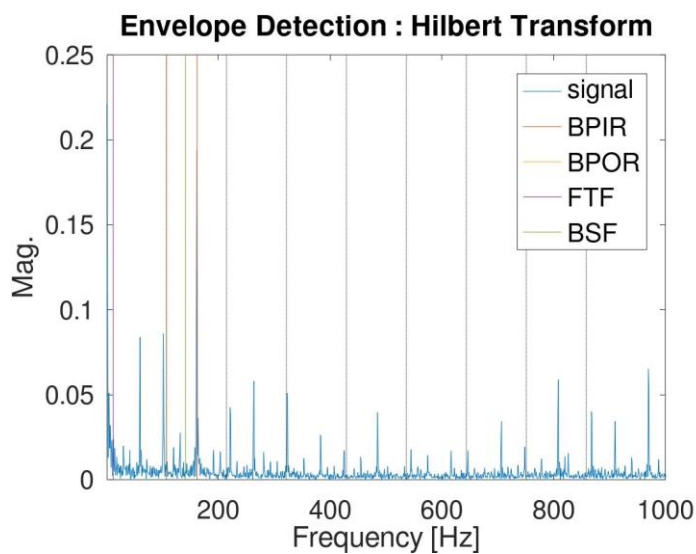


Figura 45 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do sinal original (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista interna

Comparando a figura 45 de um rolamento com defeito na pista interna com a figura 43 de um rolamento sem defeito notamos sem dúvida alguma que o rolamento apresenta alterações significativas. Para complementar a tracejado podemos ver as bandas laterais do defeito da pista externa.

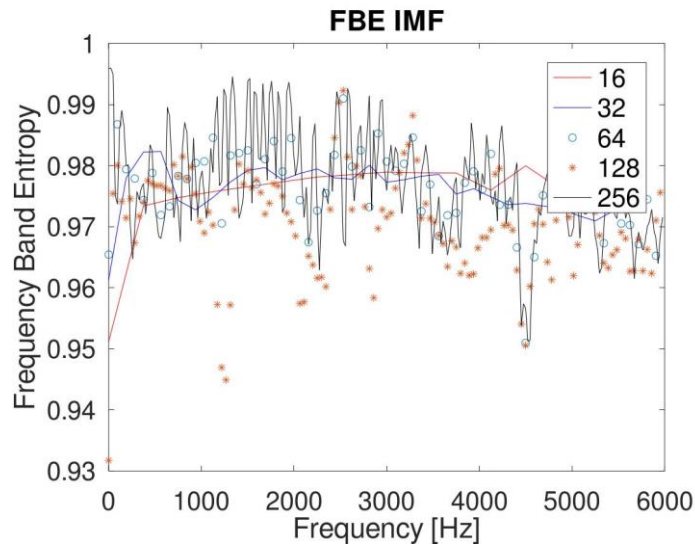
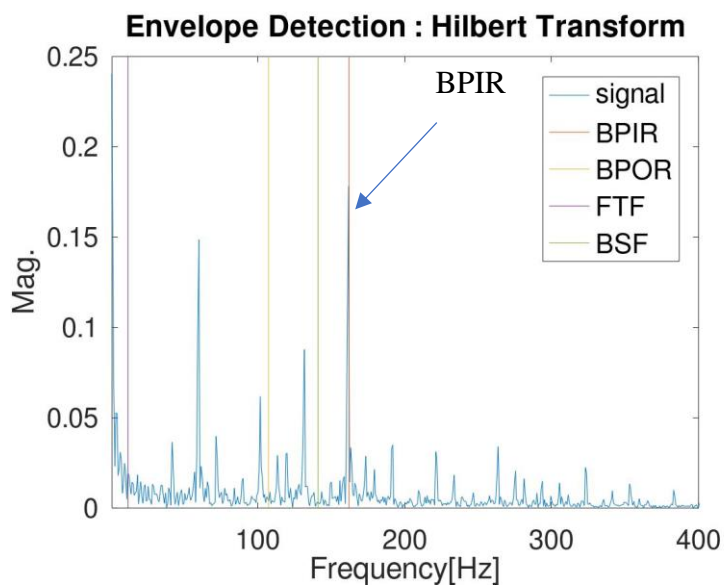


Figura 46 - Gráfico FBE do IMF3 rolamento com defeito na pista interna



	Prático (Hz)	Teórico (Hz)
<i>BPIR</i>	161.86	162.09

Figura 47 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert IMF3 (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista interna

Analisando a figura 47 notamos uma limpeza de ruído significativa em comparação com a figura 45, podemos enunciar que este rolamento tem um defeito na pista interna pois, existe um pico de elevada amplitude na frequência de defeito da pista interna denominado (BPIR – Ball Pass Inner Race).

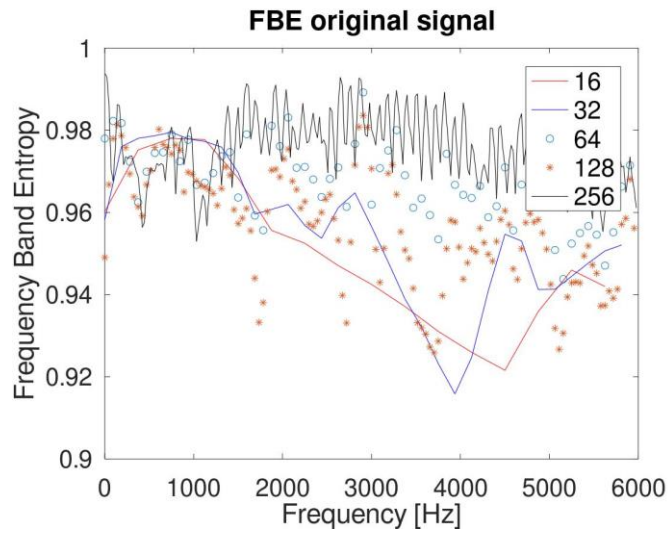


Figura 48 - Gráfico FBE do sinal original rolamento com defeito na pista externa

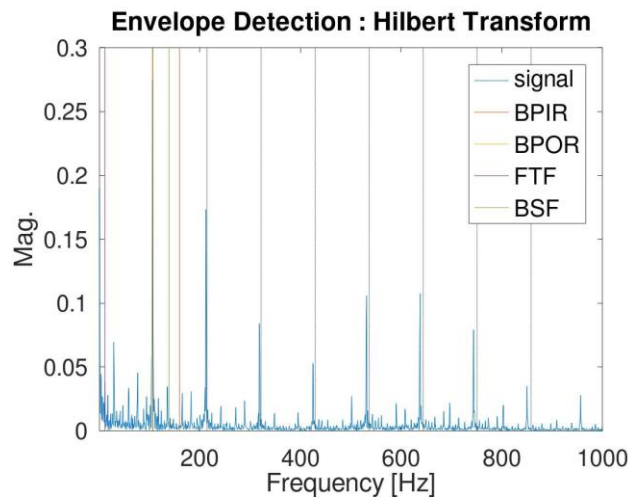


Figura 49 – Análise envelope segundo a transformada de Hilbert do sinal original (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista externa

Comparando a figura 49 de um rolamento com defeito na pista externa com a figura 43 de um rolamento sem defeito notamos sem dúvida alguma que o rolamento apresenta alterações significativas. Para complementar a tracejado podemos ver as bandas laterais do defeito da pista externa.

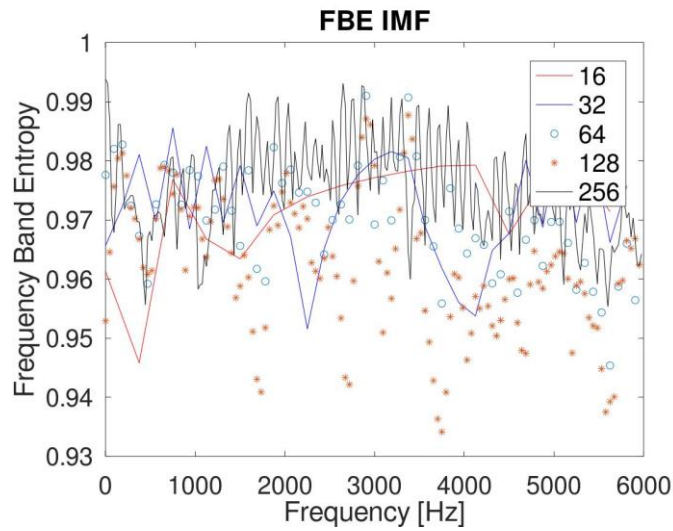
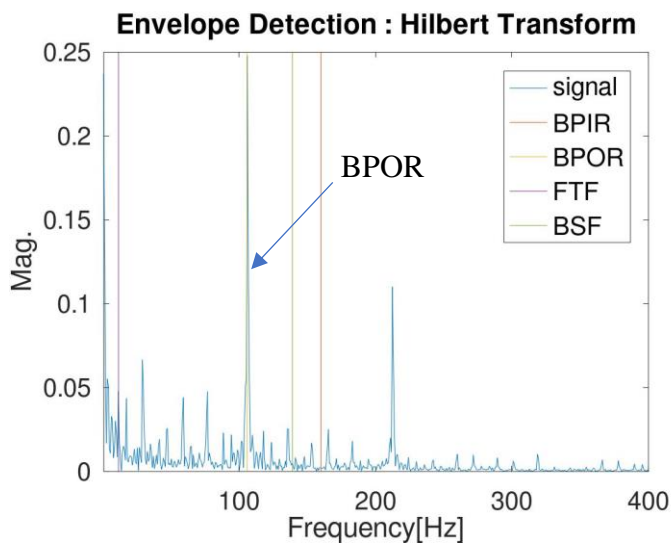


Figura 50 - Gráfico FBE do IMF3 rolamento com defeito na pista externa



	Prático (Hz)	Teórico (Hz)
<i>BPOR</i>	107.038	107.31

Figura 51 - Análise envelope segundo a transformada de Hilbert IMF 3 (Frequência-Amplitude) rolamento com defeito na pista externa

Analisando a figura 51 notamos também uma limpeza de ruído significativa em comparação com a figura 49, podemos enunciar que este rolamento tem um defeito na pista externa pois existe um pico de elevada amplitude na frequência de defeito da pista externa denominado (BPOR – Ball Pass Outer Race).

Nesta análise notamos que existem dois IMF's que melhor descrevem o sinal, mas apenas o IMF3 apresentou informação relevante relativamente ao defeito a encontrar.

Por fim na análise dos resultados, as frequências de defeito podem ser encontradas a partir do sinal inicial obtido por medição diretamente do sinal de vibração junto ao rolamento. De referir também que como estamos a analisar rolamentos reais e havendo a possibilidade de fadiga do material, entre outros problemas, houve necessidade de analisar mais IMF's para além dos identificados como melhores descritores do sinal.

6 Conclusão

6.1 Conclusões gerais

A necessidade de conhecer o estado de condição dos equipamentos levou ao desenvolvimento de técnicas cada vez mais sofisticadas que envolvem um conjunto de *software*. Neste trabalho, o estado de condição dos equipamentos é avaliado com base na análise de vibrações, sendo esta via uma das com maior fiabilidade e disseminação industrial.

O acelerado desenvolvimento das áreas tecnológicas, obriga a um alerta contínuo por parte das organizações para que possam tirar o máximo partido desses progressos, nomeadamente na área da deteção de avarias. A implementação de um programa de monitorização da condição requer um estudo prévio, para a definição dos equipamentos a controlar (escolha baseada na sua importância e no impacto da sua avaria na fiabilidade do sistema global), bem como a frequência com esse controlo é efetuado, no sentido de garantir que serão conseguidos resultados fiáveis e úteis para a organização.

O estudo realizado demonstra um aspeto de extrema importância no que toca à monitorização da condição que se prende com a identificação e diagnóstico de anomalias em rolamentos, através da análise de vibrações. Esta atividade é conseguida pela identificação de frequências de defeito com o recurso ao método de decomposição de sinais VMD. Este método decompõe um sinal em vários modos/IMF's com diferentes informações, dependendo dos parâmetros do algoritmo (número de modos k e fator de penalidade α). Neste estudo, a determinação do parâmetro k é otimizada através da maximização do valor da Kurtosis do envelope dos modos do VMD. Conhecendo o número de modos k a considerar para o VMD, utiliza-se o método FBE para a escolha do modo/IMF com informação que maximiza a leitura do defeito, pois este apresenta a vantagem de encontrar a banda de frequência que minimiza a entropia do sinal, identificando desta forma a possível frequência que contém a maior informação do defeito.

6.2 Conclusões finais

A validade dos métodos é demonstrada utilizando três tipos de sinais (rolamento com defeito na pista interna, pista externa e nos corpos rolantes). Na análise dos resultados, as

frequências de defeito podem ser encontradas a partir do sinal inicial obtido por medição diretamente do sinal de vibração junto ao rolamento.

Numa análise mais aprofundada existem pequenas diferenças nos valores teóricos e nos valores práticos das frequências de defeito devido ao efeito de escorregamento ocorrido no rolamento. Dando uma breve nota, este fenómeno acontece devido ao escorregamento da gaiola, sendo a velocidade de rotação desta inferior à teórica. Detalhe acerca desta nota está descrito na referência (Roque e Silva, 2007).

De referir também que como estamos a analisar rolamentos reais e havendo a possibilidade de fadiga do material, entre outros problemas, houve necessidade de analisar mais IMF's para além dos identificados como melhores descritores do sinal. Com isto, surgiu-nos as seguintes questões:

- Porque analisar uma população com apenas 15 modos ($K_{max} = 15$)?
- Deveremos sempre analisar todos os IMF gerados?

No estudo realizado, há que ter atenção na análise dos resultados, pois as frequências identificadas podem ser apenas harmónicas de frequências de defeito, isto pode ocorrer se as suas ordens forem muito próximas de múltiplos inteiros da velocidade de rotação, devido à geometria do rolamento.

Esta conclusão termina, destacando o facto dos resultados apresentados estarem completamente alinhados com os resultados publicados na literatura de referência, nomeadamente no artigo que deu mote a esta dissertação, nomeadamente o artigo Li *et al.* (2020). Numa consideração final, podemos afirmar que conseguimos melhorar o processo de diagnóstico de anomalias em rolamentos rotativos.

6.3 Proposta de trabalho futuro

A presente dissertação aborda a implementação do método VMD em conjunto com a análise da Kurtosis do sinal e o método FBE na monitorização da condição de equipamentos. Este deve, no entanto, ser um trabalho contínuo, que deve ser aperfeiçoado. Ficam aqui algumas propostas para trabalhos futuros:

- Aplicar um algoritmo de otimização global para melhorar a escolha dos parâmetros do método VMD, utilizando por exemplo o algoritmo *Fish Swarm* (Zhu *et al.*, 2017);
- Partindo do princípio de que o método VMD é de aplicação genérica para análise de sinais, é interessante efetuar alterações ao código desenvolvido para que este

seja aplicável em análises de outros órgãos de máquinas, por exemplo, engrenagens;

- Desenvolver uma interfase gráfica em que o utilizador carregue os dados em bruto e obtenha os resultados de análise prontos a utilizar em ambiente industrial;
- Antecâmara para a aprendizagem automática, pois realizando a análise a um determinado rolamento ao longo do tempo é possível começar a ter sinais com informação de um defeito que esta a aparecer cada vez de uma forma mais nítida, ou seja, quantificar a evolução da degradação do rolamento através do diagnóstico (o que não é muito normal de se fazer). O habitual é termos uma avaliação da degradação através da Kurtosis do sinal do tempo direto e quando o valor da Kurtosis chega a um determinado valor pré-estabelecido com base na informação histórica da empresa ou do conhecimento dos rolamentos posteriormente é que se efetua o diagnóstico.
- Como a IMF escolhida contém relativamente à amplitude/informação um rácio de uma dada percentagem comparando com os restantes IMF's, então quer dizer que aquela avaria/defeito contém um peso proporcional a essa percentagem. Assim conseguimos atribuir ao diagnóstico um peso, que facilita o processo de decisão com suporte estatístico. Considerando os pesos dos diversos IMF's podemos concluir, com apoio no processamento de sinal, acerca a anomalia ou anomalias presentes no rolamento.

Referencias bibliográficas

1. Análise de vibrações e envelope - Consultado a 12 julho 2020. <https://www.dmc.pt/analise-de-vibracoes-e-envelope/>.
2. Balke, Markus - Manutenção preditiva (2019). Revista Manutenção 142/143, 118 a 120.
3. Barbosa, Patrícia - "Monitorização do Estado de Condição de Equipamentos com Recurso a Cartas de Controlo Estatístico" 2012 (Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia e Gestão Industrial, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa).
4. Bloem, Jaap; van Doorn, Menno; Duivestein, Sander; Excoffier, David; Maas, René; van Ommeren, Erik- The Fourth Industrial Revolution Things to Tighten the Link Between it and ot Contents (2014), VINT research report 3 of 4
5. Borges, Filipe Diniz Dal Moro - "Comparação de métodos de tratamento de sinais aplicáveis ao diagnóstico de defeitos em mancais de rolamento" 2018 (Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em engenharia elétrica e computação, universidade estadual do oeste do paraná – unioeste campus de foz do iguaçu)
6. Borlido, David - "Indústria 4.0 – Aplicação a Sistemas de Manutenção" 2017 Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Mecânica, Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto
7. Cabral, Rodrigo - Ser inteligente na era da manutenção inteligente (2019). Revista Manutenção 142/143, 44 a 46.
8. Dória, Raúl - Impacto da manutenção no mundo 4.0 (2019). Revista Manutenção 142/143, 43.
9. Dragomiretskiy, Konstantin; Zosso, Dominique - Variational mode decomposition. IEEE Transactions on Signal Processing. . ISSN 1053587X. 62:3 (2014) 531–544. doi: 10.1109/TSP.2013.2288675.
10. European Standard NP EN 13306, Terminologia da Manutenção, 2007, IPQ, Caparica
11. Farinha, Juan - Definição de metodologia baseado em engenharia de fiabilidade para estabelecer as tarefas e planeamento (2019). Revista Manutenção 142/143, 10 a 13.
12. Function Reference: stft - Consultado a 8 outubro 2020. <https://octave.sourceforge.io/octave/function/stft.html>.
13. Guo, Wei; Tse, Peter W. - A novel signal compression method based on optimal ensemble empirical mode decomposition for bearing vibration signals. Journal of Sound and Vibration. . ISSN 0022460X. 332:2 (2013) 423–441. doi: 10.1016/j.jsv.2012.08.017.
14. Huang, Norden E.; Shen, Zheng; Long, Steven R.; Wu, Manli C.; Snin, Hsing H.; Zheng,.; Quanan; Yen, Nai Chyuan; Tung, Chi Chao; Liu, Henry H. - The empirical mode decomposition and the Hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proceedings of the Royal Society A:

- Mathematical, Physical and Engineering Sciences. . ISSN 13645021. 454:1971 (1998) 903–995. doi: 10.1098/rspa.1998.0193.
15. Jiang, Fan; Zhu, Zhencai; Li, Wei; Zhou, Gongbo; Chen, Guoan- Fault identification of rotor-bearing system based on ensemble empirical mode decomposition and self-zero space projection analysis. *Journal of Sound and Vibration*. . ISSN 10958568. 333:14 (2014) 3321–3331. doi: 10.1016/j.jsv.2014.03.014.
 16. Lampreia, Suzana - "Manutenção Baseada no Estado de Condição . Uma Abordagem Utilizando Cartas de Controlo Modificadas" 2013 (Dissertação para obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Industrial, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa)
 17. Lee, Edward A. - The Past, Present and Future of Cyber-Physical Systems: A Focus on Models. 2015) 4837–4869. doi: 10.3390/s150304837.
 18. Li, Hua; Liu, Tao; Wu, Xing; Chen, Qing- Application of EEMD and improved frequency band entropy in bearing fault feature extraction. *ISA Transactions*. . ISSN 00190578. 88:2019) 170–185. doi: 10.1016/j.isatra.2018.12.002.
 19. Li, Hua; Liu, Tao; Wu, Xing; Chen, Qing An optimized VMD method and its applications in bearing fault diagnosis. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*. ISSN 02632241. 166:2020). doi: 10.1016/j.measurement.2020.108185.
 20. Li, Yongbo; Xu, Minqiang; Wang, Rixin; Huang, Wenhua A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on local mean decomposition and improved multiscale fuzzy entropy. *Journal of Sound and Vibration*. . ISSN 10958568. 360:2016) 277–299. doi: 10.1016/j.jsv.2015.09.016.
 21. Liu, Haodong; Li, Dongyan; Yuan, Yu; Zhang, Shengjie; Zhao, Huimin; Deng, Wu- Fault diagnosis for a bearing rolling element using improved VMD and HT. *Applied Sciences (Switzerland)*. . ISSN 20763417. 9:7 (2019). doi: 10.3390/app9071439.
 22. Liu, Tao; Chen, Jin; Dong, Guangming; Xiao, Wenbing; Zhou, Xuning - The fault detection and diagnosis in rolling element bearings using frequency band entropy. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*. . ISSN 09544062. 227:1 (2013) 87–99. doi: 10.1177/0954406212441886.
 23. Mendes, André Manuel - Digital Twin e transformação digital na indústria em destaque no PLC (2019). *Revista Manutenção* 142/143, 92 a 94.
 24. Mohanty, Satish; Gupta, Karunesh Kumar; RAJU, Kota Solomon - Comparative study between VMD and EMD in bearing fault diagnosis. 9th International Conference on Industrial and Information Systems, ICIIS 2014. May 2018 (2015). doi: 10.1109/ICIINFS.2014.7036515.
 25. Pereira, Ricardo - "Estudo das Técnicas Nível Global RMS e Energia Residual para Detecção de Falhas em Engrenagens" 2016 (Dissertação para obtenção do Grau de mestre em Engenharia Mecânica, universidade federal do ceará centro de tecnologia)
 26. Randall, Robert Bond (2011). "Vibration-based condition monitoring". John Wiley & Sons, Ltd.

27. Robson, Paulo (2019,Dezembro) Industry 4 . 0 Principles and Scenarios : A Literature Review. Brasil: apresentado no congresso brasileiro de engenharia de produção.
28. Roque, A., Silva, T., Calado, J., & Dias, J. (2008). Rolling bearing fault detection and isolation – A didactic study. 4th WSEAS/IASME International Conference on EDUCATIONAL TECHNOLOGIES (EDUTE'08). Greece: ISEL
29. Scheffer, Cornelius; Girdhar, Paresh (2004) "Practical Machinery Vibration Analysis and Predictive Maintenance". Oxford: ELSIVIER.
30. Schwab, Klaus - The Fourth Industrial Revolution: what it means and how to respond. World Economic Forum. ISSN 13489216 (2016).
31. ISO 2372:2003. "Mechanical vibration of machines - basis for specifying evaluation standards".
32. Silveira, Armando - "Análise por Ultra-sons no Controlo de Condição" 2015 (Dissertação para obtenção do Grau de mestre em Engenharia Mecânica, Instituto superior de engenharia de Lisboa)
33. Supervised learning - Consultado a 12 fevereiro 2020 https://en.wikipedia.org/wiki/Supervised_learning.
34. Teixeira, Paulo - "Contributo para a aplicação do conceito BIM em Manutenção Industrial : uma abordagem a um caso empresarial" 2019 (Dissertação para obtenção do Grau de mestre em Engenharia Mecânica, Faculdade Ciencia e Tecnologias da Universidade Nova de Lisboa)
35. The Short-Time Fourier Transform | Spectral Audio Signal Processing - Consultado a 1 outubro 2020 https://www.dsprelated.com/freebooks/sasp/Short_Time_Fourier_Transform.html.
36. Unsupervised learning - Consultado a 12 fevereiro 2020 https://en.wikipedia.org/wiki/Unsupervised_learning.
37. Viegas, Guilherme - "Levantamento , identificação e classificação de dados para a gestão da manutenção numa empresa industrial" 2014 (Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Mecânica, Faculdade Ciencia e Tecnologias da Universidade Nova de Lisboa)
38. Welcome to the Case Western Reserve University Bearing Data Center Website | Bearing Data Center consultado a 30 setembro 2020 <https://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/welcome-case-western-reserve-university-bearing-data-center-website>.
39. Wolf, Wayne (2009). Cyber-physical systems. Publicado em IEEE Computer Society,42, 88–89.
40. Yang, Yu; Cheng, Junsheng; Zhang, Kang - An ensemble local means decomposition method and its application to local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation. . ISSN 02632241. 45:3 (2012) 561–570. doi: 10.1016/j.measurement.2011.10.010.
41. Zhu, Jun; Wang, Chao; Hu, Zhiyong; Kong, Fanrang; Liu, Xingchen. - Adaptive variational mode decomposition based on artificial fish swarm algorithm for fault

- diagnosis of rolling bearings. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science. . ISSN 20412983. 231:4 (2017) 635–654. doi: 10.1177/0954406215623311.
42. Yang, W., Court, R., Tavner, P. J. & Crabtree, C. J. Bivariate empirical mode decomposition and its contribution to wind turbine condition monitoring, Journal of Sound and Vibration 330(2) (2011) 3766–3782.
43. Smith, Wade A.; Randall, Robert B. - Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study. Mechanical Systems and Signal Processing. . ISSN 10961216. 64–65 (2015) 100–131. doi: 10.1016/j.ymsp.2015.04.021.
44. ISO 10816:2014. “Mechanical vibration - Evaluation of machine vibration by measurements on non-rotating parts - Reciprocating compressor systems”

Anexos

Anexo A

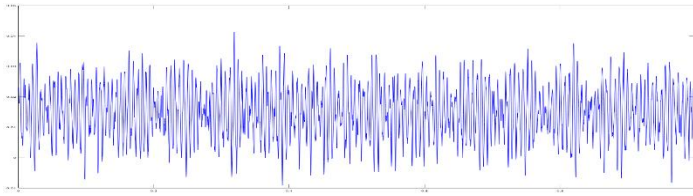


Fig A.1 – IMF1

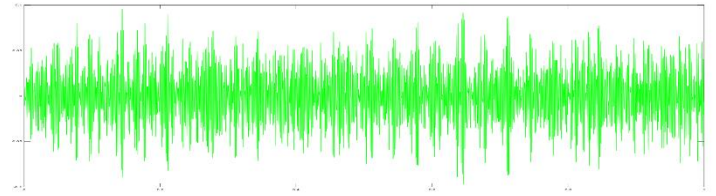


Fig A.2 – IMF2

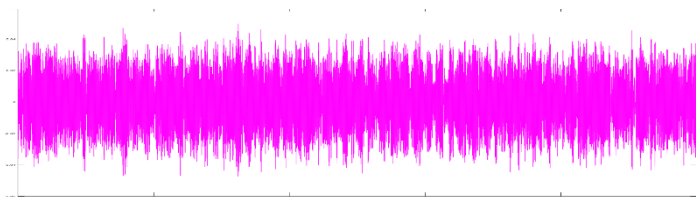


Fig A.3– IMF3

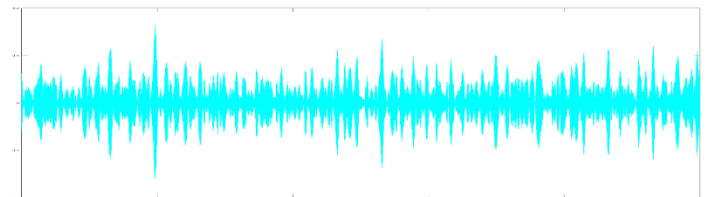


Fig A.4 – IMF4

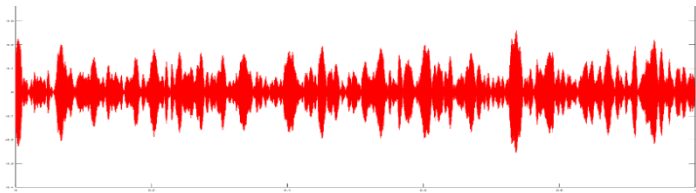


Fig A.5 – IMF5

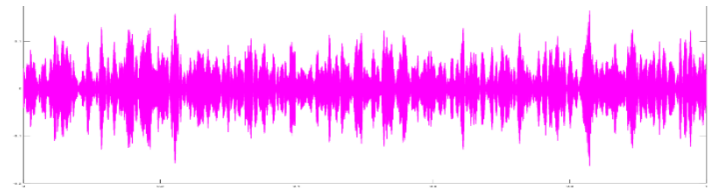


Fig A.6 – IMF6

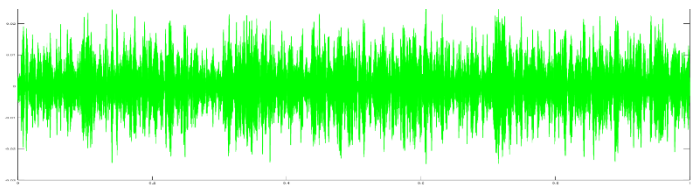


Fig A.7– IMF7

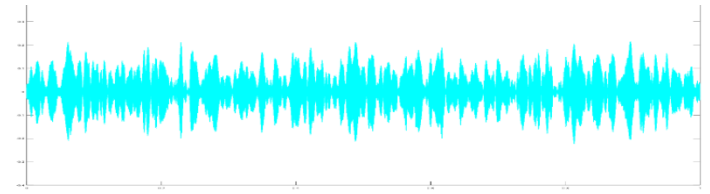


Fig A.8– IMF8

Anexo B

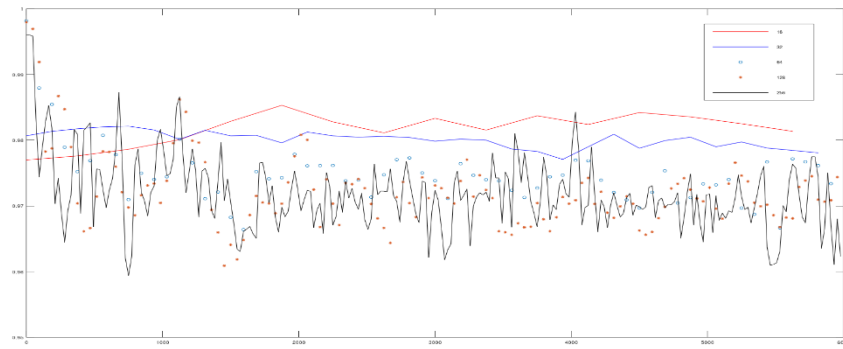


Fig B.1 – FBE IMF1

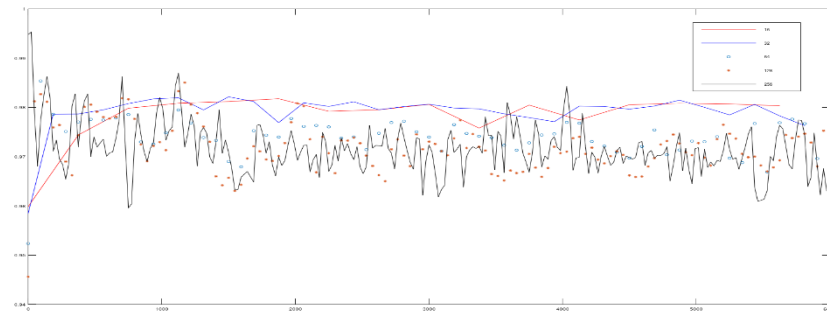


Fig B.2 – FBE IMF2

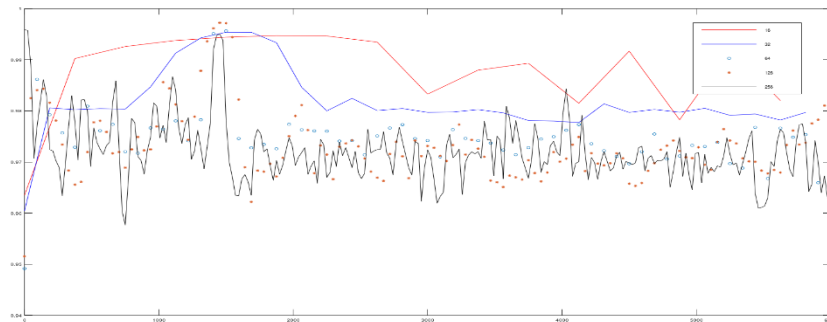


Fig B.3 – FBE IMF3

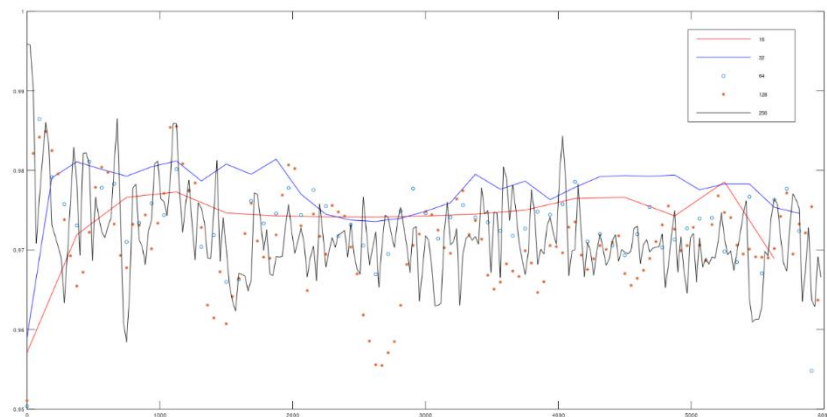


Fig B.4 – FBE IMF4

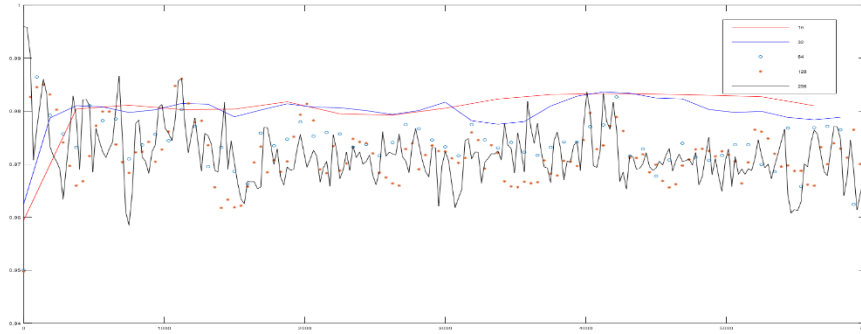


Fig B.5 – FBE IMF5

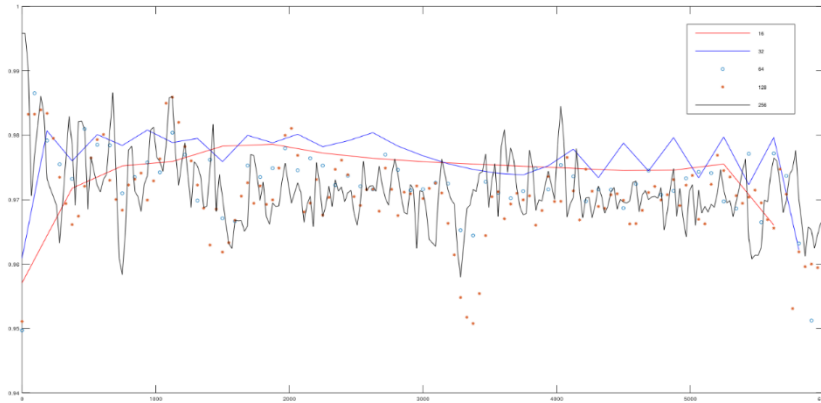


Fig B.6 – FBE IMF6

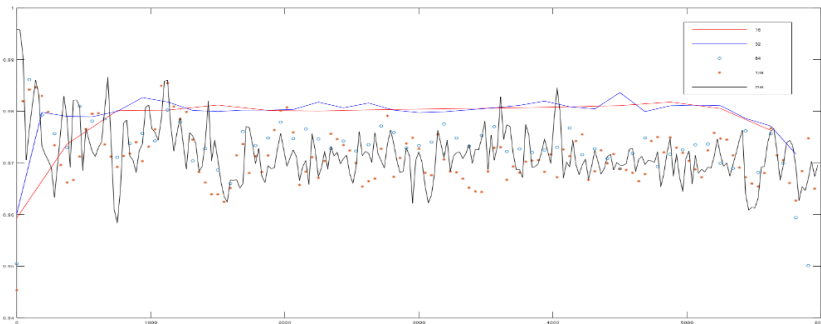


Fig B.7 – FBE IMF7

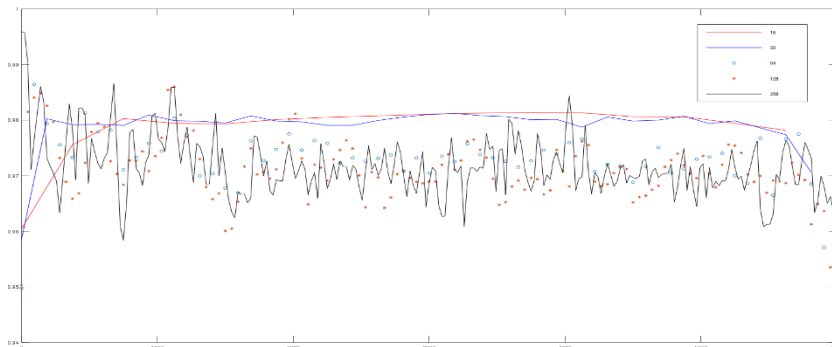


Fig B.8 – FBE IMF8

Anexo C

Parâmetros de entrada

num_coef_date=[16 32 64 128 256];

win_size_date= 512;

inc_date = 24;

win_type = 1;

Resposta do comando

stft: window size adjusted to 32.000000

stft: window size adjusted to 64.000000

stft: window size adjusted to 128.000000

stft: window size adjusted to 256.000000

Anexo D

```
close all

Fs=12e3;

num_coef_date=[16 32 64 128 256];

win_size_date= [15 32 128 100 300];    % Replicar o paper

inc_date = [10 10 50 100 70];        % Replicar o paper

win_type = 1;                        % Tipo de janela (neste caso Hanning)

title_data = {'STFT num coef 16' 'STFT num coef 32' 'STFT num coef 64' 'STFT num coef 128' 'STFT num
coef 256'};

signal = X118_DE_time (1:Fs);

for l = 1 : length(num_coef_date)

figure

colormap("jet")

num_coef = num_coef_date(1,l);        % N* window lengths

win_size = win_size_date (1,l);       % Window size

inc = inc_date (1,l);                  % incremento

stf = stft(signal,win_size,inc,num_coef,win_type);

int = Fs/num_coef;

freq_stf = [0:int/2:Fs/2-(int/2)];

[a,T] = size(stf);

t = (1:T)/T;

surf(t,freq_stf,stf);

xlabel ("Time");

ylabel ("Frequency");

zlabel ("Amplitude");

title ([title_data(l)]);

colorbar ();

view(2)

end
```

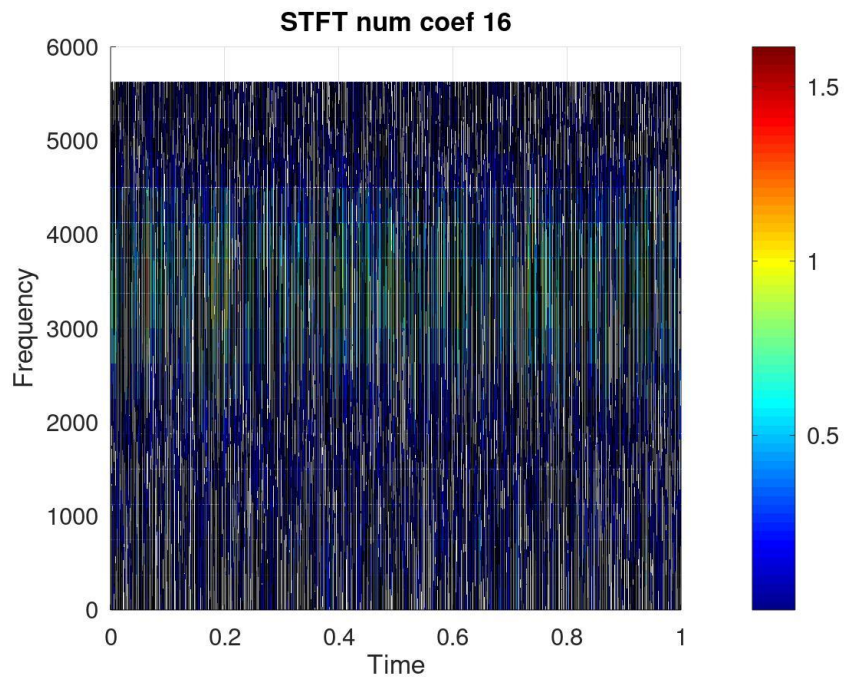


Fig D.1 – STFT com número de coeficientes igual a 16

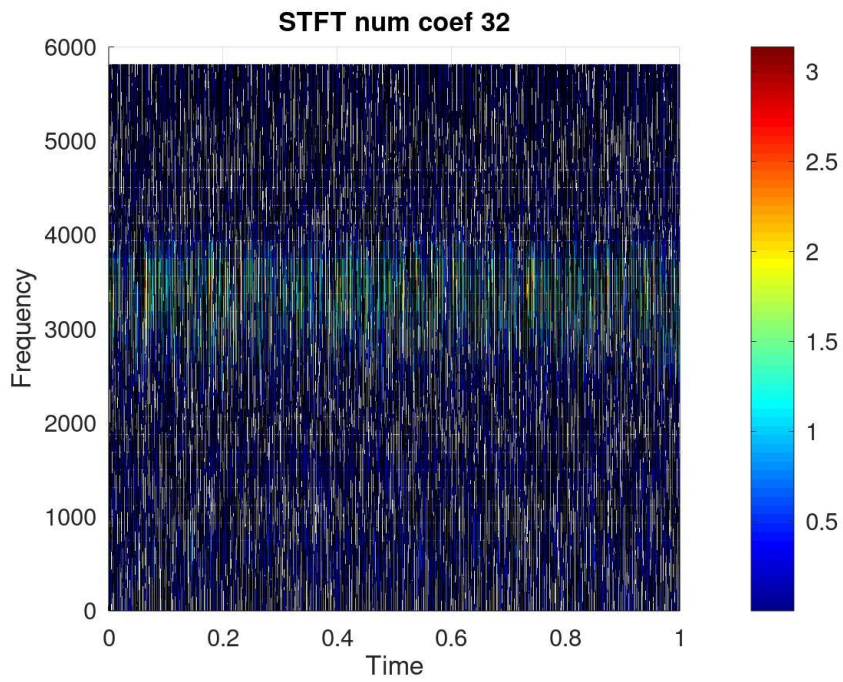


Fig D.2 – STFT com número de coeficientes igual a 32

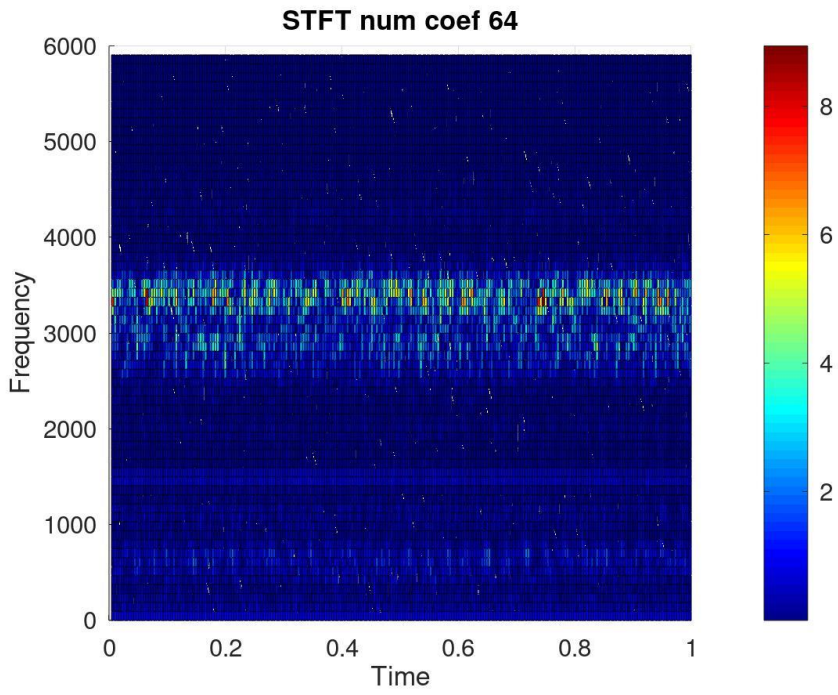


Fig D.3 – STFT com número de coeficientes igual a 64

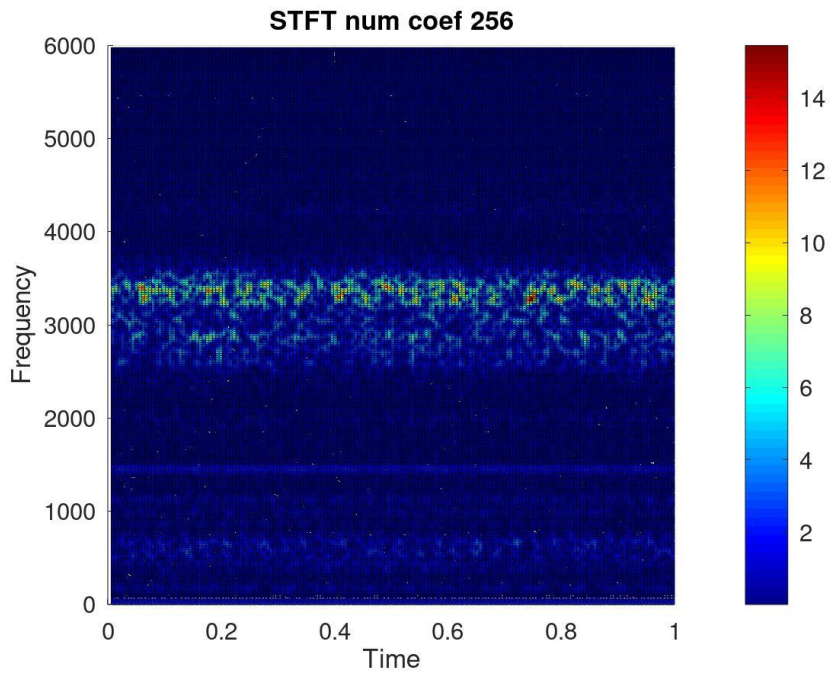


Fig D.4 – STFT com número de coeficientes igual a 256