



UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS

DOUGLAS RAFAEL DO NASCIMENTO

**ANÁLISE E MONITORAMENTO DE FALHAS EM SISTEMAS
MECÂNICOS UMA REVISÃO SISTEMÁTICA**

Lavras –MG

2022

DOUGLAS RAFAEL DO NASCIMENTO

**ANÁLISE E MONITORAMENTO DE FALHAS EM SISTEMAS
MECÂNICOS UMA REVISÃO SISTEMÁTICA**

Monografia apresentada ao
Departamento de Engenharia como requisito
da Universidade Federal de Lavras, como parte
das exigências para obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Mecânica.

Prof. Dr. Fábio Lúcio Santos
Orientador

RESUMO

Com o passar dos anos a preocupação com a integridade estrutural e identificação dos danos na indústria vem sendo crescente. Alguns métodos que identificam a alteração na rigidez ou também falha no sistema demandam um monitoramento contínuo da estrutura, e a busca de metodologias adequadas para o número vasto de informações e dados se faz necessária. Desde uma simples análise de temperatura até o uso de Redes Neurais, que constituem de ferramentas interessantes para monitoramento da vida útil do equipamento ou peça. Com base no exposto, este trabalho apresenta uma revisão sistemática sobre análise e monitoramento de falhas em sistemas mecânicos permitindo listar métodos/técnicas atualmente utilizadas para esse fim. Além disso, este estudo possui como foco o atual estado da arte quanto as principais técnicas para monitoramento e detecção de falhas em sistemas mecânicos. Para realização do mapeamento sistêmico, as bases de dados utilizadas foram: Google Acadêmico, IEEE Xplore e SciELO. Os resultados mostram que o assunto tratado é recente, com grandes possibilidades ainda a serem exploradas.

Palavras Chaves: Análise de Falhas, Monitoramento de Integridade Estrutural, Revisão Sistemática.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Fluxograma do processo de seleção de artigos.....	09
Figura 2: Determinação do fator a_{23}	22
Figura 3: Análise de confiabilidade.....	28
Figura 4: Distribuição das publicações por anos sobre FMEA.....	28
Figura 5: Gráfico técnicas de monitoramento e detecção.....	29
Figura 6: Número de artigos que possuem CR.....	30

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Fator de confiabilidade	17
Tabela 2 - Dados do texto da revisão sistemática.....	21
Tabela 3 - Fator de confiabilidade.....	20
Tabela 4 - Dados do texto da revisão sistemática.....	27

SUMÁRIO

RESUMO	5
1. INTRODUÇÃO.....	7
1.2 Objetivo Geral	8
1.3 Objetivos Específicos.....	8
2. METODOLOGIA.....	8
3. REFERENCIAL TEÓRICO	10
3.1. Falhas em sistemas mecânicos	10
3.2. Tipos de manutenção de sistemas mecânicos.....	12
3.2.1. Manutenção Corretiva.....	12
3.2.2. Manutenção Preventiva	12
3.2.3. Manutenção Preditiva	13
3.2.4. Manutenção Detectiva.....	13
3.3. Análise de modos de falhas	13
3.4. Monitoramento de sistemas mecânicos.....	14
3.4.1. Análise de temperatura.....	15
3.4.2. Análise de vibração.....	16
3.4.3. Análise de partículas em lubrificante	18
3.5. Detecção de defeitos em sistemas mecânicos.....	19
3.5.1. Método de detecção de falha de lubrificação em rolamentos	19
3.6. Avanços nas técnicas de monitoramento e detecção de defeitos em sistemas mecânicos	22
3.6.1 Detecção de Dano.....	24
3.6.2 Metodologia de monitoramento e localização de danos baseada em Inteligência Artificial	26
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	27
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	35

REFERÊNCIAS	36
-------------------	----

1. INTRODUÇÃO

As máquinas são amplamente utilizadas nas indústrias atuais e são fundamentais para a operação das fábricas. O monitoramento cuidadoso deve ser feito e quando os equipamentos apresentam falhas inesperadas, a empresa certamente terá prejuízos. No entanto, isso pode ser evitado, com diagnóstico para determinar a falha ou potencial falha, como desbalanceamento, desgaste, desalinhamento, rolamento defeituoso e dentes trincados na engrenagem (DE SÁ SÓ MARTINS, 2021).

Vários métodos de diagnóstico disponíveis foram aplicados ao longo dos anos, incluindo análise de óleo, análise de sinal de vibração, análise de partículas, monitoramento de corrosão, análise de sinal acústico e análise de detritos de desgaste. Entre essas análises, a análise de sinais acústicos e de vibração surgem como escolhas comuns porque, muitas falhas podem ser identificadas em tempo real (GLOWACZ, 2021).

Para o diagnóstico, é necessário um monitoramento contínuo e alarmes na presença de uma falha. Porém, não é uma tarefa simples, uma vez que pequenas falhas podem ser mascaradas por ruídos e mudanças externas de operação. O monitoramento de máquina em tempo real pode ser obtido usando a análise de acústica, espectral e também análise de imagens térmicas. Para a análise de imagens térmicas, uma câmera infravermelha é geralmente usada para detectar muitas falhas, incluindo as elétricas na máquina, com base nas anomalias térmicas. As imagens obtidas são extremamente úteis, no entanto, é uma técnica cara e requer um tempo maior para o processamento de imagens em comparação com processamento de sinais acústicos e de vibração (SAUCEDO et al., 2016). Assim, como apresentado por Chen e Zhu (2018), para o diagnóstico preciso, é necessário análises em tempo real, com rapidez na detecção de falha, e também, a escolha inteligente dos parâmetros a serem medidos e avaliados.

Segundo Saucedo et al. (2016), o percentual de técnicas de diagnóstico de falhas realizadas com os meios de análise de vibração supera 82%. As máquinas são em sua maioria compostas por partes móveis que geram vibração indesejada e com análise de vibração, podendo ser tomada uma decisão sobre se a máquina pode continuar operando ou precisa ser desligada e reparada pode ser feita (KUMAR et al., 2018).

1.2 Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho é fazer uma revisão sistemática sobre sistemas de monitoramento de defeitos e análise de falhas em sistemas mecânicos e apresentar as principais técnicas de análise de dados para detecção de defeitos.

1.3 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Levantamento sobre os principais métodos de análise de falhas em sistemas mecânicos
- Realizar uma revisão sistêmica da literatura sobre o monitoramento e detecção de falhas em sistemas mecânicos;
- Levantamento dos tipos de manutenção utilizados na indústria;
- Levantamento dos principais métodos de monitoramento e detecção de falhas em sistemas mecânicos;
- Descrever os avanços das técnicas para detecção e monitoramento de falhas.

2. METODOLOGIA

Para realizar uma revisão da literatura, Saunders et al. (2009) propuseram uma abordagem iterativa, que consiste em definir palavras-chave de recuperação, pesquisar artigos relacionados e realizar uma análise.

Assim, a elaboração deste artigo de revisão se fundamenta na metodologia de mapeamento de pesquisa, essa tem base no levantamento sistemático da literatura onde a busca foi conduzida considerando as bases de dados do Google Acadêmico, IEEE Xplore e SciELO, na língua portuguesa e inglesa.

Neste estudo, uma estrutura de palavras-chave em níveis é adotada para acomodar termos de pesquisa diversos e em larga escala para obter de forma abrangente e confiável os artigos publicados. As palavras-chave principais que

definem o contexto de pesquisa e o segundo e terceiro termo restringem ainda mais o escopo da pesquisa, (Tabela 1).

Tabela 1 - Estruturas de palavras-chave.

Nº	PRINCIPAIS	SECUNDÁRIAS
1	"FMEA" OR "Failure Mode and Effects Analysis" OR "Machine monitoring" OR "Machine diagnosis"	AND "Fault detection in mechanical"
2		AND "Mechanical failure "
3		AND "Condition monitoring"
4		

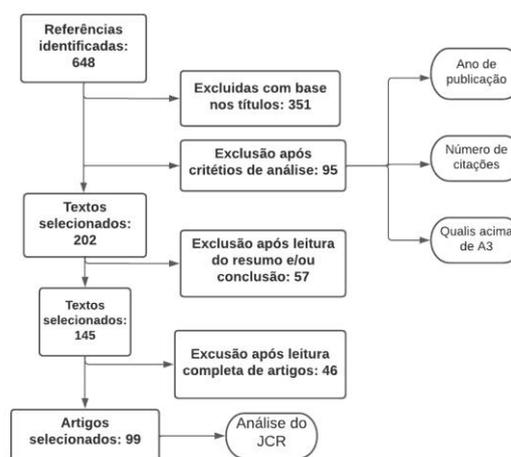
Fonte: Do autor (2022).

Também foi utilizada a função de pesquisa "AND" entre os termos para ser possível uma seleção mais refinada. Em seguida, refinou-se os termos de pesquisa adicionando o termo "artificial intelligence", "deep learning" e "fuzzy logic" como o terceiro termo.

As palavras-chave definidas na foram colocadas nas bases de dados e restritas ao título e ao período de tempo de no máximo 10 anos, ou seja, 2012 a 2022. Considerou-se os trabalhos acadêmicos que possuíam um número relevante de citações, ou que possuíam *qualis* acima de A3. Na Figura 1 é apresentado o fluxograma dos textos e como o processo de seleção contribuição para seleção dos artigos utilizados.

Logo após passar por todas as etapas, foi realizada uma análise no *Journal Citation Report*, assim identificando a fator de impacto de cada artigo indexado.

Figura 1 - Fluxograma do processo de seleção de artigos.



Fonte: Do autor (2022).

3. REFERENCIAL TEÓRICO

3.1. Falhas em sistemas mecânicos

As empresas buscam frequentemente a redução de falhas, assim obtendo uma vantagem competitiva no mercado e garantindo uma redução de custos (MARTINI, 2017). A palavra falha pode significar que a peça se dividiu em dois ou mais pedaços, ou apenas deformou permanentemente, mas de forma geral, a falha é o fim da competência de um objeto de executar determinada função. Equipamentos que utilizam materiais dúcteis, podem se deformar expressivamente antes de romper, no entanto, materiais frágeis não apresentam grandes mudanças de formas antes de atingir a ruptura (SHIGLEY, 2013).

O diagnóstico de falhas é um processo de acompanhamento de danos que podem ocorrer em um equipamento. Em alguns casos é necessário parar a operação para que o caso não se agrave, ou garantir que o dano iniciado não se estenda (LIU et al., 2018; NERY, 2019).

Materiais dúcteis e isotrópicos submetidos a carregamentos estáticos são limitados pelas suas tensões de cisalhamento normalmente, enquanto materiais frágeis são limitados pela tensão normal. Assim, é necessário ter diferentes teorias de falhas para essas classes de materiais (LU et al., 2021).

Outro fator determinante para a falha é o tipo de carregamento, estático ou dinâmico. Cargas estáticas são aquelas que essencialmente são constantes no tempo. As cargas dinâmicas podem ser aplicadas subitamente ou também aplicadas repetidamente, conhecidas como carga de fadiga. Sendo essa, de natureza frágil onde ocorre a ruptura após milhares ou milhões ciclos, nesse caso a ruptura acontece a uma tensão muito menor que as de carregamento estático (ZUO et al., 2019).

Materiais dúcteis falham se tensionados acima de sua tensão de ruptura, onde a falha geralmente se apresenta sob carregamento estático. Nesse caso, a teoria de von Mises, é a mais utilizada, onde considera-se que falhem por cisalhamento. Já os materiais não uniformes e frágeis, o seu limite resistência à tração está abaixo de sua resistência à compressão, assim é utilizado a teoria de Mohr modificada para descrever seu comportamento em falhas (NORTON, 2013).

A propagação de trinca pode causar a falha com tensões muito abaixo das apresentadas. A falha por fadiga, pode ser iniciada por uma trinca ou imperfeição do

material, assim materiais de baixa rugosidade, como usinados e polidos, tem a resistência à fadiga maior. A teoria da mecânica da fratura é baseada em um fator de intensidade de tensão calculado comparado a um critério testado de tenacidade à fratura (BEER, 2013).

Existem dois regimes de carregamento quando se fala em falha por fadiga. Fadiga de baixo ciclo, onde o número de solicitações da vida útil da peça é menor que 1000 ciclos, e fadiga de alto ciclo, onde o número de ciclos é na faixa de milhões. A análise de deformações é a análise mais precisa para determinar o limite da fadiga (SHIGLEY, 2013).

A mecânica da fratura é muito utilizada para previsão e monitoramento de fraturas, quando é possível inspecionar o componente à procura de trincas. Quando identificado, a trinca pode prever o tempo até a falha quando utilizado a teoria da mecânica da fratura. A estimativa de resistência de materiais sob condições de carregamento dinâmico, deve sempre ser utilizado os dados experimentais específicos para resistência à fadiga do material, mas quando não disponível, a resistência à fadiga corrigida pode ser utilizada (NORTON, 2013).

Além das falhas por deformação e ruptura o desgaste é outro tipo de falha, esse envolve alteração na superfície do material. O desgaste por adesão ocorre quando há movimento em duas superfícies e a aspereza em contato tende a aderir umas às outras. O desgaste por abrasão ocorre com um material duro e rugoso remove matéria de um mais mole. O desgaste por corrosão acontece em tensões cíclicas quando há um elemento corrosivo na atmosfera, como o oxigênio, atacando a superfície do material. As fadigas superficiais são identificadas em contatos com rolamento puro, ou também por deslizamento e rolamento, onde há tensões de contato muito altas, aliadas a pequenas áreas de contato (NERY, 2019).

A vibração mediante cargas externas que variam no tempo pode desencadear fenômenos dinâmicos se ocorrer em estruturas quando sujeita a uma carga que variam no tempo, tais fenômenos podem levar o sistema ao colapso. Como por exemplo a ressonância, que ocorre quando a frequência coincide com a frequência natural da estrutura, causando deflexões e tensões grandes o suficiente para romper a peça (DEN HARTOG, 1984; TEKNIKAO, 2017; LI et al., 2019).

Em máquinas rotativas principalmente em velocidades críticas, a ressonância é evidenciada entre os diversos tipos de defeitos que podem culminar na falha. Além disso, a instabilidade devido ao desbalanceamento de rotores, ou mesmo,

desalinhamento de eixos resulta em os principais problemas encontrados nesses sistemas (XU e MARANGONI, 1994; MATSUO, 2017).

Contudo, a deterioração do equipamento por consequência do aumento da vibração pode ser monitorada com a evolução desses sinais, assim, identificando o aparecimento de novos esforços dinâmicos ou aumento da amplitude que são indicadores de defeito ou degradação.

3.2. Tipos de manutenção de sistemas mecânicos

A diversos tipos de manutenção que tem o intuito de encaminhar as intervenções nos equipamentos. A intervenção pode ser classificada através da sua abordagem sendo corretiva, preventiva, preditiva e detectiva.

3.2.1. Manutenção Corretiva

A manutenção corretiva ocorre quando é necessário a parada do equipamento devido à quebra, ou ainda, queda na eficiência. A corretiva permite restabelecer o funcionamento podendo ser dividida em corretiva planejada e não planejada (REIS, 2018).

A corretiva não planejada ou de emergência é o modelo quando não é esperado ou planejado a intervenção. Essa foi a primeira forma de manutenção utilizada nos equipamentos, pois a correção ocorre após a falha, porém ainda é muito utilizada nas indústrias.

A facilidade de implementação e ausência de organização e gestão são as principais características da não planejada. Entretanto, há grandes custos envolvidos e baixa confiabilidade do equipamento, que coloca em risco a pessoas envolvidas (PINTO, 2013).

A manutenção corretiva planejada é a correção de um desempenho menor do que o esperado ou da falha, por alguma decisão relacionada ao equipamento, assim, existe a atuação em função do acompanhamento (GALÉ, 2019).

3.2.2. Manutenção Preventiva

A manutenção preventiva é realizada em intervalos programados e projetada para reduzir a probabilidade de falha ou degradação do desempenho. Porém, não é válido pensar em manutenção preventiva seja um conjunto de atividades e trocas recorrentes, não existe um padrão, pelo fato de cada equipamento ter seu processo e operação (SOUZA, 2015).

A desvantagem que vale ser destacada envolve a troca de peças sem necessidade, ou a ocorrência de falhas entre uma substituição e outra, além de custos elevados em função de trocas de peças e as paradas na produção devido a manutenção.

3.2.3. Manutenção Preditiva

A manutenção preditiva é realizada quando se tem o acompanhamento de variáveis que demonstram o desempenho de máquinas e equipamentos, assim sendo possível determinar o melhor momento para intervenção e máximo desempenho da peça (MACHADO, 2016).

A vantagem desse tipo de manutenção envolve principalmente a redução dos prazos e custos de manutenção, pois é possível prever as falhas com antecedência e realizar ações corretivas, assim obtendo um melhor tempo de operação do equipamento, para isso, é necessário equipamento de aquisição e monitoramento (SELLITO, 2015).

3.2.4. Manutenção Detectiva

O objetivo da manutenção detectiva, é aumentar a confiabilidade dos componentes e processos, usando sistemas de proteção para detectar falhas ocultas e não perceptíveis ao pessoal da manutenção, como emissão acústica e inspeção sensorial (ARAUJO, 2021).

3.3. Análise de modos de falhas

A confiabilidade é definida com a probabilidade de que um componente ou estrutura desempenhe sua função por um determinado período de tempo sob condições operacionais estabelecidas. A análise de confiabilidade visa medir e

analisar as falhas de um sistema com o objetivo de eliminar ou diminuir sua probabilidade e o risco a segurança (BHATTACHARYYA et al., 2019; MCNELLES et al., 2019).

As técnicas mais comuns de análise de confiabilidade incluem análise de modo de falhas (FMEA - *Failure Mode And Effects Analysis*), árvore de falhas (FTA - *Fault Tree Analysis*) e análise de causa raiz (RCA - *Root Cause Analysis*). O FMEA, diferente das outras ferramentas de gerenciamento de confiabilidade, é um método proativo para evitar falhas do sistema, em vez de analisar somente depois de um fato ocorrer. Assim, essa técnica tenta identificar potenciais falhas nos sistemas antes mesmo que ela ocorra (LIU et al., 2018; LO et al., 2019).

O FMEA foi aplicado pela Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA) para o plano Apollo para aumentar a confiabilidade da operação na década de 1960 (BOWLES; PELÁEZ, 1995; FAIELLA et al., 2018). Embora o FMEA seja uma ferramenta muito útil para análise de segurança de sistemas mecânicos ele apresenta algumas deficiências quando usados na prática (HUANG; LIU, 2017; LO; LIOU, 2018). Por isso, nos últimos anos a pesquisa e desenvolvimento de novas formas de melhorar a eficiência do FMEA tem recebido cada vez mais atenção.

Ao longo dos últimos anos, o FMEA foi analisado de diferentes perspectivas. Spreafico et al. (2017) pesquisaram os trabalhos e patentes FMEA/FMECA de 1978 a 2016 com o objetivo de identificar a evolução do método e destacar as contribuições técnicas da indústria. LIU et al. (2013) revisaram 75 artigos sobre melhorias do FMEA entre 1992 e 2012, e os dividiram em cinco classes: tomada de decisão multicritério, programação matemática, inteligência artificial, abordagens híbridas e outros. Este estudo também apontou limitações em torno do FMEA tradicional e os métodos mais populares para melhorá-los.

3.4. Monitoramento de sistemas mecânicos

Os sistemas de monitoramento de integridade estrutural (SHM), que pode ser definido como o processo de implementação de uma estratégia de detecção de danos, através da medida da resposta estrutural de determinados parâmetros-chave sob condições ambientais ou operacionais, que busca garantir uma constante manutenção e segurança aos projetos realizados. Na literatura podem ser encontrados exemplos de sistemas SHM aplicados para monitoramento de estruturas civis como edificações

e túneis, mecânicas como peças e equipamentos (INAUDI et al, 1997; FARRAR, 2012; PALLARÉS, 2021).

De acordo com Elango et al. (2018), um trabalhador treinado sem qualificação acadêmica pode realizar o trabalho de coleta de dados, mas o trabalho de processamento de dados para determinar a condição da máquina requer um engenheiro. Existem dois instrumentos que são cruciais na etapa de coleta de dados que são o software e o sensor. Como exemplo, os CAQDAS (*Computer-assisted qualitative data analysis software*), que são os softwares assistidos por computador enquanto os sensores consistem em acelerômetros, transdutores de velocidade, sensor de deslocamento e termômetros.

Um sensor ou transdutor é um dispositivo que converte sinais mecânicos em sinais elétricos, seja ele um termômetro ou acelerômetro. Independente da análise, o sensor tem faixa de frequência, sensibilidade, design e limitações operacionais (MAJUMDER et al., 2018). O objetivo do sensor é relacionar informações sobre grandeza como temperatura, posição ou corrente que precisa ser medi

O transdutor é um dispositivo mais completo, que contém o sensor, usado para transformar uma grandeza qualquer em outra que pode ser utilizada nos dispositivos de controle. Os termos “transdutores” e “sensor”, em alguns casos, são utilizados de forma indiferente. Assim, o transdutor é o instrumento completo que inclui o sensor e todos os circuitos de interfaces de serem utilizados numa aplicação industrial (Al et al., 2018; PYO; ROH, 2020).

3.4.1. Análise de temperatura

A variação da temperatura permite uma fácil compreensão do funcionamento do equipamento, componente ou processo produtivo. Assim é comum observar a análise em mancais de máquinas rotativas, em superfícies de equipamentos estacionários, barramentos e conexões elétricas. Porém, em cada caso é necessário um tipo de instrumento diferente que seja capaz de mensurar a temperatura, como termômetros de contato, pirômetro óptico, termógrafos ou termovisores (ROSA, 2020).

Dentre todas, a análise termográfica em instalações elétricas é a técnica que proporciona maior retorno, além de evitar a parada de produção e eventuais acidentes. A termografia estende a visão sobre o espectro infravermelho, que formam

o espectro eletromagnético, onde a intensidade é proporcional à temperatura (CORREIA, 2018).

3.4.2. Análise de vibração

Analisador, do inglês *analyzer*, é um instrumento usado para analisar os dados de vibração produzidos por máquinas. Ele é composto de um sensor amplificador, filtro e conversor A/D. O sinal do sensor de vibração passa pelo amplificador para aumentar a resolução e a relação sinal-ruído. O sinal amplificado então passa por um filtro e digitalizado no conversor A/D, e então passa pela unidade de processamento onde pode ser retratado como uma forma de onda de tempo ou pode ser processado posteriormente para adquirir espectro de frequência (SHAHZAD, 2012; ELANGO et al., 2018).

A análise no domínio da frequência ajuda a detectar a fonte da falha, pelo espectro que permite discriminar a variação da amplitude de cada componente. O espectro padrão do equipamento configura seu perfeito funcionamento, quando um ou mais elementos começam a apresentar falha, a frequência e amplitude de vibração são alteradas, sendo um indicativo de perda de integridade do equipamento (SILVA, 2019).

No entanto, a análise mais simples é medida no domínio do tempo, os sinais de vibração obtidos são uma série de valores representando distância, velocidade e aceleração e, na análise no domínio do tempo, a amplitude do sinal é plotada em relação ao tempo. Embora existam diversos métodos sofisticados no domínio do tempo, a abordagem de observar a forma de onda do tempo não deve ser subestimada, porque inúmeras informações podem ser obtidas dessa maneira. Essas informações incluem a presença de modulação de amplitude, desbalanceamento de eixo e componentes de alta frequência. No entanto, a análise simplesmente visual desses sinais de vibração não se pode distinguir as variações nos sinais de vibração para diferentes falhas do equipamento devido aos ruídos do sinal. Assim, é necessário um método de processamento de sinal para obter as informações importantes dos sinais no domínio do tempo convertendo os sinais brutos em parâmetros estatísticos apropriados, como pico, RMS e fator de crista (HOWARD, 1994; MOHD GHAZALI et al., 2021).

Na análise no domínio da frequência, a amplitude é plotada em relação à frequência e comparada ao domínio do tempo, e a detecção do componente de frequência ressonante é mais fácil. Esta é uma das razões pelas quais os métodos de domínio da frequência são favoráveis na detecção de falhas na máquina (VISHWAKARMA et al., 2017).

Diversas características do sinal que não são visíveis na perspectiva do domínio do tempo podem ser observadas usando a análise no domínio da frequência. No entanto, a análise de frequência não é adequada para sinais cujas frequências variam ao longo do tempo. As vantagens e desvantagens de cada método no domínio da frequência podem ser vistas na Tabela 2.

Tabela 2 - Vantagens e desvantagens métodos domínio da frequência.

Métodos de domínio de frequência	Vantagens	Desvantagens
FFT	Fácil de implementar, técnica rápida	Não é possível analisar com eficiência os recursos transitórios no tempo
Análise de crista	Fácil de implementar, útil na análise de banda lateral	Só pode ser aplicado aos harmônicos bem separados, as flutuações da curva do espectro são calculadas em média devido à filtragem
Análise de envelope	Excelente aplicação em sistema de rolamentos, funciona bem mesmo na presença de uma pequena flutuação aleatória	Pode levar a um erro de diagnóstico grosseiro, não adequado para ser aplicado no sistema de engrenagens
Análise de espectro	Útil na detecção de sinal que muda significativamente em um curto período de tempo, desempenho de estimativa espectral mais alto em comparação com o FFT	Exigir habilidades de especialistas devido à sua complexidade

Fonte: MOHD GHAZALI et al. (2021).

Um transdutor de velocidade geralmente utilizado na análise de vibração, mede a tensão produzida pelo movimento relativo do objeto. Funciona com base no conceito de indução eletromagnética, podendo operar sem qualquer dispositivo externo

(GOYAL; PABLA, 2015). À medida que a superfície onde o sensor está montado vibra, o movimento do ímã na bobina produzirá uma tensão proporcional à velocidade da vibração. Este sinal de tensão representa a vibração produzida e então alimenta um medidor ou analisador (MAJUMDER et al., 2018). Sensores de velocidade não são recomendados ao diagnosticar o maquinário de alta velocidade porque a faixa de frequência operacional é limitada de 10 Hz a 2 kHz (ELANGO et al., 2018)

Geralmente, o transdutor de velocidade custa menos que outros sensores e aliado ao seu recurso de fácil instalação, é favorável no monitoramento da vibração de máquinas rotativas. No entanto, é grande, pesado e a maioria dos transdutores de velocidade são propensos a problemas de confiabilidade em temperaturas operacionais que excedem 121°C (GOYAL; PABLA, 2016; BOYCE, 2011).

3.4.3. Análise de partículas em lubrificante

Os lubrificantes de máquinas sempre incluem uma quantidade de detritos sólidos proveniente do ambiente e da operação da máquina. Os óleos e graxas podem ser analisados usando filtros, análise espectrográfica e também fluorescência de raios X (LIU; ZHANG, 2020).

A análise de partículas também é um indicador de como o sistema pode estar funcionando. Com base nas componentes presente no lubrificante e seu tamanho, forma e composição é possível ter informações precisas das superfícies, com apenas uma amostra do lubrificante. Alterações repentinas na quantidade de partículas no lubrificante, em geral, podem mostrar uma possível falha. Uma das mais antigas formas de contagem de partículas é a ferrografia direta, que utiliza a obstrução de luz e mensura a quantidade de partículas ferrosas, porém, esse sistema pode levar a contagem incorretas em caso de contaminação, pois operam apenas no princípio ótico (COUTINHO, 2021).

Com a análise da morfologia da partícula, é possível identificar as formas de desgaste que estão ocorrendo e também o grau, porém, ela é visualizada apenas em microscópio de alta potência devido seu tamanho.

Desgaste de fadiga de rolamento, geralmente ocorre quando há elementos rolantes em contato. Nesse caso, pode-se apresentar partículas fagulhas, esféricas e laminares. O tipo fagulha aparece quando existe um ponto de fadiga no elemento rolante. A morfologia esférica apresenta-se quando há um ponto de trinca na

superfície dos elementos rolantes, mas também podem ser observados quando há o processo de erosão ou soldagem. As partículas laminares juntamente com as de fagulhas e esféricas indicam falha prematura do rolamento (PEREIRA, 2018).

3.5. Detecção de defeitos em sistemas mecânicos

Inúmeras técnicas foram desenvolvidas envolvendo a detecção de defeitos ao longo do tempo, desde análises computacionais até análise simples de lubrificantes.

A falha pode ocorrer quando existem deformações e distorções suficientes para que a peça não funcione adequadamente ou também quando há ruptura, mas em geral, a falha acontece quando o sistema perdeu sua funcionalidade planejada. Como os defeitos de desgastes e folgas em máquinas rotativas, que acarretam em fenômenos vibratórios que podem ocasionar uma falha mecânica (TEODORO, 2017).

A análise espectral é a forma mais comum de se analisar a vibração, tendo grande papel na análise de falhas, pois é possível identificar as fontes de ruídos onde transformada de Fourier tem papel essencial nesse tipo de análise, principalmente quando as frequências são distintas (ELANGO et al., 2018; VISHWAKARMA, S. et al., 2022).

No processo de detecção utilizando o espectro, inicialmente é definido o encontro das frequências naturais do sistema com a presença de frequência harmônica, que permite o monitoramento e detecção de defeitos. O diagnóstico do grau de defeito é realizado com base na amplitude do ruído fundamental e a distribuição entre as amplitudes de seus harmônicos (ANSARI, 1998; SHAHZAD, 2012). A distinção dessa energia é tomada através de filtros, como os filtros de banda, que permitem passagem de frequências de um sinal através da banda de frequência, porém, eliminam as outras frequências do sinal (BACH-ANDERSEN, 2018; SILVA 2019).

3.5.1. Método de detecção de falha de lubrificação em rolamentos

Para o rolamento a correta lubrificação evita o contato metálico direto entre os corpos rolantes, pistas e gaiolas do rolamento. Sendo assim, previne o desgaste e protege as superfícies contra a corrosão. O termo “falha de lubrificação” é muitas vezes usado para implicar que não havia óleo ou graxa no rolamento. Embora isso

aconteça ocasionalmente, a análise de falhas normalmente não é tão simples. Em muitos casos, ao procurar o motivo pelos quais uma possível falha devido à lubrificação, deve-se considerar primeiro suas propriedades, a quantidade aplicada ao rolamento e as condições de operação do lubrificante (AFFONSO, 2013).

O sintoma do defeito devido ao lubrificante é que a superfície das esferas ou rolos mudam para uma cor escura, além de presença de odor. Este dano progredirá rapidamente para falhas que muitas vezes são difíceis de diferenciar da falha primária por fadiga (LOCKWOOD; DALLEY, 1992). Em primeira instância são detectadas apenas uma rugosidade na superfície, mais tarde surgem rachaduras finas e seguidas de fragmentação (LIU, 2020).

Se houver remoção insuficiente de calor, a temperatura pode subir o suficiente para causar descoloração e amolecimento do aço do rolamento endurecido. Em alguns casos, a lubrificação inadequada se manifesta como uma superfície altamente vitrificada ou brilhante (AFFONSO, 2013).

Outra forma de dano de superfície é devido a interação molecular, que aparece quando duas superfícies deslizam e o lubrificante não pode impedir a adesão das superfícies. Geralmente, quando há elevadas pressões, pedaços minúsculos de uma superfície são arrancados e soldados a frio (FERNADES; MCDULING 1997; PETER, 2019).

O Efeito Reh binder consiste na absorção reversível, que diminui a energia da superfície. Esse é um fenômeno pouco conhecido, causado pelo lubrificante que enche as pequenas cavidades da superfície, ocasionando o aumento da pressão que produz danos nas camadas da superfície (ECCARD, 2019).

Contudo, é possível calcular a vida útil nominal do rolamento, que leva em consideração a capacidade de carga dinâmica e a carga aplicada, como na Equação 1.

$$L_{10} = \left(\frac{C}{P}\right)^p \quad (1)$$

Onde L_{10} é a vida nominal, em milhões de revolução, C a capacidade de carga [N], P a carga dinâmica equivalente sobre o rolamento [N] e p onde é utilizado 3 para rolamentos de esferas e 10/3 para rolamentos de rolos.

Porém, outro fator importante depende do tipo de máquina e a exigência de confiabilidade, assim sendo necessário ajustar a equação, como demonstrado na Equação 2.

$$L_{na} = a_1 a_2 a_3 L_{10} \quad (2)$$

Onde:

a_1 é o fator de confiabilidade

a_2 é o fator de material

a_3 é o fator de condição de funcionamento

O fator de confiabilidade pode ser obtido no catálogo da SKF, Tabela 3.

Tabela 3 - Fator de confiabilidade.

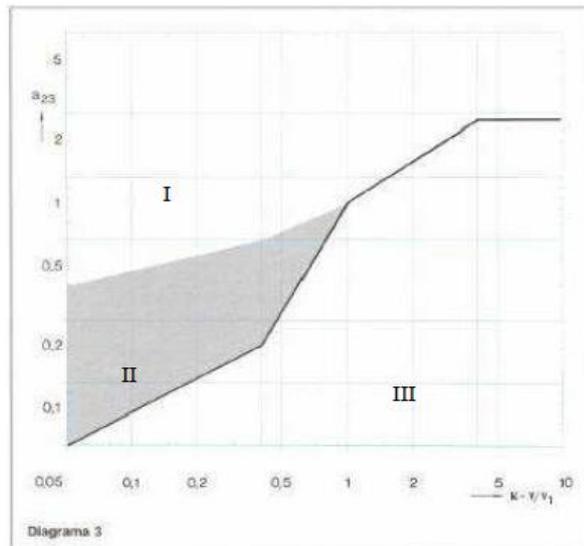
<i>Confiabilidade (%)</i>	<i>a_1</i>
<i>90</i>	<i>1,00</i>
<i>95</i>	<i>0,62</i>
<i>96</i>	<i>0,53</i>
<i>97</i>	<i>0,44</i>
<i>98</i>	<i>0,33</i>
<i>99</i>	<i>0,21</i>

Fonte: SKF

O fator de material depende do material utilizado na fabricação do rolamento, no entanto os fabricantes consideram esse valor igual a 1 (WEIDLICH, 2009).

O fator que leva em consideração o funcionamento é determinado devido a lubrificação do rolamento. A eficiência da lubrificação depende essencialmente do grau de separação entre as superfícies de contato. O fator de consideração de funcionamento é baseado na viscosidade real do lubrificante (ϑ) e a viscosidade necessária para a lubrificação (ϑ_1) (SKF).

Os fabricantes de rolamentos propõem uma adequação da equação, onde os fatores a_2 e a_3 , podem ser substituídos pelo fator a_{23} com base na viscosidade, como mostrada na Figura 2.

Figura 2 - Determinação do fator a_{23} .

Fonte: FAG (1997).

Onde a zona I é considerada uma condição de excelente, a zona II uma zona de lubrificação normal e a zona III quando a lubrificação inadequada, figura 2. A viscosidade é uma das principais propriedades do lubrificante e tem influência direta na vida útil do equipamento, pois se o mesmo quando utilizado incorretamente pode acarretar no aumento de atrito da superfície (ECCARD, 2019).

3.6. Avanços nas técnicas de monitoramento e detecção de defeitos em sistemas mecânicos

A abordagem mais simples de monitorar um sistema é medir o nível de vibração e comparar com o sistema em condições sem falhas. Caso o índice medido exceda o limite, o sistema é considerado defeituoso (HOWARD, 1994; EHYA, 2020). A necessidade de diagnóstico mais precisos dos tipos de falhas deu origem a métodos mais sofisticados, como os baseados em redes neurais, inteligência artificial, estimativa de parâmetros e outros. Nestes métodos, o objetivo é tentar classificar os tipos de falhas ou identificar parâmetros do sistema relacionados à falha (MOHD GHAZALI et al., 2021).

Os sistemas inteligentes têm como objetivo a criação de modelos que possam classificar um determinado conjunto de dados com base em dados pré-programados. O uso de Redes Neurais Artificiais (RNAs), a Lógica Fuzzy e os sistemas híbridos,

que combinam mais de uma tecnologia, têm sido amplamente usados no diagnóstico de máquinas (LOPES et al., 2015; PANCHAL et al., 2016; LIU et al., 2021).

O uso de sistemas inteligentes na área de identificação de falhas em motores, vem se destacando, pois, são capazes de determinar o tipo de falha sem a necessidade de modelos matemáticos complexos, tornando sua implementação computacional mais simples. Além disso, eles são capazes de fazer a triagem e determinar a causa raiz das falhas em um estágio inicial, evitando manutenções não planejadas e paradas não planejadas no processo de produção trabalhando em conjunto (ILONEN et al., 2005; SANTOS et al., 2015; CHOUDHARY, 2019).

As Redes Neurais modeladas computacionalmente, com inspiração no sistema nervoso dos seres vivos, são uma unidade de processamento que tem a capacidade de manutenção e aquisição de aprendizado a partir dos dados. A adaptação por experiência, tolerância a falhas, organização de dados e habilidade de generalização são as características essenciais das RNA's (LOPES et al., 2015, DA SILVA et al., 2017).

A arquitetura de redes neurais artificiais (RNA's) é como os neurônios da rede neural estão organizados, que está ligada ao algoritmo de aprendizado utilizado no treinamento da rede. Na fase de treinamento, é a parte onde os neurônios adquirem conhecimento através do ajuste dos pesos das conexões entre os neurônios artificiais seguindo um método de aprendizado específico (CHAVES, 2016; LIU et al., 2021).

A lógica Fuzzy pode ser usada como ferramentas de defeitos, a partir da análise da amplitude de sinais de corrente no domínio do tempo. Ela tem base no como os seres humanos pensam, que é caracterizado por situações quantitativas, no entanto, não numéricas (GANGSAR; TIWARI, 2020). Como apresentado por Ogaji (2005) que propõem um modelo de análise de falhas para um motor aeronáutico, onde o módulo defeituoso é quantificado a partir dos parâmetros de eficiência e coeficiente de vazão, nos quais se alteram para diversos tipos de falhas.

Santos *et. al.* (2015) apresentam um panorama geral sobre análise e diagnóstico de falhas em motores elétricos. Neste trabalho, é exposto diversos aspectos técnicos sobre as principais tecnologias utilizadas, principalmente, sistemas inteligentes como as redes neurais artificiais, os sistemas fuzzy e algoritmos genéricos.

A interpretação precocemente de uma falha e definição correta do diagnóstico é necessário para que não ocorra uma manutenção não programada. Quando o

sistema de prevenção funciona corretamente não há decaimento da eficiência ou grandes perdas financeiras.

Os autores Oh e Kim (2021) apresentam um método de busca da arquitetura de redes neurais convulsionais (do inglês, *Convolutional Neural Networks* - CNN) capaz de prever respostas estruturais para ser avaliada a longo prazo. A técnica SHM Sistema de Monitoramento da Integridade Estrutural (do inglês, *Structural Health Monitoring*), avalia a segurança estrutural usando respostas estruturais medidas com sensores instalados na estrutura, porém esses sensores podem apresentar defeitos e também ocorrer perdas de dados. Para recuperar dados perdidos e prever respostas estruturais, redes neurais convolucionais têm sido usadas em SHM.

Além disso, Lourenço (2021) apresenta a técnica SHM junto com a teoria de Sistemas Imunológicos Artificiais, utilizando o Algoritmo de Seleção Negativa (ASN), para identificar e qualificar as falhas em um sistema dinâmico rotativo. Ao comparar sinais apropriados e não proprietários, o algoritmo é capaz de identificar falhas causadas por desequilíbrios do sistema e apresentar acertos com 100% de precisão.

Uma classificação dos modos de falha pode contribuir para a análise e controle unificado de falhas em diversos sistemas mecânicos. A saída da meta-ação é a única parte que pode afetar o comportamento de outras meta-ações ou componentes atuantes diretamente, o desempenho da parte de saída mostra o estado da meta-ação. Assim, é possível monitorar e detectar falhas nos sistemas mecânicos (YU *et. al*, 2018).

Huang *et. al.* (2019) propõe uma análise de falhas em cascata e uma estratégia de controle usando a base em meta-ação. Primeiro, é obtido com base nas informações históricas de falhas e nos resultados da decomposição estrutural. Em seguida, é analisado o caminho de propagação da falha e o grau de impacto da mesma, que são encontrados para determinar a causa raiz da falha. Finalmente, a causa raiz é analisada para determinar os principais eventos e medidas de controle de confiabilidade, assim direcionadas são propostas para melhorar a confiabilidade.

3.6.1 Detecção de Dano

O dano pode ser definido como uma alteração gerada na estrutura que ocasiona uma alteração no seu desempenho. O dano só pode ser mensurado se

existir a comparação entre dois diferentes estados da estrutura, sendo um deles a representação do estado íntegro ou inicial (SOHN et al., 2013).

Em caso de estruturas, o dano pode ser definido como uma alteração de geometria, material ou de condições de vinculação. Em termos de escala, todos os danos se iniciam no nível de material e dependendo das condições de carregamento podem progredir para nível de componente ou sistema (FERRAR; WORDEN, 2007; NSENGIYUMVA et al., 2021).

Os métodos de detecção têm a premissa que o dano altera a rigidez, massa ou propriedades de dissipação de energia que podem alterar as propriedades dinâmicas da estrutura. Assim, caso a estrutura apresente variações na sua assinatura dinâmica entre períodos significa que há um problema na mesma (DE CASTRO, 2019).

Gonçalves et al. (2021) apresentam os índices de danos focando em estruturas complexas com diferentes níveis e curvaturas. Analisando as variações das frequências naturais na estrutura, foi identificado no sistema estudado que o terceiro modo é o que mais afeta, e apenas quando a intensidade é igual a 90%, ou seja, danos de 30% e 60% não são capazes de causar variações que possam ser percebidas. Deve-se ao fato que a dimensão do dano é muito pequena quando comparada com a estrutura, não sendo capaz de influenciar nas frequências naturais do sistema.

Métodos baseados em alterações nas formas modais são também utilizados para avaliação da integridade estrutural. O Critério da Concordância Modal (*Modal Assurance Criterion* - MAC), tem o objetivo de relacionar dois modos de vibrar proveniente da estrutura íntegra e danificada, utilizada para estudar as diferenças gerais. O valor pode variar de 0 até 1, sendo 0 para não correlacionado e 1 para correlação total.

Santos (2018) propõe o desenvolvimento de um modelo numérico, estudo das incertezas e atualização visando identificar o comportamento de pontes estaiadas, avaliando a integridade estrutural. O teste de vibração ambiente foi realizado utilizando 4 acelerômetros triaxiais, para identificação dos parâmetros foram utilizados de identificação modal Polymax e SSI. Assim, para relacionar os modos de vibração de cada método foi utilizado o índice de MAC. Apesar dos métodos Polymax e SSI serem completamente diferentes, resultaram em estimativas dos parâmetros modais semelhantes, o método Polymax é mais vantajoso pois apresenta diagramas mais simplificados e a facilidade de ser automatizado.

Os métodos diretos são os que não requerem interação e apresentam baixo custo computacional, eles tentam reproduzir os dados de referência de forma exata, assim é necessária uma alta precisão nas medições (GIORDANO et al., 2021; ALI et al., 2021).

Liu (2015) apresenta um método para a identificação das propriedades de elementos de treliça planas, que utiliza as formas modais e frequências medidas. A otimização do problema por meio de minimização de um funcional, retratando a norma do erro cometido ao introduzir na equação de equilíbrio da estrutura integra os modos e frequências da estrutura danificada. Se fornecidos dados suficientes as propriedades podem ser encontradas sem nenhuma interação. O método foi capaz de detectar as peças danificadas, que tiveram sua perda de rigidez axial.

Kaveh (2022) apresentara um método de detecção de dano que utiliza o modelo original de elementos finitos da estrutura e o conjunto de frequências naturais e modos de vibração obtidos para a condição danificada da estrutura. Foram utilizados os modos e as frequências naturais obtidos numericamente, o método que apresenta um conceito similar a Teoria da Perturbação de Posto Mínimo (MRPT), mostrou-se capaz de detectar e quantificar a presença de danos se a quantidade de modos é maior que o número de elementos danificados.

3.6.2 Metodologia de monitoramento e localização de danos baseada em Inteligência Artificial

A utilização de IA (Inteligência Artificial) para análise de monitoramento e diagnóstico de máquinas tornou-se cada vez mais popular (DOU; ZHOU, 2016). REDDY et al. (2019) monitoraram as lâminas de turbinas eólicas através de imagens capturadas por drones para treinar um modelo de rede neural e assim classificar a estrutura. Isso ocorre porque a maioria das técnicas mencionadas anteriormente exigem grande conhecimento para implementação bem-sucedida.

O SVM, Máquina de vetores de suporte, em inglês *Support Vector Machine*, foi inicialmente introduzido por Vapnik e é o algoritmo de classificação mais utilizado. Este método transforma o conjunto de dados ou espaço amostral em um espaço de dados, assim, analisa os dados e reconhecem padrões, usado para classificação e análise de regressão. Assim, o SVM encontra uma linha de separação,

hiperplano, entre os dados de duas classes (SONE; BEHESHTI, 2021; BLACK et al., 2021).

A rede neural, do inglês *Neural Network* - NN, é composta por um grande número de neurônios de processamento artificialmente interconectados chamados nós, conectados entre si em camadas formando uma rede (RUNGE; ZMEUREANU, 2019). A rede neural tem a capacidade de modelar processos e sistemas a partir de dados brutos de vibração extraídos de técnicas de domínio de frequência e tempo-frequência. O tempo de treinamento aumenta de acordo com a complexidade da rede, e isso afeta diretamente a precisão dos resultados. Devido à robustez e eficiência no tratamento de dados ruidosos, a rede neural de retropropagação (*Backpropagation Neural Network*- BPNN) é amplamente utilizada em diagnóstico de máquina (ERTUNC et al., 2013; ZURITA, 2016; CHEN et al., 2020).

Comparada à lógica convencional, a lógica fuzzy visa modelar os modos imprecisos de raciocínio para tomar decisões racionais em um ambiente de incerteza e imprecisão. A lógica fuzzy está associada a funções de pertinência, cujo papel é mapear os valores de entrada não fuzzy para termos linguísticos fuzzy e vice-versa. Para obter um sistema de diagnóstico com excelente sensibilidade, as regras e funções de pertinência podem ser ajustadas (ZADEH, 1988; SERRANO-GUERRERO et al., 2021).

No entanto, determinar corretamente as regras fuzzy e otimizar as funções de pertinência são o maior desafio na lógica fuzzy. A lógica difusa é mais fácil de implementar em comparação com SVM e NN (SERRANO-GUERRERO et al., 2021). Além disso, ao contrário de outros métodos de IA, como SVM e NN, ele não depende dos conjuntos de dados, pois não há estágio de treinamento ou teste em lógica fuzzy. Em casos particulares, este método só pode fornecer um diagnóstico geral, pois o sintoma de falha específico de uma máquina não pode ser determinado regularmente. No entanto, esta é a única alternativa disponível quando a coleta dos dados de falha não é possível (LASURT et al., 2000; SALIDO, 2012).

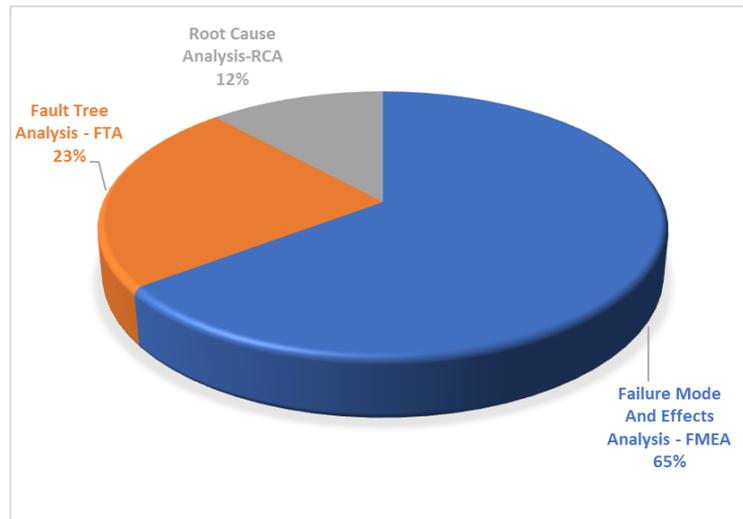
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A busca inicial de busca resgatou 648 artigos, onde 341 no Google Acadêmico, 256 IEEE Xplore e 51 do Portal SciELO. Após a aplicação dos critérios de análise,

foram selecionados 110 artigos que se afirmaram na base de dados, como apresentado na

Na Figura 3 é apresentado o percentual de trabalhos avaliados sobre análise de confiabilidade, onde 65% dos trabalhos levantados são sobre FMEA.

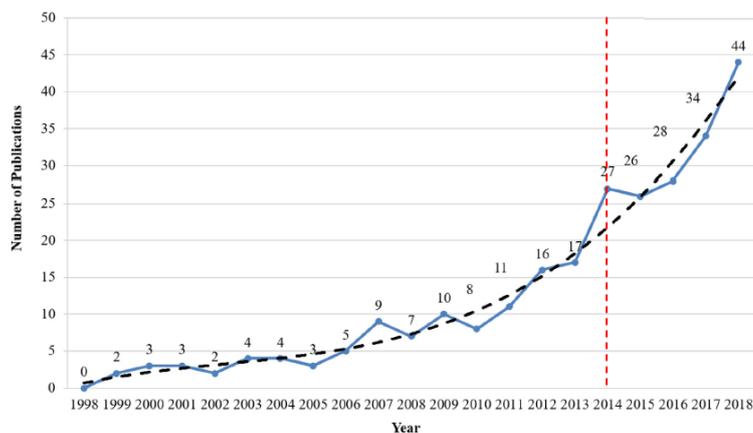
Figura 3: Análise de confiabilidade.



Fonte: Do autor (2022).

Huang et al. (2020) fizeram um levantamento dos artigos publicados anualmente de 1998 a 2018 sobre FMEA, apresentado na Figura 4 , onde é possível observar a tendência de publicações, mas em 2014 há um aumento significativo de publicações, onde o número de artigos publicados nos últimos cinco anos é de 159, representando 60% do total, assim, evidenciando a procura de novos estudos na área.

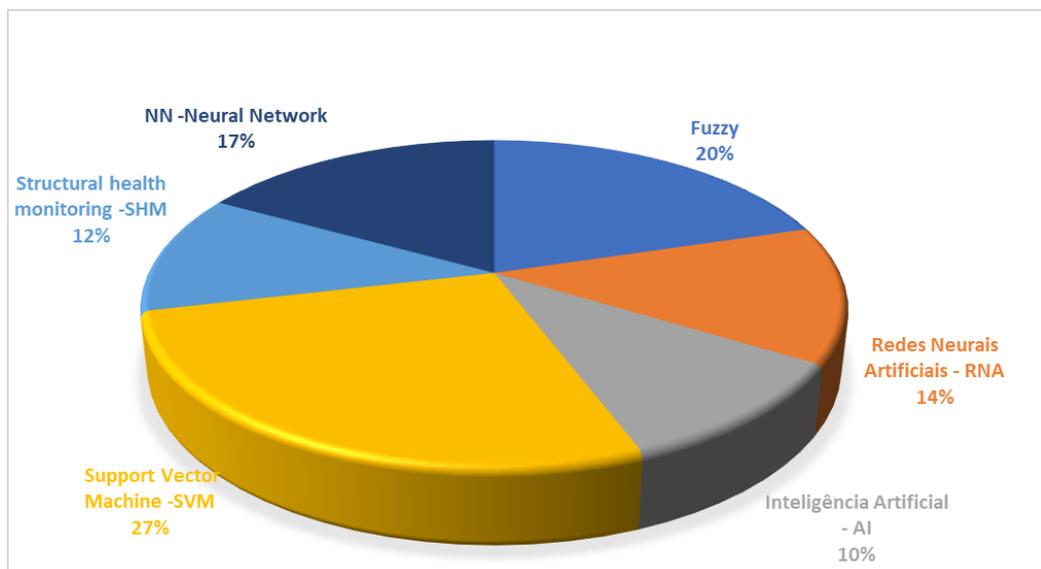
Figura 4: Distribuição das publicações por anos sobre FMEA.



Fonte : Huang et al. (2020).

Os pesquisadores avançam para a implementação do sistema de inteligência na análise de vibração para tomada de decisão automatizada, à SVM é o método mais utilizado principalmente devido à sua alta precisão de classificação e baixo tempo computacional. Na Figura 5 é apresentado o percentual de estudos levantados de cada técnica de monitoramento e detecção de falhas levantados com análise sistemática, onde é possível perceber o fracionamento das pesquisas sobre o assunto.

Figura 5 : Gráfico técnicas de monitoramento e detecção.



Fonte: Do autor (2022).

A maioria dos sistemas de análise e monitoramento apresentados foram de forma estritamente individuais, mas estudos mais recentes que incluem sistemas com combinações para obter melhores resultados. Sahnoun et al. (2014) aplicaram técnicas desagrupamento medindo as vibrações de vários componentes e uma avaliação de alarme para determinar a estratégia de manutenção mais eficaz.

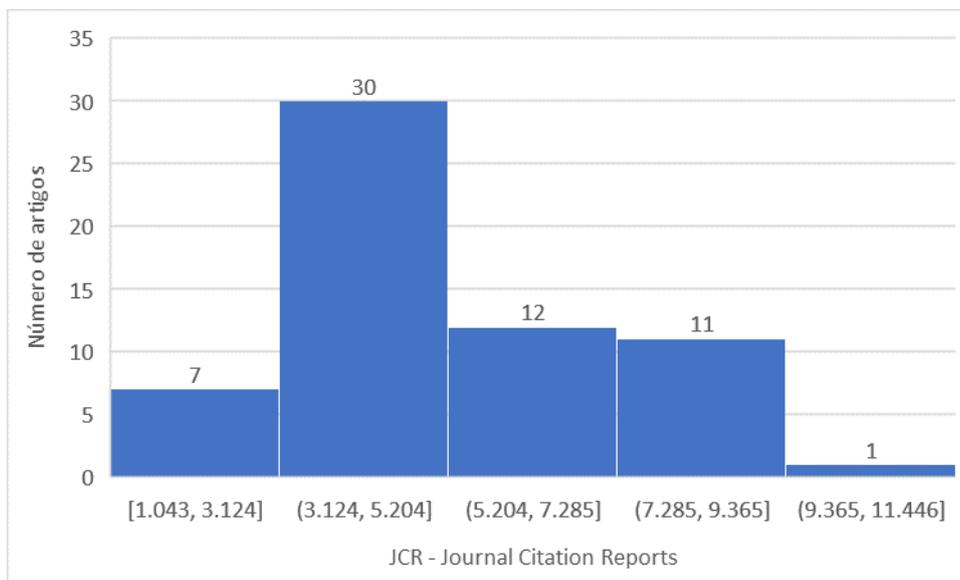
Após a seleção dos artigos foi verificado o JCR, *Journal Citation Reports*, que é o Ranking elaborado pela *Web of Science* e indexa diversas das revistas da editora, na Figura 6 é apresentado a estratificação dos artigos que possuem JCR. Dentre os artigos selecionados 38 não possuem valor de JCR, onde se encontra livros, artigos clássicos e não indexados.

Na Tabela 4 é apresentado um resumo dos estudos que mais influenciaram o texto, especificando o autor e ano da publicação, o idioma de publicação, o título,

objetivo e também a ferramenta de pesquisa. Essa revisão sistemática sintetiza a análise de monitoramento e detecção de falhas em sistemas mecânicos que foram relatados em artigos científicos disponíveis nas bases de dados pesquisados.

Diversos artigos foram apresentados nesse estudo abordando o tema associado a monitoramento e análise de sistemas mecânicos em termos de técnicas e instrumentos utilizados na etapa de aquisição de dados e também de uso de inteligências artificiais.

Figura 6: Número de artigos que possuem JCR.



Fonte: Do autor (2022).

Tabela 4- Dados do texto da revisão sistemática

nº	Autor/Autores	Idioma	Ferramenta	Título	Ano	Objetivo
1	VISHWAKAR MA, Manish et al	Inglês	Google Acadêmico	Vibration analysis & condition monitoring for rotating machines: a review	2017	O artigo apresenta uma revisão de alguns métodos de extração de características de vibração aplicados a diferentes tipos de máquinas rotativas.
2	KUMAR, Sujesh et al.	Inglês	Google Acadêmico	Vibration based Fault Diagnosis Techniques for Rotating Mechanical Components	2018	Apresenta uma revisão das técnicas de detectar falhas por meio de vibração por meio de inteligência artificial.
3	SADEGHI, Ima et al.	Inglês	Google Acadêmico	Online fault diagnosis of large electrical machines using vibration signal-a review	2017	Este artigo fornece uma revisão abrangente de falhas prevalentes em grandes máquinas elétricas. Essas falhas incluem falha de excentricidade, falha de barra quebrada do rotor e falha de curto-circuito.
4	LO, Huaia-Wei at al.	Inglês	Google Acadêmico	A novel failure mode and effect analysis model for machine tool risk analysis	2019	Este estudo propõe um novo modelo FMEA baseado na tomada de decisão multicritério.

5	SADEGHI, Ima et al.	Inglês	IEEE Xplore	Online fault diagnosis of large electrical machines using vibration signal-a review	2017	Este artigo fornece uma revisão abrangente de falhas prevalentes em grandes máquinas elétricas. Essas falhas incluem falha de excentricidade, falha de barra quebrada do rotor e falha de curto-circuito.
6	PALLARÉS, Francisco J. et al.	Inglês	Google Acadêmico	Structural health monitoring (SHM) and Nondestructive testing (NDT) of slender masonry structures: A practical review	2021	Este artigo apresenta uma ampla revisão de estudos estáticos e dinâmicos publicados sobre MHS e END de estruturas esbeltas de alvenaria resumindo e discutindo as diferentes técnicas experimentais utilizadas..
7	OH, Byung Kwan; KIM, Jimin.	Inglês	IEEE Xplore	Multi-Objective Optimization Method to Search for the Optimal Convolutional Neural Network Architecture for Long-Term Structural Health Monitoring	2021	Este estudo propõe um método de busca da arquitetura CNN ótima capaz de prever a resposta estrutural de estruturas para avaliar sua segurança a longo prazo.
8	HUANG, Guangquan et al.	Inglês	IEEE Xplore	Cascading fault analysis and control strategy for computer numerical control machine tools based on meta action.	2019	Propõe uma análise de falhas em cascata e uma estratégia de controle baseada em meta-ação

9	KAVEH, Ali et al.	Inglês	Google Acadêmico	Guided water strider algorithm for structural damage detection using incomplete modal data	2022	Neste artigo, uma abordagem guiada de detecção de danos estruturais usando o algoritmo de otimização recentemente desenvolvido, o algoritmo Water Strider (WSA)
10	CHOUDHARY, Anurag et al.	Inglês	Google Acadêmico	Condition monitoring and fault diagnosis of induction motors: A review.	2019	Este artigo apresenta a revisão do estado da arte descrevendo diferentes tipos de falhas de motores de indução e seus esquemas de diagnóstico
11	LIU, Shiwei et al.	Inglês	Google Acadêmico	Sparse evolutionary deep learning with over one million artificial neurons on commodity hardware	2021	Nesse artigo, é introduzido uma técnica que permite treinar redes neurais com contagem de parâmetros fixos durante todo o treinamento.
12	GANGSAR, Purushottam; TIWARI, Rajiv	Inglês	Google Acadêmico	Signal based condition monitoring techniques for fault detection and diagnosis of induction motors: A state-of-the-art review.	2020	Este artigo apresenta e resume a pesquisa e o desenvolvimento existentes no campo da automação baseada em sinais de metodologias de monitoramento de condições para a detecção e diagnóstico de falhas

13	HUANG, Jia et al.	Inglês	Google Acadêmico	Failure mode and effect analysis improvement: A systematic literature review and future research agenda.	2020	Este artigo tem como objetivo realizar uma revisão sistemática dos artigos de periódicos sobre o FMEA durante os anos entre 1998 e 2018.
----	-------------------	--------	------------------	---	-------------	--

Fonte: Do autor (2022).

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise, monitoramento e diagnóstico da integridade de máquinas tornou-se cada vez mais barata graças à tecnologia, desenvolvimento no processo de aquisição de dados e técnicas de processamento de sinais. O presente trabalho teve como objetivo apresentar uma revisão sistemática sobre a análise de falhas e detecção de danos em sistemas mecânicos. Para isso, foi realizada uma extensa revisão sobre as causas das falhas e os métodos de detecção de danos.

O monitoramento de sistemas mecânicos e estruturais tem papel importante para sua vida útil dentro da indústria. Desde a análise de temperatura que permite uma fácil compreensão do funcionamento do equipamento, a análise de vibração que permite a detecção do dano na estrutura do componente. Uma abordagem mais simples de vibração compara com o sistema em condições sem falhas. Caso o índice medido exceda o limite, o sistema é considerado defeituoso. A necessidade de diagnóstico mais precisos dos tipos de falhas deu origem a métodos mais sofisticados, como os baseados em redes neurais, inteligência artificial, estimativa de parâmetros e outros.

Os resultados obtidos reforçam a importância de uma reflexão sobre o monitoramento de estruturas e a coleta de dados para sua vida útil. O uso de técnicas e ferramentas que possam ter um diagnóstico confiável é imprescindível, assim trazendo maior segurança para os processos e também o produto final.

REFERÊNCIAS

AFFONSO, Luiz Octavio Amaral. **Machinery failure analysis handbook: sustain your operations and maximize uptime**. Elsevier, 2013.

Al, Demi et al. **Mechanical impedance based embedded piezoelectric transducer for reinforced concrete structural impact damage detection: A comparative study**. Construction and Building Materials, v. 165, p. 472-483, 2018.

ALI, Kaveh; RAHMANI, Parmida; ESLAMLOU, Armin Dadras. **Damage detection using a graph-based adaptive threshold for modal strain energy and improved water strider algorithm**. Periodica Polytechnica. Civil Engineering, v. 65, n. 4, p. 989, 2021.

ARAUJO, Gabriel Lavorente. **Aplicação de plano de manutenção dentro de uma fábrica**. 2021.

ANSARI, Saleem A.; BAIG, Rauf. **A PC-based vibration analyzer for condition monitoring of process machinery**. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 47, n. 2, p. 378-383, 1998.

BACH-ANDERSEN, M., RØMER-ODGAARD, B. AND WINTHER, O.. Deep learning for automated drivetrain fault detection. Wind Energy, 21(1), pp.29-41. 2018.

BEER, Ferdinand Pierre; JOHNSTON, Elwood Russell. **Resistência dos materiais**. São Paulo: McGraw-Hill, 2011.

BHATTACHARYYA, S. K.; CHELIYAN, A. S. **Optimization of a subsea production system for cost and reliability using its fault tree model**. Reliability Engineering & System Safety, v. 185, p. 213-219, 2019.

BLACK, Innes Murdo; RICHMOND, Mark; KOLIOS, Athanasios. **Condition monitoring systems: a systematic literature review on machine-learning**

methods improving offshore-wind turbine operational management. International Journal of Sustainable Energy, v. 40, n. 10, p. 923-946, 2021.

BOWLES, John B.; PELÁEZ, C. Enrique. **Fuzzy logic prioritization of failures in a system failure mode, effects and criticality analysis.** Reliability Engineering & System Safety, v. 50, n. 2, p. 203-213, 1995.

BOYCE, Meherwan P. **Gas turbine engineering handbook.** Elsevier, 2011.

CHEN, Mingzhi; ZHU, Daqi. **A Novel Cooperative Hunting Algorithm for Inhomogeneous Multiple Autonomous Underwater Vehicles.** IEEE ACCESS, IEEE-INST ELECTRICAL ELECTRONICS ENGINEERS INC 445 HOES LANE, PISCATAWAY, NJ . . . , v. 6, p. 7818–7828, 2018.

CHEN, Yiqiang et al. Fedhealth: **A federated transfer learning framework for wearable healthcare.** IEEE Intelligent Systems, v. 35, n. 4, p. 83-93, 2020.

CHOUDHARY, Anurag et al. **Condition monitoring and fault diagnosis of induction motors: A review.** Archives of Computational Methods in Engineering, v. 26, n. 4, p. 1221-1238, 2019.

COUTINHO, Jorge Luiz; LEÃO, Leovaldo; PAULO, Marcelo José de. **Aplicação de Ferramentas da Manutenção Preditiva na Análise de Óleos Lubrificantes.** 2021.

CHAVES, Jacqueline Santos. **Monitoramento e classificação de falhas em estruturas utilizando redes neurais artificiais.** 2016.

DA SILVA, Ivan Nunes et al. **Artificial neural networks.** Cham: Springer International Publishing, v. 39, 2017.

DE CASTRO, Bruno Dorneles. **Metodologias avançadas de monitoramento de integridade estrutural (SHM) em materiais compósitos: uma revisão bibliográfica.** 2019.

DEN HARTOG, Jacob Pieter. Mechanical vibrations. JP Den Hartog. 1984.

DE SÁ SÓ MARTINS, Dionísio Henrique Carvalho et al. **Diagnostic and severity analysis of combined failures composed by imbalance and misalignment in rotating machines.** The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 114, n. 9, p. 3077-3092, 2021.

DOU, Dongyang; ZHOU, Shishuai. **Comparison of four direct classification methods for intelligent fault diagnosis of rotating machinery.** Applied Soft Computing, v. 46, p. 459-468, 2016.

ECCARD, Lucas Seabra et al. **Análise de Parâmetros dos Fluidos de Perfuração de Poços de Petróleo.** Revista Transformar, v. 12, n. 2, p. 124, 2019.

EHYA, Hossein et al. **Condition monitoring of wound field synchronous generator under inter-turn short circuit fault utilizing vibration signal.** In: 2020 23rd International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). p. 177-182. IEEE, 2020.

ELANGO, S.; ARAVIND, J. Govarthanan; BOOPATHI, S. **Vibration analysis of bearing by using mechanical stethoscope.** International Journal of Advanced Science and Research, v. 3, n. 1, p. 1137-1149, 2018.

ERTUNC, Huseyin Metin; OCAK, Hasan; ALIUSTAOGLU, Cuneyt. **ANN-and ANFIS-based multi-staged decision algorithm for the detection and diagnosis of bearing faults.** Neural Computing and Applications, v. 22, n. 1, p. 435-446, 2013.

FAIELLA, Giuliana et al. **Expanding healthcare failure mode and effect analysis: A composite proactive risk analysis approach.** Reliability Engineering & System Safety, v. 169, p. 117-126, 2018.

FARRAR, Charles R.; WORDEN, Keith. **Structural health monitoring: a machine learning perspective.** John Wiley & Sons, 2012.

FARRAR, Charles R.; WORDEN, Keith. **An introduction to structural health monitoring**. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, v. 365, n. 1851, p. 303-315, 2007.

FERNANDES, P. J. L.; MCDULING, C. **Surface contact fatigue failures in gears**. Engineering Failure Analysis, v. 4, n. 2, p. 99-107, 1997.

GALÉ, Mohammed Tizzo. **Aplicabilidade de análise de fluidos como manutenção preditiva em maquinário agrícola com estudo de casos visando economia em manutenção corretiva**. 2019.

GANGSAR, Purushottam; TIWARI, Rajiv. **Signal based condition monitoring techniques for fault detection and diagnosis of induction motors: A state-of-the-art review**. Mechanical systems and signal processing, v. 144, p. 106908, 2020.

GIORDANO, Michael R. et al. **From low-cost sensors to high-quality data: A summary of challenges and best practices for effectively calibrating low-cost particulate matter mass sensors**. Journal of Aerosol Science, v. 158, p. 105833, 2021.

GLOWACZ, Adam. **Ventilation diagnosis of angle grinder using thermal imaging**. Sensors, v. 21, n. 8, p. 2853, 2021.

GONÇALVES, Vítor A.; GASPAR, Cassio Marques R.; SOTELINO, Elisa D. **Detecção dinâmica de danos em passarelas metálicas utilizando variação de modos de vibração**. In: XII CONGRESSO BRASILEIRO DE PONTES E ESTRUTURAS. Anais... Rio de Janeiro. 2021.

GOYAL, D.; PABLA, B. S. **The vibration monitoring methods and signal processing techniques for structural health monitoring: a review**. Archives of Computational Methods in Engineering, v. 23, n. 4, p. 585-594, 2016.

GOYAL, Deepam; PABLA, B. S. **Condition based maintenance of machine tools— A review**. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, v. 10, p. 24-35, 2015.

HOWARD, Ian. **A Review of Rolling Element Bearing Vibration'Detection, Diagnosis and Prognosis'**. 1994.

HUANG, Jia et al. **Failure mode and effect analysis improvement: A systematic literature review and future research agenda**. Reliability Engineering & System Safety, v. 199, p. 106885, 2020.

HUANG, Guangquan et al. **Cascading fault analysis and control strategy for computer numerical control machine tools based on meta action**. IEEE Access, v. 7, p. 91202-91215, 2019.

HUANG, Jia; LI, Zhaojun Steven; LIU, Hu-Chen. **New approach for failure mode and effect analysis using linguistic distribution assessments and TODIM method**. Reliability Engineering & System Safety, v. 167, p. 302-309, 2017.

INAUDI, Daniele; GLISIC, Branko. **Application of distributed fiber optic sensory for SHM**. Proceedings of the ISHMII-2, v. 1, p. 163-169, 1997.

ILONEN, Jarmo et al. **Diagnosis tool for motor condition monitoring**. IEEE Transactions on Industry Applications, v. 41, n. 4, p. 963-971, 2005

KAVEH, Ali; RAHMANI, Parmida; DADRAS ESLAMLOU, Armin. **Guided water strider algorithm for structural damage detection using incomplete modal data**. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering, v. 46, n. 2, p. 771-788, 2022.

KUMAR, Sujesh et al. **Vibration based Fault Diagnosis Techniques for Rotating Mechanical Components**. In: IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2018. p. 012109.

LASURT, I.; STRONACH, A. F.; PENMAN, J. **A fuzzy logic approach to the interpretation of higher order spectra applied to fault diagnosis in electrical machines.** In: PeachFuzz 2000. 19th International Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society-NAFIPS (Cat. No. 00TH8500). IEEE, p. 158-162, 2000.

LI, Xin et al. A new mechanical resonance suppression method for large optical telescope by using nonlinear active disturbance rejection control. *IEEE Access*, v. 7, p. 94400-94414, 2019.

LIU, Hu-Chen; LIU, Long; LIU, Nan. **Risk evaluation approaches in failure mode and effects analysis: A literature review.** *Expert systems with applications*, v. 40, n. 2, p. 828-838, 2013.

LIU, Pei-Ling. **Identification and damage detection of trusses using modal data.** *Journal of structural engineering*, v. 121, n. 4, p. 599-608, 2015.

LIU, Hu-Chen et al. **Failure mode and effects analysis using two-dimensional uncertain linguistic variables and alternative queuing method.** *IEEE Transactions on Reliability*, v. 68, n. 2, p. 554-565, 2018.

LIU, Zepeng; ZHANG, Long. **A review of failure modes, condition monitoring and fault diagnosis methods for large-scale wind turbine bearings.** *Measurement*, v. 149, p. 107002, 2020.

LIU, Shiwei et al. **Sparse evolutionary deep learning with over one million artificial neurons on commodity hardware.** *Neural Computing and Applications*, v. 33, n. 7, p. 2589-2604, 2021.

LOCKWOOD, F. E.; DALLEY R. Lubricant analysis. In: HENRY, S. D. et al. (Ed.). **ASM Handbook: friction, lubrication, and wear technology.** Metals Park: The Materials Information Society, 1992. v.18, p.299-312.

LOURENÇO, Rodrigo FB et al. **Detecção de falhas em um Sistema Rotativo utilizando Sistemas Imunológicos Artificiais**. Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics, v. 8, n. 1, 2021.

LO, Huai-Wei; LIOU, James JH. **A novel multiple-criteria decision-making-based FMEA model for risk assessment**. Applied Soft Computing, v. 73, p. 684-696, 2018.

LO, Huai-Wei et al. **A novel failure mode and effect analysis model for machine tool risk analysis**. Reliability Engineering & System Safety, v. 183, p. 173-183, 2019.

LOPES, T. D. et al. **Análise comparativa da detecção de defeitos em rolamentos de motores de indução trifásicos utilizando rbf e sfam**. In: Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2015.

LU, Yue et al. **Modelling of ductile fracture in ship structures subjected to quasi-static impact loads**. International Journal of Impact Engineering, v. 156, p. 103941, 2021.

MACHADO, Leila Camara. **Gerenciamento diário e controle analítico do processo de pintura “Coil Coating”**. 2006. 43f. Relatório de Estágio Curricular (Graduação em Engenharia Química). Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2016.

MAJUMDER, Bansari Deb; ROY, Joyanta Kumar; PADHEE, Subhransu. **Recent advances in multifunctional sensing technology on a perspective of multi-sensor system: A review**. IEEE Sensors Journal, v. 19, n. 4, p. 1204-1214, 2018.

MATSUO, T. K.. **Método de análise de vibrações para identificação de falhas em máquinas rotativas de geração de energia elétrica**. 161 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Mecatrônica, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Santa Catarina, Florianópolis, 2017.

MARTINI, Júlia de Assis. **Análise dos modos e efeitos de falha do processo de vulcanização em uma indústria automotiva**. 2017. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

MCNELLES, Phillip et al. **A comparison of fault trees and the Dynamic Flowgraph Methodology for the analysis of FPGA-based safety systems part 2: Theoretical investigations.** Reliability Engineering & System Safety, v. 183, p. 60-83, 2019

MOHD GHAZALI, Mohamad Hazwan; RAHIMAN, Wan. **Vibration analysis for machine monitoring and diagnosis: a systematic review.** Shock and Vibration, 2021.

NERY, Jonathan Oliveira. **Estudo experimental, via análise de vibrações, acerca da caracterização de desgaste em componentes mecânicos com diferentes combinações de lubrificantes e aditivos.** 2019.

NORTON, Robert L. **Projeto de máquinas.** bookman editora, 2013.

NSENGIYUMVA, Walter et al. **Advances, limitations and prospects of nondestructive testing and evaluation of thick composites and sandwich structures: A state-of-the-art review.** Composite Structures, v. 256, p. 112951, 2021.

OGAJI, S.O.T.; MARINAI, L.; SAMPATH, S.; SINGH, R.; PROBER, S.D. **Gas turbine fault diagnostics: a fuzzy logic approach.** Applied Energy, 2005. 81-89

PANCHAL, Dilbagh; KUMAR, Dinesh. **Integrated framework for behaviour analysis in a process plant.** Journal of loss prevention in the process industries, v. 40, p. 147-161, 2016.

PALLARÉS, Francisco J. et al.. **Structural health monitoring (SHM) and Nondestructive testing (NDT) of slender masonry structures: A practical review.** Construction and Building Materials, v. 297, p. 123768, 2021.

PEREIRA, André Luis Vinagre. **Manutenção preditiva de um par engrenado através da análise de lubrificantes e da análise de vibrações utilizando a transformada de wavelet.** 2018.

PETER, Nicolas J. et al. **Atomic level bonding mechanism in steel/aluminum joints produced by cold pressure welding.** *Materialia*, v. 7, p. 100396, 2019.

PINTO, J.P.- **Manutenção Lean.** Lisboa: Liedel Edições Técnicas, 2013.

PYO, Seonghun; ROH, Yongrae. **Structural design of an acoustic planar array transducer by using the equivalent circuit method.** *Ultrasonics*, v. 108, p. 106219, 2020.

REDDY, Abhishek et al. **Detection of Cracks and damage in wind turbine blades using artificial intelligence-based image analytics.** *Measurement*, v. 147, p. 106823, 2019.

ROSA, Laerte Francisco da. **Modelo de maturidade de manutenção de classe mundial em ambientes de manufatura de autopeças.** 2020.

RUNGE, Jason; ZMEUREANU, Radu. **Forecasting energy use in buildings using artificial neural networks: A review.** *Energies*, v. 12, n. 17, p. 3254, 2019.

SAHNOUN, M., et al. **Modelling of maintenance strategy of offshore wind farms based multi-agent system.** CIE44 & ISSM14 (44th international conference on computers & industrial engineering & 9th international symposium on intelligent manufacturing and service systems). Vol. 591. 2014.

SALIDO, Jesús Manuel Fernández; MURAKAMI, Shuta. **A comparison of two learning mechanisms for the automatic design of fuzzy diagnosis systems for rotating machinery.** *Applied Soft Computing*, v. 4, n. 4, p. 413-422, 2012.

SANTOS, Fernanda Maria da Cunha; SILVA, Ivan Nunes da; SUETAKE, Marcelo. **Sobre a aplicação de sistemas inteligentes para diagnóstico de falhas em máquinas de indução-uma visão geral.** *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, v. 23, p. 553-569, 2015.

SANTOS, Iviane Cunha. **Atualização do modelo numérico de ponte estaiada baseado em dados experimentais**. 2018.

SAUCEDO, Juan Jose et al. **Multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain**. Shock and Vibration, 2016.

SAUNDERS, Mark; LEWIS, Philip; THORNHILL, Adrian. **Research methods for business students**. Pearson education, 2009.

SERRANO-GUERRERO, Jesus; ROMERO, Francisco P.; OLIVAS, Jose A. **Fuzzy logic applied to opinion mining: a review**. Knowledge-Based Systems, v. 222, p. 107018, 2021.

SHAHZAD, Khurram; CHENG, Peng; OELMANN, Bengt. **Architecture exploration for a high-performance and low-power wireless vibration analyzer**. IEEE Sensors Journal, v. 13, n. 2, p. 670-682, 2012.

SKF. **General Catalogue**. Disponível em: <http://www.skf.com>. Acesso em: julho de 2022.

SILVA, Josué Natan et al. **Análise estrutural de um chassi tubular através das técnicas de ODS e análise de vibração**. Brazilian Journal of Development, v. 5, n. 6, p. 6213-6231, 2019.

SONE, Daichi; BEHESHTI, Iman. **Clinical application of machine learning models for brain imaging in epilepsy: a review**. Frontiers in Neuroscience, v. 15, p. 761, 2021.

SPREAFICO, Christian; RUSSO, Davide; RIZZI, Caterina. **A state-of-the-art review of FMEA/FMECA including patents**. Computer science review, v. 25, p. 19-28, 2017.

REIS, Felipe José Lima dos. **Proposta de melhoria na eficiência da manutenção em viaturas militares da escola de sargentos das armas**. 2018.

SOHN, Hoon et al. **Wavelet-based active sensing for delamination detection in composite structures**. Smart Materials and structures, v. 13, n. 1, p. 153, 2013.

OH, Byung Kwan; KIM, Jimin. **Multi-Objective Optimization Method to Search for the Optimal Convolutional Neural Network Architecture for Long-Term Structural Health Monitoring**. IEEE Access, v. 9, p. 44738-44750, 2021.

SELLITO, Miguel Afonso. **Análise estratégica da manutenção de uma linha de fabricação metal-mecânica baseada em cálculos de confiabilidade de equipamentos**. Revista GEPROS (Gestão da Produção, Operações e Sistemas. Ano 2, vol.3, 2007. Disponível em: <<http://revista.feb.unesp.br/index.php/gepros/article/view/157/142> > Acesso em 13 de março 2022.

SOUZA, Valdir Cardoso. **Organização e Gerência da Manutenção – Planejamento, Programação e Controle da Manutenção**. 3ª Ed, revisada. São Paulo: All Print, 2015.

SHIGLEY, Joseph Edward; MISCHKE, Charles R. **Projeto de engenharia mecânica**. Bookman, 2013.

TEODORO, Datiélle Bianca. **Caracterização da fadiga na asa do avião**. 2017.

TEKNIKAO, Indústria e Comércio. **Análise de Vibrações**. São Paulo- SP, 2017.

VISHWAKARMA, Manish et al. **Vibration analysis & condition monitoring for rotating machines: a review**. Materials Today: Proceedings, v. 4, n. 2, p. 2659-2664, 2017.

VISHWAKARMA, S. et al. **Analyzing Vibrations through Fast Fourier Transform (FFT) for Machine Health Monitoring: A Review of Fundamentals and Applied Methods**. system, v. 1, p. 5. 2022.

WEIDLICH, Felipe. **Avaliação da lubrificação de rolamentos em motores elétricos por ultrassom**. 2009.

XU, M.; MARANGONI, R. D. **Vibration analysis of a motor-flexible coupling-rotor system subject to misalignment and unbalance, part I: theoretical model and analysis**. Journal of sound and vibration, v. 176, n. 5, p. 663-679, 1994.

YU, Hui; *et. al.* **A more reasonable definition of failure mode for mechanical systems using meta-action**. Ieee Access, v. 7, p. 4898-4904, 2018.

ZADEH, Lotfi A. **Fuzzy logic**. Computer, v. 21, n. 4, p. 83-93, 1988.

ZUO, Jian-Ping et al. **Investigation on fracture toughness and micro-deformation field of SCB sandstone including different inclination angles cracks**. Engineering Fracture Mechanics, v. 208, p. 27-37, 2019.

ZURITA, Grover; SÁNCHEZ, Vinicio; CABRERA, Diego. **A review of vibration machine diagnostics by using artificial intelligence methods**. Investigación & Desarrollo, v. 1, n. 16, p. 102-114, 2016.