



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA BAHIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE MATERIAIS

HUGO DIEGO ARAÚJO DA SILVA

**DETERMINAÇÃO DA ESPESSURA DA CAMADA DE ÓXIDO FERRO  
EM TUBOS DE *RADIANT SHIELD* PRESENTE EM CALDEIRAS  
AQUATUBULARES ATRAVÉS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS DE  
ULTRASSOM E USO DE CLASSIFICADORES**

Dissertação para Obtenção do Título de Mestre em Engenharia

Salvador  
2023

HUGO DIEGO ARAÚJO DA SILVA

**DETERMINAÇÃO DA ESPESSURA DA CAMADA DE ÓXIDO FERRO  
EM TUBOS DE *RADIANT SHIELD* PRESENTE EM CALDEIRAS  
AQUATUBULARES ATRAVÉS DE PROCESSAMENTO DE SINAIS DE  
ULTRASSOM E USO DE CLASSIFICADORES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* – Mestrado Profissional em Engenharia de Materiais (PPGEM) – do Instituto Federal da Bahia (IFBA), como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia dos Materiais.

Orientador:  
Prof. Dr. Ivan Costa da Silva

Salvador  
2023

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELO SISTEMA DE BIBLIOTECAS DO IFBA, COM OS  
DADOS FORNECIDOS PELO(A) AUTOR(A)

S586d Silva, Hugo Diego Araújo da

Determinação da espessura da camada de óxido ferro em tubos de radiant shield presente em caldeiras aquatubulares através de processamento de sinais de ultrassom e uso de classificadores / Hugo Diego Araújo da Silva; orientador Ivan Costa da Silva -- Salvador, 2023.

117 p.

Dissertação (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Materiais) -- Instituto Federal da Bahia, 2023.

1. Magnetita. 2. Ultrassom. 3. Processamento de sinais. 4. Caldeira aquatubular. 5. Classificadores. I. Silva, Ivan Costa da, orient. II. TÍTULO.

CDU 621.18

**INSTITUTO FEDERAL DA BAHIA  
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA, PÓS-GRADUAÇÃO E INOVAÇÃO**

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE MATERIAIS - PPGEM**

**“Determinação Da Espessura Da Camada De Óxido De Ferro Em Tubos De  
Radiant Shield De Caldeira Aquatubular Através de Processamento De Sinais  
De Ultrassom E Uso de Classificadores”**

**Hugo Diego Araújo da Silva**

Produto (s) Gerado (s):

Orientador: Prof. Dr. Ivan Costa da Silva – Orientador PPGEM/IFBA

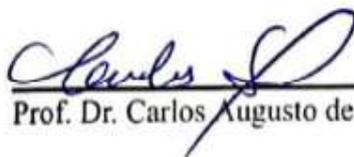
Banca examinadora:

  
Prof. Dr. Ivan Costa da Silva – Orientador PPGEM/IFBA



Documento assinado digitalmente  
JOSE MARIO ARAUJO  
Data: 19/12/2023 14:08:36-0300  
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Prof. Dr. José Mário Araujo - Examinador Interno IFBA

  
Prof. Dr. Carlos Augusto de Souza— Examinador Externo Transpetro

Trabalho de Conclusão de Curso aprovado pela banca examinadora em 14/12/2023

## **AGRADECIMENTOS**

Gostaria, primeiramente, de agradecer ao meu orientador de mestrado, prof. Ivan Costa, por todos os ensinamentos transmitidos, pela dedicação e paciência durante todo o trabalho de pesquisa.

A todo o corpo de docentes do IFBA pela transmissão do conhecimento e por todo apoio necessário para meu desenvolvimento. Em especial, ao professor Mario Cesar, pelo suporte técnico no desenvolvimento de estudos de análise de falhas.

Aos colegas e amigos do PPGEM, que, durante todo o programa de pós-graduação, promoveram um ambiente de estudo saudável e colaborativo.

Aos professores que passaram ao longo de toda a minha vida acadêmica, encantando-me pelo conhecimento. Principalmente, ao prof. Carlos Souza, que, além de ser colega de trabalho, foi a pessoa que possibilitou meu acesso na área industrial através do primeiro emprego.

Aos meus pais, Rita de Cássia e Haroldo Rocha, e meu irmão, Lucas Araújo, por todo o amor, dedicação e confiança que depositaram e depositam em mim.

À minha esposa, Lorena Borges, que deu todo o suporte necessário, cuidando de nosso filho, possibilitando que eu dedicasse tempo ao PPGEM.

Ao meu filho, Bento, por ser minha fonte de inspiração e alegria.

Por fim, à instituição IFBA por proporcionar um corpo de docentes altamente capacitados e uma estrutura de laboratórios, viabilizando o desenvolvimento desta pesquisa.

As coisas mais importantes nunca  
devem ficar à mercê das coisas  
menos importantes.

**Goethe**

## RESUMO

As caldeiras aquatubulares são equipamentos de grande importância para o parque industrial, tornando o processo industrial economicamente viável. Entretanto são equipamentos que apresentam diversos modos de falhas, principalmente as falhas nos tubos de troca térmica causadas pelo crescimento da magnetita presente na parte interna dos tubos. Atualmente, as técnicas de medição da magnetita podem ser realizadas através de ensaios em laboratórios (método destrutivo) ou através de ensaios de ultrassom com altas frequências ( $\geq 20$  MHz). Nesse sentido, o objetivo deste trabalho foi desenvolver um método de maior aplicabilidade prática para medição da magnetita para as classes de espessura de 0  $\mu\text{m}$ , 100  $\mu\text{m}$  e 200  $\mu\text{m}$  com o uso de transdutor de 15 MHz e técnicas de processamento e classificação dos sinais, visando estimar as classes de espessuras de magnetita presentes nas amostras. Para o referido propósito, foram utilizadas amostras de tubos retirados de uma caldeira aquatubular que apresentava histórico de falhas devido sobreaquecimento causado pela espessura excessiva da magnetita. Posteriormente, os sinais ultrassônicos coletados nas amostras formaram um banco de dados, que foram tratados através de métodos matemáticos e técnicas de estatística; em seguida, foram utilizados algoritmos classificadores, e foram selecionados os classificadores que apresentaram melhores desempenhos. Por último, foram realizados testes para validação do método. Resultados dos testes indicaram desempenho satisfatório na classificação e testes dos sinais, mostrando que esse método é promissor para determinação da espessura de magnetita.

Palavras-chave: Magnetita; Ultrassom; Processamento de sinais; Caldeira aquatubular; Classificadores.

## ABSTRACT

Water boilers are equipment of great importance for the industrial park, making the industrial process economically viable. However, they are equipment that present different failure modes, highlighting the failures in the thermal exchange tubes caused by the growth of magnetite present in the internal part of the tubes. Currently, magnetite measurement techniques can be carried out through tests in laboratories (destructive method) or through ultrasound tests with high frequencies ( $\geq 20$  MHz). In this case, the objective of this work was to develop a method of greater practical applicability for measuring magnetite for thickness 0  $\mu\text{m}$ , 100  $\mu\text{m}$  and 200  $\mu\text{m}$  using a 15 MHz transducer, signal processing and classification techniques, aiming to identify the magnetite thickness classes present in the samples. For this purpose, samples of tubes taken from a water boiler that had a history of failures due to overheating caused by the excessive thickness of the magnetite were used. Subsequently, the ultrasonic signals collected from the samples formed a database, which were treated using mathematical methods and static techniques, then classifying algorithms were used, the classifiers that showed the best performance were selected and finally tests were carried out to validate the method. Test results indicated satisfactory performance in signal classification and testing, showing it to be a promising method for determining magnetite thickness.

Keywords: Magnetite, Ultrasound, Signal Processing, Water Boiler, Classifiers.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Esquema de circulação de gases de uma caldeira flamotubular. ....	20
Figura 2 - Arranjo geral de uma caldeira aquatubular com escudo de radiação. ....	21
Figura 3 - Ruptura em tubos de caldeira devido sobreaquecimento. (a) Ruptura devido exposição por longos períodos. (b) Ruptura devido exposição por curtos períodos .	25
Figura 4 - Mecanismo comuns de danos nos tubos de caldeira.....	26
Figura 5 - Diagrama de equilíbrio de fases Fe-O .....	29
Figura 6 - Mecanismo de formação de óxido de ferro .....	31
Figura 7 - Relação espessura da magnetita, em função do tempo e temperatura. (a) Temperaturas de operação de 300 °C, 350 °C e 400 °C. (b) Temperaturas de operação de 450 °C, 500 °C, 550 °C e 600 °C.....	34
Figura 8 - Vida remanescente de um tubo de aço ASTM A335 P22 em função da espessura de óxido. ....	35
Figura 9 - Estágios das alterações metalúrgicas devido a danos por fluência .....	40
Figura 10 - Princípio ultrassônico para medição da camada de óxido .....	42
Figura 11 - Medição da camada de óxido com uso de cabeçote de 50 MHz .....	43
Figura 12 - Visualização da decomposição das frequências.....	47
Figura 13 - Gráfico com dois primeiros componentes principais $Y1$ e $Y2$ distribuídos entre os eixos $X1$ e $X2$ .....	50
Figura 14 - Representação da redução de variância com uso de um <i>ensemble</i> .....	54
Figura 15 - Exemplo de árvore de decisão.....	57
Figura 16 - Representação gráfica da classificação de dados através do uso do Discriminante Linear.....	59
Figura 17 - Hiperplanos de separação linear dos classificadores SVM.....	61
Figura 18 - Separação não linear após uso da função Kernel no classificador SVM	61
Figura 19 - Representação gráfica de como o KNN classifica os dados.....	62
Figura 20 - Aspecto visual do tubo na região da falha. (a) Tubo com pequena deformação localizada. (b) Maior detalhe da região deformada. (c) Região da falha	64
Figura 21 - Amostras retiradas do escudo de radiação. (a) CPsox. (b) CP04.....	65
Figura 22 – Amostras embutidas para medição da espessura da magnetita através do microscópio óptico. (a) CP04. (b) CP07esp .....	66

Figura 23 - Equipamentos utilizados para coleta dos sinais ultrassônicos nos CPsox, CP04 e CP07esp.....	68
Figura 24 - Registro do sinal ultrassônico em A-Scan do CP04 (100 µm) .....	69
Figura 25 - Tela de seleção de dados do <i>Classification Learner</i> .....	71
Figura 26 – Cadeia de processamento através da aplicação da FFT + PCA.....	72
Figura 27 - Gráfico com as dez métricas mais representativas após extração dos PCS .....	74
Figura 28 - Distribuição dos sinais após extração dos PCS.....	75
Figura 29 - Cadeia de processamento através da extração dos PCS.....	76
Figura 30 - Sequência para teste de 01 sinal através da FFT/PCA .....	78
Figura 31 - Sequência para teste de 01 sinal através da extração dos PCS .....	80
Figura 32 - Sequência para teste de 01 sinal através da combinação dos métodos.....	82
Figura 33 - Resultado de ensaio de difração de raio X. (a) Gráfico com resultado do ensaio realizado no pó do óxido de ferro extraído da parte interna do CP04. (b) Gráfico de referência com os ângulos da magnetita usando tubo de cobre, legenda; Mt (Magnetita), Ht (Hematita) e Ct (Calcita) .....	83
Figura 34 - Resultado de ensaio de difração de raio X. (a) Gráfico com resultado do ensaio realizado no pó do óxido de ferro extraído da parte interna do CP07esp. (b) Gráfico de referência com os ângulos da magnetita usando tubo de cobre.....	84
Figura 35 - Amostra CPsox, sem camada de magnetita .....	85
Figura 36 - Camada de magnetita presente na amostra CP04, com 100 µm de espessura.....	85
Figura 37 - Camada de magnetita presente na amostra CP07esp, com 200 µm de espessura.....	86
Figura 38 - Gráficos dos sinais coletados e processados do CPsox. (a) A-Scan. (b) Espectros de frequência obtidos das FFTs. ....	87
Figura 39 - Gráficos dos sinais coletados e processados do CP4 (100 µm). (a) A-Scan. (b) Espectros de frequência obtidos das FFTs.....	87
Figura 40 - Gráficos dos sinais coletados e processados do CP7esp (200 µm). (a) A-Scan. (b) Espectros de frequência obtidos das FFTs.....	87
Figura 41 - Espectros médios dos sinais de ultrassom após aplicação da FFT .....	88
Figura 42 - Distribuição dos sinais após aplicação da FFT-PCA, primeira componente principal no eixo horizontal e segunda componente principal no eixo vertical. ....	90

Figura 43 - Matriz Confusão da FFT-PCA do algoritmo Discriminante Linear.....	91
Figura 44 – Relação do número de validações cruzadas e número de componentes principais na acurácia para conjunto FFT-PCA .....	92
Figura 45 - Distribuição dos sinais através da extração das características principais dos sinais .....	95
Figura 46 - Matriz Confusão algoritmo <i>Ensemble</i> – Extração das características principais dos sinais .....	96
Figura 47 - Distribuição dos sinais combinação FFT-PCA com Extração dos Parâmetros Característicos de Sinais .....	99
Figura 48 - Matriz Confusão de classificador <i>Ensemble</i> Subespaço Discriminante – Combinação dos métodos.....	100

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Lista de modos de falhas atuantes em tubos de caldeira aquatubulares .	23
Tabela 2 - Fases de óxidos de ferro formadas em tratamentos térmicos isotérmicos (M – Magnetita, H – Hematita e W – Wüstita) .....	30
Tabela 3 - Propriedades termomecânicas do aço carbono e óxidos de ferro .....	32
Tabela 4 - Propriedades físicas do aço carbono e magnetita .....	33
Tabela 5 - Limites para espessuras das camadas de óxidos em caldeiras aquatubulares.....	39
Tabela 6 - Comparativo de tempo e custo entre os métodos destrutivos e não destrutivos p/ determinação da espessura da magnetita. ....	45
Tabela 7 - Características dimensionais dos corpos de prova e magnetita .....	67
Tabela 8 - Espessura média da magnetita determinada através de metalografia.....	84
Tabela 9 - Valores de amplitude, largura da banda e área sob a curva em função da espessura da magnetita .....	89
Tabela 10 - Média e desvio padrão dos cinco algoritmos inteligentes com acurácia > 80% através da FFT-PCA .....	90
Tabela 11 - Resultado dos testes realizados com conjunto de dados FFT-PCA com os algoritmos que apresentaram acurácia > 80% .....	93
Tabela 12 - Média e desvio padrão dos cinco algoritmos com acurácia > 80% através extração das características principais dos sinais.....	94
Tabela 13 - Influência do quantitativo de características utilizadas com classificadores de base para otimização de parâmetros .....	97
Tabela 14 - Resultado dos testes realizados com conjunto de dados PCS com os algoritmos que apresentaram acurácia > 80% .....	98
Tabela 15 - Média e desvio padrão dos cinco classificadores com acurácia > 80% dos sinais combinados.....	100
Tabela 16 - Resultado dos testes realizados com conjunto de dados combinados, selecionados os algoritmos com acurácia > 80%.....	101

## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO .....	14
1.1	Objetivo geral .....	16
1.2	Objetivos específicos .....	16
1.3	Contribuições .....	17
1.4	Organização da dissertação .....	17
2	PESQUISA BIBLIOGRÁFICA .....	18
2.1	Aspectos gerais sobre caldeiras .....	18
2.1.1	Caldeiras flamotubulares .....	19
2.1.2	Caldeiras aquatubulares .....	20
2.2	Influência dos óxidos de ferro .....	26
2.2.1	Fases de óxidos de ferro em caldeiras aquatubulares e mecanismos de formação .....	27
2.2.2	Principais propriedades da magnetita .....	31
2.2.3	Influência da espessura da magnetita na vida útil da caldeira .....	33
2.2.4	Ações mitigadoras para diminuir a influência da espessura da magnetita na vida útil da caldeira .....	38
2.3	Métodos de inspeção para avaliação da integridade .....	39
2.3.1	Principais técnicas de inspeção para avaliação da integridade .....	39
2.3.2	Técnicas de END com uso de ultrassom para medir a espessura da camada de óxido .....	41
2.4	Processamento de sinais ultrassônicos .....	45
2.4.1	Transformada rápida de Fourier (FFT) .....	46
2.4.2	Análise dos componentes principais (PCA) .....	48
2.5	Aprendizado de máquina .....	51
2.5.1	<i>Ensemble</i> – discriminante de subespaço (EDS) .....	53
2.5.2	<i>Naive Bayes Gaussiano</i> .....	55
2.5.3	Árvore de decisão .....	55
2.5.4	Discriminante linear .....	58
2.5.5	Máquina de vetor de suporte (SVM) .....	60
2.5.6	K-Vizinhos próximos (KNN) .....	62
3	METODOLOGIA .....	64

3.1	Experimentos preliminares.....	64
3.1.1	Amostras utilizadas.....	64
3.1.2	Metodologia utilizada para especificação da fase de óxido de ferro presente nas amostras.....	65
3.1.3	Metodologia utilizada para determinar espessura da magnetita presente nas amostras.....	66
3.2	Metodologia para coleta e processamento dos sinais.....	67
3.2.1	Equipamentos utilizados.....	67
3.2.2	Coleta dos sinais de ultrassom.....	68
3.2.3	Processamento dos sinais de ultrassom.....	69
3.3	Metodologia adotada para realização dos testes.....	77
3.3.1	Metodologia adotada para realização de teste após FFT/PCA.....	77
3.3.2	Metodologia adotada para realização de teste após extração dos PCS	79
3.3.3	Metodologia adotada para realização de teste após combinação FFT/PCA com extração dos PCS.....	81
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	83
4.1	Caracterização da fase de óxido de ferro presente nas amostras.....	83
4.2	Determinação da espessura da magnetita.....	84
4.3	Caracterização da espessura de magnetita por ultrassom através da aplicação da FFT com PCA e uso dos classificadores.....	86
4.4	Medição da espessura de magnetita por ultrassom através extração das características principais dos sinais (PCS) e uso dos classificadores.....	94
4.5	Combinação FFT/PCA com Extração dos Parâmetros Característicos de Sinais para medição da camada de magnetita e uso dos classificadores.....	98
5	CONCLUSÕES.....	103
	Referências.....	105

## 1 INTRODUÇÃO

As caldeiras aquatubulares são equipamentos de grande importância para o parque industrial por promover a produção de vapor em larga escala, tornando o processo industrial economicamente viável. A produção de vapor ocorre através da transferência de calor do queimador para os tubos localizados no escudo de radiação e nos superaquecedores. Durante esse processo, os tubos ficam expostos a altas temperaturas por longos períodos. A exposição dos tubos a altas temperaturas pode ativar mecanismos de danos, reduzindo a sua vida útil (BARTOLLO, 2015).

A vida útil dos tubos de trocas térmicas localizados nas caldeiras aquatubulares é diretamente influenciada pela formação e crescimento de óxido de ferro na parte interna, especificamente a fase de óxido de ferro denominada “magnetita”. A presença da magnetita é desejada na parte interna dos tubos por promover a proteção deles contra corrosão; entretanto, acima de determinada espessura, a magnetita causa sobreaquecimento nos tubos, podendo levar à redução da vida útil. Portanto, a determinação e acompanhamento da taxa de crescimento da magnetita é uma das premissas mais importantes para evitar paradas de manutenção não programadas das caldeiras aquatubulares (CARDOSO *et al.*, 2011).

Em atendimento à demanda da avaliação dos tubos de troca térmica, diversos métodos para avaliação da integridade de tubos foram desenvolvidos, que vão desde métodos não destrutivos, através de uso de ensaios de ultrassom com transdutores de alta frequência, até o uso de métodos destrutivos, que consistem na remoção de trechos dos tubos e posterior medição da massa de óxido de ferro aderida na parede interna do tubo. O método destrutivo, apesar de apresentar bons resultados, tem como principais limitações a necessidade de soldagem dos tubos e a demora na obtenção dos resultados.

Com intuito de obter informações sobre a espessura da camada de magnetita sem a necessidade de remoção dos tubos, foram desenvolvidas diversas pesquisas utilizando o ultrassom como principal técnica de inspeção. As primeiras pesquisas utilizaram transdutores com 50 MHz, realizando as medições em tubos que apresentavam camada de magnetita com espessura a partir de 100  $\mu\text{m}$ . Entretanto,

apesar de o ensaio ter apresentado bons resultados, o método não apresenta aplicação no campo, devido ao uso de equipamentos pouco portáteis (LABRECK *et al.*, 2006).

As pesquisas seguintes foram realizadas com aparelhos de ultrassom, desenvolvidos para medição da camada de óxido, possibilitando uso no campo. O uso de aparelhos portáteis e o desenvolvimento dos aparelhos de ultrassom possibilitaram realizar medições das camadas de óxido com espessura a partir de 125  $\mu\text{m}$ , com transdutores de 20 MHz (VESELA *et al.*, 2019).

Apesar das técnicas para medição de espessura de magnetita apresentarem evoluções significativas, o uso de transdutor de 20 MHz é pouco usual, por gerar quantidade significativa de ruídos, dificultando a execução do ensaio, necessidade de uso de aparelho de ultrassom específicos para essa aplicação, o que torna a técnica pouco difundida e com alto custo. Em detrimento das dificuldades mencionadas, observa-se uma oportunidade para o desenvolvimento de pesquisas voltadas à medição da espessura de magnetita com uso de aparelhos portáteis e transdutores com frequências menores que 20 MHz.

As técnicas de ensaios não destrutivos (ENDs), combinadas com uso de inteligência artificial, têm sido utilizadas largamente em pesquisas para o desenvolvimento de novos métodos de inspeção, possibilitando a aplicação em diversas áreas da engenharia de integridades, antes limitadas.

O processamento dos sinais, através do uso de modelos matemáticos e técnicas de estatísticas, possibilita a extração de características importantes presentes nos sinais. Essas características são separadas e identificadas através dos algoritmos de aprendizagem, possibilitando o reconhecimento de padrões característicos (WEEKS, 2012). Nesse contexto, Simas Filho *et al.* (2016) realizaram processamento de sinais ultrassônicos através de aplicação da Transformada Rápida de Fourier (FFT), análise dos componentes principais (PCA) e algoritmos de aprendizado para identificação de danos em equipamentos fabricados com fibras laminadas. Draí *et al.* (2020), realizaram processamento de sinais, através da aplicação da FFT, e uso de algoritmos de aprendizado, para diferenciar automaticamente os defeitos planares de defeitos

volumétricos em juntas soldadas. Ainda como exemplo, Oliveira *et al.* (2020) utilizaram as ferramentas de processamento de sinais para identificar discontinuidades em pás eólicas inspecionadas através de ultrassom.

Portanto, diante do exposto, é esperado que o resultado desta pesquisa demonstre viabilidade da medição da magnetita em tubos de troca térmica, localizados em caldeiras aquatubulares, através do uso de ultrassom utilizando transdutor, com frequência inferior a 20 MHz, associado a processamento de sinais e uso de algoritmos de aprendizado.

### 1.1 Objetivo geral

Desenvolver um método com custo menor quando comparado aos métodos atuais, para medição de espessura de magnetita nas faixas de espessura de 0  $\mu\text{m}$ , 100  $\mu\text{m}$  e 200  $\mu\text{m}$  presente na parte interna de tubos de troca térmica de caldeiras aquatubulares, através da coleta de sinais ultrassônicos com uso de transdutor de 15 MHz.

### 1.2 Objetivos específicos

Abaixo seguem listados os objetivos específicos desta pesquisa:

- Obter amostras de tubos de caldeiras com diferentes espessuras de magnetita;
- Desenvolver dispositivo que possibilite a estabilização dos sinais ultrassônicos em superfícies curvas;
- Aplicar as técnicas de processamento digitais nos sinais coletados, através do uso da transformada de Fourier (FFT), análise dos componentes principais (PCA) e extração dos componentes principais (PCS);
- Elaborar um banco de dados com sinais de diferentes classes de espessura de magnetita;
- Definir quais classificadores de base deverão ser usados para testes dos sinais coletados;
- Elaborar método para testes dos sinais coletados.

### 1.3 Contribuições

Embora existam diversas pesquisas voltadas para uso da técnica de ultrassom direcionada à medição da espessura da magnetita, não foi encontrada, até o momento, alguma pesquisa utilizando a técnica de ultrassom com transdutor de 15 MHz associada às técnicas de processamento de sinais de FFT, PCA e ao uso de inteligência artificial de aprendizado de máquina (*machine learning*), através da aplicação de algoritmos classificadores para determinação de espessura de magnetita. Dessa maneira, esta pesquisa contribuiu, como um novo método de inspeção para avaliação da integridade de tubos de caldeira aquatubular, apresentando vantagens de maior velocidade de execução, menor custo, não necessitar de remoção de corpo de prova, o que leva a menor intervenção de caldeiraria e menor tempo de parada de manutenção do ativo.

### 1.4 Organização da dissertação

Esta dissertação de mestrado está dividida em capítulos, conforme descrito a seguir:

- O capítulo 2 refere-se a toda consulta bibliográfica realizada para o desenvolvimento da dissertação e fornece embasamento teórico para compreensão da pesquisa desenvolvida;
- O capítulo 3 descreve todas as etapas utilizadas para desenvolvimento da pesquisa, como o ensaio realizado para a caracterização da fase de óxido de ferro presente, instrumentos utilizados, coleta dos sinais ultrassônicos e testes dos sinais coletados;
- O capítulo 4 apresenta os resultados e discussão obtidos durante os testes e ensaios realizados nas amostras, bem como os resultados dos classificadores, em função da técnica de processamento escolhida;
- O capítulo 5 apresenta a conclusão dos resultados obtidos;
- Nos apêndices A1 e A2, estão listados todos os comandos e a linguagem de programação utilizada para o desenvolvimento desta pesquisa.

## 2 PESQUISA BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo apresenta os conceitos e informações relevantes sobre:

- Aspectos gerais das caldeiras flamotubulares e aquatubulares;
- Mecanismos de danos presentes nas caldeiras aquatubulares;
- Principais técnicas de inspeção utilizadas em caldeiras aquatubulares;
- Formação da magnetita e sua influência na integridade das caldeiras;
- Aspectos gerais sobre limpeza química realizada em caldeiras;
- Principais ensaios não destrutivos utilizados em caldeiras aquatubulares;
- Técnicas de inspeção utilizadas para determinação da espessura da magnetita;
- Técnicas de processamento de sinais digitais;
- Aprendizado de máquina;
- Uso de classificadores.

Com essas informações, o leitor vai obter embasamento teórico para o entendimento sobre o trabalho desenvolvido.

### 2.1 Aspectos gerais sobre caldeiras

De acordo com Diório (2019), a produção e distribuição de vapor são cruciais para as indústrias de modo geral, pois o uso do vapor torna o processo industrial economicamente viável e seguro. Isso se dá porque o vapor pode ser utilizado para geração de energia elétrica através da passagem pelas turbinas, ou fornecendo calor para viabilizar processos químicos, por exemplo:

- Favorecer reações químicas nos reatores;
- Retirar umidade de outro fluido;
- Aumentar a temperatura do fluido;
- Realizar destilação, entre outras diversas aplicações.

A caldeira é o equipamento responsável pela produção de vapor em altas vazões e grandes pressões. A produção de vapor é realizada através da transferência de calor, oriundo de gases de combustão, para a água presente na parte interna da caldeira (BARTOLLO, 2015). Caldeiras são equipamentos complexos e, em muitos casos, necessitam de projetos específicos que levam em consideração a demanda do cliente, por exemplo, quantidade de vapor necessária, pressão de operação, tipo de gases disponíveis para queima, entre outros.

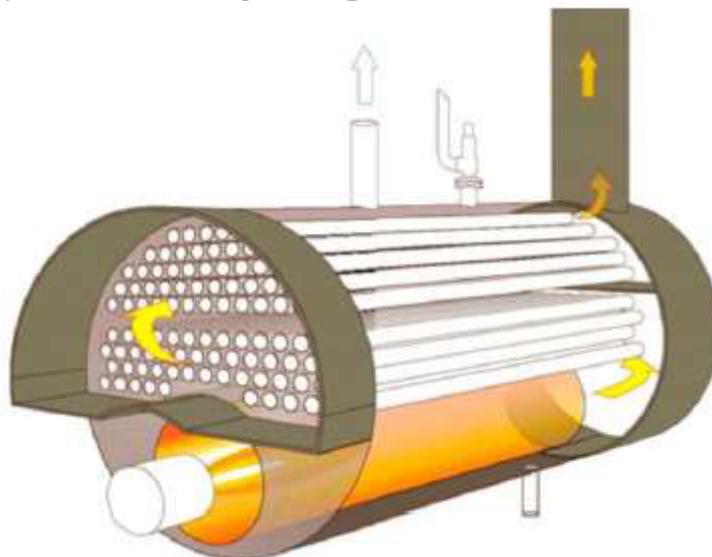
As caldeiras são classificadas em dois tipos, em função do posicionamento relativo que ocorre entre a água e os gases de combustão, podendo ser aquatubular ou flamotubular (SOUZA, 2023). Nas caldeiras flamotubulares, os gases de combustão circulam no interior dos tubos transferindo energia para a água que circunda os tubos, produzindo o vapor. Nas caldeiras aquatubulares, a circulação dos gases de combustão e do vapor é invertida, a água passa pelo interior dos tubos, e os gases de combustão passam pela parte externa dos tubos (DIÓRIO, 2019).

### 2.1.1 Caldeiras flamotubulares

As caldeiras flamotubulares foram o primeiro tipo de caldeira produzido. Possuem construção relativamente simples, e, apesar do desenvolvimento de caldeiras mais modernas atualmente, ainda são largamente usadas em indústrias alimentícias e em hospitais. Além disso, apresentam vantagens como: facilidade na partida e parada em operação, baixo custo de aquisição e manutenção, e maior tolerância para tratamento de águas. Entretanto, apresentam limitações, que impossibilitam seu uso para grandes aplicações, como: baixo rendimento térmico, baixa capacidade de produção de vapor, se comparada às caldeiras aquatubulares, e impossibilidade de produzir vapor superaquecido (ELETROBRAS, 2005).

Basicamente, a caldeira flamotubular tem um cilindro externo que contém água, um cilindro interno destinado à fornalha, e um feixe de tubos. Produz vapor saturado com pressões de 4 a 19  $kgf/cm^2$ , capacidade de produção de até 10  $ton/h$  e temperatura de vapor inferior a 350 °C, ver Figura 1.

Figura 1 - Esquema de circulação de gases de uma caldeira flamotubular.



Fonte: Souza (2023).

Apesar de apresentar construção mais simples quando comparada à caldeira aquatubular, falhas com caldeira flamotubular podem levar a acidentes graves com perdas de vidas, caso a caldeira não seja operada corretamente e/ou haja falhas na manutenção e inspeção. Os principais problemas são causados por: tratamento de água inadequado; falhas de operação devido à falta de água; por desarme da bomba, proporcionando rápido sobreaquecimento; aumento da pressão interna; fragilização do costado, levando à explosão da caldeira (SOUZA, 2023).

Recentemente, no Brasil, ocorreu um acidente grave ocasionando a morte de quatro trabalhadores, devido à explosão de caldeira flamotubular, causada pela falta de água. A caldeira estava instalada na cervejaria da Heineken, localizada em Jacareí/SP (G1, 2016). Portanto, é de fundamental importância o treinamento dos engenheiros e operadores, a realização de inspeções efetivas e de rotinas de manutenções adequadas, para a operação segura das caldeiras.

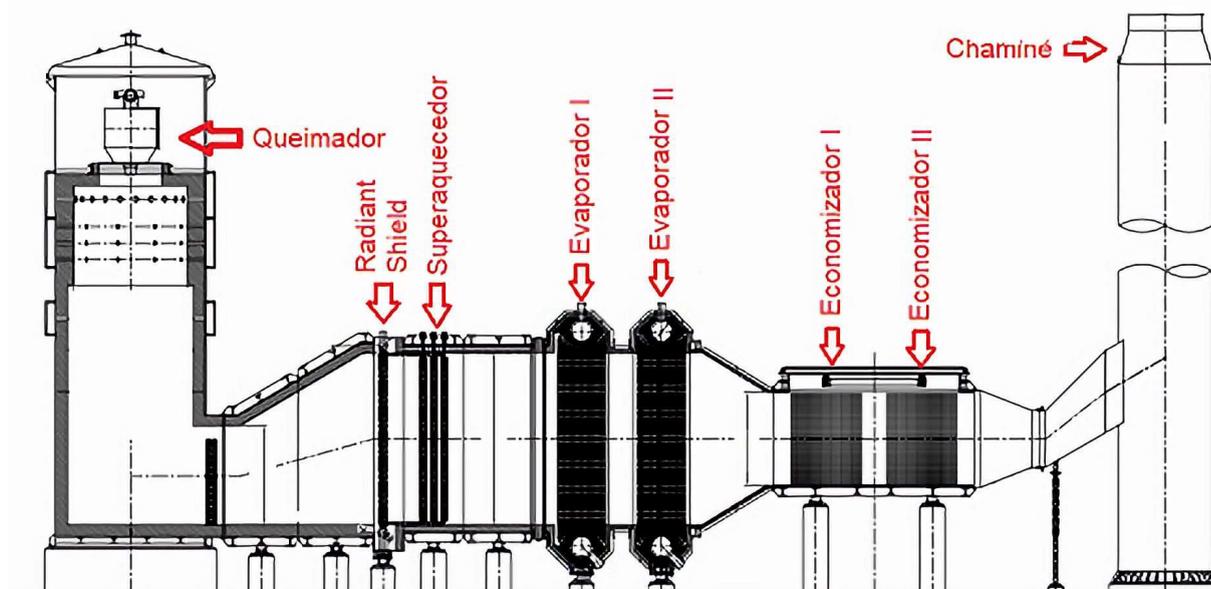
### 2.1.2 Caldeiras aquatubulares

As caldeiras aquatubulares são usadas em unidades industriais de grande porte, devido à necessidade da produção de vapor em altas pressões (20 a 400  $kgf/cm^2$ ), com altas vazões (10 a 1800  $ton/h$ ). Para isso, faz-se necessário dispor de uma

equipe e/ou empresa especializada, para a realização do tratamento de água adequado (SOUZA, 2023).

As caldeiras aquatubulares possuem várias configurações de projeto, entretanto, a caldeira utilizada neste trabalho possui como componentes principais: um queimador, um escudo de radiação (*radiant shield*) com tubos curvos, três superaquecedores com tubos curvos, um tambor de vapor, dois evaporadores com tubos curvos, economizador com dois módulos, um preaquecedor de ar, um dessuperaquecedor e válvulas de segurança (SOUZA, 2023). A Figura 2 apresenta um desenho esquemático da caldeira aquatubular de recuperação com escudo de radiação (*radiant shield*) utilizada neste trabalho.

Figura 2 - Arranjo geral de uma caldeira aquatubular com escudo de radiação.



Fonte: Autoria própria.

O processo de produção de vapor da caldeira apresentada na Figura 2 inicia no queimador com a queima dos combustíveis (gases, óleo, lenha etc.). Em seguida, o calor é transferido por radiação e convecção para os tubos do escudo de radiação (*radiant shield*), então, há a transformação de vapor saturado em vapor superaquecido nos tubos dos superaquecedores, seguindo o fluxo de calor para os tubos do evaporador I e II, transformando água em vapor saturado, conduzindo o vapor para o tambor de vapor. O calor residual passa pelos tubos do economizador, aquecendo a água de alimentação da caldeira, antes de entrar no tambor, evitando, assim, o

choque térmico e promovendo um ganho energético. Por fim, os gases da combustão passam pela chaminé e são lançados na atmosfera, em um local seguro.

Durante o processo de produção de vapor, o economizador e uma parte do tubulão são os únicos componentes que possuem água sem vapor no interior dos tubos; nos evaporadores e no escudo de radiação, existe uma mistura de água e vapor saturado. Nos superaquecedores, há praticamente só a presença de vapor seco, devido à ausência do filme de água, o que dificulta a refrigeração dos tubos, pois a condutividade térmica da água tem o dobro do valor da condutividade térmica do vapor, necessitando de materiais específicos, resistentes a altas temperaturas, por estarem suscetíveis às mais altas temperaturas e menor taxa de resfriamento do vapor seco quando comparado com a água e o vapor saturado (DE BRAGA, 2009).

O presente trabalho foi realizado através da remoção de amostras dos tubos do escudo de radiação de uma caldeira aquatubular, que opera com altas pressões e elevadas temperaturas, proporcionando a formação da magnetita. A magnetita também está presente na parte interna dos tubos do superaquecedor. O resultado desta pesquisa pode ser usado em pesquisas futuras, para determinar a espessura de magnetita na parte interna dos tubos dos superaquecedores, entretanto não é o objeto de estudo neste trabalho.

#### 2.1.2.1 Falhas em caldeiras aquatubulares

Caldeiras aquatubulares são equipamentos complexos, formadas por diversos componentes, e cada componente está submetido a condições operacionais e sujeito a mecanismos de danos específicos. As falhas que ocorrem nas caldeiras dependem de diversos fatores, como:

- Projeto inadequado;
- Condições de operacionais;
- Seleção errônea dos materiais;
- Contaminantes presentes nos gases de combustão;

- Tratamento de água inadequado;
- Falhas durante a manutenção;
- Inspeções com baixa efetividade.

Portanto, qualquer alteração que ocorra na caldeira pode levar à ativação dos mecanismos de danos e à falha do equipamento, geralmente, levando à parada de produção da unidade.

Especificamente, os tubos das caldeiras são expostos a condições severas, por exemplo: exposição a altas temperaturas, incidência de chamas nos tubos, corrosão e erosão na superfície externa dos tubos, altas pressões e pico de temperatura da água. De modo geral, os tubos da caldeira estão sujeitos a sete modos de falhas, sendo eles: ruptura devido à tensão, corrosão no lado da água, corrosão no lado do fogo, erosão no lado do fogo, fadiga, falhas de operação e falha por tratamento inadequado de água. A Tabela 1, abaixo, apresenta a lista dos modos de falha e as subdivisões de cada modo de falha, que, associados aos tubos presentes no interior de uma caldeira aquatubular, esses mecanismos de danos são atuantes nos superaquecedores, escudos de radiação, parede d'água e tubos dos evaporadores (HARIBHAKTI *et al.*, 2018).

Tabela 1 - Lista de modos de falhas atuantes em tubos de caldeira aquatubulares

<b>Ruptura devido à tensão</b>	<b>Corrosão por erosão no lado do fogo</b>
Sobreaquecimento	Erosão devido ao soprador de fuligem
- Períodos longos	Erosão por cinzas leves
- Períodos curtos	Erosão por cinzas fundentes
Fluência	Erosão por partículas de combustíveis
Grafitização	
Soldagem com materiais dissimilares	

<p><b>Corrosão no lado da água</b></p> <p>Corrosão generalizada</p> <p>Corrosão sob depósito</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Danos causados por hidrogênio</li> <li>- Corrosão cáustica</li> <li>- Corrosão por fosfato</li> </ul> <p>Corrosão microbiológica</p> <p>Corrosão por fluxo acelerado (FAC)</p> <p>Corrosão por erosão</p> <p>Cavitação</p> <p>Ataque por oxigênio</p> <p>Corrosão sob tensão (SCC)</p> <p>SCC em meios cáusticos</p> <p>Corrosão assistida por tensão</p> <p>Corrosão por quelatos</p>	<p><b>Corrosão no lado do fogo</b></p> <p>Corrosão na parede d'água</p> <p>Corrosão por cinzas</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Cinzas de carvão</li> <li>- Cinzas de óleo</li> </ul> <p>Corrosão quente</p> <p>Corrosão por condensação ácida</p> <p>SCC</p> <p>SCC por ácido politiônico</p> <hr/> <p><b>Fadiga</b></p> <p>Fadiga mecânica</p> <p>Fadiga térmica</p> <p>Corrosão por fadiga</p> <p>Interação fluência-fadiga</p>
<p><b>Falhas por deficiência na qualidade</b></p> <p>Falhas atribuídas a vários defeitos</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Seleção errada do material</li> <li>- Falhas devido à soldagem</li> <li>- Falhas devido ao projeto</li> </ul> <p>Falhas devido à limpeza e manutenção</p>	<p><b>Falhas operacionais</b></p> <p>Falhas devido à operação inadequada</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Partidas rápidas</li> <li>- Excesso de água</li> <li>- Excesso de calor</li> </ul> <p>Falhas devido ao tratamento de água</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Tratamento convencional</li> <li>- Tratamento por aminas voláteis</li> </ul>

Fonte: Adaptado de Haribhakti *et al.* (2018).

Especificam-se, a seguir, os modos de falhas relacionadas ao sobreaquecimento de curto e longo prazo. Influenciados pelo crescimento da camada de magnetita e/ou incrustações, estão diretamente relacionados ao objeto de estudo deste trabalho.

De acordo com Haribhakti *et al.* (2018), as falhas devido ao sobreaquecimento, na maioria dos casos, apresentam ruptura com orientação longitudinal. O aspecto da região fraturada indica se a fratura ocorreu devido à exposição a altas temperaturas

por curtos períodos (poucos minutos) ou por longos períodos (meses ou poucos anos), como:

- As falhas que ocorrem com longos períodos de exposição são por conta do crescimento de camada de óxido na parte interna dos tubos; antes da ruptura, ocorre a deformação plástica localizada e a redução da espessura na região deformada. Essas regiões são conhecidas como “laranja” e são facilmente identificadas através da inspeção visual com auxílio do fecho de luz paralelo ao tubo a ser analisado;
- As falhas que ocorrem devido a curtos períodos de exposição em altas temperaturas acontecem por falhas operacionais levando ao aquecimento, a temperaturas bem acima do limite de resistência do material. O aspecto visual não apresenta deformação plástica significativa, também não há redução significativa da espessura na borda da região fratura.

A Figura 3 mostra falhas que ocorreram em tubos de caldeiras devido à exposição a altas temperaturas por longos períodos e por curtos períodos (HARIBHAKTI *et al.*, 2018).

Figura 3 - Ruptura em tubos de caldeira devido sobreaquecimento. (a) Ruptura devido exposição por longos períodos. (b) Ruptura devido exposição por curtos períodos



Fonte: Adaptado de Ferrabolli (2017).

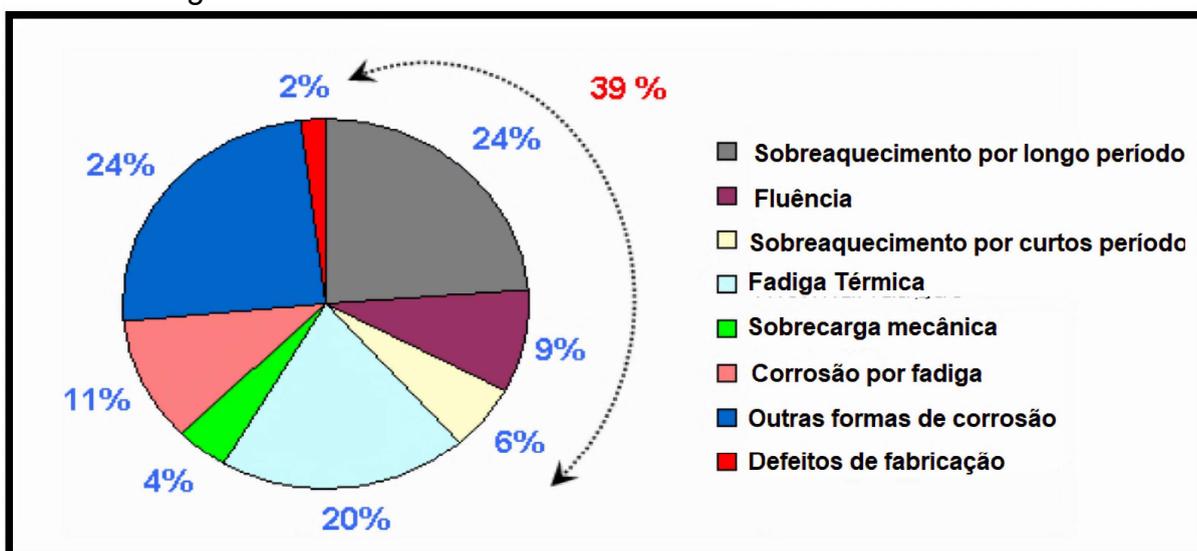
## 2.2 Influência dos óxidos de ferro

Durante o desenvolvimento dos materiais para alta temperatura, os desenvolvedores focaram principalmente nas propriedades mecânicas, mas há uma preocupação constante relacionada à oxidação dos materiais, pois a camada de óxido pode limitar a vida útil por fluência, através do aumento da temperatura, devido à menor condutividade térmica dos óxidos que dos metais.

Na parte interna dos tubos das caldeiras tubulares, ocorre a formação dos óxidos de ferro, que atuam como filmes aderentes nas paredes dos tubos, exercendo uma grande influência na proteção contra corrosão, e falhas que ocorrem por fluência, oriundas do sobreaquecimento, por conta do crescimento excessivo da espessura dos óxidos (FRY *et al.*, 2002).

O estudo conduzido por Graham e Waleed (2008) mostrou que: em 101 casos de falhas em tubos de caldeira, 24% dos tubos falharam devido ao sobreaquecimento a longo prazo, 9% falharam por fluência, e 6% dos tubos falharam devido ao aquecimento de curto prazo, totalizando 39% das falhas associadas a sobreaquecimento. A Figura 4 apresenta os mecanismos de danos mais comuns que ocorrem nos tubos das caldeiras, vale ressaltar que os danos por sobreaquecimento estão associados à formação da espessura excessiva da camada de óxido.

Figura 4 - Mecanismo comuns de danos nos tubos de caldeira.



Fonte: Adaptado de Graham e Waleed (2008).

Os tipos de óxido de ferro que podem ser formados nas caldeiras aquatubulares ocorrem em diferentes níveis e são divididos em três: Magnetita ( $Fe_3O_4$ ), Hematita ( $Fe_2O_3$ ) e Wüstita ( $FeO$ ) (PATERSON *et al.*, 1992). Sendo a magnetita a fase de óxido de ferro de maior interesse nesta pesquisa, pois sua espessura está diretamente associada à proteção e às falhas dos tubos das caldeiras aquatubulares, localizados nos superaquecedores e escudos de radiação.

A pesquisa realizada por Cardoso *et al.* (2011), para determinação da vida útil de tubos retirados do superaquecedor de uma caldeira com espessuras e diâmetros diferentes, baseia-se nas deformações geométricas para determinar a vida residual dos tubos. Os tubos foram fabricados em ASTM A387 Gr 22 e possuem, como principal componente, 2,25Cr-1Mo, específico para aplicações em altas temperaturas. Os tubos possuíam 191.000 horas de operação, com espessuras de camada interna de magnetita de 130  $\mu m$  e 933  $\mu m$ , apresentando pressão de operação de 10,8 Mpa e temperatura de operação de 510 °C. O resultado mostrou que um tubo com espessura de magnetita de 130  $\mu m$  apresentou vida residual de  $2,04 \times 10^6 h$ , e outro tubo com espessura de 933  $\mu m$  apresentou vida residual de  $2,57 \times 10^5 h$ , concluindo que a espessura de magnetita acima dos valores aceitáveis influencia na vida útil do componente em até uma ordem de grandeza.

### 2.2.1 Fases de óxidos de ferro em caldeiras aquatubulares e mecanismos de formação

A formação dos óxidos de ferro em altas temperaturas ocorre devido à reação do ferro presente no aço com oxigênio presente na água, formando o óxido de ferro através da Equação (2.1).



Geralmente os tubos das caldeiras são fabricados em aço carbono e aços baixa liga. O ferro presente nesses materiais, em contato com a água em temperatura maior ou igual a 220 °C, é termodinamicamente instável. Devido à alta instabilidade química, ocorre uma reação de corrosão formando um filme de magnetita ( $Fe_3O_4$ ) aderente,

que atua como uma barreira protetora dos tubos e liberação de hidrogênio (GENTIL, 2022), entretanto, podendo causar danos por fluência. A Equação (2.2) descreve a reação química que ocorre na parte interna dos tubos de caldeiras aquatubulares para formação da magnetita ( $Fe_3O_4$ ):

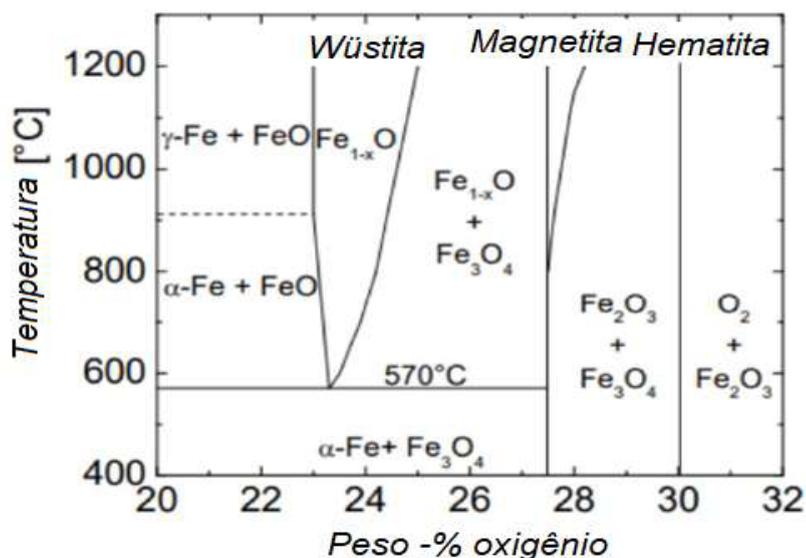


Nas caldeiras aquatubulares, ocorre a formação de três fases de óxido de ferro, estas apresentam como principais variáveis: a temperatura, o teor de oxigênio e o tempo de exposição. Abaixo estão descritas as principais características de cada uma das três fases de óxido de ferro:

- Wüstita ( $FeO$ ) é uma fase do óxido de ferro formada em temperaturas em torno de 560 °C, independentemente da liga. Possui estrutura cristalina cúbica, dureza variando de 250 a 350 HV, sendo o óxido de menor dureza e que, exposto à temperatura abaixo de 560 °C, decompõe-se em magnetita;
- Magnetita ( $Fe_3O_4$ ) é formada em ligas ferrosas após transformação da wüstita. A magnetita é formada em temperaturas de 220 °C a 700 °C, dependendo do teor de oxigênio em períodos de exposição de até 56 dias. Possui estrutura cristalina cúbica e dureza variando de 450 e 550 HV, sendo o óxido mais estável em temperaturas mais baixas e o mais comum em caldeiras;
- Hematita ( $Fe_2O_3$ ) é formada em temperaturas abaixo de 570 °C, apresenta estrutura cristalina romboédrica e dureza acima de 1000 HV. Devido à sua alta dureza, apresenta alta fragilidade, sendo sua formação indesejável (FRY *et al.*, 2002).

A Figura 5 apresenta diagrama de equilíbrio de fases Fe-O, mostrando que, abaixo de 570 °C e com baixos teores de oxigênio, a única fase de óxido de ferro presente é a magnetita, especificamente com teor de oxigênio limitado a 27,8% em peso, o que representa a condição operacional da maioria das caldeiras aquatubulares.

Figura 5 - Diagrama de equilíbrio de fases Fe-O



Fonte: Adaptado de Moya (2019).

Devido às três fases de óxido de ferro se desenvolverem em temperatura próximas, a formação da camada de óxido pode ser composta por multicamadas de magnetita, wüstita e hematita. Entretanto, ocorre o fenômeno de transformação das fases de óxido de ferro em função do tempo, oriundo das reações que ocorrem entre oxigênio e ferro. O oxigênio permeia a camada de óxido e reage com o ferro. Há também a reação interna na magnetita em altas temperaturas (em torno de 700 °C), com o ferro transformando em wüstita, mas vale ressaltar que dificilmente a temperatura interna no tubo ultrapassa esse valor.

A Tabela 2 mostra as transformações de fases de óxido em função da temperatura e tempo de exposição. Como a maioria das caldeiras aquatubulares operam com temperatura da parte interna dos tubos (lado água/vapor) em torno de 380 °C, fica evidente que a fase de óxido presente nos tubos de troca térmica das caldeiras aquatubulares será a magnetita, objeto de estudo dessa pesquisa (FRY *et al.*, 2002).

Tabela 2 - Fases de óxidos de ferro formadas em tratamentos térmicos isotérmicos (M – Magnetita, H – Hematita e W – Wüstita)

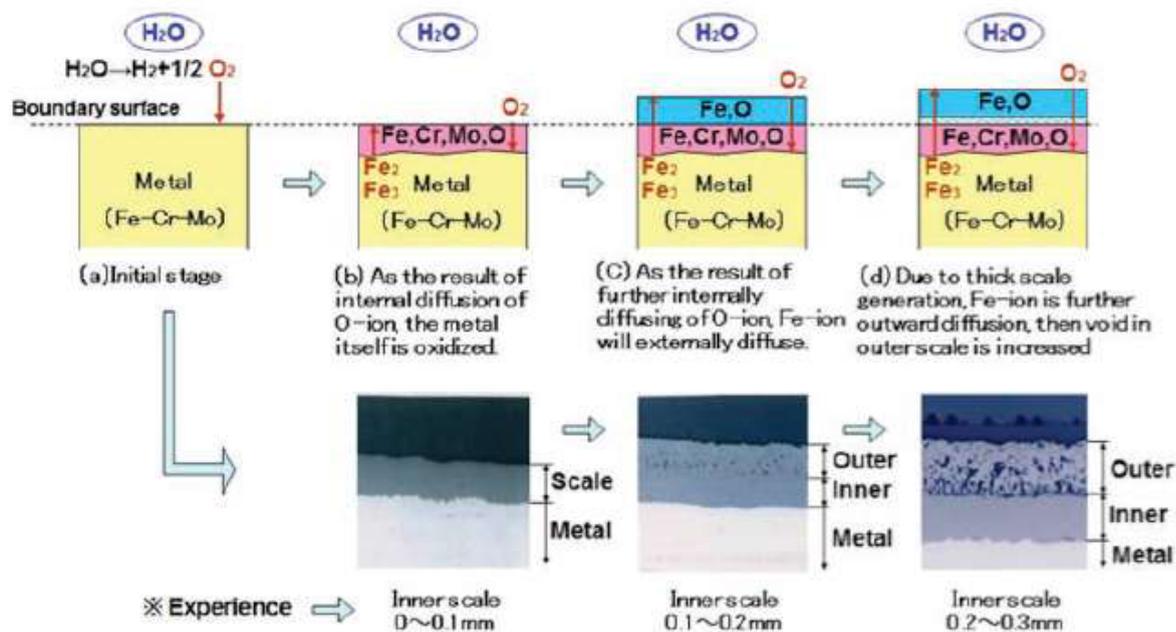
Tempo de exposição (dias)	Temperatura			
	550 °C	600 °C	625 °C	650 °C
7	M+H	M/W	M	W/M+W
14	M+H	M	M+W	/
28	M+H	M	M+W	M+W
56	M	M	M+W	/

Fonte: Adaptado de Fry *et al* (2002).

A Figura 6 descreve o mecanismo de formação da camada de óxidos de ferro, que ocorre na parte interna dos tubos das caldeiras fabricadas com material em aço carbono e aços de baixa liga, na presença de vapor em altas temperaturas. O mecanismo de formação da camada de óxido é dividido em quatro etapas, descritas a seguir:

- 1- No estágio inicial, o oxigênio presente na água entra em contato com ferro presente no aço;
- 2- Ocorre a difusão do íon oxigênio para dentro do metal, dando início à formação da camada de óxido;
- 3- Devido à maior concentração do íon oxigênio na parte interna do metal, ocorre a difusão do íon de ferro na parte externa;
- 4- Devido à espessura da camada de óxido, a difusão do óxido de ferro ocorre mais intensamente, formando vazios na parte mais externa da camada de óxido, gerando a camada de magnetita não protetora.

Figura 6 - Mecanismo de formação de óxido de ferro



Fonte: Figueredo *et al* (2018).

### 2.2.2 Principais propriedades da magnetita

A parte interna dos tubos das caldeiras aquatubulares possui teores mínimos de oxigênio e temperaturas de operação em torno de 380 °C, com adição intencional de hidrazida ( $N_2H_4$ ) na água de alimentação da caldeira, para que ocorra a formação da camada protetora de magnetita; essa camada se forma em temperaturas a partir de 220 °C. Como a formação da camada de magnetita é intencional, há dois fatores que influenciam diretamente na formação da camada protetora, sendo eles: o teor de oxigênio e os ciclos térmicos operacionais, conforme descrito abaixo:

- Os ciclos térmicos representam um fator importante na vida útil da magnetita, pois a camada de óxido apresenta coeficiente de dilatação térmica bastante inferior quando comparado com aço carbono. A ocorrência de ciclos térmicos bruscos pode levar à ruptura da camada de magnetita, entretanto iremos detalhar esse assunto em tópico específico;
- O teor de oxigênio deve ser limitado a valores abaixo de 7 ppm para as caldeiras aquatubulares, e teores de oxigênio maiores destroem a camada de

magnetita, proporcionando perda da proteção e processo corrosivo interno. A Equação (2.3) abaixo descreve a reação de destruição da camada de magnetita pelo oxigênio (NEVES, 2002);



A Tabela 3 apresenta os valores das propriedades termomecânicas do aço carbono e dos óxidos de ferro, que podem ser formados na parte interna dos tubos de trocas térmicas em uma caldeira aquatubular. Pode-se observar que há valor discrepante da condutividade térmica do aço carbono quando comparado a valores das condutividades térmicas dos óxidos de ferro. Especificamente, a magnetita conduz apenas 3,3% do calor quando comparado com o aço carbono.

Tabela 3 - Propriedades termomecânicas do aço carbono e óxidos de ferro

<b>Material</b>	<b>Condutividade térmica k(Wm<sup>-1</sup>K<sup>-1</sup>)</b>	<b>Densidade ρ (kg/m<sup>3</sup>)</b>	<b>Calor específico Cp (JKg<sup>-1</sup>K<sup>-1</sup>)</b>
Aço Carbono	44,5	7850	475
Wüstita (FeO)	3,2	7750	725
Magnetita (Fe <sub>3</sub> O <sub>4</sub> )	1,5	5600	800
Hematita (Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> )	1,2	4900	980

Fonte: Adaptado de Angelo *et al.* (2016).

A Tabela 4 apresenta as principais propriedades físicas do aço e da magnetita, bem como a relação aço/magnetita. Um aspecto a ser destacado para esse trabalho é a diferença na velocidade do som entre aço e a magnetita; esse valor precisa ser considerado para a determinação da espessura da magnetita (BRAGA, 2009).

Tabela 4 - Propriedades físicas do aço carbono e magnetita

Material	Velocidade do som (m/s)	Coefficiente de dilatação térmica 0 a 470 °C(mm/mm)	Tenacidade à fratura ( $K_{1c}$ ) a 550 °C – MPa.m <sup>0,5</sup>
Aço carbono	5920	0,0336	140
Magnetita ( $Fe_3O_4$ )	4910	0,0120	1,1
Relação aço/óxido	1,2	2,8	127

Fonte: Adaptado de Braga (2009).

### 2.2.3 Influência da espessura da magnetita na vida útil da caldeira

As deformações localizadas em tubos de caldeiras denominadas “laranjas”, são oriundas de aquecimento excessivo causado devida espessura da magnetita acima de 300 µm, passando a atuar como barreira isolante (ANGELO *et al.*, 2016).

Pesquisa realizada por (ANGELO *et al.*, 2016) avaliou comportamento térmico da camada de óxido em tubos de caldeira aquatubulares, através de simulação computacional, adotando: tubos em aço carbono com 60 mm de diâmetro externo; pressão de operação de 6,4 Mpa sujeito a um aquecimento de 450 °C, portanto bem próxima das condições da caldeira adotada neste trabalho. A camada de óxido com espessura máxima de 1000 µm é composta por 90% de wüstita, 8% de magnetita e 2% de hematita. O resultado mostrou que:

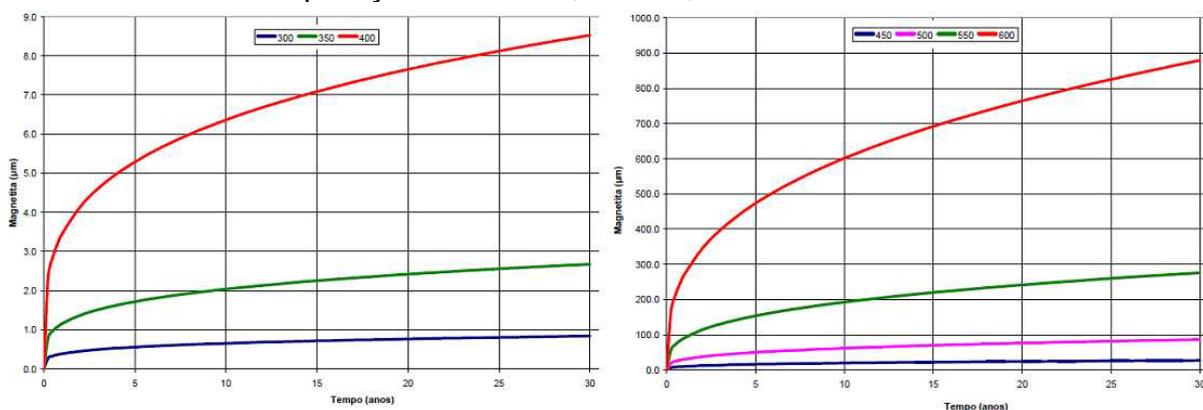
- 1) O crescimento da camada de óxido a partir de determinada espessura faz com que o óxido atue como isolante térmico, tornando a parede do tubo voltada para câmara de combustão com a temperatura maior que a parede do tubo voltada para o refratário;
- 2) O aumento da espessura de óxido causa aumento da temperatura na superfície interna dos tubos voltados para a câmara de combustão, tornando-se mais fria que a superfície externa da câmara de combustão;

3) A camada de óxido composto por wüstita, magnetita e hematita representa o pior cenário para integridade dos tubos, causando alterações microestruturais, que levam a falhas nos tubos, sendo também a condição mais refratária.

De acordo com Vesela *et al.* (2019), pesquisas têm indicado que a magnetita localizada na parte interna dos tubos, com espessura de até 0,3 mm (300  $\mu\text{m}$ ), não oferece risco de danos por sobreaquecimento ao componente e/ou equipamento. Entretanto, acima desse valor, os danos por sobreaquecimento aumentam rapidamente, sendo necessário realizar periodicamente a medição da espessura interna da camada de óxido, possibilitando a empresa estimar vida residual, programar a realização de limpeza química ou até a substituição dos tubos.

A Figura 7 mostra a influência do crescimento da magnetita para diversas faixas de temperaturas temperatura de operação de tubos de troca térmica de caldeira com especificação ASTM A335 P22. Observa-se que quando caldeira opera nas faixas de temperatura de 300 °C a 450 °C a taxa de crescimento da magnetita apresenta valores muito baixo, entretanto quando caldeira apresenta temperatura de operação nos tubos de troca térmica maior que 500 °C a taxa de crescimento da magnetita apresenta valores elevados podendo levar a falhas nos tubos por sobretensão (BRAGA, 2009).

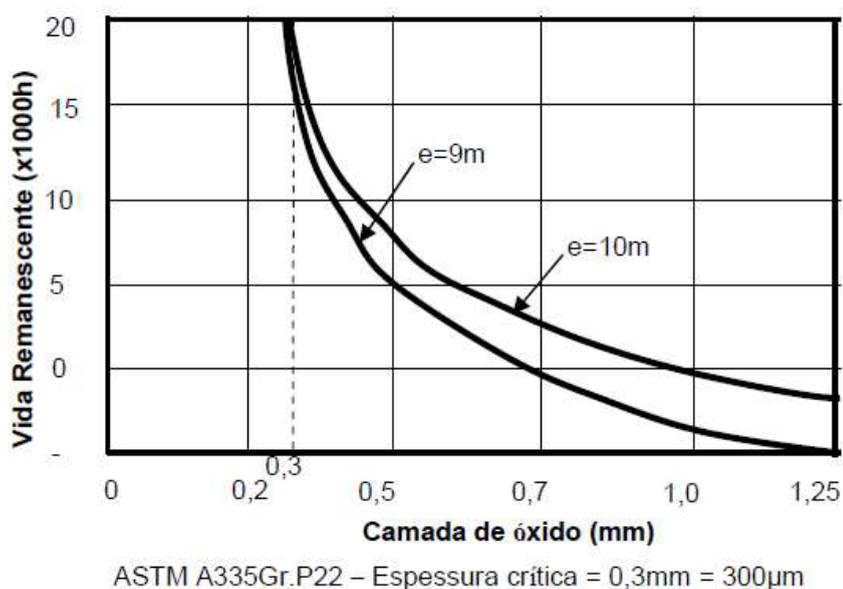
Figura 7 - Relação espessura da magnetita, em função do tempo e temperatura. (a) Temperaturas de operação de 300 °C, 350 °C e 400 °C. (b) Temperaturas de operação de 450 °C, 500 °C, 550 °C e 600 °C.



Fonte: Adaptado de Braga (2009).

A Figura 8 mostra que espessura de camada de magnetitas abaixo de 300  $\mu\text{m}$  apresenta influência mínima na vida residual dos tubos de troca térmica das caldeiras aquatubulares, entretanto quando a camada de magnetita apresenta valores acima de 300  $\mu\text{m}$  a vida residual dos tubos apresenta redução significativa devido a diminuição no resfriamento dos tubos (VISWANATHAN, 1983).

Figura 8 - Vida remanescente de um tubo de aço ASTM A335 P22 em função da espessura de óxido.



Fonte: Viswanathan (1983).

De maneira geral, as pesquisas apresentadas acima direcionam para a necessidade do uso da técnica de ensaio não destrutivo, capaz de medir a espessura da camada de óxido e, através desse parâmetro, junto com outros parâmetros, estimar a vida útil do equipamento, aumentando a segurança e confiabilidade das caldeiras.

A seguir, estão listados quatro métodos para determinação da vida residual dos tubos de caldeiras e suas limitações. Vale ressaltar que não há um consenso sobre qual método deve ser utilizado, ficando a critério do engenheiro responsável definir o método a ser adotado. Abaixo, segue descrição resumida de cada um dos métodos, estes sendo:

- 1 - Vida residual baseada na microestrutura dos tubos. É um método semiquantitativo, que leva em consideração a microestrutura presente nos

tubos de troca térmica, correlacionando a evolução dos carbonetos e micro vazios presentes na microestrutura do material com a vida residual. Esse método apresenta limitações, pois só pode ser utilizado para aços ferríticos (DE LIMA *et al.*, 2009);

2 - Teste de temperatura acelerada. Consiste em um método destrutivo, realizado em amostras de tubos retirados da caldeira, que são expostos a altas temperaturas e cargas; em seguida, são usados os valores de tensão com as curvas de fluência para determinação da vida útil dos tubos. Devido ao método não considerar a formação da camada de magnetita na parte interna dos tubos, o método apresenta resultado de vida residual superestimado (VISWANATHAN, 1988);

3 - Parâmetro de Larson-Miller (*LMP*). É um método empírico descrito através da equação (2.4), na qual  $T$  representa a temperatura de operação em escala Kelvin,  $t_r$  representa o tempo de ruptura em horas, e  $C_{LM}$  e  $LMP$  são constantes retiradas de tabelas de referências. Esse método considera que não há variações de temperatura e pressão ao longo da operação do equipamento, também não considera a taxa de crescimento da camada de óxido. Devido às variáveis operacionais não permanecerem constantes durante vida útil do equipamento, *LMP* apresenta resultados de vida residual divergentes da condição real, entretanto é o parâmetro mais utilizado devido à sua compreensão (VISWANATHAN, 1988);

$$LMP = T(\log t_r + C_{LM}) \quad (2.4)$$

4 - O método desenvolvido por Wardle (2000) baseia-se nos valores da espessura da camada de óxido e na temperatura operacional do metal. Esse método complementa os anteriores, sendo possível estimar a espessura da camada de óxido em função da temperatura de operação, estimar a vida residual dos tubos em função da espessura da camada de óxido, e avaliar se a caldeira apresentou ciclos operacionais fora do especificado. O método é expresso através da equação (2.5), na qual  $X(t)$  é a espessura da camada de óxido,  $t$  é o tempo em horas, e  $T$  é a temperatura do metal, utilizada na estimativa do tempo de ruptura dos parâmetros de Larson-Miller, presentes na

equação (2.4). Entretanto, possui limitação por ser empírico e aplicável apenas em aços ferríticos, com teor de cromo variando de 1 a 3%.

$$\log X(t) = 2,1761 \times 10^{-4} T(20 + \log t) - 7,25 \quad (2.5)$$

Em resumo, os quatro métodos apresentados acima são indicadores importantes, porém não conseguem prever com precisão a vida residual dos tubos presentes em caldeira aquatubular sujeitos a altas temperaturas. Métodos mais recentes foram desenvolvidos e estão em fase de análise de viabilidade de uso. A seguir, estão descritos dois outros métodos desenvolvidos para determinação da avaliação e vida residual de tubos de caldeiras, sendo eles:

1 - Em pesquisa realizada por Cardoso *et al.* (2011), foi utilizado o valor da espessura da camada de óxido como um dos parâmetros para estimar o histórico térmico considerando um determinado tempo de operação, associando com informações de tensão de ruptura e curvas de fluência do material em análise. Vale ressaltar que existe outro método para estimar a vida útil dos tubos em função da evolução da deformação, todavia, por não ser um método largamente difundido na comunidade técnica, esses métodos não serão mencionados neste trabalho;

2 - Em uma pesquisa mais recente (VIKRANT *et al.*, 2013), através da determinação da espessura da magnetita por ultrassom, foi realizado um estudo para estimar a vida residual dos tubos, considerando o processo de degradação deles quando expostos a altas temperaturas, influência na taxa de crescimento das camadas de magnetita e os parâmetros de Larson-Miller. Esse processo apresenta um resultado mais preciso, quando comparado com os métodos descritos anteriormente, além de apresentar a vantagem de poder ser usado para diferentes tipos de material presentes nos tubos de trocas térmicas das caldeiras.

#### 2.2.4 Ações mitigadoras para diminuir a influência da espessura da magnetita na vida útil da caldeira

Conforme já descrito, a espessura da camada de óxido a partir de 300  $\mu\text{m}$ , influencia negativamente na vida residual dos tubos de troca térmica devido ao aumento da temperatura nos tubos, podendo causar a ruptura dos tubos por sobretensão.

De acordo com a companhia brasileira de caldeiras (CBC), a realização da limpeza química é eficaz para camadas de magnetita com espessuras até 600  $\mu\text{m}$ . Portanto, quando constatado tubos com espessura de magnetita acima de 300  $\mu\text{m}$ , o responsável pela integridade do equipamento deve:

1 - Analisar o histórico de temperatura de operação nos tubos, buscando identificar se a caldeira está operando dentro da faixa de temperatura recomendada pelo fabricante;

2 – Obter informações sobre a eficácia do tratamento de água pela empresa responsável, solicitando os resultados das análises da água e comparando com os valores recomendados pela fabricante e/ou normas de projeto;

3 – Avaliar a viabilidade de realização de limpeza química por empresa especializada e/ou troca dos tubos caso julgo pertinente.

Para os casos em que a camada de óxido esteja acima de 600  $\mu\text{m}$ , esse cenário compromete definitivamente as trocas térmicas dos tubos, e torna a limpeza química pouco eficaz portanto, representa o fim de vida útil dos tubos, devendo estes serem substituídos, assim que identificados (ASDRUBAL, 2007).

A CBC estabelece os critérios para realização da limpeza química nas caldeiras em função da espessura da magnetita e quantidade de depósito, para maiores detalhes ver Tabela 5.

Tabela 5 - Limites para espessuras das camadas de óxidos em caldeiras aquatubulares.

Combustíveis	Lavagem química	Espessuras em mm e quantidade de depósito em mg/cm <sup>2</sup> em função da classe de pressão			Super Crítica
		80kgf/cm <sup>2</sup>	120kgf/cm <sup>2</sup>	180kgf/cm <sup>2</sup>	
Carvão mineral	Necessária		0,30~0,45 (90~135)	0,25~0,35 (75~105)	
	Depende das condições		0,25~0,30 (75~90)	0,20~0,25 (60~75)	
Queima mista	Necessária	0,30~0,40 (90~120)	0,25~0,35 (75~105)	0,20~0,30 (60~90)	
	Depende das condições	0,25~0,30 (75~90)	0,20~0,25 (65~70)	0,15~0,20 (45~75)	0,08~0,12 (24~36)
Óleo pesado	Necessária	0,25~0,35 (75~105)	0,20~0,30 (60~90)	0,15~0,25 (45~75)	0,08~0,12 (24~36)
	Depende das condições	0,20~0,25 (75~90)	0,15~0,20 (45~60)	0,10~0,15 (30~45)	0,06~0,08 (18~24)

Fonte: Adaptado de Asdrubal, (2007).

### 2.3 Métodos de inspeção para avaliação da integridade

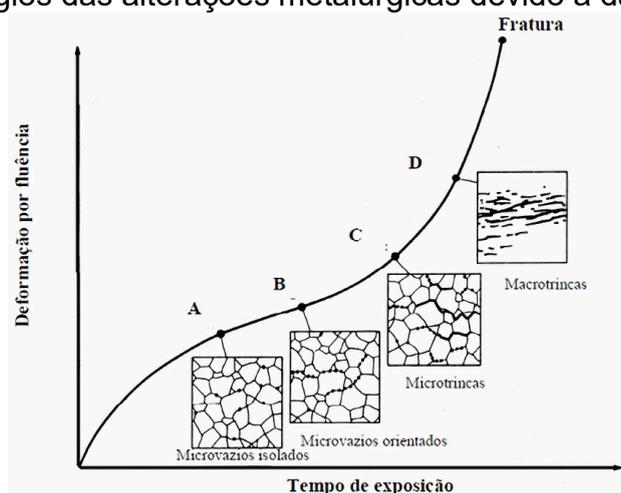
Neste tópico, serão abordados temas referentes às principais técnicas de inspeção, usadas para identificar os mecanismos de danos, causados por sobreaquecimento, devido à espessura da camada de óxido, e, também, as técnicas de ultrassom utilizadas para determinação da espessura da camada de óxido.

#### 2.3.1 Principais técnicas de inspeção para avaliação da integridade

Os principais mecanismos de danos presentes nas caldeiras aquatubulares estão descritos na Tabela 1. Entretanto, neste tópico, vamos detalhar especificamente as técnicas de inspeção para avaliação de danos, devido à exposição dos tubos a altas temperaturas, proveniente do crescimento da camada de magnetita na parte interna.

De acordo com Viswanattan *et al.* (2018), uma das principais técnicas utilizadas é a réplica metalográfica. O ensaio é utilizado para identificar o mecanismo de dano denominado de fluência, através da visualização de carbonetos e formação de microvazios. A Figura 9 mostra que, através da análise da réplica metalográfica, é possível definir o grau de criticidade do dano por fluência, classificando a condição menos crítica, pela presença de microvazios isolados, até a condição mais crítica, que corresponde à união de micro trincas formando trincas maiores, indicando a necessidade da troca do componente. Entretanto, ensaios de réplica metalográficas apresentam limitações devido à necessidade de preparação da superfície; do uso de reagentes químicos; de profissionais com relativa capacitação técnica para avaliação dos resultados.

Figura 9 - Estágios das alterações metalúrgicas devido a danos por fluência



Fonte: Adaptado de Viswanathan *et al.* (1988).

De acordo com Viswanathan (1995), a remoção de trechos de tubos das caldeiras, em operação, é uma prática usual realizada pelas empresas de tratamento de água, utilizada para quantificar a massa de incrustação aderida às paredes dos tubos e, a partir de então, avaliar a eficácia do tratamento de água. O método consiste em um ensaio destrutivo, que só pode ser realizado durante as paradas de manutenção das plantas, devendo ser realizado atendendo aos requisitos da norma ASTM G1-90. A metodologia consiste em realizar a pesagem da amostra retirada com óxido aderido na superfície interna, em seguida, realizar remoção do óxido através de técnicas mecânicas ou solução química e, posteriormente, pesar novamente a amostra. A diferença de valores entre as duas pesagens representa a massa de óxido que estava

aderida ao tubo. Sendo os valores do peso de óxido de ferro comparados a cada medição, dessa forma é avaliada a eficácia do tratamento de água da caldeira.

Outro método destrutivo, que também consiste na extração de trechos dos tubos, é a medição da espessura da camada de óxido, através do uso de microscópio óptico. O trecho de tubo recortado é embutido em resina acrílica, em seguida, realiza-se o lixamento e polimento. Posteriormente, é realizado o exame metalográfico e, por fim, mede-se a espessura da camada de óxido, através de uso de microscópio óptico e/ou microscopia eletrônica de varredura (MEV).

O método descrito anteriormente, além de informar sobre a espessura da camada de óxido, também pode fornecer informações sobre a quantidade de camadas presentes no óxido, presença de poros nas camadas de óxido, presença de trincas nas camadas de óxido e perfil de espessura da camada de óxido (VISWANATHAN, 1995).

Os dois métodos descritos são métodos destrutivos que apresentam muitas desvantagens, como a necessidade de corte dos tubos, procedimento de soldagem específicos para aços baixa liga, realização de tratamento térmico, realização de ENDs específicos e obrigatoriedade da realização de teste hidrostático para alívio de tensões nas situações que envolvam atividades de soldagem. Devido às limitações, foram desenvolvidas técnicas de ultrassom específicas para determinação da camada de magnetita, essas técnicas serão descritas a seguir.

### 2.3.2 Técnicas de END com uso de ultrassom para medir a espessura da camada de óxido

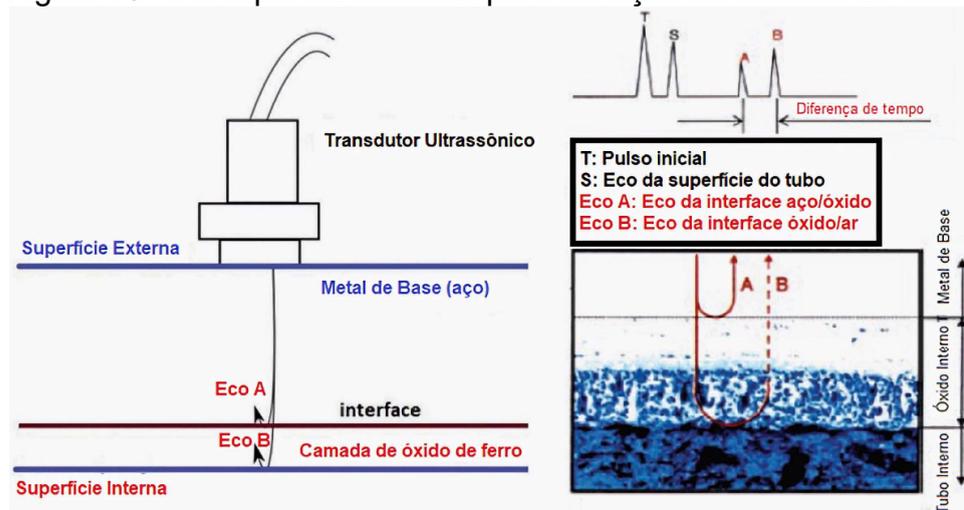
O uso do ultrassom possibilita realizar medição da camada de óxido sem necessidade de remoção do corte dos tubos, com elevada quantidade de tubos avaliadas em curtos períodos. Apesar de o ensaio de ultrassom apresentar somente informação da espessura da camada de óxido, com essa informação, podemos extrair outras informações através de métodos matemáticos descritos no tópico 2.2.3, como por exemplo:

- 1- Estimar a temperatura média de operação dos tubos;

- 2- Estimar a vida residual dos tubos;
- 3- Determinar a necessidade de substituição dos tubos e/ou limpeza química caso seja detectada espessura de óxido acima de 300  $\mu\text{m}$ .

A técnica de ultrassom utilizada para medição da espessura da camada de óxido baseia-se na técnica de pulso-eco, com um transdutor de ondas longitudinais, usando transdutores de alta frequência. A espessura da camada de óxido é determinada pelo tempo medido entre os ecos dividido por dois, posteriormente, o resultado é multiplicado pela velocidade do som na magnetita, o primeiro eco representa o eco de reflexão aço/óxido, e o segundo representa o eco de reflexão da interface óxido/ar, conforme observado na Figura 10 (VESELA *et al.*, 2019).

Figura 10 - Princípio ultrassônico para medição da camada de óxido



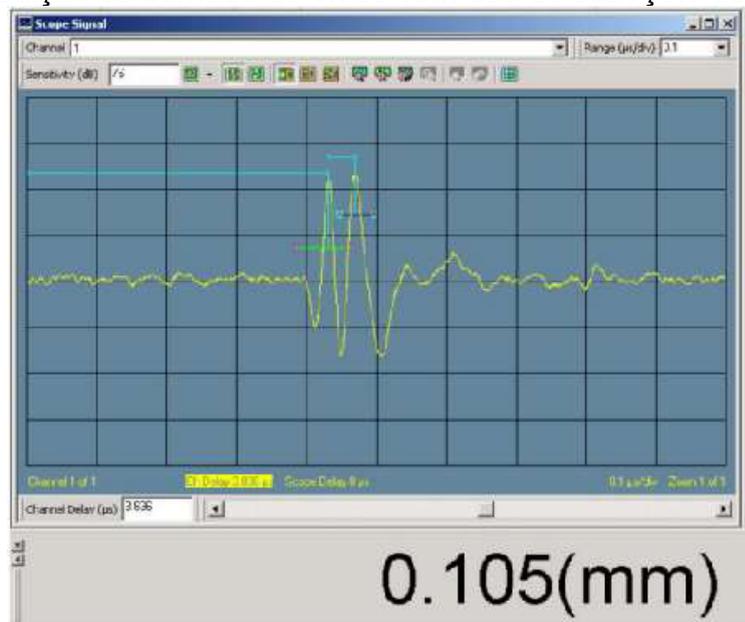
Fonte: Adaptado de Figueiredo *et al.* (2018) e Vesela *et al.* (2019).

A seguir serão apresentados resultados de pesquisas voltadas para a medição da camada de óxido através da técnica de ultrassom A-Scan:

- 1 - Labreck *et al.* (2006) realizaram a medição da camada de óxido localizada na parte interna dos tubos das caldeiras aquatubulares com uso de ondas longitudinais, bloco de atraso acrílico e transdutor com frequências de 50 MHz. Apesar de ter obtido excelentes resultados, medindo espessuras de camada de óxido de até 100  $\mu\text{m}$ , o método não apresenta aplicação para uso no campo, devido à necessidade de instrumentos de medição pouco portáteis e de

preparação cuidadosa da superfície externa. A Figura 11 apresenta visualização em A-Scan da medição da espessura das camadas de óxido utilizando transdutor com frequência de 50 MHz;

Figura 11 - Medição da camada de óxido com uso de cabeçote de 50 MHz



Fonte: Adaptado de Labreck *et al.* (2006).

2 - Braga (2009) realizou medições de camada de óxido em tubos de superaquecedor, com aparelho de ultrassom convencional (Epoch-4) e aparelho de ultrassom especializado para medição de camada de óxido (Epoch 37DL), utilizando bloco de atraso acrílico, ondas longitudinais, transdutor normal com frequência de 20 MHz. Foram utilizadas amostras com as espessuras de camada de óxidos de 72  $\mu\text{m}$ , 93  $\mu\text{m}$ , 158  $\mu\text{m}$ , 168  $\mu\text{m}$ , 216  $\mu\text{m}$  e 350  $\mu\text{m}$ . O resultado mostrou que só foi possível medir a camada de óxido nos corpos de prova com espessuras de 216  $\mu\text{m}$  e 350  $\mu\text{m}$ , tanto para Epoch-4 quanto para Epoch 37DL. Portanto, o método não mostrou ser aplicável para espessura de óxido abaixo de 200  $\mu\text{m}$ , impossibilitando a avaliação de taxa crescimento da camada de óxido para espessuras menores que 200  $\mu\text{m}$ ;

3 - Cardoso *et al.* (2011) realizaram medição da camada de óxido em três tubos de um superaquecedor, pertencentes a uma caldeira aquatubular. Os tubos possuíam diâmetros externos e espessuras de 31,8 mm e 5,6 mm, respectivamente, e as camadas de magnetita possuíam espessuras de 130  $\mu\text{m}$ ,

250  $\mu\text{m}$  e 400  $\mu\text{m}$ . Foi utilizado um aparelho de ultrassom especializado, capaz de distinguir os ecos do metal e os ecos da camada de óxido, sendo também utilizado transdutor com frequência de 20 MHz. Os resultados das medidas dos ensaios de ultrassom, comparados com os resultados das medidas obtidas através do ensaio microscópico, apresentaram valores muito próximos, com assertividade de 95% das medidas. Entretanto, o ensaio apresentou limitação para realizar medições em amostras com camada de óxido abaixo de 125  $\mu\text{m}$ , necessitando de frequências mais altas;

4 - Figueredo *et al.* (2018) apresentaram resultados de medição da camada de óxido com uso de aparelho ultrassônico específico para medição de camada de óxido utilizando transdutores com frequência de 20 MHz. Os resultados das medições de ultrassom foram comparados com medições realizadas em microscópio ópticos. As medições apresentaram excelentes resultados para medições nas faixas de espessuras de 200 a 570  $\mu\text{m}$ , entretanto, para faixa de espessura de 100  $\mu\text{m}$ , as medições não tiveram boa acurácia;

5 - Vesela *et al.* (2019) realizaram medição da camada de óxido em caldeiras elétricas instaladas na República Checa, usando o aparelho Epoch 600, transdutor monocristal com frequência de 20 MHz e ondas longitudinais. Foram medidas camada de óxido com espessura de 493 e 522  $\mu\text{m}$ , apresentando resultado muito próximo das medições com microscópio óptico. As medições das camadas de óxido foram realizadas em mais 400 pontos, constatando necessidade de substituição de 80 tubos devido à espessura da camada de óxido estar acima do limite aceitável.

As técnicas descritas acima, para medição da camada de óxido, demonstram a relevância do tema e dos investimentos em pesquisa para o desenvolvimento de instrumentos, tornando a avaliação mais prática e difundida. Entretanto, este trabalho apresenta, como diferencial, a medição da espessura de camada de óxido na faixa de 0 até 300  $\mu\text{m}$ , utilizando transdutor com frequência de 15 MHz associado ao uso de processamento de dados através da aplicação da FFT, PCA e aprendizado de máquina.

A Tabela 6 apresenta os custos e tempos gastos na realização da medição da magnetita através de método destrutivo e método não destrutivo com ultrassom, levando em consideração uma parada de manutenção programada da caldeira. Os valores utilizados foram estimados baseados no histórico das ordens de manutenção da caldeira utilizada nessa pesquisa. Comparando os métodos observa-se ganhos de 03 a 04 dias em tempo de execução e ganhos financeiros de aproximadamente R\$ 200 mil, oriundos da eliminação das atividades de caldeiraria e inspeção. Considerando que os custos de compra de vapor/dia de uma empresa petroquímica de grande porte giram em torno R\$ 100 mil/dia, a economia gerada pode chegar de R\$ 500 mil a R\$ 600 mil. Portanto aplicação do método desenvolvido nessa pesquisa pode gerar economia significativa para companhia durante as intervenções nas caldeiras aquatubulares.

**Tabela 6 - Comparativo de tempo e custo entre os métodos destrutivos e não destrutivos p/ determinação da espessura da magnetita.**

<b>Tarefas</b>	<b>Medição da Magnetita através de remoção de tubos</b>	<b>Medição da Magnetita com uso de END - Ultrassom com transdutor 15 MHz</b>
Remoção dos tubos	02 dias	NA
Medição da Magnetita	02 a 03 dias	02 dias
Realização de teste Hidrostático	01 dia	NA
Custo da atividade de remoção/soldagem/inspeção dos tubos	~ 200 K (R\$)	NA

Fonte: Autoria própria (2023).

#### 2.4 Processamento de sinais ultrassônicos

O processamento dos sinais consiste em um refino da base de dados através de técnicas e/ou modelo matemáticos que transformam a base de dados em informações úteis, que podem ser utilizadas em diversas aplicações.

O processamento de dados dos sinais de ultrassom através de modelos matemáticos no domínio do tempo e frequência apresentou avanço significativo a partir de 1970, proporcionado pelas pesquisas com ondas superficiais direcionadas para pesquisas voltadas a acompanhamento e predição de abalos sísmicos. A partir do final da década dos 1990, outras técnicas matemáticas e estatísticas foram adicionadas como ferramentas de tratamento dos dados, como a transformada de *wavelets*, possibilitando avaliação da integridade de materiais com múltiplas camadas e propriedades distintas (WEEKS, 2012); e a análise de componentes principais (PCA), que reduz a dimensão do banco de dados sem perda de informação (MORAIS, D. *et al.*, 2017).

No próximo tópico, serão descritas as técnicas de processamento de dados usadas nesta pesquisa, sendo elas: transformada rápida de Fourier (FFT) e análise de componente principal (PCA).

#### 2.4.1 Transformada rápida de Fourier (FFT)

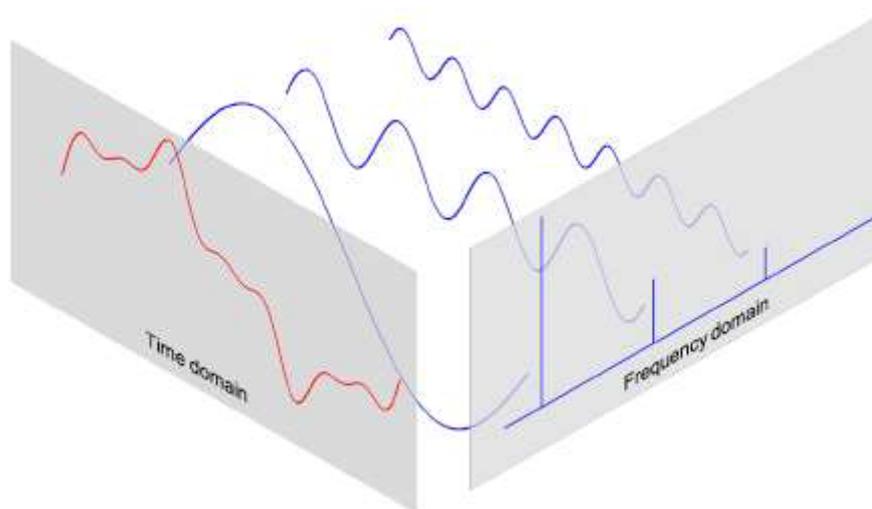
A representação de um sinal no domínio do tempo está presente naturalmente no nosso cotidiano; entretanto, algumas informações só são possíveis de serem obtidas quando são transformadas do domínio do tempo para o domínio da frequência, isso só é possível devido à transformada de Fourier (TF). O matemático e físico Jean Baptiste Joseph Fourier mostrou que qualquer forma de onda pode ser representada por uma somatória de senoides e cossenoides de diferentes frequências, amplitudes e fases. A transformada de Fourier é expressa através da equação (2.6), na qual  $X(\omega)$  representa uma função complexa da frequência,  $x(t)$  é uma função real no tempo e  $i = \sqrt{-1}$  (FUKUOKA, 2018).

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-i\omega t} dt \quad (2.6)$$

A Figura 12 mostra a decomposição de um sinal em vermelho no gráfico da esquerda e inicialmente na base do tempo; o sinal foi modificado para base da frequência através da TF, possibilitando a visualização de três senoides, conforme pode ser visto no gráfico do centro, sendo cada uma das três senoides com frequência e amplitudes

diferentes. As amplitudes estão representadas em um novo plano no gráfico da direita, em função da frequência e amplitude de sinal.

Figura 12 - Visualização da decomposição das frequências



Fonte: Adaptado de Kong; Siau; Bayen (2020).

Devido à transformada de Fourier utilizar um número infinito de amostras no domínio do tempo, a resolução da equação se torna de difícil aplicação na prática. Em 1965, os pesquisadores James W. Cooley e John W. Tukey desenvolveram um algoritmo que reduz bastante o tempo de execução da transformada de Fourier, denominado de transformada rápida de Fourier (FFT). A redução do tempo foi possível devido à redução do número de ordem, passando de  $n^2$  para  $n \log n$ , reduzindo o tempo para o cálculo, que era de vários minutos para menos de um segundo. Isso possibilitou a aplicação em computadores de uso doméstico, o que levou a uma quantidade enorme de aplicações, como projetos de circuitos elétricos, processamento de sinais, tratamento de imagens, teorias de probabilidade e outras aplicações diversas (SPILSBURY e EUCEDA, 2016).

O emprego da FFT nos sinais de ultrassom é amplamente difundido no meio acadêmico, possibilitando a extração de características importantes presentes no sinal que, antes da FFT, estavam ocultas. A seguir, estão listadas pesquisas relevantes envolvendo uso de FFT em conjunto com métodos matemáticos para processamento de sinais de ultrassom:

1 - Draí *et al.* (2000) obtiveram bons resultados na pesquisa que utilizou a transformada de Hilbert e FFT nos sinais de ultrassom em tempo real para diferenciar os defeitos planares e volumétricos de juntas soldadas e regiões corroídas;

2 - Simas Filho *et al.* (2016) realizaram experimentos com processamento de sinais de ultrassom coletados em compósitos de fibras laminadas para classificação automática dos sinais coletados. Para o processamento dos sinais, foram utilizadas a FFT, *wavelet*, análise de componentes principais (PCA) e rede neurais. Os resultados mostram que é possível produzir informações de alta qualidade em pouco tempo e que serão utilizadas para tomadas de decisão;

3 - Oliveira *et al.* (2020) realizaram experimentos com processamento de sinais de ultrassom para identificação de descontinuidades nas pás eólicas. Sinais de ultrassom foram processados através das transformadas de *wavelet*, FFT e PCA, obtendo resultados com acurácia acima de 97%, portanto mostrando ser um método eficaz.

Como descrito acima, a FFT apresenta significativa relevância no processamento dos sinais ultrassônicos, devido à sua relevância, foram utilizadas nesta pesquisa as FFT para obter informações relevantes sobre a influência da camada de magnetita nos sinais ultrassônicos coletados. Após a aplicação da FFT, foi utilizado um método estatístico denominado de análise dos componentes principais (PCA), o mesmo será descrito abaixo.

#### 2.4.2 Análise dos componentes principais (PCA)

O PCA é um método estatístico, desenvolvido por Pearson em 1901, e, em 1933, foi aplicado em métodos computacionais por Hotelling. Atualmente, o PCA é utilizado em diversas aplicações que necessitam de redução da dimensionalidade e agrupamento dos indivíduos por similaridade, como agronomia, engenharia, medicina, avaliação de integridade de fibras laminadas e pás eólicas, conforme descrito no tópico 2.4.1.

O método consiste na redução da base de dados não supervisionados com a menor perda possível de informações, através da transformação do conjunto de dados originais em outro conjunto de dados de mesma dimensão denominado de componentes principais. A PCA agrupa os sinais de acordo com sua variância, ou seja, sinais que possuem o mesmo comportamento dentro da base de dados são agrupados de acordo com a variação das suas características, e os sinais com baixa variabilidade são descartados. Entretanto, o método apresenta algumas limitações, não sendo recomendado em alguns casos, como quando se tem um número de variáveis maior que unidades amostrais, ou quando a base de dados apresente pouca correlação e, também, quando se tem matrizes com muitos zeros.

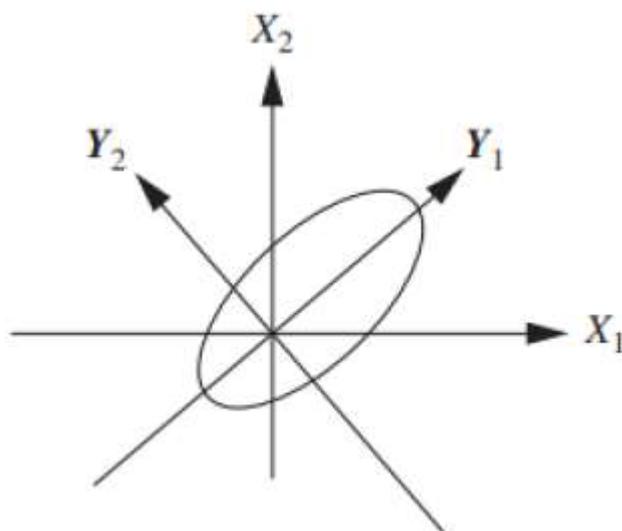
A seguir, estão listadas as etapas para obtenção das PCAs: normalização dos dados; cálculo da matriz de covariância; cálculo dos autovalores e autovetores; e seleção das componentes principais.

A PCA apresenta propriedades importantes: cada componente principal é uma combinação linear de todas as variáveis originais; as componentes principais são independentes entre si; as componentes principais retêm o máximo de informação em termos da variação contida nos dados.

Outra característica importante é o resultado da primeira componente principal, que representa a maior variância e, portanto, maior importância; a segunda componente principal representa a segunda componente principal de maior variância e maior importância, e assim sucessivamente. Dessa forma, as pesquisas mostram que a primeira e segunda componente principal representam a maior parte da variância total da base de dados analisada (HONGYU *et al.*, 2015).

A Figura 13 mostra um gráfico com os dois primeiros PCAs, sendo que o primeiro eixo explica a maioria das variâncias envolvidas no caso analisado, e o segundo eixo explica a segunda maior quantidade de variância envolvida no caso.

Figura 13 - Gráfico com dois primeiros componentes principais  $Y_1$  e  $Y_2$  distribuídos entre os eixos  $X_1$  e  $X_2$



Fonte: Adaptado de Han; Kamber; Pei (2012).

De acordo com Sphian *et al.* (2002), abaixo estão descritas formulações matemáticas para obtenção da PCA:

- 1) Os dados devem ser organizados em uma matriz, conforme mostrado na Equação (2.14), com tamanho  $M \times N$ . Na qual  $N$  é o número de variáveis utilizadas, e  $M$ , os dados observados em cada amostra;

$$T = [T_1, T_2, T_3, \dots, T_M] \quad (2.7)$$

- 2) Deve-se realizar o cálculo do sinal médio, através da Equação (2.15);

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M T_n \quad (2.8)$$

- 3) As diferenças entre os sinais são calculadas subtraindo a média do sinal de cada treinamento, através da Equação (2.16);

$$\Phi_i = T_i - \Psi \quad (2.9)$$

4) A partir de então, os vetores estão sujeitos a PCA. O próximo passo é elaborar a matriz de covariância  $C$  para determinar os autovetores ortogonais, através da Equação (2.10), na qual,  $A = [\emptyset_1, \emptyset_2, \dots, \emptyset_M]$ ;

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \emptyset_n \cdot \emptyset_n^T = \frac{1}{M} A \cdot A^T \quad (2.10)$$

5) Para reduzir o número de contas, o melhor caminho é considerar que  $v_i$  são autovetores de  $A^T x A$  são autovalores. Então os autovetores  $C$  podem ser computados através das Equações (2.11) e (2.12);

$$A^T \cdot A v_i = \mu_i v_i \quad (2.11)$$

$$u_i = A v_i \quad (2.12)$$

6) A partir de então, a PCA de qualquer sinal é obtida pela Equação (2.13), na qual,  $w_k$  representa os dados mapeados no eixo do autovetor correspondente.

$$w_k = u_k^T (T - \Psi) \quad (2.13)$$

Neste trabalho, o uso da PCA reduziu a base de dados dos sinais coletados das amostras CPsox, CP04 e CP07esp de uma matriz formada inicialmente com 2.500 linhas e 153 colunas, para uma matriz final com 49 linhas e 153 colunas. A aplicação da PCA proporcionou ganhos com a redução significativa da base dados, redução do tempo de processamento dos classificadores e ganho da acurácia de aproximadamente 20%. Portanto, mostrou-se ser uma ferramenta importante no reconhecimento dos padrões dos sinais ultrassônicos, fornecendo informações independentes para os classificadores e auxiliando no reconhecimento dos padrões.

## 2.5 Aprendizado de máquina

O termo aprendizado de máquina vem da tradução do termo em inglês *machine learning* (ML), que representa uma das derivações da inteligência artificial. O método de ML baseia-se no princípio de sistemas computacionais que são capazes de aprender e modificar seu comportamento em respostas a estímulos externos,

evoluindo com as experiências acumuladas durante sua operação, portanto, melhorando o desempenho dos algoritmos em função da quantidade de treinamentos realizados. O desenvolvimento dos algoritmos também utiliza conceitos de probabilidade estatística, possibilitando obtenção de informações importantes sobre os dados inseridos, permitindo a tomada de decisões e/ou previsão de resultados (ALPAYDIN, 2010).

O ML é utilizado em diversas áreas do conhecimento, que vão desde reconhecimento de padrões de imagem, traduções automáticas de texto, finanças, medicina e engenharias (NAQA; MURPHY, 2015). Há também diversas aplicações na área de inspeção, voltadas para a detecção de defeitos, conforme descrito no item 2.4.1. Especificamente, neste trabalho, o ML foi utilizado para reconhecimento de padrões dos sinais de ultrassônicos das três amostras utilizadas, com diferentes espessuras de camada de magnetita, observando o conjunto de dados e distinguindo em função das características de cada classe de espessura analisada.

Os modos de aprendizagem do ML são classificados em três tipos, sendo eles, supervisionado, não supervisionado e semissupervisionado. Abaixo, estão descritas as principais características de cada um dos três tipos de ML:

- No modo de aprendizagem supervisionado, é fornecido ao sistema um conjunto de dados com saídas conhecidas, ou seja, já é conhecido o valor da classe;
- No modo de aprendizagem não supervisionado, os algoritmos não conhecem as classes a que os dados pertencem;
- E, por fim, o modo de aprendizado semissupervisionado é uma combinação dos modos de aprendizado descritos anteriormente, que utiliza um conjunto de dados com classe conhecida e outro conjunto com classe não conhecida (RUSSEL; NORVIG, 2002).

Neste trabalho, foi utilizado o modo de aprendizado supervisionado, devido à necessidade de classificação dos dados em função da camada de magnetita. Ao total,

foram utilizados 25 classificadores de aprendizado de máquina, entretanto, vamos descrever apenas os classificadores que obtiveram acurácia maior que 80%. Portanto, serão descritos abaixo os classificadores *Ensemble*, Naive Bayes, árvores de decisão, discriminante linear, máquina de vetores de suporte (SVM) e *k-nearest neighbors* (KNN).

### 2.5.1 *Ensemble* – discriminante de subespaço (EDS)

O classificador *Ensemble* se baseia na combinação dos resultados obtidos por conjunto formado por outros classificadores, dessa forma, obtém modelos com maior performance de classificação e menor variação quando comparado com modelos que só possuem um classificador. Seu uso é bastante útil em aplicações que possuem alta dimensionalidade e complexidade, como, por exemplo, reconhecimento de padrões e classificação de imagens (JIMÉNEZ *et al.*, 2019).

Classificadores *Ensemble* também são utilizados em pesquisas associadas ao processamento de sinais oriundos de ENDs, por exemplo:

- 1) Avaliação de defeitos em chapas de aço inoxidável;
- 2) Avaliação de sinais de ultrassom em A-Scan com defeitos de diferentes naturezas;
- 3) Aplicação junto com PEC para avaliação da alteração das características mecânicas de aços livre de elementos intersticiais (LAROCCA, 2022).

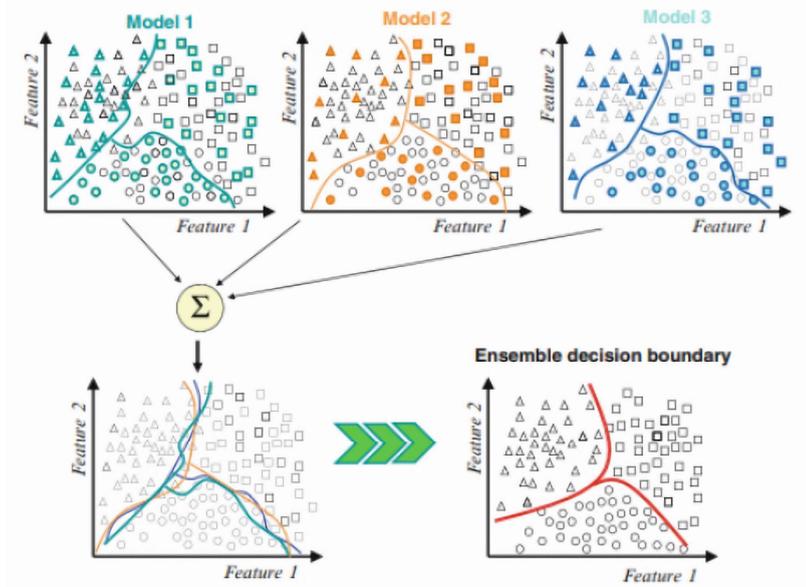
Existem, também, estudos envolvendo a previsão de falhas em compósitos com uso de algoritmos e classificadores; por exemplo, Chen *et al.* (2021) realizaram estudos para avaliar a resistência da aderência entre o polímero reforçado com fibra de carbono (PR) com aço, o resultado apresentou algoritmos com acurácia de 98%.

De acordo com Aggarwal (2014), o classificador *ensemble* apresenta diferentes formas de combinação dos classificadores, sendo elas:

- 1) Classificação por voto majoritário: um exemplo é classificado por diferentes modelos e a classe com maior número de ocorrência dentre esses classificadores é atribuída ao exemplo;
- 2) A combinação ponderada dos resultados dos classificadores: cada classificador tem um peso em função da performance;
- 3) Meta de aprendizagem: quando os resultados de um grupo de classificadores são utilizados como base de treino para um novo classificador.

A Figura 14 mostra de forma didática a combinação de três modelos de classificação apresentados nos modelos 1, 2 e 3. Cada modelo apresenta características específicas de fronteiras, com erros específicos. Para formar um *ensemble*, foram combinados três modelos através de voto majoritário, resultando em uma nova fronteira, onde percebe-se visualmente que o modelo novo apresenta menor variância e melhor performance.

Figura 14 - Representação da redução de variância com uso de um *ensemble*



Fonte: Adaptado de Zang (2012).

### 2.5.2 Naive Bayes Gaussiano

O algoritmo utiliza ferramentas estatísticas, realizando a classificação por probabilísticas das observações através do Teorema de Bayes. Apresenta como principal vantagem a necessidade de uma pequena base de dados para treinamento, sendo um modelo relativamente simples, com alta previsão de desempenho (STANGE, 2011). O algoritmo é construído de acordo com a sequência descrita a seguir:

- 1) Calcula a probabilidade de cada classe;
- 2) Calcula a probabilidade de cada atributo em relação à classe do conjunto;
- 3) Calcula a probabilidade da classe desejada pelo *Teorema de Bayes*;
- 4) O resultado final gera o classificador *Naive Bayes*, através da maior probabilidade, sendo essa a possível classe.

### 2.5.3 Árvore de decisão

É um método de classificação hierárquica baseado na estratégia de dividir para classificar. É considerado umas das formas mais simples de aprendizagem, fácil representação; possui baixo custo computacional, e produz resultados de alta qualidade. Os padrões de entrada são classificados organizando-se de cima para baixo, ou seja, da raiz até os nós e as folhas. Funciona com a estratificação repetidas vezes pelo algoritmo, em grupos menores, baseados na etiqueta de classes até alcançar um resultado satisfatório. Apesar da simplicidade do modelo, é considerado uma das abordagens mais poderosas e é utilizada para construção de números variados de modelos mais robustos (ROKACH, 2016).

As árvores são formadas por algoritmos que analisam o conjunto de dados, estratificam repetidamente os dados em conjuntos menores com base na etiqueta de classe, posteriormente, define as características que melhor dividem os objetos em dois grupos a partir de uma métrica pré-estabelecida, seguindo-se da primeira divisão

que é denominada de nó. Na árvore de decisão, o primeiro nó é denominado de raiz e fica no topo da árvore. Após o nó raiz, ocorrem sucessivas ramificações, que são ligadas a outros nós, até atingir um nó final. Para a tomada de decisão, o dispositivo percorre da raiz até a folha, testando os valores dos atributos em nós sucessivos e, quando a folha é alcançada, a decisão é tomada (STANGE, 2011).

As quantidades de classificações incorretas, denominadas “incertezas”, são quantificadas em cada nó; para cada nova ramificação, um novo conjunto de valores é testado e, então, é calculada a média ponderada das incertezas. A folha que apresentar menor grau de incertezas será a escolhida. Esse processo é repetido em cada novo nó até que a quantificação da incerteza do nó de decisão seja menor que a média ponderada da incerteza do nó filho, quando isso acontece, na maioria das vezes, o nó é considerado nó folha. De maneira resumida, a árvore de decisão busca atributos que vão retornar a menor soma das classificações incorretas de cada região, maximizando o ganho de informação (KINGSFORD; SALZBERG, 2008).

Abaixo segue a Equação (2.14), que representa o modelo matemático utilizado para divisão do nó, segundo (MOHRI; ROSTAMIZADEH; TALWALKAR, 2018);

$$GI(D_p, f) = I(D_p) - \sum_{r=1}^R \frac{|D_r|}{|D_p|} I(D_r) \quad (2.14)$$

Na qual,  $D_p$  representa o conjunto de dados do nó de decisão,  $f$  é a variável de decisão,  $R$  é o número de folhas,  $D_r$  é o conjunto de dados nos nós filhos de índice  $r$  e  $I(D)$  é a medida de impureza no conjunto  $D$ .

Uma expressão matemática importante é a impureza de *Gini*, dada na Equação (2.15), em que,  $p_c$  é a probabilidade de escolha da classe,  $c$  é o nó e  $C$  é o número total de classes. A Equação (2.15) quantifica a frequência com que um elemento aleatório de uma base de dados é classificado de maneira incorreta. O valor varia de 0 a 0,5; o 0 indica que todos os sinais pertencem à mesma classe, e 0,5 indica que os sinais estão distribuídos uniformemente entre as classes.

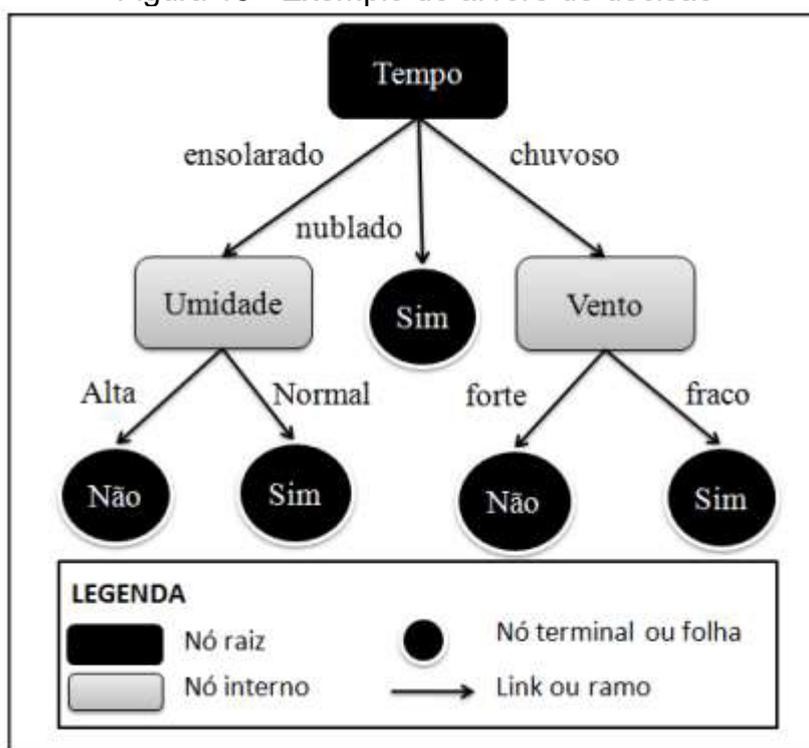
$$I_G = \sum_{c=1}^c p_c (1 - p_c) \quad (2.15)$$

A Equação (2.16) traz outra informação importante utilizada nos classificadores de árvores de decisão, trata-se da quantificação da entropia. Variando de 0 a 1, a quantidade de falta de homogeneidade dos dados de entrada em relação à sua classificação.

$$I_E = - \sum_{c=1}^c p_c \log^2 p_c \quad (2.16)$$

A Figura 15 apresenta modelo de árvore de decisão. Nesse exemplo, a primeira pergunta é sobre o tempo, dependendo da resposta, outras perguntas são formuladas até chegar ao nó terminal, que representa a conclusão do problema.

Figura 15 - Exemplo de árvore de decisão



Fonte: Adaptado de Stange (2011).

Rodrigues *et al.* (2019) realizaram uma pesquisa para estimar o nível de cementação em tubos HP, utilizados em fornos de pirólise, através da coleta de sinais de ultrassom associada às técnicas de processamento de sinais e do aprendizado de máquinas,

utilizado como um dos classificadores da árvore de decisão. Os tubos foram divididos em três classes, sendo elas: tubo não cementado, tubo pouco cementado e tubo altamente cementado. O classificador de árvore de decisão apresentou acurácia de 87,3% para as três classes analisadas, portanto apresentando bons resultados.

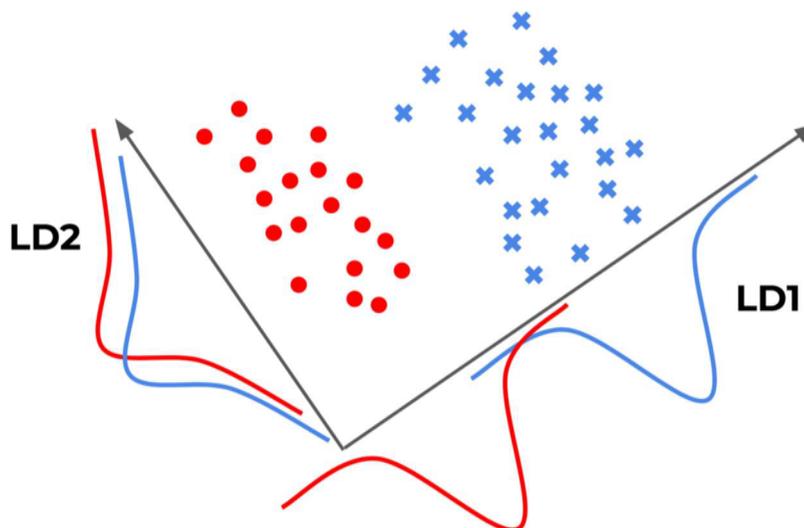
#### 2.5.4 Discriminante linear

O classificador atua através da redução da dimensionalidade e distinção das classes nos espaços, através do ajuste da densidade gaussiana de cada classe, considerando que todas as classes pertencem à mesma matriz. É bastante utilizado em problemas de classificação quando se tem dados com grande número de características (HO, 2017).

O classificador encontra a projeção linear dos dados em um subespaço de dimensão inferior, realiza a separação de classes, e a dimensão desse subespaço é necessariamente menor que o número de classes; essa propriedade leva à maximização da separação. Para melhor entendimento, suponha que está trabalhando com dados de altas dimensões e necessita realizar a classificação, para isso, faz-se necessário reduzir os dados ruidosos que possuem poucas informações úteis, sendo que uma forma de fazer isso é através da redução da dimensionalidade dos dados, possibilitando maior separação das classes. Com isso, extraímos as características úteis na classificação dos dados e eliminamos as características que não são tão úteis (HO, 2017).

A Figura 16 apresenta de forma gráfica as densidades gaussianas de cada classe e como é realizada a classificação dos dados, através uso do classificador, mostrando que o classificador torna as classes mais distintas possíveis. LD1 e LD2 são as projeções em duas classes consideradas pelo classificador, as duas apresentam a melhor separação entre as classes. Durante o treinamento, os algoritmos aprendem a identificar os eixos discriminatórios das classes, conseguindo dessa forma identificar as classes a que cada sinal pertence (HO, 2017).

Figura 16 - Representação gráfica da classificação de dados através do uso do Discriminante Linear



Fonte: Adaptado de Ho (2017).

De acordo com Kumar (2018), a classificação por Discriminante Linear é realizada em três etapas:

- 1) Calcula o grau de separação entre as classes através da distância entre os centros;
- 2) Calcula a distância médias entre as classes;
- 3) Constrói espaço dimensional inferior, garantindo a máxima separação.

Abaixo seguem as Equações (2.17) e (2.18). Essas equações são importantes, pois são utilizadas para separação das classes através da Discriminante Linear, sendo a matriz de dispersão dentro da classe ( $S_C$ ) e matriz de dispersão entre as classes ( $S_B$ ). Através desses valores, é possível obter os autovetores e autovalores, em que  $n$  é o número de classes,  $\mu$  é a média de todas as observações,  $N_i$  é o número de observações dentro das classes,  $\mu_i$  é a média dentro da classe e  $\sum i$  é a matriz de dispersão dentro da classe (HO, 2017).

$$S_c = \sum_{eu=1}^n \sum eu. \quad (2.17)$$

$$S_B = \sum_{eu=1}^n N_{eu}(\mu_{eu} - \mu)^T \quad (2.18)$$

O Discriminar Linear apresenta como principal vantagem a simplicidade do método e a fácil visualização, devido à sua característica linear. Por ser um método de separação linear, apresenta como limitação a não recomendação de uso para problemas que não sejam lineares (THARWAT *et al.*, 2017).

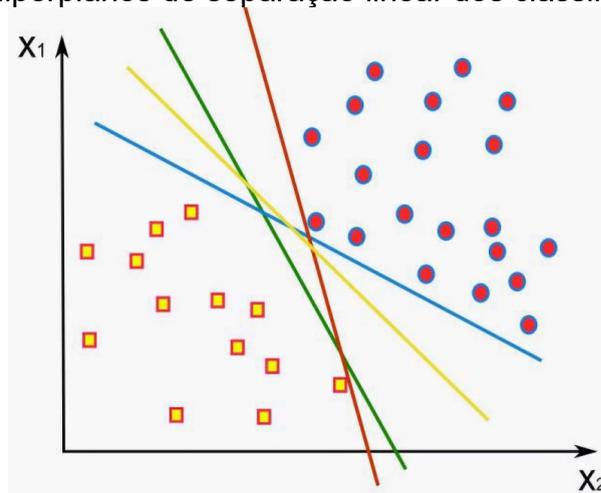
#### 2.5.5 Máquina de vetor de suporte (SVM)

O SVM foi introduzido por Vapnik como um modelo de aprendizado de máquina, baseado em *Kernel* para tarefas de classificação e regressão. A sigla SVM vem da tradução do inglês *Support Vector Machine* (SVM), que é um algoritmo que se caracteriza por usar um modelo treinado, retirado de um conjunto de dados rotulados e, a partir de então, prever rótulos para novos dados. Esse modelo de algoritmo é recomendado para uso em resolução de problemas de classificação, para um conjunto de dados complexos de pequeno e médio porte, especificamente nos casos em que os dados podem ser separados linearmente. Nesse caso, é possível traçar uma linha reta (hiperplano) separando as classes dos sinais. O hiperplano realiza o agrupamento dos sinais a serem especificados em função das classes, com objetivo de obter a maior margem de separação possível (JIMÉNEZ *et al.*, 2019).

O algoritmo tem como objetivo mapear o padrão do espaço de entrada, em um espaço de maior dimensão, estabelecendo uma fronteira de decisão ótima, com a maior margem possível entre os pontos que estão mais próximos de cada classe que minimize o erro de reconhecimento, através de uma função obtida a partir dos exemplos conhecidos na fase de treinamento (HAYKIN, 2009).

A Figura 17 mostra como é realizada a separação entre as classes através da criação de hiperplanos, em um espaço bidimensional, existe um conjunto de classificadores lineares que fazem a separação das duas classes, e um conjunto que promove a maximização da margem de separação.

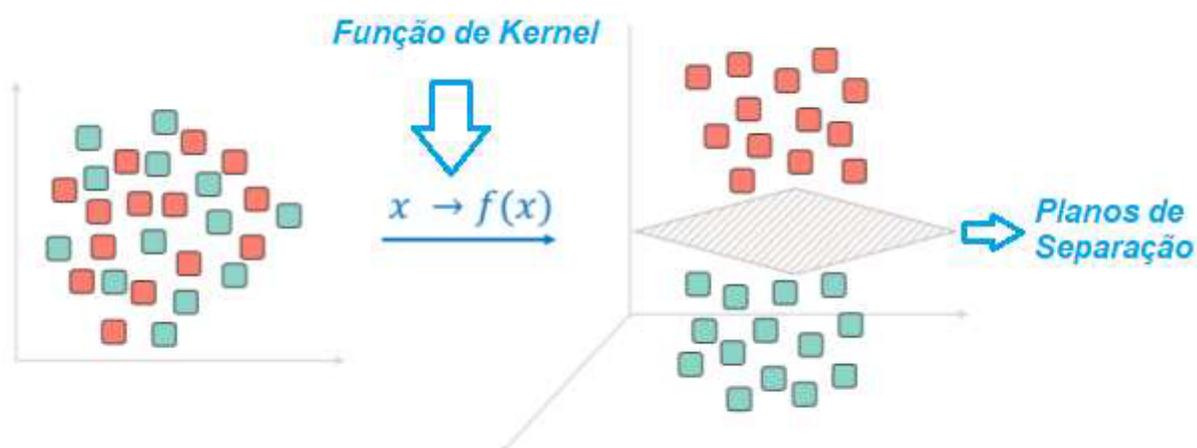
Figura 17 - Hiperplanos de separação linear dos classificadores SVM



Fonte: Cervantes *et al.* (2019).

Apesar de largamente utilizado para separação de dados lineares, o SVM também pode ser utilizado em aplicações não lineares. De acordo com Teorema de Cover, um espaço não linearmente separável pode ser transformado em um novo espaço, em que os padrões possuem alta probabilidade de tornarem-se linearmente separáveis, através da geometria clássica combinatória, sob duas condições: a transformação deve ser não linear, e a dimensão do espaço de características deve ser maior em relação à dimensão do espaço de entrada. Com uso da função de *Kernel*, há alteração na dimensionalidade do espaço transformando a classificação em linear, conforme mostrado na Figura 18.

Figura 18 - Separação não linear após uso da função Kernel no classificador SVM



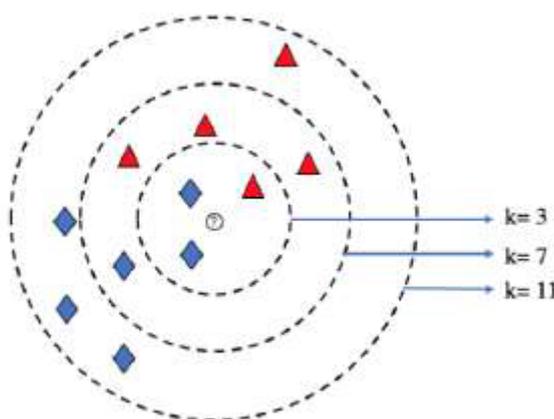
Fonte: Adaptado de Sheykhmousa *et al.* (2020).

O SVM apresenta um vasto campo de aplicação em reconhecimentos de padrões, também utilizada em classificação de imagem, bioinformática e detecção facial (CERVANTES *et al.*, 2020). O SVM também é utilizado em pesquisas envolvendo identificação e classificação de descontinuidades com uso de ultrassom e/ou corrente parasita, como por exemplo, em estruturas com multicamadas (CHEN *et al.*, 2014), avaliação da integridade de ligas de alumínio presentes em estruturas de aeronaves (HE *et al.*, 2013).

### 2.5.6 K-Vizinhos próximos (KNN)

A sigla KNN é oriunda da tradução do termo em inglês *k-Nearest Neighbors*. KNN é um classificador que foi desenvolvido em 1967 por Cover e Hart. É um algoritmo de classificação não paramétrico e de simples entendimento, baseia-se no princípio de que, dado um conjunto de dados, os dados que possuem similaridade vão possuir distâncias menores entre si. Dessa forma, o algoritmo busca o  $k$  mais próximo e associa-o à classe majoritária dos seus vizinhos, como pode ser observado na Figura 19.

Figura 19 - Representação gráfica de como o KNN classifica os dados



Fonte: Zang *et al.* (2020).

De acordo com Zang *et al.* (2020), o classificador funciona da seguinte forma:

- 1) Armazena todas as amostras de treinamento rotulados;
- 2) Calcula a distância de uma nova amostra a ser classificada com todos os padrões do conjunto de treinamento;

- 3) Algoritmos consideram os  $k$  padrões do conjunto de treinamento com as menores distâncias ao padrão a ser classificados;
- 4) O novo padrão é classificado como pertencente à classe da maioria dos  $k$  padrões mais próximos do conjunto de treinamento.

Essa técnica é utilizada em diversas áreas, como classificação de texto, bioinformática e detecção facial. Com relação aos ENDS, o classificador é utilizado para:

- Detecção de áreas corroídas em rebites de alumínio presentes em aeronaves, associada aos ensaios de Correntes Parasitas (LE *et al.*, 2022);
- Interpolação das respostas de fluxo magnético e ultrassom em medições de corrosão para tubulações industriais (HAMED *et al.*, 2015);
- Detecção de carburização presentes em tubos de aço HP, retirados de fornos de pirólise, a partir da análise do espectro de frequência de sinais de ultrassom (RODRIGUES *et al.*, 2019).

### 3 METODOLOGIA

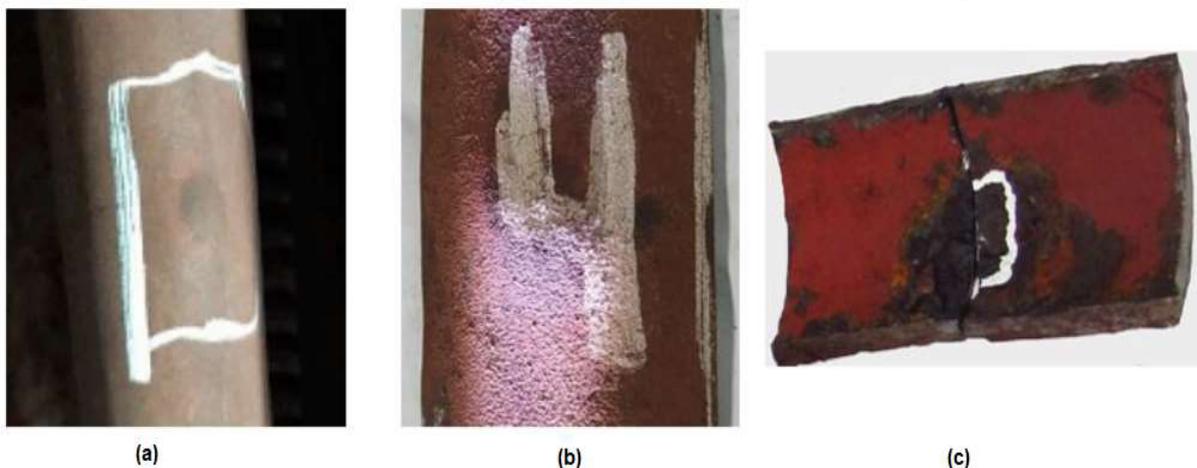
Neste capítulo, serão descritas as etapas utilizadas para desenvolvimento desta pesquisa, tais como: metodologia usada para especificação da fase de óxido de ferro presente na parte interna dos corpos de prova; metodologia usada para medição da espessura da camada de óxido de ferro; ficha técnica dos instrumentos utilizados, *software* de engenharia utilizado para processamento dos dados, metodologia utilizada para processamento dos sinais, classificação dos dados e metodologia usada para realização dos testes dos sinais coletados.

#### 3.1 Experimentos preliminares

##### 3.1.1 Amostras utilizadas

A seguir, estão descritas as etapas realizadas para determinação da espessura da camada de óxido de ferro, e caracterização do tipo de óxido presente na parte interna dos tubos do escudo de radiação (*radiant shield*). O escudo de radiação faz parte de uma caldeira de recuperação aquatubular de grande porte, fabricada em 2008, que opera há 15 anos. Operando nas condições normais, apresenta temperatura de operação de 475 °C e pressão de operação de 6,57 Mpa. Essa caldeira foi selecionada para estudo por apresentar falhas recorrentes, provenientes da espessura de óxido de ferro acima dos valores recomendados, ver Figura 20.

Figura 20 - Aspecto visual do tubo na região da falha. (a) Tubo com pequena deformação localizada. (b) Maior detalhe da região deformada. (c) Região da falha

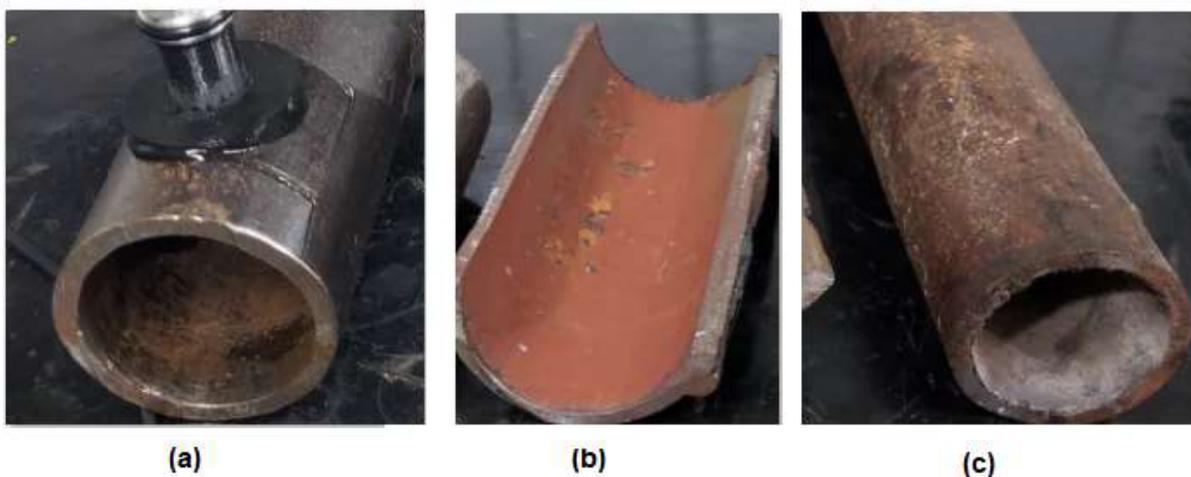


Fonte: Autoria própria (2023).

Para realização dos experimentos, foram retirados dois trechos de tubos com aproximadamente 300 mm de comprimento, localizados na parte superior e inferior do escudo de radiação. Uma amostra foi removida de um trecho do tubo novo, coletado do almoxarifado, e foi nomeada de CPsox, portanto, sem camada de óxido de ferro na parte interna do tubo. A segunda amostra foi retirada de um trecho do tubo localizado imediatamente abaixo do ponto de falha, e foi nomeada de CP07esp. E a terceira amostra foi removida em tubo adjacente ao tubo que falhou, localizado na parte inferior do *Radiant Shield*, e foi nomeada CP04, ver Figura 21.

De acordo com documentação da caldeira, as três amostras possuem especificação ASTM 178 Gr A, espessura 4,19 mm e diâmetro externo de 60,30 mm.

Figura 21 - Amostras retiradas do escudo de radiação. (a) CPsox. (b) CP04.  
(c) CP07esp



Fonte: Autoria própria (2023).

### 3.1.2 Metodologia utilizada para especificação da fase de óxido de ferro presente nas amostras

As amostras CP04 e CP07esp visualmente apresentam camada de óxido na parte interna dos tubos, entretanto, com colorações diferentes, apresentando indícios de presença de diferentes fases de óxido de ferro. Devido ao objeto de estudo ser a determinação da espessura da *magnetita*, a presença de outra fase de óxido de ferro é indesejável neste estudo, como, por exemplo, *wüstita* (FeO) e/ou *hematita* ( $Fe_2O_3$ ). Para determinação da fase de óxido, foi realizada a remoção parcial da camada de óxido de ferro presente nas amostras CP04 e CP07esp, com uso de retifica reta. Em

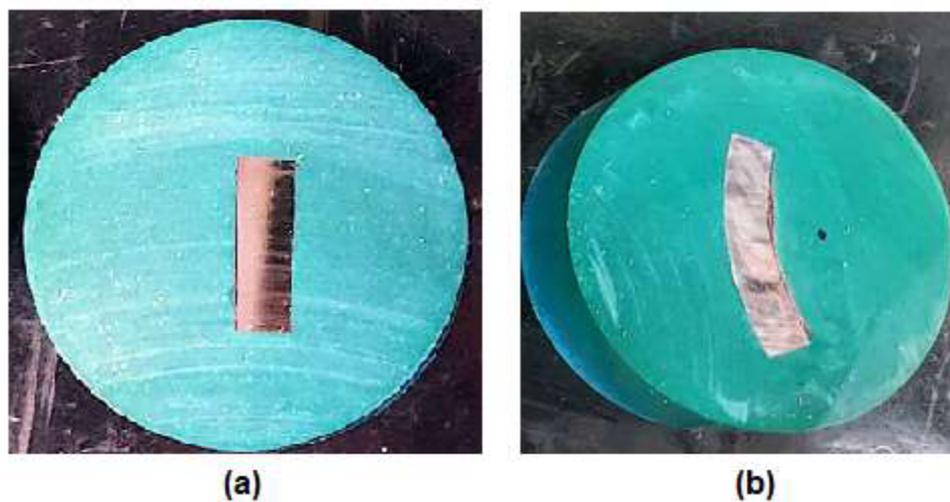
seguida, foram enviadas amostras em pó para ensaio de difração de raios X, especificando a fase de óxido de ferro presente nas duas amostras.

### 3.1.3 Metodologia utilizada para determinar espessura da magnetita presente nas amostras

Em cada um dos corpos de prova do CP04 e CP07esp, foram extraídas amostras das peças para serem embutidas com dimensões aproximadas de 5 x 10 mm. A remoção das amostras foi realizada através de corte transversal e longitudinal, corte refrigerado com água, usando disco de corte adequado para evitar desprendimento da magnetita e alterações metalúrgicas provocadas pelo calor oriundo do corte.

O corte refrigerado foi realizado com máquina da marca Arotec modelo Arocor 40. Após corte das amostras, elas foram embutidas com uso da máquina embutidora Arotec Pre 40Mi, e, em seguida, foi realizado lixamento e polimento nas máquinas Arotec modelo Aropol VV, usando lixas com granulometria de 80 a 1200, ver Figura 22.

Figura 22 – Amostras embutidas para medição da espessura da magnetita através do microscópio óptico. (a) CP04. (b) CP07esp



Fonte: Autoria própria (2023).

Após a realização dos cortes, embutimento, lixamento e polimento, foram realizadas medições da espessura da magnetita nas amostras CP04 e CP07esp, através do microscópio óptico da marca Olympus modelo C31, com uso das lentes de aumento

de 40 (4x) e 100 (10x) e *software* Imagem J. A Tabela 7 apresenta os parâmetros dimensionais dos corpos de prova (diâmetro interno, espessura da parede dos corpos de prova e espessura adotada da magnetita). Foram adotados valores de espessura de magnetita 0, 100 e 200  $\mu\text{m}$ , devido à proximidade com valor real.

Tabela 7 - Características dimensionais dos corpos de prova e magnetita

Corpo de Prova	$\varnothing$ Interno (mm)	Espessura do tubo (mm)	Espessura adotada da magnetita ( $\mu\text{m}$ )
CPsox	49,05	5,76	0
CP04	49,64	5,24	100
CP07esp	49,38	5,55	200

Fonte: Autoria própria (2023).

## 3.2 Metodologia para coleta e processamento dos sinais

### 3.2.1 Equipamentos utilizados

Para coleta dos sinais presentes nas amostras, foram utilizados um gerador de pulso de ultrassom OLYMPUS modelo 5077, osciloscópio Tektronic modelo TDS 2024C, cabeçote normal monocristal GE modelo 026HJ9 com frequência de 15 Mhz, bloco em acrílico para estabilização do sinal ultrassônico, acoplante SONOTECH modelo Ultragel II, *notebook* com *software* LabVIEW para captura e arquivamento dos sinais para posterior processamento, ver Figura 23.

Foi utilizado o *software* MATLAB R2020a para processamento dos dados e testes dos sinais, realizado através da elaboração de matriz, transformada rápida de Fourier (FFT), análise dos componentes principais (PCA), extração dos parâmetros característicos dos sinais (PCS), treinamento dos dados, acurácia dos algoritmos e testes dos sinais. Esse *software* é largamente utilizado na engenharia, possui linguagem de programação própria, direcionada para tratamento de dados através de manipulação de matrizes. Além disso, apresenta outras funcionalidades, como, por exemplo: cálculos numéricos, modelagem computacional, recursos avançados de gráficos, simulação de cenários, entre outras diversas aplicações.

Figura 23 - Equipamentos utilizados para coleta dos sinais ultrassônicos nos CPsox, CP04 e CP07esp



Fonte: Autoria própria (2023).

### 3.2.2 Coleta dos sinais de ultrassom

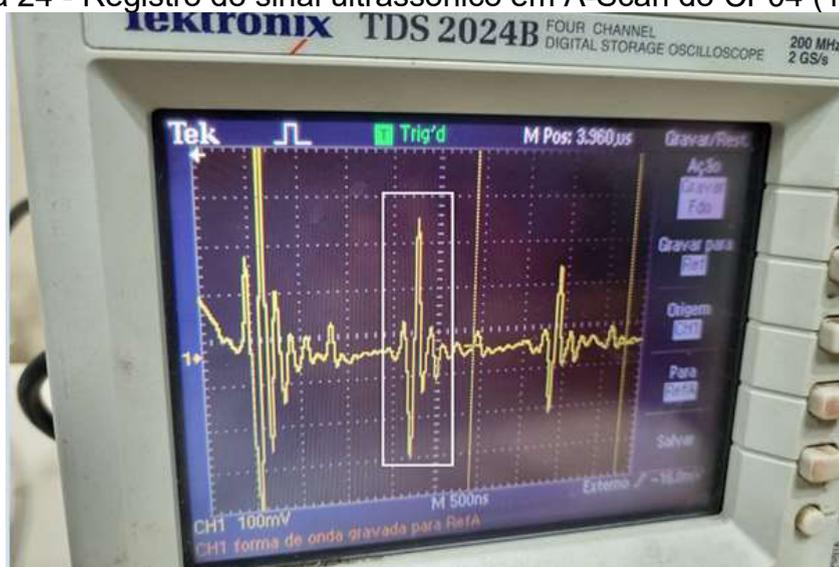
Foram coletados 51 sinais A-Scan em cada um dos três corpos de prova ao longo de toda a circunferência do tubo, posteriormente, foram coletados de três a cinco sinais para testes.

A coleta dos sinais foi realizada nas condições descritas abaixo:

- Ganho: 2.0 (dB);
- Frequência do transdutor: 15 MHz;
- Modo de visualização: CH1;
- Escala horizontal: 100 ns/div.

Devido à necessidade de estabilização do sinal, o transdutor foi utilizado com um bloco de atraso acrílico da mesma curvatura dos tubos utilizados, ele foi posicionado diretamente sobre a geratriz superior e preenchido com acoplante.

Figura 24 - Registro do sinal ultrassônico em A-Scan do CP04 (100  $\mu\text{m}$ )



Fonte: Autoria própria (2023).

A Figura 24 apresenta sinal em A-Scan do CP04 estabilizado, após estabilização do sinal, foi realizada a amplificação do eco de fundo, este representa o comportamento do sinal ultrassônico, ao passar pela camada de magnetita, presente na parte interna dos corpos de prova. Após amplificação do segundo eco de fundo, foi realizada a captura e arquivamento do sinal, através do uso do *software* LabView instalado no *notebook*.

### 3.2.3 Processamento dos sinais de ultrassom

Inicialmente, foram analisados os espectros médios dos sinais de ultrassom após aplicação da FFT nas três classes de espessuras analisadas CPsox (0  $\mu\text{m}$ ), CP04 (100  $\mu\text{m}$ ) e CP07esp (200  $\mu\text{m}$ ). A análise dos espectros médios possibilitou extrair informações de amplitude máxima, largura da base e área total do gráfico para cada classe analisada. Entretanto, apenas o uso dessas características não é suficiente para caracterização da espessura de magnetita.

A coleta dos 51 sinais de cada amostra formou uma matriz com 153 sinais (coluna) e 2.500 linhas. Nas colunas de 1 até a 51, estão os sinais coletados do CPsox (0  $\mu\text{m}$ ), nas colunas de 52 até 102, estão os sinais coletados do CP04 (100  $\mu\text{m}$ ), e, por último, nas colunas de 103 a 153, estão os sinais coletados do CP07esp (200  $\mu\text{m}$ ). Os sinais coletados foram carregados no MATLAB e concatenados, formando uma matriz com

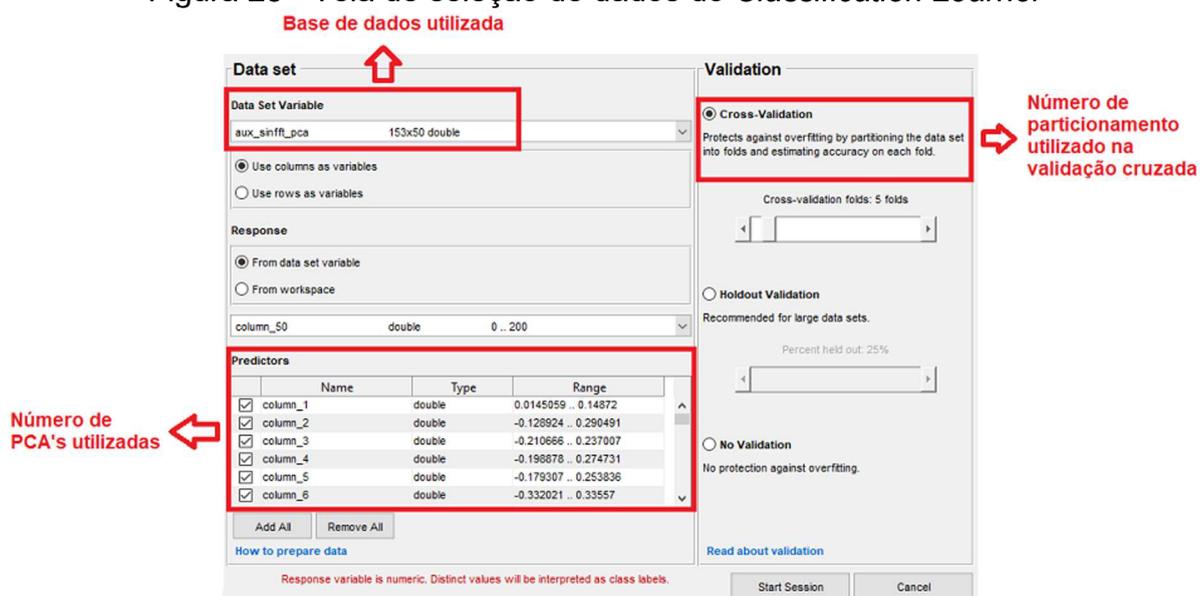
2.500 x 153 denominada de “matriz geral”. Após a elaboração da matriz geral, foram utilizadas duas aplicações do MATLAB para processamento dos sinais, a primeira aplicação foi para a utilização de método matemático Transformada Rápida de Fourier (FFT), combinada com técnica estatística de Análise de Componente Principal (PCA), a segunda aplicação foi a Extração dos Parâmetros Característicos de Sinais (PCS). Por último, foi realizada a combinação das melhores características da FFT + PCA e PCSs, totalizando três técnicas de processamento de sinais.

### 3.2.3.1 Metodologia para determinação da espessura da magnetita através da FFT com PCA e uso de classificadores

Os sinais de cada corpo de prova foram carregados no MATLAB; após carregamento dos sinais, eles formaram uma matriz. Na sequência, foi utilizado o comando  $y=num2str(A)$ , que tem como objetivo converter a matriz inicial em uma matriz de caracteres que representa os números. Posteriormente, foram agrupados todos os sinais dos três corpos de prova em uma matriz denominada de “matriz geral”. Foi realizada a FFT em todos os sinais, transformando os sinais na base do tempo para base da frequência; logo após, foi criada uma variável denominada “*aux\_sinfft*”, armazenando os 50 primeiros pontos do eixo horizontal, por ser mais representativo; em seguida, foi aplicada a PCA, reduzindo a dimensão do banco de dados, através do agrupamento das variáveis dos sinais de cada corpo de prova em componentes principais resultando em maior acurácia, redução da base de dados e menor tempo de processamento.

Após o uso da PCA, foi reduzida a base de dados inicial de 153 componentes principais para 49 componentes principais. Posterior a isso, foi preenchida a coluna na posição 50, e foram inseridas as classes de espessura de magnetita. No CPsox, foi inserido o valor de 0  $\mu\text{m}$ , da linha 1 até 51; no CP04, foi inserido o valor de 100  $\mu\text{m}$ , da linha 52 até 102; e no CP07esp, foi inserido o valor de 200  $\mu\text{m}$ , da linha 103 até 153.

Figura 25 - Tela de seleção de dados do *Classification Learner*

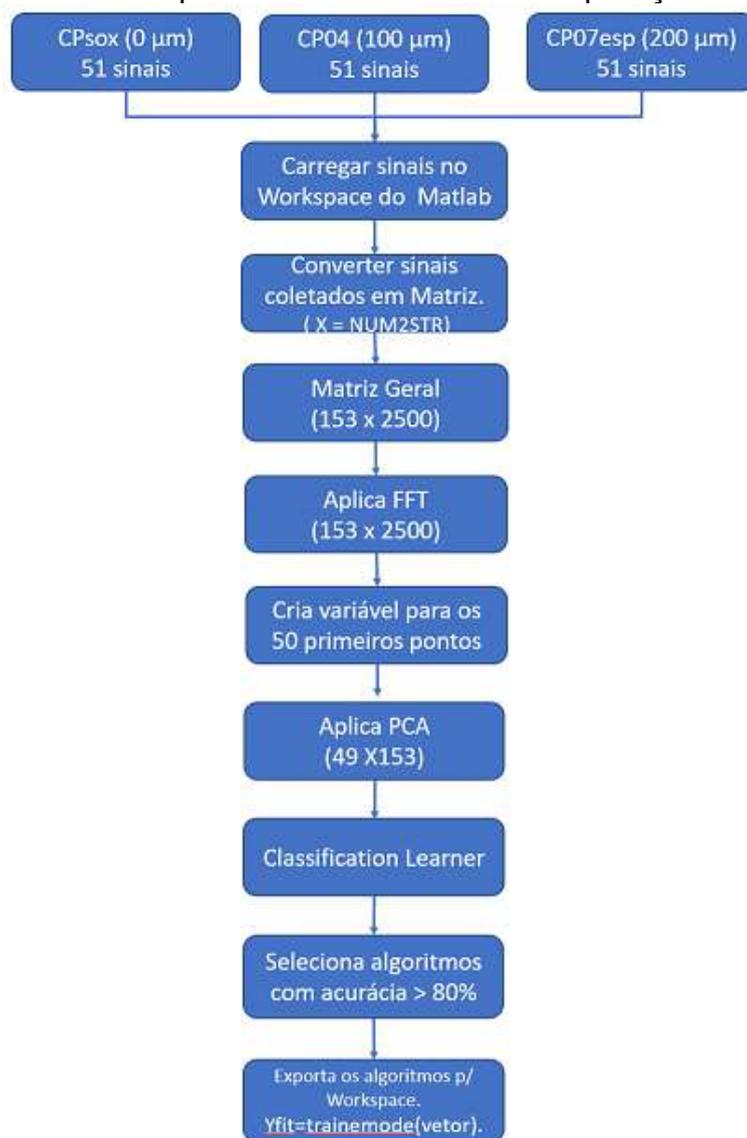


Fonte: Autoria própria (2023).

A matriz com a base de dados foi carregada no MATLAB, utilizando a técnica de Aprendizado de Máquina (*Classification Learner*) para testes dos algoritmos e determinação da acurácia, inicialmente usando um total de cinco partições. Para melhor entendimento, a Figura 25 apresenta a tela inicial do *Classification Learner*. Dando continuidade, foi realizada a identificação dos algoritmos com desempenho maior que 80%, exportando esses algoritmos para o Workspace e, por fim, foram realizados testes através da função  $yfit=trainemodel(vetor)$  presente no MATLAB. Ver Figura 26.

Posteriormente, foram realizados testes para verificar influência do número de validações cruzadas e o número de componentes principais empregados na classificação, a fim de identificar a combinação que apresenta a maior acurácia.

Figura 26 – Cadeia de processamento através da aplicação da FFT + PCA



Fonte: Autoria própria (2023).

### 3.2.3.2 Metodologia para determinação da espessura da magnetita através da extração dos PCSs e uso de classificadores

As etapas de carregamento dos sinais em A-Scan de cada corpo de prova no MATLAB e uso da função  $y=num2str(A)$  seguem a mesma sequência descrita no item 3.2.3.1. Após a transformação dos sinais em matrizes, foi realizada a junção dos sinais por amostra, separando-os em: na tabela\_0, os sinais do CPsox (0 μm); na tabela\_1, os sinais do CP04 (100 μm); e, na tabela\_2, os sinais do CP07esp (200 μm). As três tabelas foram agrupadas em uma matriz 2 x 153 nomeada de “sinais”.

Em seguida, foi utilizada a função “*Diagnostic Feature Designer*” presente no MATLAB. O aplicativo possibilita a classificação da base de dados com uso de algoritmos de classificação através de critérios específicos, definindo quais recursos são mais relevantes. Na aba *Feature Designer*, foi realizado o carregamento da tabela “sinais”, especificando a tabela 2 como variável condicional, sendo realizada, em seguida, a extração das características principais dos sinais na base do tempo usando as funções estatísticas, não lineares e funções desenvolvidas para análise preditiva de equipamentos rotativos.

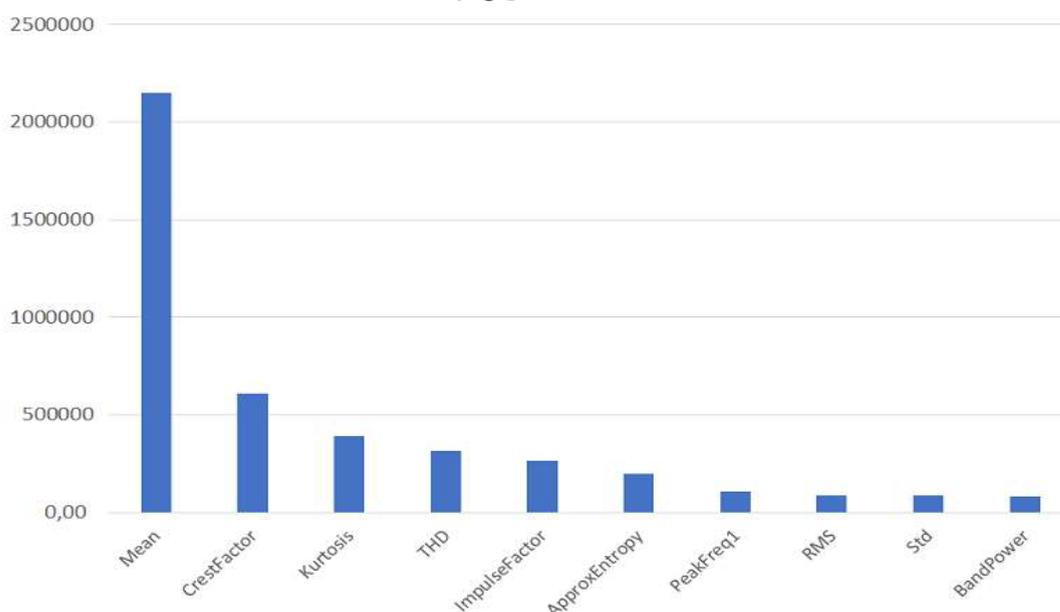
As funções estatísticas fornecem métricas estatísticas dos sinais ultrassônicos analisados, possibilitando a extração de 13 características presentes nos sinais, como, por exemplo: média, métricas de raiz quadrada (RMS), pico de valor, curtose, fator de forma, dentre outras. Posterior a essa etapa, foram utilizadas funções não lineares, que, por sua vez, fornecem métricas que possibilitam caracterizar o comportamento caótico dos sinais, divididas em três: entropia aproximada, que mede a regularidade do sinal; correlação da dimensão, que mede a complexidade do sinal caótico refletindo a autossimilaridade; e o expoente de *Lyapunov*, este mede o grau de caos devido à anormalidade do sinal.

Por último, foram usadas as funções preditivas de equipamentos rotativos. Os recursos dessas funções são similares às funções estatísticas, apresentando, como diferencial, a visualização de características, que foram descobertas de maneira empírica através de pesquisas, possibilitando isolar sinais específicos. Os recursos foram divididos em três: métrica da raiz quadrada (RMS) associada à indicação geral da caixa de velocidade; curtose, que indica os picos mais importantes do sinal; fator de crista, este é dado pela relação do *RMS/curtose*, permitindo a visualização de sinais com características impulsivas.

Após a classificação da base de dados, foram determinados os espectros de potência (*Power Spectrum*), e espectros de ordem (*Order Spectrum*) dos sinais. O espectro de potência é uma representação da distribuição de potência (ou energia) de um sinal em função da frequência, ele fornece informações sobre o conteúdo de frequência e a força relativa de diferentes componentes de frequência. O espectro de ordem é como o espectro de potência, pois exibe o conteúdo de frequência, no entanto, um

espectro de ordem fornece informações adicionais para sistemas harmonicamente inter-relacionadas em máquinas rotativas. Uma ordem refere-se a uma frequência que é um determinado múltiplo de uma velocidade de rotação de referência. Com objetivo de obter métricas gerais no domínio da frequência, foram calculadas as frequências espectrais dos dados, após aplicação do espectro de potência, e espectro de ordem através da função recursos espectrais (*Spectral PCS*).

Figura 27 - Gráfico com as dez métricas mais representativas após extração dos PCS



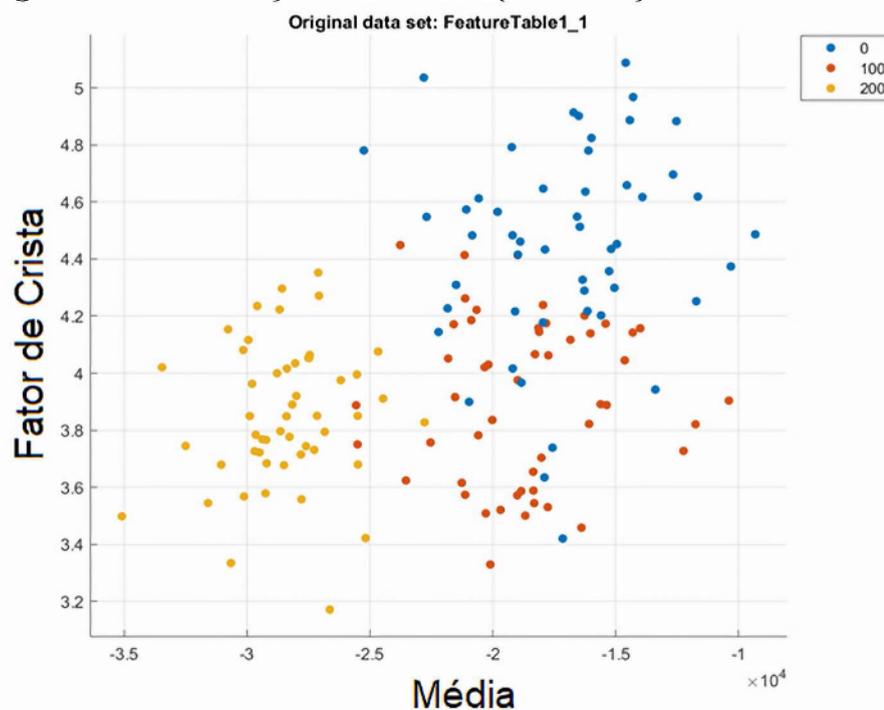
Fonte: Autoria própria (2023).

Todos os recursos descritos acima foram classificados em grau de importância através da função *Rank Feature*, quantificando cada uma das características extraídas de um total de 25 métricas. A Figura 27 apresenta o gráfico com as dez métricas mais representativas, sendo as mais expressivas: *Mean* (valor médio da matriz), *Crest Factor* (fator de crista), *Kurtosis* (curtose), *THD* (distorção harmônica) e *Impulse Factor* (compara altura de um pico com nível médio do sinal). O MATLAB gera uma tabela oriunda do *Rank Feature*, com as 25 características quantificadas, esta é exportada para o aprendizado de máquina (*Classification Learner*), ver Figura 29.

A Figura 28 mostra a distribuição dos sinais após carregamento das 25 métricas estatísticas obtidas após o processamento dos sinais com uso de cinco partições, apresentando, no eixo horizontal, a média e, no eixo vertical, o fator de crista.

Realizando a seleção dos algoritmos com desempenho maior que 80% para testes dos sinais, através da exportação desses algoritmos para o Workspace, usando da função `yfit=trainemodel(vetor)`.

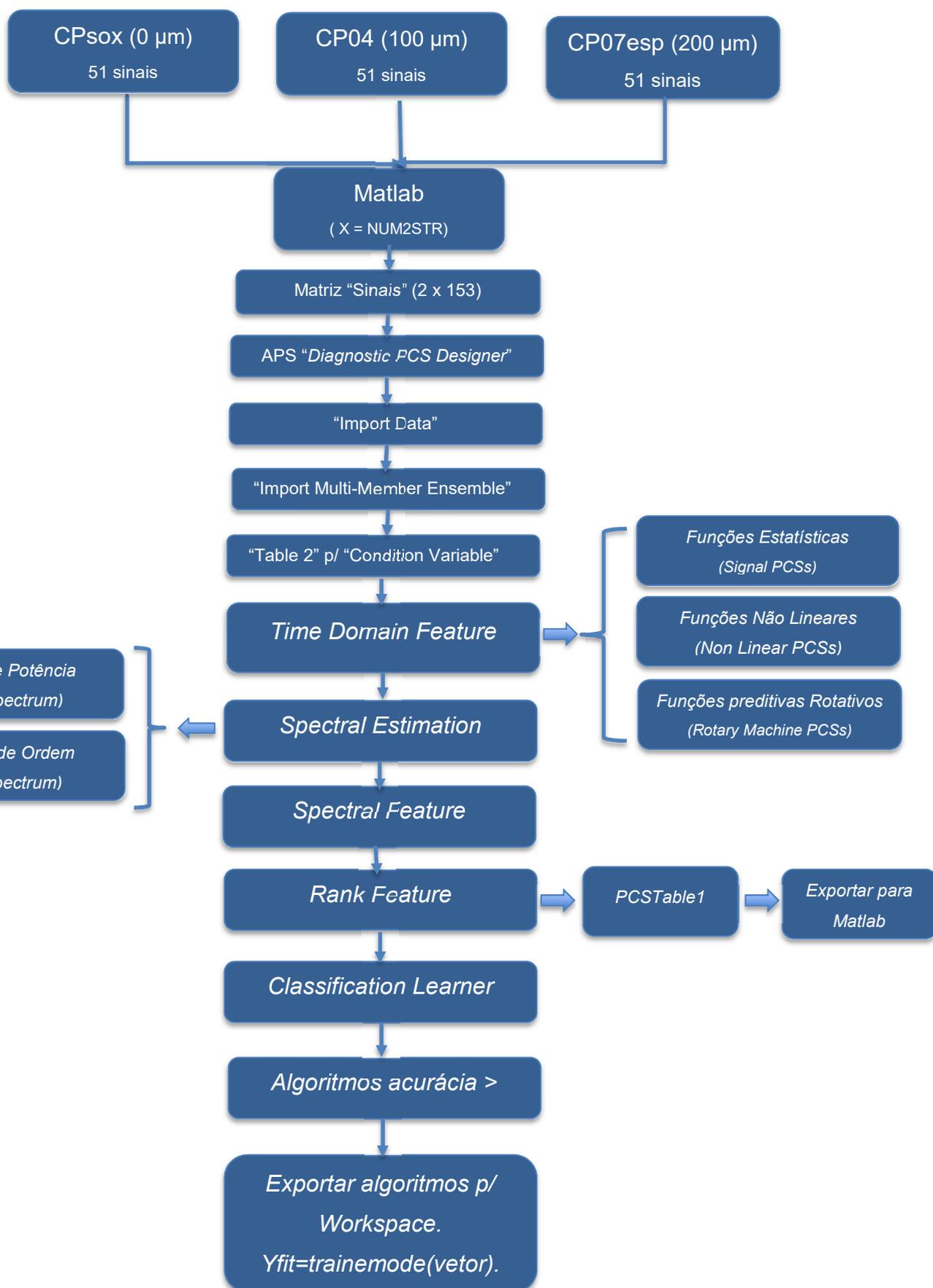
Figura 28 - Distribuição dos sinais após extração dos PCS



Fonte: Autoria própria (2023).

Com o objetivo de otimizar o processamento de dados, foram realizados aumentos graduais da quantidade de características utilizadas para testes dos algoritmos, verificando a influência na acurácia dos classificadores. Foi constatado que existe uma quantidade de características que apresenta maior acurácia.

Figura 29 - Cadeia de processamento através da extração dos PCS



Fonte: Autoria própria (2023).

### 3.2.3.3 Combinação da FFT/PCA com extração dos PCS e uso de classificadores

Devido aos resultados de cada uma das técnicas utilizadas ter apresentado percentuais de acertos diferentes por classes de espessuras, optou-se por realizar combinações das duas técnicas para otimização dos resultados. Foram realizadas combinações, variando o número de componentes principais FFT-PCA, e o número de métricas usadas na extração dos parâmetros característicos de sinais, formando uma matriz final com 33 colunas e 153 linhas. Após a combinação, foi incluída uma coluna na última posição, inserindo as classes de espessura de magnetita para CPsox, sendo inserido o valor de 0  $\mu\text{m}$  nas linhas 1 até 51; CP04, sendo inserido o valor 100  $\mu\text{m}$  nas linhas 52 até 102; e, CP07esp, sendo inserido o valor de 200  $\mu\text{m}$  nas linhas 103 até 153. Em seguida, a matriz foi carregada no *Classification Learner* e foi determinada a acurácia dos algoritmos.

## 3.3 Metodologia adotada para realização dos testes

Após o estudo com FFT-PCA, a extração dos parâmetros característicos de sinais, e a combinação das duas, foram realizados testes no conjunto de sinais previamente separados de amostras de tubos com espessura de magnetita conhecidos.

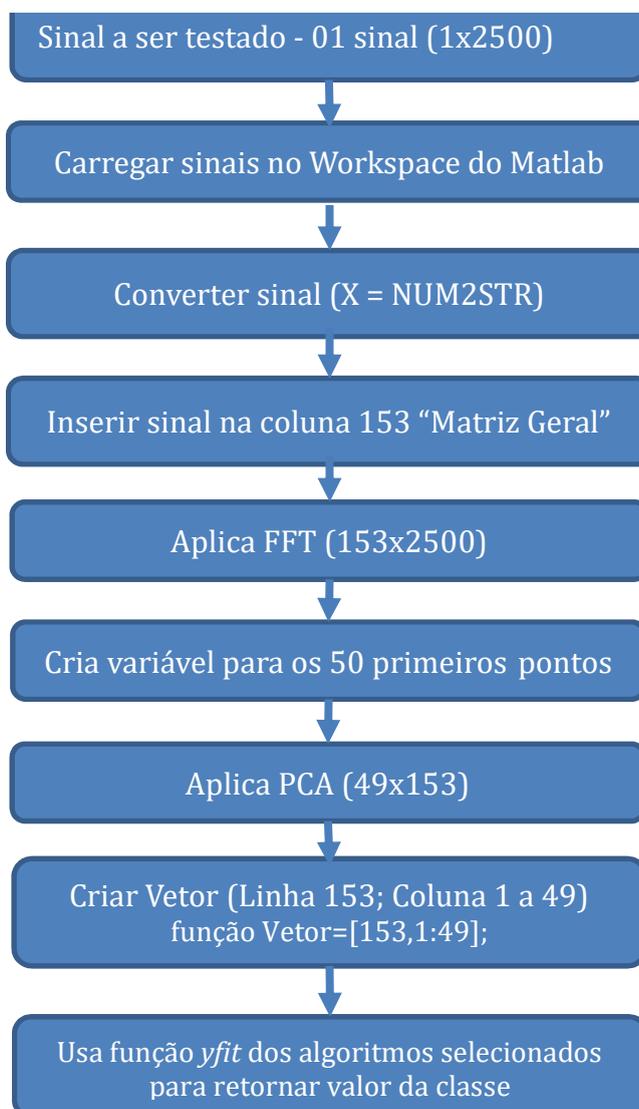
Devido à quantidade elevada de tubos usualmente presentes no escudo de radiação, optou-se por realizar de três a cinco testes em cada uma das amostras, replicando a prática dos profissionais de ultrassom.

### 3.3.1 Metodologia adotada para realização de teste após FFT/PCA

A Figura 30 apresenta a sequência utilizada na realização dos testes através da FFT/PCA. Foram testados de três a cinco sinais, similarmente à prática de campo, cada sinal testado foi carregado individualmente na última linha da matriz do conjunto de dados; posteriormente, foram agrupados sinais em uma matriz formando a “matriz geral”; na sequência, foi extraída a FFT em todos os sinais presentes na matriz; depois, foi criada uma variável denominada de *aux\_sinfft* para armazenar os 50 primeiros valores do eixo horizontal, devido à maior relevância, em seguida, foi aplicada a PCA, reduzindo a dimensão do banco de dados. Após aplicação da PCA,

foram inseridos, na posição 50 (coluna), as classes de espessura de magnetita: CPsox, inserido o valor de 0  $\mu\text{m}$  da linha 1 até 51; CP04, inserido o valor 100  $\mu\text{m}$  da linha 52 até 102; CP07esp, inserido o valor 200  $\mu\text{m}$  da linha 103 até 152; a linha 153 refere-se ao sinal a ser testado, sendo adotado, por convenção, o valor de 300  $\mu\text{m}$ . Após aplicação da PCA, foram armazenados em um vetor os dados presentes na última linha da coluna localizada na posição 153 da coluna 1 a 49; em seguida, o vetor é inserido na função  $yfit=trainemodel(vetor)$ . Todos os algoritmos utilizados para os testes apresentaram acurácia maior que 80%, os mesmos foram exportados previamente. O uso da função  $yfit$  retorna o valor da classe predita de espessura do sinal testado.

Figura 30 - Sequência para teste de 01 sinal através da FFT/PCA



Fonte: Autoria própria (2023).

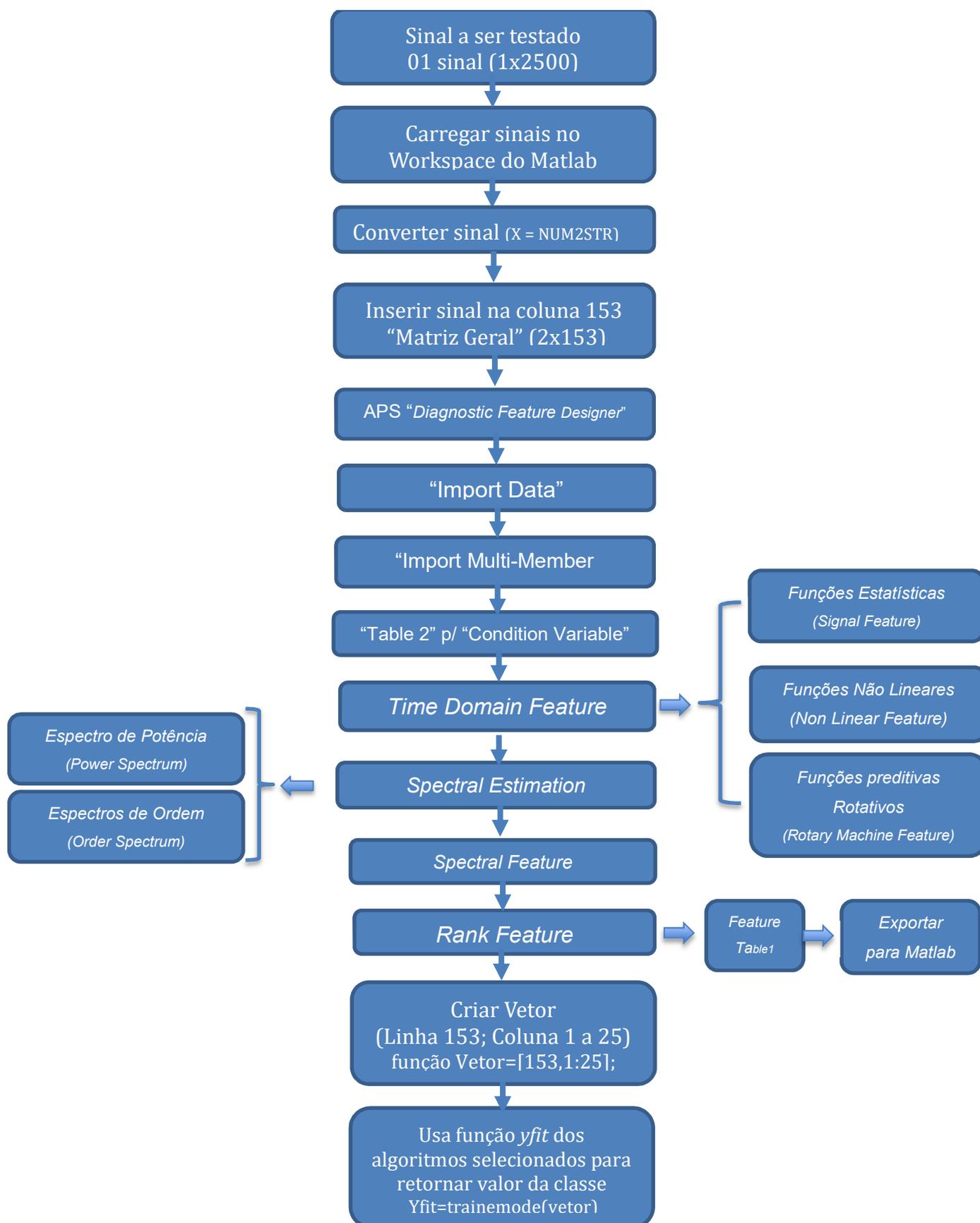
### 3.3.2 Metodologia adotada para realização de teste após extração dos PCS

A Figura 31 apresenta a sequência utilizada para realização dos sinais a serem testados. Inicialmente, o sinal a ser testado deve ser inserido na última linha da matriz, com o conjunto de base de dados formando a “matriz geral”; posteriormente, foi inserido o valor de (300 µm) na coluna 2 do sinal a ser testado, formando a matriz 2x153, nomeada de “sinais”. Dando continuidade, foi usada a função “*Diagnostic Feature Designer*”; na aba *Feature Designer*, foi realizado carregamento da tabela “sinais”, especificando a tabela 2 como variável condicional. Após isso, foi realizada a extração das características principais dos sinais na base do tempo (*Time-Domain Feature*) usando as funções estatísticas (*Signal Feature*), funções não lineares (*Nonlinear Feature*) e funções desenvolvidas para análise preditiva de equipamentos rotativos (*Rotating Machinery Feature*).

Após a classificação da base de dados, foram determinados os espectros de potência (*Power Spectrum*) e espectros de ordem (*Order Spectrum*) dos sinais, sendo determinadas as frequências espectrais dos dados, após a aplicação do espectro de potência e do espectro de ordem através da função recursos espectrais (*Spectral Feature*). Em seguida, foram extraídos da tabela “*FeatureTable1*”, apresentando os valores de cada uma das 25 características extraídas da função *Rank Feature*, e exportadas para *Workspace*.

Na tabela *FeatureTable1*, foi criado um vetor para armazenar os valores presentes na última linha da tabela, localizado na linha 153, da coluna 1 até a 25. Foi inserido o vetor na função *yfit=trainemodel(vetor)* dos algoritmos com acurácia maior 80%, que já tinham sido exportados previamente. A função *yfit* vai retornar com valor da classe predita de espessura do sinal testado.

Figura 31 - Sequência para teste de 01 sinal através da extração dos PCS



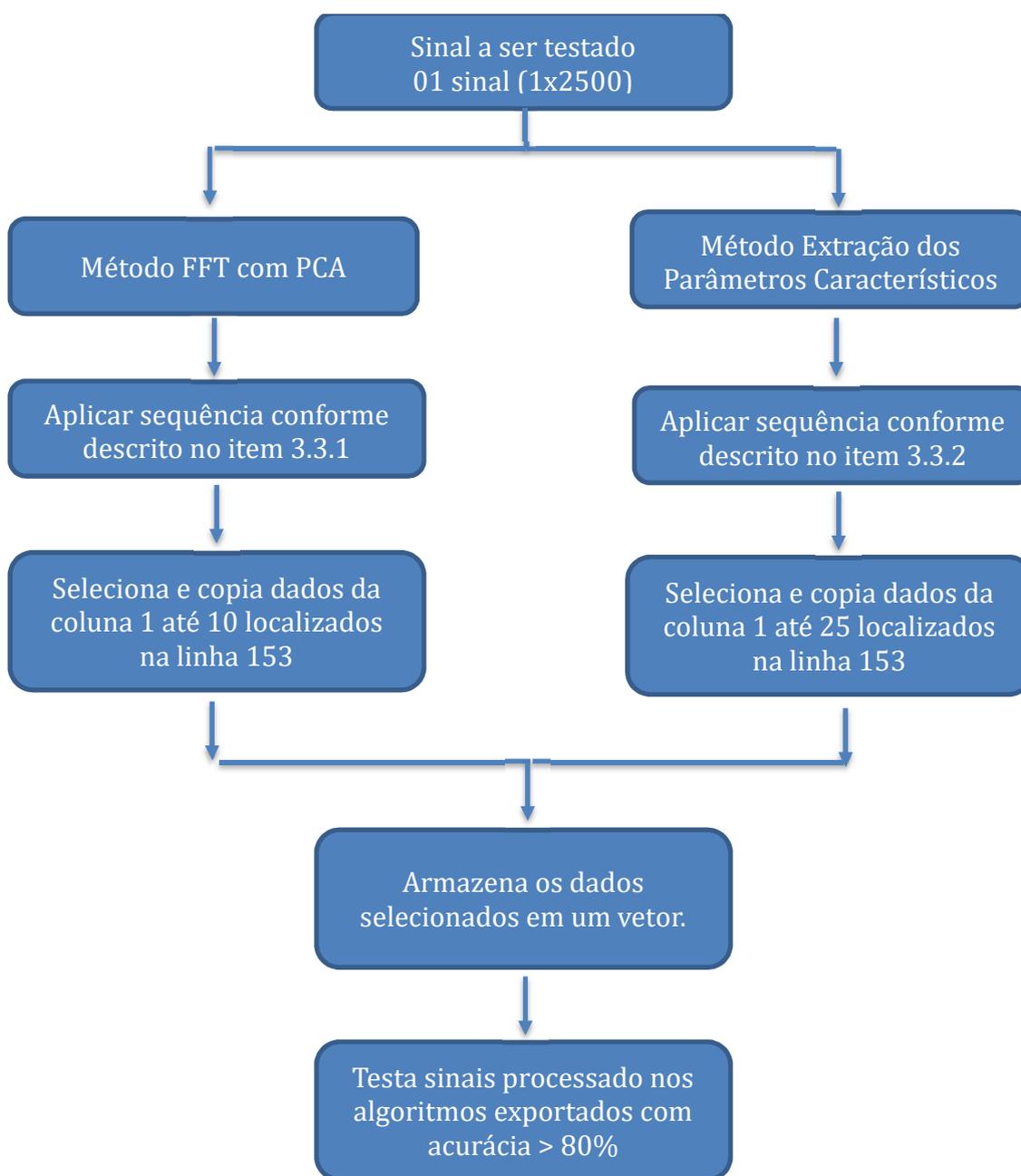
Fonte: Autoria própria (2023).

### 3.3.3 Metodologia adotada para realização de teste após combinação FFT/PCA com extração dos PCS

Quando comparamos os resultados dos dois métodos, verificamos que o método FFT/PCA apresentou resultados melhores para as classes 0 e 100  $\mu\text{m}$ ; entretanto o método de extração das características principais dos sinais apresentou um melhor resultado para classe 200  $\mu\text{m}$ , constatando uma oportunidade de otimização dos resultados através da combinação dos métodos.

Para a elaboração da matriz combinada, foram usadas as dez primeiras componentes principais da FFT-PCA, e as 25 métricas extraídas dos PCS, totalizando 35 entradas para os classificadores. Na coluna 153, foram inseridas as classes de espessura de magnetita: no CPsox, inserido o valor de 0  $\mu\text{m}$  da linha 1 até 51; no CP04, inserido o valor de 100  $\mu\text{m}$  da linha 52 até 102; no CP07esp, inserido o valor 200  $\mu\text{m}$  da linha 103 até 152; já a linha 153 refere-se ao sinal a ser testado, sendo adotado, por convenção, valor de 300  $\mu\text{m}$ . Posteriormente, foi criado um vetor para armazenar os valores selecionados referentes ao sinal a ser testado, sendo usada a função  $y_{fit} = \text{trainemodel}(\text{vetor})$  dos algoritmos com acurácia maior 80% para retornar com valor da classe predita da espessura do sinal testado, ver Figura 32.

Figura 32 - Sequência para teste de 01 sinal através da combinação dos métodos



Fonte: Autoria própria (2023).

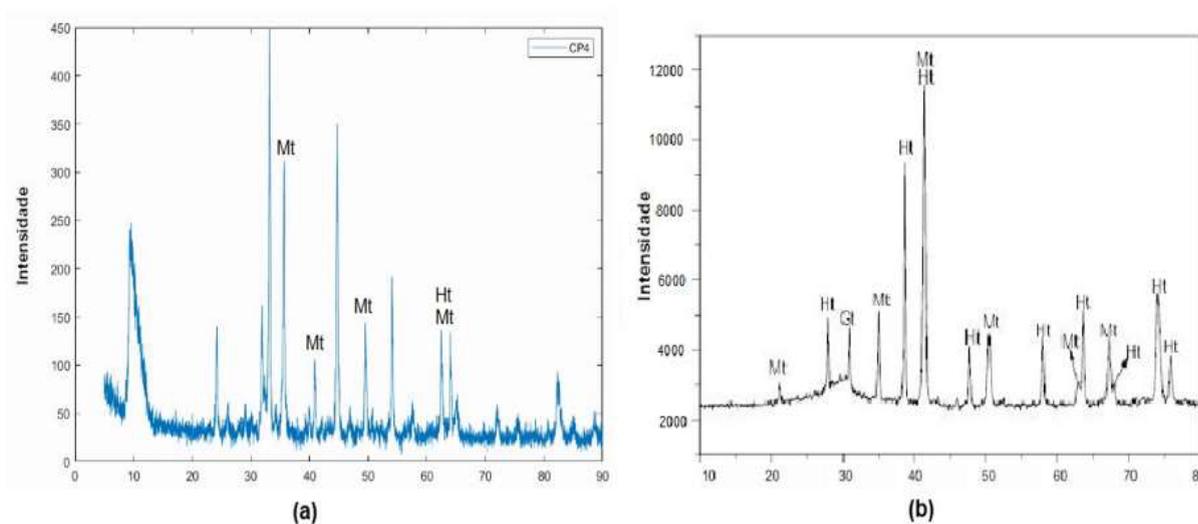
## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Caracterização da fase de óxido de ferro presente nas amostras

O difratograma obtido do óxido de ferro presente no CP04 e CP07 estão representados nas Figura 33 e 34, juntamente com difratograma padrão dos óxidos de ferro.

De acordo com a figura 33a. a fase identificada na amostra foi a magnetita, com traços hematita. A maior parte dos picos estão coerentes com os resultados obtidos do gráfico de referência, pico de maior difração não apresenta correlação direta de fase, entretanto está mais próximo da fase magnetita. Portanto a presença de traços de hematita sugere que tubo pode ter sofrido picos de temperatura durante sua operação.

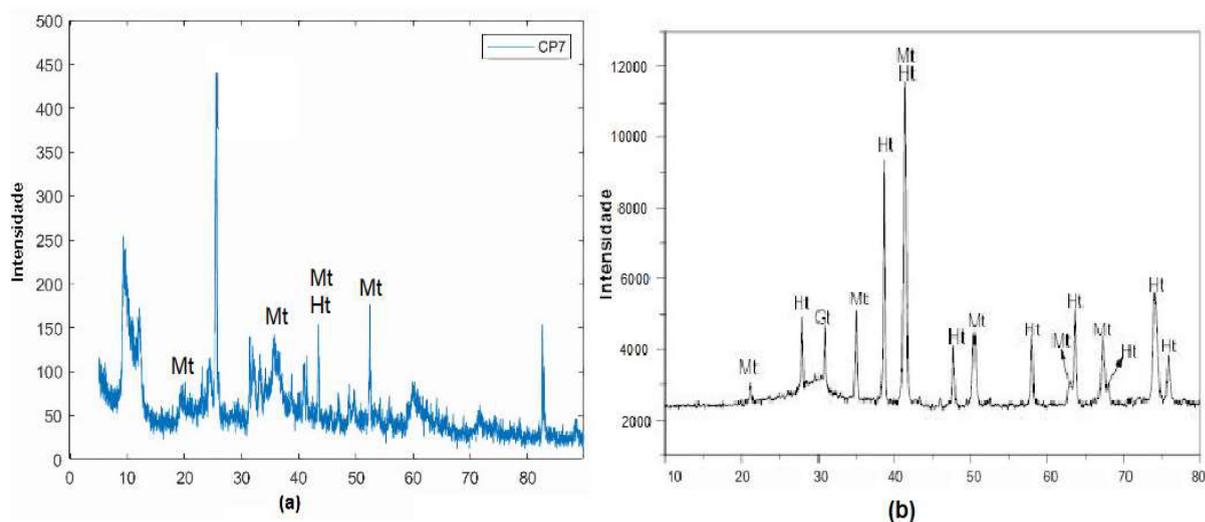
Figura 33 - Resultado de ensaio de difração de raio X. (a) Gráfico com resultado do ensaio realizado no pó do óxido de ferro extraído da parte interna do CP04. (b) Gráfico de referência com os ângulos da magnetita usando tubo de cobre, legenda; Mt (Magnetita), Ht (Hematita) e Ct (Calcita)



Fonte: Autoria própria (2023).

De acordo com a Figura 34b. a fase predominante na amostra foi a magnetita e também apresenta possíveis traços hematita, pico de maior difração não apresenta correlação com gráfico de referência, entretanto está mais próximo da fase hematita. Portanto similar ao CP4 a presença da hematita também indicada que caldeira teve picos de temperaturas durante seu ciclo operacional.

Figura 34 - Resultado de ensaio de difração de raio X. (a) Gráfico com resultado do ensaio realizado no pó do óxido de ferro extraído da parte interna do CP07esp. (b) Gráfico de referência com os ângulos da magnetita usando tubo de cobre



Fonte: Autoria própria (2023).

#### 4.2 Determinação da espessura da magnetita

A Tabela 8 mostra os valores das espessuras médias e desvios padrões correspondentes a dez medições de espessura da magnetita, realizadas nos corpos de prova CP04 (100  $\mu\text{m}$ ) e CP07esp (200  $\mu\text{m}$ ). A medição foi realizada através de microscópio óptico com uso de *software* “Imagem J” para o processamento da imagem.

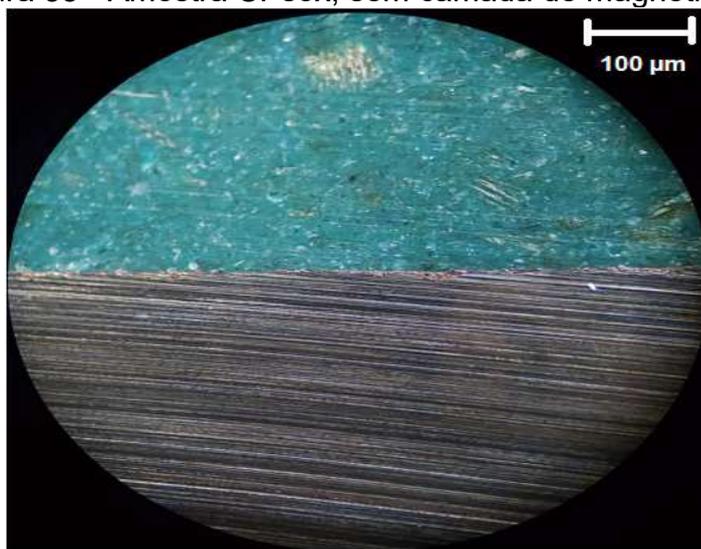
Tabela 8 - Espessura média da magnetita determinada através de metalografia

Corpo de Prova	Espessura Média ( $\mu\text{m}$ )	Desvio Padrão
CP04	102,88	13,33
CP07esp	206,15	26,57

Fonte: Autoria própria (2023).

Nas Figura 35 a 37, são mostradas as micrografias realizadas nos corpos de provas CPsox (0  $\mu\text{m}$ ), CP04 (100  $\mu\text{m}$ ) e CP07esp (200  $\mu\text{m}$ ).

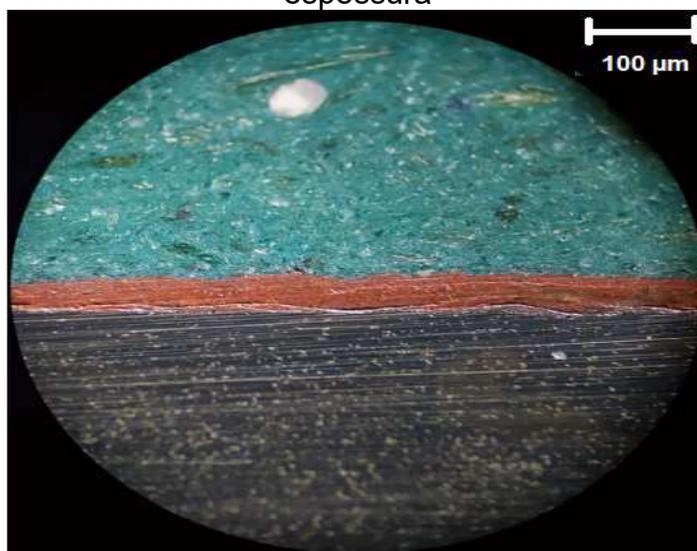
Figura 35 - Amostra CPsox, sem camada de magnetita



Fonte: Autoria própria (2023).

Percebe-se que amostra do CP04 (100 μm) apresenta camada de magnetita (cor vermelha), visualmente aderente ao metal base (cor cinza escuro), e com uniformidade ao longo de sua extensão.

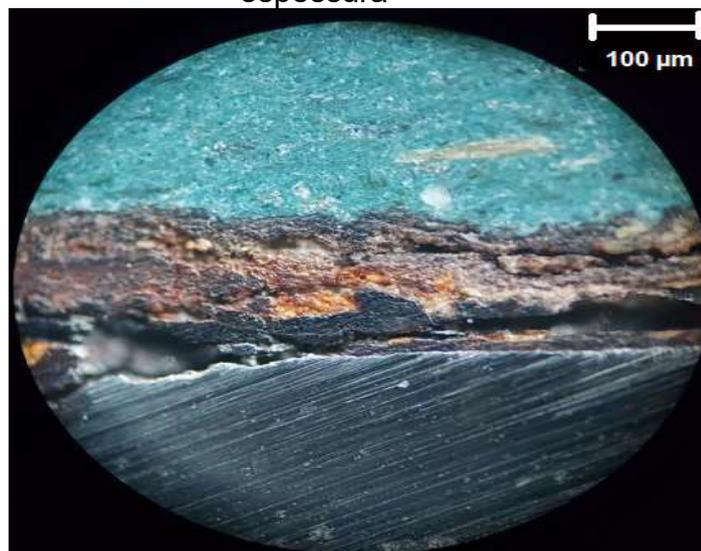
Figura 36 - Camada de magnetita presente na amostra CP04, com 100 μm de espessura



Fonte: Autoria própria (2023).

A amostra do CP07esp (200 μm) apresenta, como característica, a presença de camada de magnetita irregular com pouca uniformidade e coloração cinza.

Figura 37 - Camada de magnetita presente na amostra CP07esp, com 200  $\mu\text{m}$  de espessura



Fonte: A autoria própria (2023).

#### 4.3 Caracterização da espessura de magnetita por ultrassom através da aplicação da FFT com PCA e uso dos classificadores

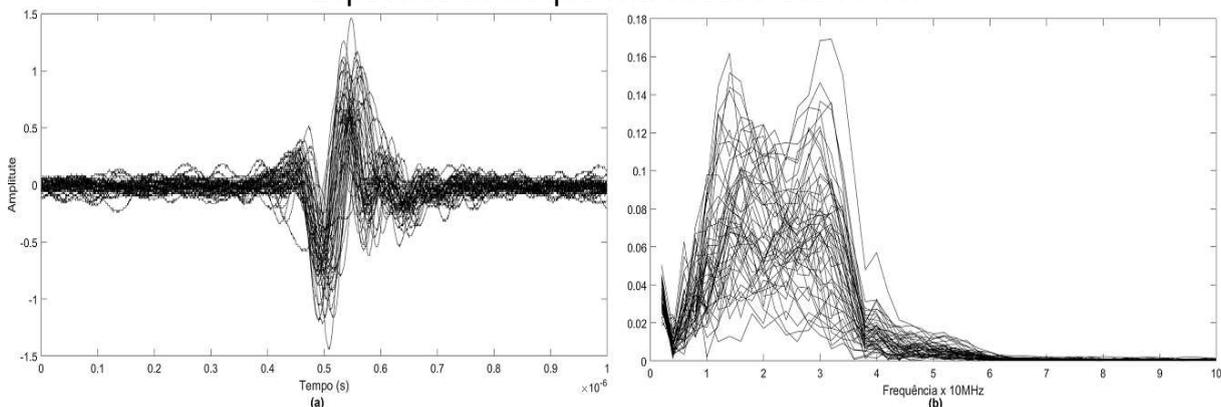
Os gráficos apresentados nas Figuras 38 a 40 mostram todos os ecos ultrassônicos dos sinais coletados e os espectros obtidos das FFT's para cada amostra de tubos, ao total foram 148 sinais coletados dos corpos de prova CPsox (0  $\mu\text{m}$ ), CP04 (100  $\mu\text{m}$ ) e CP07esp (200  $\mu\text{m}$ ).

Através da análise das Figura 38 a 40 é possível identificar que os ecos dos sinais de ultrassom referente ao CPsox apresentam menor dispersão quando comparados com os sinais do CP04 e CP07esp, os ecos dos sinais do CP04 apresentaram maior dispersão quando comparados os sinais CPsox e CP07esp. Entretanto não possível identificar o eco que representa a reflexão devido espessura da camada de óxido e também não é possível estabelecer uma relação entre amplitude e largura dos sinais com a espessura da camada de óxido.

Analisando os espectros de frequência das Figura 38 a 40 percebe-se que o CPsox apresenta espectros na faixa de 20 a 40 MHz dessa forma possui banda de maior largura quando comparados com demais corpos de prova, uma das hipóteses para isso é que provavelmente há sinais com componentes de alta frequência gerando

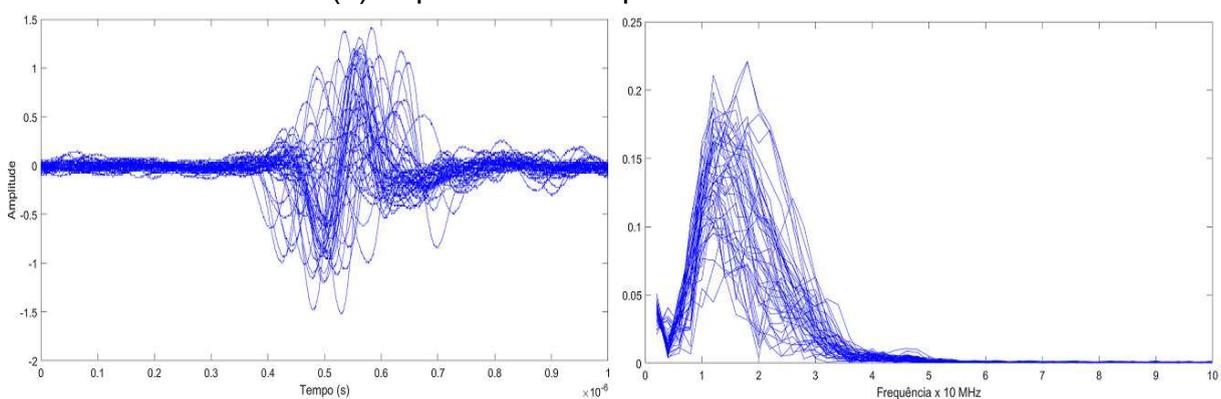
interação destrutivas entre os sinais. Outra característica importante é que os centros espectros dos CP04 e CP07esp ficam em torno de 15 MHz e possuem largura variando em torno de 10 a 30 MHz.

Figura 38 - Gráficos dos sinais coletados e processados do CPsox. (a) A-Scan. (b) Espectros de frequência obtidos das FFTs.



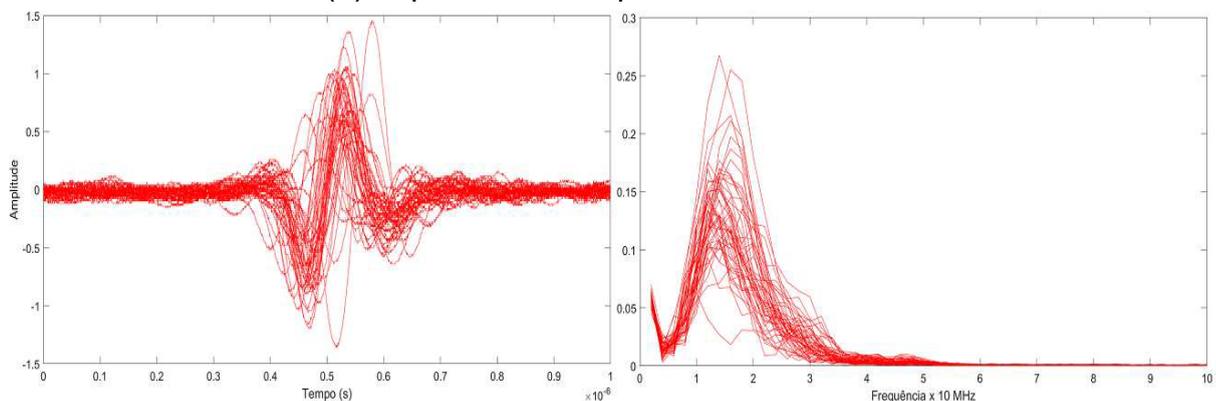
Fonte: Autoria própria (2023).

Figura 39 - Gráficos dos sinais coletados e processados do CP4 (100  $\mu$ m). (a) A-Scan. (b) Espectros de frequência obtidos das FFTs.



Fonte: Autoria própria (2023).

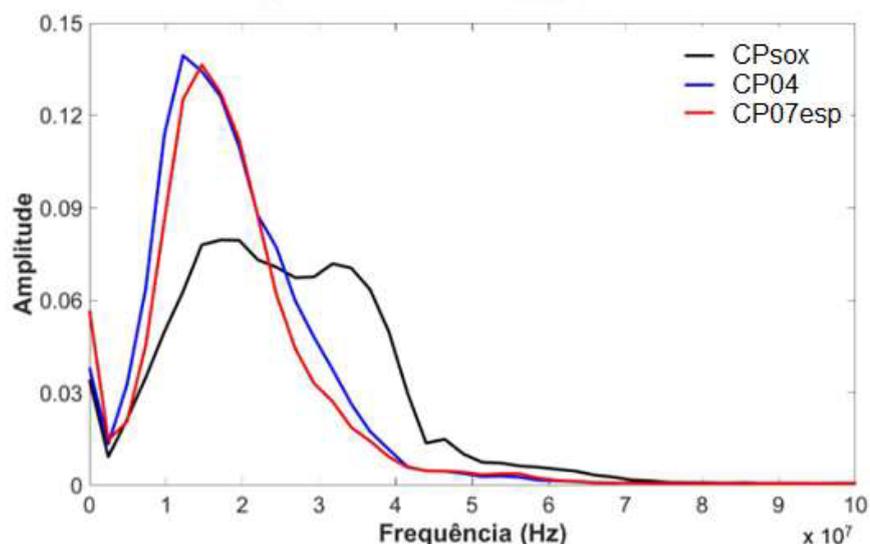
Figura 40 - Gráficos dos sinais coletados e processados do CP7esp (200  $\mu$ m). (a) A-Scan. (b) Espectros de frequência obtidos das FFTs.



Fonte: Autoria própria (2023).

Para comparação e avaliação preliminar dos conjuntos de dados, optou-se por elaborar gráfico com a média dos ecos ultrassônicos e espectros médios do conjunto de sinais. O gráfico apresentado na Figura 41 representa os espectros médios do conjunto de 51 coletados após aplicação da FFT, em cada corpo de prova CPsox (0  $\mu\text{m}$ ), CP04 (100  $\mu\text{m}$ ) e CP07esp (200  $\mu\text{m}$ ). Analisando o gráfico, percebe-se que CPsox apresenta valor de largura de banda maior e amplitude menor quando comparados com os corpos de prova CP04 e CP07esp; as demais informações não apresentam características expressivas que possam ser consideradas para diferenciação das classes.

Figura 41 - Espectros médios dos sinais de ultrassom após aplicação da FFT



Fonte: Autoria própria (2023).

A Tabela 9, quantifica os valores da amplitude máxima, a largura da banda e a área do gráfico, obtidos da análise da Figura 41. A determinação da largura de banda do sinal ultrassônico foi realizada através análise do gráfico, medindo o intervalo de frequência na metade do valor da amplitude. Observa-se que a amplitude do sinal e a largura de banda apresentam pouca ou nenhuma alteração nas amostras com 100 e 200  $\mu\text{m}$ . Esperava-se que CPsox apresentasse uma maior amplitude devido à baixa atenuação do sinal; quando comparada aos corpos de prova com magnetita, não há uma correlação linear da área do gráfico com as classes de espessura presentes nas amostras. Portanto, a classificação das amostras através da média dos sinais não

apresenta ser eficaz, necessitando de processamentos adicionais dos sinais coletados.

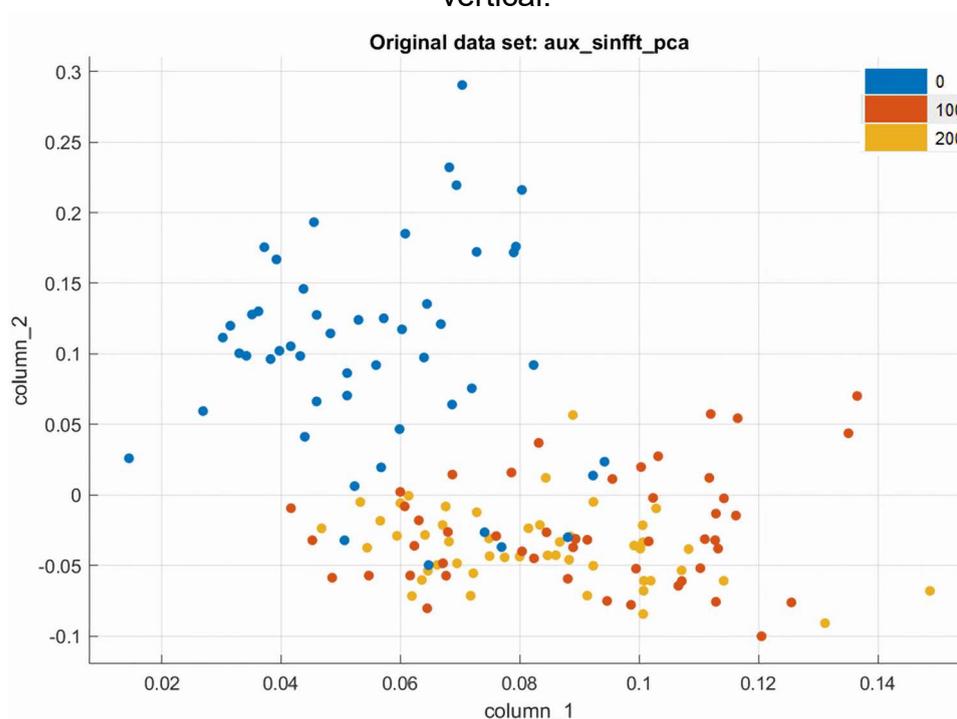
Tabela 9 - Valores de amplitude, largura da banda e área sob a curva em função da espessura da magnetita

<b>Corpo de prova</b>	<b>Amplitude máxima</b>	<b>Largura de banda (MHz)</b>	<b>Área sob a curva (Integral)</b>
CPsox	0,077	28	1,0838
CP04	0,136	16	1,1532
CP07esp	0,135	16	1,0379

Fonte: Autoria própria (2023).

Para otimização dos resultados, após aplicação da FFT, foi aplicada a PCA. A Figura 42 mostra a distribuição dos dados após aplicação da FFT-PCA; com a primeira componente principal no eixo horizontal e a segunda componente principal no eixo vertical, o gráfico permite visualizar o limite da classe CPsox, bem definido com a separação dos conjuntos de sinais das amostras com 100 e 200  $\mu\text{m}$ , e com pouca sobreposição. Entre os sinais das classes 100 e 200  $\mu\text{m}$ , não há uma separação clara entre as classes dos sinais, ocorrendo sobreposição na maioria dos sinais. Portanto, os sinais da classe CPsox apresentam maior probabilidade de assertividade quando comparados com CP04 e CP07esp.

Figura 42 - Distribuição dos sinais após aplicação da FFT-PCA, primeira componente principal no eixo horizontal e segunda componente principal no eixo vertical.



Fonte: Autoria própria (2023).

A Tabela 10 mostra os resultados dos testes realizados no conjunto de sinais, após aplicado o FFT-PCA, considerando o total de cinco testes. O resultado mostrou que o algoritmo Discriminante Linear apresentou melhor desempenho, seguido dos algoritmos: *Ensemble*, teorema de Bayes e SVM.

Tabela 10 - Média e desvio padrão dos cinco algoritmos inteligentes com acurácia > 80% através da FFT-PCA

<b>Classificador</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio padrão</b>
Discriminante Linear	90,00%	1,30
<i>Ensemble</i>	85,80%	2,33
Teorema de Bayes	82,68%	2,01
SVM	82,58%	2,07

Fonte: Autoria própria (2023).

A Figura 43 mostra a Matriz Confusão referente ao algoritmo Discriminante Linear, apresentando acurácia de 89,90%, possibilitando quantificação do total de erros e

acertos de cada classe de espessura de magnetita. Apresentando uma acurácia de 84,0% para os sinais testados na condição do tubo novo, uma acurácia de 87,7% para os sinais referentes ao tubo com espessura de magnetita de 100 micra, e acurácia de 98,0% para os sinais referentes ao tubo com espessura de magnetita de 200 micra.

Comparando os resultados, o classificador Discriminante Linear apresentou valores de acurácia próximos para os tubos na condição nova e com espessura de magnetita de 100 micra; entretanto, para a condição do tubo com espessura de magnetita de 200 micra, o classificador apresentou percentual de 98,0%, demonstrando uma maior facilidade para classificação dos sinais com maior espessura de magnetita.

Figura 43 - Matriz Confusão da FFT-PCA do algoritmo Discriminante Linear

Modelo 1.4 (Discriminante Linear)

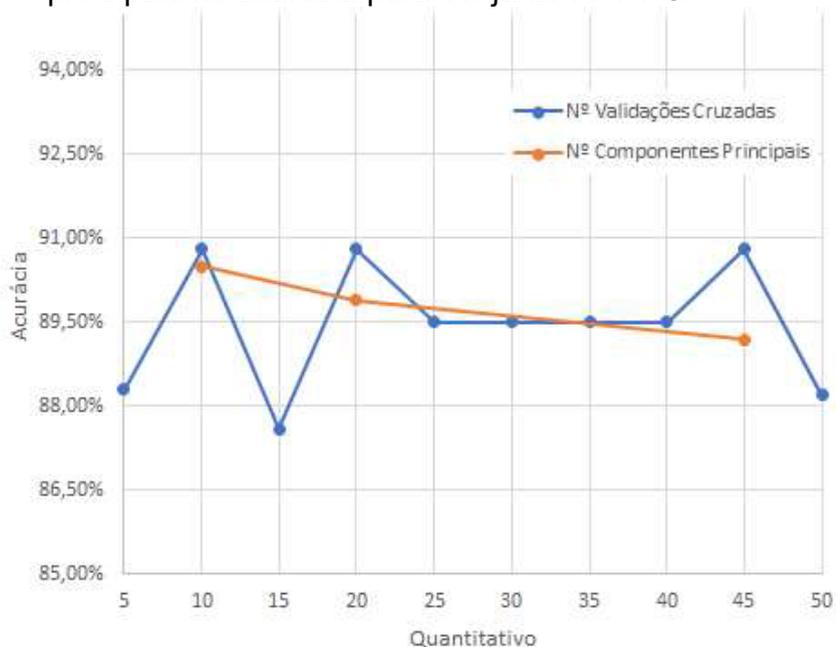
Classe Verdadeira	0	42	6	2
	100	4	43	2
	200		1	48
		0	100	200
		Classe Preditada		

Fonte: Autoria própria (2023).

Foi escolhido o classificador *Ensemble*, por ter melhor desempenho dentre os algoritmos analisados, para realizar a análise da influência do número de validações cruzadas empregadas na classificação, e o número de componentes principais, a fim de identificar a combinação que apresenta a maior acurácia, conforme observado no gráfico da Figura 44. Analisando os números de validações cruzadas, são observados melhores resultados quando utilizados número de validações cruzadas de 10, 20 e 45, apresentando acurácia próxima de 91,0%. Em relação à influência do número de

componentes principais, observa-se melhor resultado quando utilizado total de 10 componentes principais, apresentando acurácia de 90,8%. Vale ressaltar que resultados anteriores foram obtidos com uso de cinco partições.

Figura 44 – Relação do número de validações cruzadas e número de componentes principais na acurácia para conjunto FFT-PCA



Fonte: Aatoria própria (2023).

Após testes e definições dos parâmetros ideais, foram realizados testes com conjuntos de sinais previamente separados das amostras de tubos com espessura de magnetita conhecidos. Inicialmente, foram testados os sinais usando conjunto de teste FFT-PCA, nessa etapa, os testes foram realizados para cada corpo de prova com número de repetições variando de três a cinco, devido à prática de campo, sem retreinamento do conjunto de teste. O teste mostrou, como resultado para cada classe, o especificado abaixo:

- Tubo CPsox (0  $\mu\text{m}$ ), dos cinco sinais testados, os algoritmos *Ensemble*, Teorema de Bayes e *SVM Medium Gaussian* apresentaram 100% de acerto nos sinais preditos, entretanto, o algoritmo *Linear Discriminant*, dos cinco sinais testados, acertou quatro, e um sinal apresentou, como resultado predito, o valor de 200  $\mu\text{m}$ , apresentando acurácia de 80% dos sinais testados;

- Os testes realizados com três sinais coletados da amostra CP04 (100  $\mu\text{m}$ ) apresentaram acertos nos três sinais testados para os algoritmos *Linear Discriminant*, *Ensemble* e *SVM Medium Gaussian*, entretanto, para o algoritmo *Naive Bayes*, dos três sinais testados houve dois erros, com predição de 200  $\mu\text{m}$ , e apenas um acerto;
- Os testes realizados com cinco sinais coletados da amostra CP07esp (200  $\mu\text{m}$ ) apresentaram 100% de acerto nas cinco repetições.

Portanto, esse método apresentou excelente desempenho para determinação da espessura da camada de óxido, nas três classes de espessuras da camada de óxido testadas, com destaque para os algoritmos *Ensemble* e *SVM Medium*, que apresentaram acurácia de 100%, ver Tabela 11.

Tabela 11 - Resultado dos testes realizados com conjunto de dados FFT-PCA com os algoritmos que apresentaram acurácia > 80%

Corpo de prova	Algoritmos	Nº de testes	Nº de acertos	Acurácia
CPsox (0 $\mu\text{m}$ )	<i>Ensemble</i>	5	5	100%
	<i>Naive Bayes</i>	5	5	100%
	<i>SVM Medium</i>	5	5	100%
	<i>Linear Discriminant</i>	5	4	80%
CP04 (100 $\mu\text{m}$ )	<i>Ensemble</i>	3	3	100%
	<i>Naive Bayes</i>	3	1	33%
	<i>SVM Medium</i>	3	3	100%
	<i>Linear Discriminant</i>	3	3	100%
CP07esp (200 $\mu\text{m}$ )	<i>Ensemble</i>	5	5	100%
	<i>Naive Bayes</i>	5	5	100%
	<i>SVM Medium</i>	5	5	100%
	<i>Linear Discriminant</i>	5	5	100%

Fonte: Autoria própria (2023).

#### 4.4 Medição da espessura de magnetita por ultrassom através extração das características principais dos sinais (PCS) e uso dos classificadores

Os resultados para os classificadores com acurácias maiores que 80%, tendo como entradas os valores das 25 métricas, são mostrados na Tabela 12. O algoritmo *Ensemble* foi o que apresentou melhor desempenho, seguido dos algoritmos *Tree Coarse*, *Tree Medium* e *Tree Fine*.

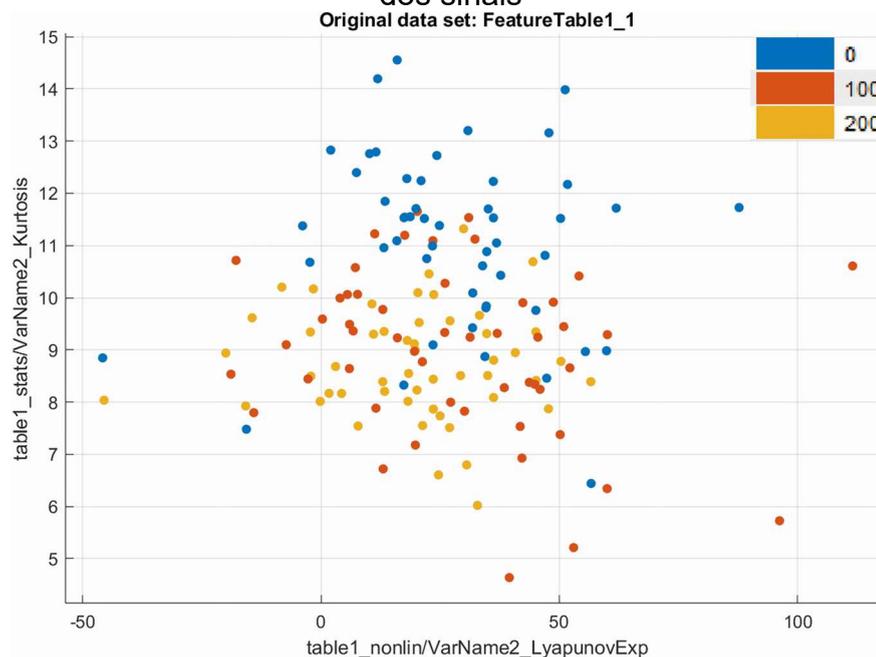
Tabela 12 - Média e desvio padrão dos cinco algoritmos com acurácia > 80% através extração das características principais dos sinais

<b>Classificador</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio padrão</b>
<i>Ensemble</i>	88,36%	1,41
<i>Tree Coarse</i>	82,90%	1,81
<i>Tree Medium</i>	80,00%	1,79
<i>Tree Fine</i>	80,00%	1,79

Fonte: Autoria própria (2023).

A Figura 45 mostra distribuição dos sinais para os dois parâmetros mais relevantes, média e fator de crista. Observa-se que, para 200  $\mu\text{m}$ , apresenta boa separação, enquanto as classes 0 e 100  $\mu\text{m}$  apresentam grande confusão.

Figura 45 - Distribuição dos sinais através da extração das características principais dos sinais



Fonte: Autoria própria (2023).

A Figura 46 mostra a Matriz Confusão para o *Ensemble* com 88,20% de acurácia. O classificador apresentou: acurácia de 80,4% para sinais testados na condição sem magnetita; acurácia de 84,3% para os sinais referentes ao tubo com espessura de magnetita de 100 micra; e acurácia de 100,0% para os sinais referentes ao tubo com espessura de magnetita de 200 micra.

Comparando os resultados obtidos com FFT-PCA, apresenta-se percentuais menores para as classes 0 e 100 micras; entretanto, para classe de 200 micra, apresentou-se 100% de acurácia.

Figura 46 - Matriz Confusão algoritmo *Ensemble* – Extração das características principais dos sinais

Modelo 1.22 (Subespaço Discriminante)

Classe Verdadeira	0	41	10	
	100	4	43	4
	200			51
		0	100	200
		Classe Preditada		

Fonte: Autoria própria (2023).

Também foi verificada a influência do uso das 25 funções estatísticas extraídas na acurácia, devido à necessidade de maior tempo de processamento dos algoritmos e algumas características serem pouco expressivas. O aumento do número de características utilizadas aumenta proporcionalmente a acurácia dos classificadores; inicialmente com três funções estatísticas, apresentou acurácia média de 62,1% e foi aumentando gradativamente até valor de 89,7%, com uso das 25 funções estatísticas.

Com relação ao tempo gasto para testar os classificadores, observa-se que não há relação de aumento de tempo gasto associado ao aumento da quantidade de funções estatísticas utilizadas, portanto, a análise dos parâmetros mostra que a otimização ocorre com uso das 25 funções estatísticas, ver Tabela 13.

Tabela 13 - Influência do quantitativo de características utilizadas com classificadores de base para otimização de parâmetros

Nº características	Classificador	Acurácia (%)	Tempo(s)
3	<i>Tree Coarse</i>	62,1 ± 0,65	38,0 ± 5,02
5	KNN	64,5 ± 0,75	19,6 ± 2,43
7	SVM	67,3 ± 1,15	27,5 ± 2,07
10	SVM	70,1 ± 1,70	26,9 ± 4,61
15	<i>Ensemble Subespaço Discriminante</i>	86,9 ± 1,30	27,2 ± 1,06
20	<i>Ensemble Subespaço Discriminante</i>	87,6 ± 0,00	20,7 ± 2,88
23	<i>Ensemble Subespaço Discriminante</i>	87,6 ± 1,60	21,6 ± 2,40
25	<i>Ensemble Subespaço Discriminante</i>	89,7 ± 1,36	14,4 ± 1,81

Fonte: Autoria própria (2023).

A Tabela 14 mostra os resultados dos testes realizados através do método PCS e os resultados dos testes para classe de espessura, conforme descrito abaixo:

- A classe de tubo sem espessura de óxido (CPsox) apresentou o algoritmo *Ensemble* com 100% de acurácia nos cinco sinais testados; os demais algoritmos *Tree Medium* e *Tree Fine*, dos cinco sinais testados, classificaram corretamente três sinais, indicando como falso verdadeiro dois sinais com classe de 100 micra (CP04);
- Os testes realizados no corpo de prova com espessura de óxido de 100 micra (CP04) apresentaram acurácia de 100% com uso dos algoritmos *Tree Coarse* e *Tree Medium*; o algoritmo *Tree Fine* apresentou acurácia de 80% dos sinais testados retornando valor de falso verdadeiro de 0 micras (CPsox);
- Em testes realizados no tubo com espessura de camada de óxido de 200 micras (CP07esp), o algoritmo *Ensemble* apresentou acurácia de 80%, indicando um sinal como falso verdadeiro de 100 micras. Os outros quatro algoritmos utilizados no teste apresentaram acurácia de 0%, indicando como

falso verdadeiro três sinais com espessura de 0 micra, e dois sinais com espessura de 100 micra.

Portanto, apesar do método apresentar acurácia de 100% para classe CPsox (0 micra) e C04 (100 micra), e 80% para classe CP07esp (200 micra), utilizando os algoritmos *Ensemble*, *Tree Coarse* e *Tree Medium*, *Tree Fine Tree*, respectivamente. Não há repetibilidade de um mesmo algoritmo para as demais classes de espessura, o que inviabiliza o uso desse método para testes em tubos com espessuras de magnetita desconhecidos.

Tabela 14 - Resultado dos testes realizados com conjunto de dados PCS com os algoritmos que apresentaram acurácia > 80%

<b>Corpo de prova</b>	<b>Algoritmos</b>	<b>N° de testes</b>	<b>N° de acertos</b>	<b>Acurácia</b>
<b>CPsox (0 µm)</b>	<i>Ensemble</i>	5	5	100%
	<i>Tree Coarse Tree</i>	5	2	40%
	<i>Tree Medium Tree</i>	5	3	60%
	<i>Tree Fine Tree</i>	5	3	60%
<b>CP04 (100 µm)</b>	<i>Ensemble</i>	5	0	0%
	<i>Tree Coarse Tree</i>	5	5	100%
	<i>Tree Medium Tree</i>	5	5	100%
	<i>Tree Fine Tree</i>	5	4	80%
<b>CP07esp (200 µm)</b>	<i>Ensemble</i>	5	4	80%
	<i>Tree Coarse Tree</i>	5	0	0%
	<i>Tree Medium Tree</i>	5	0	0%
	<i>Tree Fine Tree</i>	5	0	0%

Fonte: Autoria própria (2023).

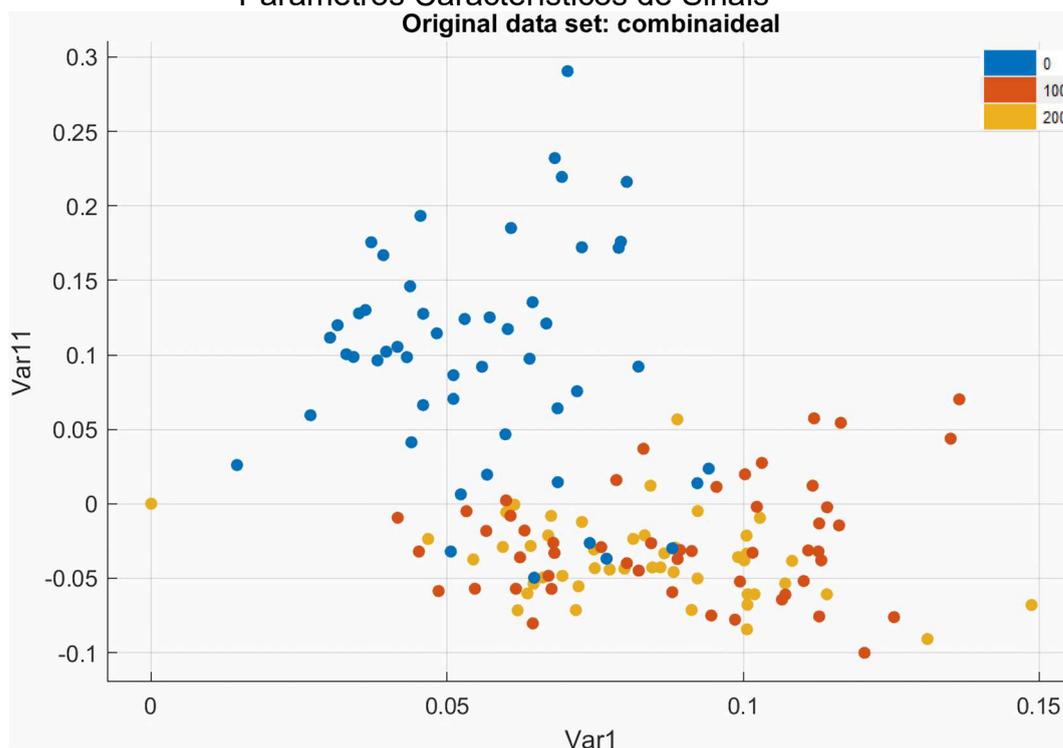
#### 4.5 Combinação FFT/PCA com Extração dos Parâmetros Característicos de Sinais para medição da camada de magnetita e uso dos classificadores

Os resultados dos métodos FFT-PCA e Extração dos Parâmetros Característicos de Sinais apresentaram valores médios de acurácia de 90,8% e 89,7% respectivamente, apresentando diferença de 1,1% entre os dois métodos. Especificamente, para classe

0, o método FFT-PCA, apresentou acurácia de 84,0%, portanto, +3,6%, quando comparado com a extração dos PCS. A classe 100 micra apresentou acurácia de 87,8% pelo método FFT-PCA, portanto +3,5% acima quando comparado à extração dos PCS. E, para classe 200 micra, o método PCS apresentou acurácia de 100%, estando 2,0% acima quando comparado com o método FFT-PCA.

Para otimização dos resultados, foi realizada a combinação dos dois métodos. A Figura 47 mostra a distribuição dos dados após combinação, apresentando, no eixo horizontal, a primeira componente principal e, no eixo vertical, a média. O gráfico permite visualizar que as classes 0 e 200  $\mu\text{m}$  apresentam limites bem definidos e sem sobreposição sobre as demais classes, entretanto, a classe 200  $\mu\text{m}$  não apresenta limites bem definidos, e há sobreposições dos sinais na classe 0  $\mu\text{m}$ .

Figura 47 - Distribuição dos sinais combinação FFT-PCA com Extração dos Parâmetros Característicos de Sinais



Fonte: Autoria própria (2023).

O resultado da simulação para o total de cinco repetições apresentou acurácia média de 91,76% e desvio padrão de 1,09 para algoritmo *Ensemble Subespaço*. Os algoritmos Discriminante, Teorema de Bayes, *Tree Fine*, *Tree Medium* e *Tree Coarse* apresentaram acurácia variando de 82,9% a 85,0%, ver Tabela 15.

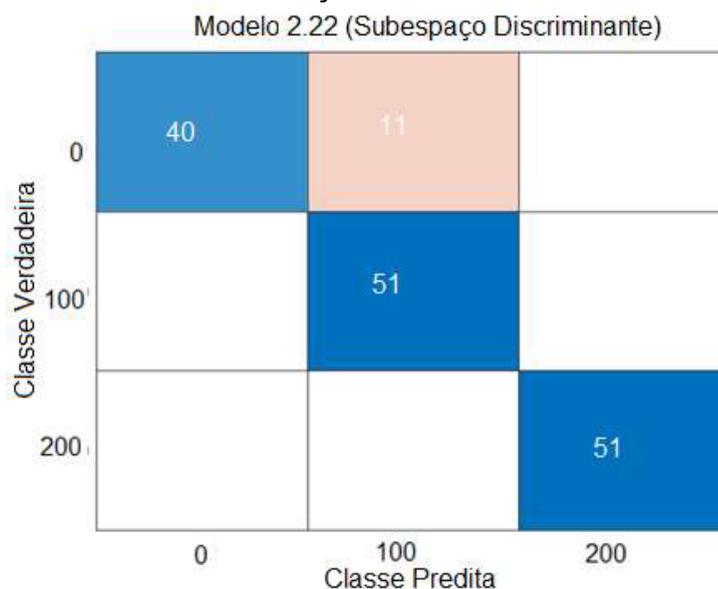
Tabela 15 - Média e desvio padrão dos cinco classificadores com acurácia > 80% dos sinais combinados

Classificador	Média (%)	Desvio padrão
<i>Ensemble</i> Subespaço Discriminante	91,8	1,09
<i>Naives Bayes Gaussian</i>	83,4	2,82
<i>Tree Fine</i>	83,4	2,82
<i>Tree Medium</i>	82,9	3,58
<i>Tree Coarse</i>	85,0	0,46

Fonte: Autoria própria (2023).

A Figura 48 mostra a Matriz Confusão do classificador *Ensemble* Subespaço Discriminante com 92,80% de acurácia. O classificador apresentou acurácia de 78,4% para classe 0  $\mu\text{m}$ , acurácia de 100% para classe 100  $\mu\text{m}$  e classe 200  $\mu\text{m}$ . Comparando os resultados obtidos da Matriz Confusão com os outros dois métodos separadamente, houve um ganho com a combinação dos métodos para as classes 100 e 200  $\mu\text{m}$ , obtendo o valor máximo de acurácia; entretanto, para classe 0  $\mu\text{m}$ , houve uma pequena redução no valor da acurácia, menor que 2%.

Figura 48 - Matriz Confusão de classificador *Ensemble* Subespaço Discriminante – Combinação dos métodos



Fonte: Autoria própria (2023).

A Tabela 16 mostra os resultados dos testes realizados com uso dos classificadores que apresentaram acurácia acima de 80%. Os resultados dos testes realizados mostram que:

- Sinais coletados do CPsox (0  $\mu\text{m}$ ) apresentaram acurácia de 100% para algoritmo *Naives Bayes Gaussian*, acurácia de 80% para os algoritmos *Tree Fine* e *Tree Medium*, indicando um valor de 100  $\mu\text{m}$  como falso verdadeiro, e acurácia de 60% para os algoritmos *Ensemble Subspace Discriminant* e *Tree Coarse*;

- Os testes realizados com sinais coletados de amostra com 100  $\mu\text{m}$  apresentaram: acurácia de 100% para algoritmos *Tree Fine*, *Tree Medium* e *Tree Coarse*; e acurácia de 0% para os algoritmos *Ensemble Subespaço Discriminante* e *Naives Bayes Gaussian* com indicação falsa de camada do óxido de 200  $\mu\text{m}$  e 100  $\mu\text{m}$  para os respectivos algoritmos;

- Os testes realizados nos corpos de prova com 200  $\mu\text{m}$  apresentaram resultados com 100% de acurácia para classificador *Ensemble Subspace Discriminant*, entretanto, os demais classificadores apresentaram acurácia de 0%; o algoritmo *Naives Bayes Gaussian* indicando valor falso de 0  $\mu\text{m}$ , e demais algoritmos indicando valor falso de 100  $\mu\text{m}$ .

Tabela 16 - Resultado dos testes realizados com conjunto de dados combinados, selecionados os algoritmos com acurácia > 80%

Corpo de prova	Algoritmos	N° de testes	N° de acertos	Acurácia
<b>CPsox (0 <math>\mu\text{m}</math>)</b>	<i>Ensemble Discriminante</i>	5	3	60%
	<i>Navies Bayes Gaussian</i>	5	5	100%
	<i>Tree Fine</i>	5	4	80%
	<i>Tree Medium</i>	5	4	80%
	<i>Tree Fine</i>	5	3	60%
<b>CP04 (100 <math>\mu\text{m}</math>)</b>	<i>Ensemble Discriminante</i>	3	0	0%
	<i>Navies Bayes Gaussian</i>	3	0	0%
	<i>Tree Fine</i>	3	3	100%

	<i>Tree Medium</i>	3	3	100%
	<i>Tree Fine</i>	3	3	100%
<b>CP07esp (200 µm)</b>	<i>Ensemble Discriminante</i>	5	5	100%
	<i>Naives Bayes Gaussian</i>	5	0	0%
	<i>Tree Fine</i>	5	0	0%
	<i>Tree Medium</i>	5	0	0%
	<i>Tree Fine</i>	5	0	0%

Fonte: Autoria própria (2023).

Apesar de cada classe de espessura possuir algoritmos com acurácia de 100%, não há repetibilidade do mesmo algoritmo para demais classes, inviabilizando o uso desse método para testes em tubos com espessura de magnetita desconhecidos.

Comparando os resultados dos testes realizados nos três métodos, o método que apresentou ser viável para testes em tubos de caldeira com espessuras desconhecidas foi a aplicação FFT-PCA, utilizando os algoritmos *Ensemble*, *Naives Bayes* e Linear Discriminante. Estes apresentaram acurácia de 100% nos testes realizados para três classes de espessuras analisadas, apresentando alta confiabilidade e alta repetibilidade.

## 5 CONCLUSÕES

Pelos resultados obtidos durante este trabalho, pode-se concluir que:

- a) A medição da espessura da camada de magnetita é uma técnica de inspeção importante na avaliação da integridade das caldeiras aquatubulares;
- b) A obtenção de tubos com diferentes espessuras de magnetita possibilitou a elaboração de banco de dados com classes de espessuras de 0  $\mu\text{m}$ , 100  $\mu\text{m}$  e 200  $\mu\text{m}$ , e posterior desenvolvimento do trabalho;
- c) O desenvolvimento de bloco de atraso acrílico possibilitou a estabilização dos sinais ultrassônicos nas superfícies curvas dos tubos analisados;
- d) Dentre os 24 classificadores testados neste trabalho, aqueles que apresentaram melhores resultados para classificação dos sinais ultrassônicos com classe de espessura de 0  $\mu\text{m}$ , 100  $\mu\text{m}$  e 200  $\mu\text{m}$  foram: *Ensemble*, Teorema de Bayes, SVM, Discriminante Linear e Árvores de Decisão;
- e) O ensaio de ultrassom com transdutor de 15 MHz, associado ao uso de processamento de sinais, através da aplicação da FFT, seguida do uso da PCA, com a utilização dos algoritmos de aprendizado de máquina, e uso de ferramentas de classificação de aprendizado de máquinas não supervisionadas mostrou ser uma técnica promissora para realização de medições de camadas de magnetitas com espessuras de 0  $\mu\text{m}$ , 100  $\mu\text{m}$  e 200  $\mu\text{m}$  em tubos de escudo de radiação de caldeiras aquatubulares;
- f) O processamento dos sinais, através da aplicação da PCS e/ou PCA+PCS, com uso de algoritmos de aprendizado de máquinas não supervisionado, mostrou ser uma técnica mais complexa quando comparado com

FFT+PCA, apresentando resultados ruins, inviabilizando seu uso neste momento;

- g) O método de medição de espessura da magnetita presente na parte interna dos tubos com uso de transdutor de 15 MHz, com uso de processamento de sinais e aprendizado de máquina, apresenta vantagem de maior velocidade e menor custo quando comparado com os demais métodos.

Seguem, abaixo, sugestões para desenvolvimento de trabalhos futuros, com objetivo de aprimorar e consolidar o método de inspeção desenvolvido neste trabalho:

- a) Para melhor aplicabilidade do método faz-se necessário aumentar o banco de dados de classes de espessuras de camada de magnetita através de coleta de sinais ultrassônicos em tubos com espessura de magnetita de 300  $\mu\text{m}$  até 700  $\mu\text{m}$ ;
- b) Elaborar banco de dados de sinais ultrassônicos através da coleta de sinais ultrassônicos, em tubos de superaquecedor com espessuras de magnetitas variando de 0 a 700  $\mu\text{m}$ ;
- c) Desenvolver um *software* que automatize o processamento dos sinais e realize testes dos sinais coletados, simplificando a execução da tarefa;
- d) Realizar testes com transdutores, com frequências menores que 15 MHz.

## REFERÊNCIAS

- ALPAYDIN, E. **Introduction to Machine Learning**. MIT Press, 2ª Edição, 2010.
- ANGELO J. D., BENNECER A., KACZMARCZYK S., PICTON P., “**Modelling of thermal behaviour of iron oxide layers on boilers tubes.**” Journal os Physics: Conference Series 721, 2016, 1-9.
- ASDRUBAL, A., **Limpeza química de caldeira**, TT243 – 9ª Coteq, Salvador-Ba, 2007.
- ASTM G1-90 Standard Practice for Preparing, Cleaning and Evaluating Corrosion Test Specimens**, 1999.
- BARTOLLO, C. F. **Aumento da Eficiência e Produção de Vapor com estudo de caso em uma caldeira aquatubular**. Dissertação (Mestrando em Engenharia Mecânica) - Universidade de Santa Cecília, Santos, 2015.
- CARDOSO, B. R., COMELI, F. W., SANTANA, R. M., FURTADO H. C., **Previsão da vida em tubos de caldeiras com base na medição da espessura da camada de óxido por ultrassom**. Revista Matéria, v. 16, n. 4, pp 819 -829, 2011.
- CERVANTES, J., LAMONT, F. G., MAZAHUA, L. R., LOPEZ, ASDRUBAL. **A comprehensive survey on support vector machine Classification: Applications, Challenges and trends**. Neurocomputing, v. 408, p. 189-215, 2020.
- CHEN, X., HOU, D., ZHAO, L., HUANG, P., ZHANG, G. **Study on defect. Classication in multi-layer structures based on fisher linear discriminate analysis by using pulsed eddy current technique**. NDTE International, v. 67, p. 46-54, 2014.
- CHEN, S.Z., FENG, D.C., HAN, W.S., WU, G. **Development of data-driven prediction model for CFRP-steel bond strength by implementing ensemble learning algorithms**. Construction and Building Materials, v. 303, 2021.
- DE BRAGA, R. M. **Medição de Camada de Óxido em Tubos de Superaquecedores de Caldeiras Aquatubulares por Ultrassom**. Tese (Doutorado em Engenharia Minas, Metalúrgica e Materiais) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.
- DE LIMA, C.R., PINTO, A.L., FURTADO, H.C., DE ALMEIDA, L.H., DE SOUZA, M.F.P. **Quantitative observations of precipitationin 2.25Cr-1Mo steel exposed to different creep conditions in a power station**. Engineering Failure Analysis, vol. 16, pp1493-500, 2009.
- DIÓRIO, A. **Geração e Distribuição de Vapor**. Londrina: Educacional S.A., 2019. P.101-166.

DRAI R., SELLIDJ F., KHELIL M., BENCHALA A. **Elaboration of some signal processing algorithms in ultrasonic technique: application to materials NDT.** Ultrasonics, vol. 38, pp 503-507, 2000.

**Eficiência Energética no Uso do Vapor.** Rio de Janeiro: Eletrobrás, 2005.

**Falta d'água em caldeira causou explosão em cervejaria em Jacareí.** G1 News, 2016. Disponível em: <https://g1.globo.com/sp/vale-do-paraiba-regiao/noticia/2016/11/falta-daqua-em-caldeira-causou-explosao-em-cervejaria-em-jacarei.html> . Acesso em: 16 set. 2023.

FERRABOLLI, R. **Slides do Curso Inspeção de Caldeira do IBP – Jul. a Jun. 2017.**

FIGUEIREDO, V. P. R., MOREIRA, V. E., HASSEGAWA, O. I., FARIA, R. F. **Método não destrutivo para medição da camada de óxido da superfície interna de tubos de caldeira.** O papel, vol. 79, 69-73, 2018.

FILHO, E. F. S., JUNIOR, M. M. S., FARIAS, P. C.M.A., ALBUQUERQUE M. C. S., SILVA, C. S., FARIAS, C. T.T. **Flexible decision support system for ultrasound evaluation of fiber-metal laminates implemented in a DSP.** NDT&E International, vol. 79, pp 38-45, 2016.

FRY A., OSGERBY S., WRIGHT M., **“Oxidation of Alloys in Steam Enviroments – A Review”**, NPL Materials Centre, 2002, pp. 1-39.

FUKUOKA, F. T. **Introdução ao método dos elementos espectrais.** Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Federal da Grande Dourados, Dourados, MS, 2018.

GENTIL, Vicent. **“Corrosão”**, 7ª Edição, Rio de Janeiro, LTC – Livros Técnicos e Científicos Editora S.A., 2022.

GRAHAM, R. Lobleby; WALEED, L Al-Otaibi. **Diagnosing Boiler Tube Failures Related to Overheating.** Advanced Materials Research Vols 41-42, pp 175-181, 2008.

HAMED, Y., SHAFIE, A., MUSTAFA, Z. B., IDRIS, N. R. B. **An application of k-nearest neighbor interpolation on calibrating corrosion measurements collected by two non-destructive techniques.** IEEE 3rd International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications, p. 1-5, 2015.

Y. Hamed, A. Shafie, Z. B. Mustaffa and N. R. B. Idris, "An application of K-Nearest Neighbor interpolation on calibrating corrosion measurements collected by two non-destructive techniques," 2015 IEEE 3rd International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA), Kuala Lumpur, Malaysia, 2015, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICSIMA.2015.7559030

HAN, J., KAMBER, M., PEI, J. **Data Mining: Concepts and Tecniques.** [S.I.]: Morgan Kaufmann Series in Data Mangement Systems, 2012.

HAYKIN, S. **Neural Networks and Learning Machines**. Pearson Education, p. 7 and 19, 2009.

HARIBHAKTI, P.; JOSHI, P.B.; KUMAR, R. **Failure Investigation of Boiler Tubes – A Comprehensive Approach**. ASM International, 147-204, 2018.

HE, Y., PAN, M., CHEN, D., LUO, F. **PEC defect. Automated Classification in aircraft multi-ply structures with interlayer gaps and lift-offs**. NDTE International, v. 53, p. 39-46, 2013.

HO, G. **Linear Discriminant Analysis for Starters**. 2017. Disponível em: <https://www.georgeho.org/lda/>

HONGYU, K., SANDANIELO, V. L. M., JUNIOR, G. J. O. **Principal Component Analysis: theory, interpretation and applications**. Engineering and Science, 2015.

JIMÉNEZ A. A.; GÓMEZ MUÑOZ C. Q.; GARCÍA MÁRQUEZ, F.P. **Dirt and mud detection and diagnosis on a wind turbine blade employing guided waves and supervised learning classifiers**. Reliability Engineering System Safety, 184, 2-12, 2019.

LABRECK S., KASS D., NELLIGAN T., **Ultrasonic Thickness Measurement of Internal Oxide Scale in Steam Boiler Tubes**. ECNDT, Mo.2.8.3, 2006.

LAROCCA, C. B. **Ensemble de Classificadores para avaliação de chapas de IF utilizando corrente parasitas pulsadas**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia (IFBA), Bahia, Salvador, 2023.

MOHRI, M., ROSTAMIZADEH, A., TALWALKAR, A. **Foundations of Machine Learning**. The MIT Press, 2018.

LE, M., LOUNG, V. S., NGUYEN, D. K., LE, D. K., LEE, J. . **Auto-detection of hidden corrosion in na aircraft strutucure by electromagnetic testing: A machine-learning approach**. Applied Sciences, v. 12, n. 10, 2022.

KINGSFORD, C., SALZERBERG, S. L. **What are decision trees?** Nature Biotechnology, v. 26, p. 1101-1103, 2008.

KONNG, Q.; SIAUW, T.; BAYEN, A. **Python Programming and Numerical Methods. A Guide for Engineers and Scientists**. Academic Press, 2020.

KUMAR, R. **Linear Discriminant Analysis**. 2018.

MORAIS, D.; RODRIGUES, D. L.; POSSANI, D.; CORREIA, F. C. **Ondas Ultrassônicas: teoria e aplicações industriais em ensaios não destrutivos**, Revista Brasileira de Física Tecnológica Aplicada, v. 4, n. 1, p.16-33, 2017.

MOYA, A. High. **Temperature corrosion in exhaust application for heavy-duty trucks** (Dissertation), 2019.

NAQA, I. E., MURPHY, M. J. **What Is Machine Learning?**. In: El Naqa I., Li R., Murphy M.(eds) Machine Learning in Radiation Oncology. Cham Springer, 2015.

OLIVEIRA, M. A., FILHO, E. F. S., ALBUQUERQUE M. C. S., SANTOS, Y. T. B., DA SILVA, I. C., FARIAS, C. T. T. **Ultrasound-based identification of damage in wind turbine blades using novelty detection**. Ultrasonics, vol. 108, 2020.

NEVES, A. S. B., A Formação da Camada Protetora de Magnetita em Caldeira – 6ª Coteq – Salvador – Bahia -2002.

PATERSON, S.R., MOSER, R., RETTING, T.W., **“The oxidation of boiler tubes”**, In: Proceedings of an International Conference on Interaction of Iron-Based Materials with Water and Steam, pp. 8.1-8.25, Heidberg, Jun. 1992.

RANGEL, R. F. Transformada de Fourier em Visão Computacional. Medium, 2021.

RODRIGUES, L. F. et al. **Carburization level identification in industrial HP pipes using ultrasonic evaluation and machine learning**. Ultrasonics, v. 94, p. 145-151, 2019.

ROKACH, L. **Decision forest: Twenty years of research**. Information Fusion, v. 27, p. 111-125, 2016.

RUSSEL, S. J., NORVING, P. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. 2ª Edição. Prentice-Hall, 2002.

SHEYKHMUSA,M., MAHDIANPARI, M., GHANBARI, F., MOHAMMADIMANESH, P. GHAMISI and S. HOMAYOUNI, **“Support Vector Machine Versus Random Forest for Remote Sensing Image Classification: A Meta-Analysis and Systematic Review,”** in IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 13, pp. 6308-6325, 2020.

SOPHIAN, A., TIAN, G. Y., TAYLOR, D., RUDLIN, J. **A feature extraction technique based on principal component analysis for pulsed Eddy Current NDT**. NDT&E International, v. 36, pp 37-41, 2003.

SOUZA, L. A. M. **Guia de Inspeção de Caldeira do IBP**. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Petróleo de Gás (IBP), 2020.

SPILSBURY, M. J., EUCEDA, A., **Transformada Rápida de Fourier**. Revista La Escuela de Física, vol. IV, No 2, pp 45-52.

STANGE, R. L. **Adaptabilidade em aprendizado de Máquina: Conceito e estudo de Caso**. Dissertação (Engenharia Elétrica) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011.

THARWAT, A., TAREK, G., ABDELHAMEED., ELLA, H. A. **Linear Discriminant analysis: A detailed tutorial**. AI Communications, v. 30, p. 169-190, 2017.

VESELA J., MARES P., JANURA R., **Internal oxide thickness measurement by ultrasonic method**. Materials at High Temperature, 2019.

VIKRANT K.S.N., RAMAREDDY G.V., PAVAN A.H.V., SING K., **“Estimation of residual life of boiler tubes using steamside oxide scale thickness”** International Journal of Pressure Vessels and Pipping, vol. 104, pp 69-75, 2013.

VISWANATHAN R. **Residual life techniques for plant life extension**. Materials Science and Engineering, vol. 103, pp 131 a 139, 1988.

VISWANATHAN R. **Life-assessment tecnologia for fossil power plants**. Eletric Power Research Institute, vol. 20, pp 301 a 329, 1995.

WARDLE TJ. **Creep-rupture assessment of superheater tubes using nondestructive oxide thickness measurements**. International conference on life management and life extension of power plant. 2000.

WEEKS, M. **Processamento Digital de Sinais – Utilizando o MATLAB e Wavelets**. Editora Gen – LTC, 2ª Edição, São Paulo, 2012.

ZHANG, W., CHEN, X., LIU, Y., XI, Q. **A distributed storage and computation k-nearest neighbor algoritmo based cloud-edge computing for cyber-physical-social systems**. IEEE, v. 8, p. 118 -130, 2020.

**APÊNDICE A – PROCEDIMENTO PARA DESENVOLVIMENTO DA  
TÉCNICA DE APRENDIZADO DE MÁQUINA NOS SINAIS  
ULTRASSÔNICOS COLETADOS DAS AMOSTRAS COM MAGNETITA**

Este apêndice apresenta em ordem sequencial e em detalhes a linguagem de programação utilizadas no MATLAB para desenvolvimento dessa pesquisa para os métodos FFT+PCA e Extração das Características Principais.

## A.1. ELABORAÇÃO DO BANCO DE DADOS – MÉTODO FFT + PCA

**ETAPA 1** Carregar sinais ultrassônicos do tubo analisado no Matlab aba “Current Folder”.

**ETAPA 2** – Converter sinais coletados em uma matriz de caracteres que represente números, para isso será usada função “**num2str**”.

```
j=0;

for i=0:n; % n = Colocar o número de sinais da pasta
j=i+1;

    %Escolhe a pasta onde estão os arquivos
    filename= ['ENDEREÇO DO SINAL NA PASTA', + num2str(i, '%02d'), + '.1vm']
    load(filename);

end
```

**ETAPA 3** – Criar matriz com todos os sinais da mesma classe de espessura.

Exemplo: Matriz\_cp7esp= [TK0000(:,2), TK0001(:,2),....., TK0050(:,2)];

**ETAPA 4** – Inserir em matriz única sinais de cada classe, formando a MATRIZ GERAL.

Exemplo: Matriz\_geral= horzcat(Matriz\_sox, Matriz\_cp4, Matriz\_cp7esp);

**ETAPA 5** – Transformar o sinal da base do tempo para base da frequência através da transformada rápida de Fourier(FFT) na MATRIZ GERAL.

Exemplo:

```
Ts = 1e-9; %período da amostragem
Fs = 1/Ts; %frequência de amostragem
L = 2500; % 2500 = número de pontos do sinal
NFFT = 2^nextpow2(L); %reserva a qtd para a fft

for i= 1:n % n = quantidade de sinais coletados

    Y = fft(Matriz_geral(:,i))/L; % calcula a fft
    freq = Fs/2*linspace(0,1,NFFT/2+1); % cria o eixo no domínio da
    frequência
    Sin_FFT(:,i)= 2*abs(Y(1:NFFT/2+1)); %carrega o espectro na
    variável
```

end

### **ETAPA 6 – Salvar arquivo após aplicação da FFT.**

Exemplo: Arquivo foi salvo com nome "Sin\_FFT"

### **ETAPA 7 – Criar variável auxiliar "aux\_sinfft" e escolher quantidade de 50 pontos. Depois salvar arquivo "aux\_sinfft" na pasta escolhida.**

Exemplo: Segue abaixo criação de variável auxiliar e definição da quantidade de pontos selecionados.

```
aux_sinfft=Sin_FFT(1:50,:);
```

### **ETAPA 8 – Aplicar a PCA nos sinais.**

Exemplo: Execução da PCA nos sinais presentes no arquivo "aux\_sinfft".

```
aux_sinfft_pca=pca(aux_sinfft);
```

Observação: Após aplicar PCA, salvar arquivo "aux\_sinfft\_pca" na past.

### **ETAPA 9 – Utilização dos Classificadores.**

Exemplo: Aba APPS – CLASSIFICATION LEANER - aux\_sinfft\_pca \_ Coloca o programa para rodar.

## A.2. TESTES DOS SINAIS COLETADOS – MÉTODO FFT + PCA

- Para testes dos sinais coletados devem ser usados mesmo método descrito no tópico A.1 para etapa 1 até a etapa 7, descrita acima. Ou seja, da coleta de dados até a aplicação da FFT. As etapas seguintes estão descritas abaixo.

**ETAPA 8 – Inserir dados do sinal a ser testado na Matriz Geral e aplicar a PCA no novo conjunto de sinais.**

Exemplo: Execução da PCA na nova Matriz Geral, inserção do sinal coletado irá alterar a PCA. Salvar sinais presentes no arquivo "aux\_sinfft\_teste\_pca".

```
aux_sinfft_pca_teste01=pca(aux_sinfft);
```

Observação: O objetivo dessa etapa é obter a PCA do sinal que está sendo testado.

- Deve ser inserido um sinal a ser testado por vez, ou seja, para cada sinal a ser testado, o mesmo deve ser incluído na matriz geral e posterior realizada a PCA. Caso necessite testar 10 sinais, deve-se fazer essa etapa dez vezes.

**ETAPA 9 – Exportar os classificadores com maior acurácia.**

Ao exportar classificador, o software irá gerar a função yfit descrita abaixo.

```
yfit = trainedModel.predictFcn(X)
```

**ETAPA 10 – Criar uma variável para o sinal a ser testado, variável (X). Essa variável será usada na função yfit.**

Exemplo: testx=pca\_teste(154,1:49);

**ETAPA 11 – Testar sinal na função yfit.**

```
yfit = trainedModel.predictFcn(testx);
```

### A.3. ELABORAÇÃO DO BANCO DE DADOS – EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS PRINCIPAIS

**ETAPA 1** - Carregar sinais ultrassônicos do tubo analisado no Matlab aba “Current Folder”.

**ETAPA 2** – Converter sinais coletados em uma matriz de caracteres que represente os números. Abaixo está descrito linguagem de programação utilizada.

```

alvo = 0; % Especificar o alvo, A espessura da camada
j=0;

for i= 0:n % n = número de sinais da pasta
    j = i+1

    %Escolhe a pasta onde estão os arquivos

    filename = ['DIRETÓRIO ONDE O ARQUIVO SERÁ SALVO', +
num2str(i,'%04d'), + '.lvm']
    %Exemplo: filename= ['C:\Users\ivans\Documents\MATLAB\SINAIS
US\Sinais US - C.P.05\TK00', + num2str(i,'%02d'), + '.lvm']

    %arg = ['TK', + num2str(j,'%02d')]
    arg = readtable(filename, opts);
    tables_0{j,1} = arg;
    tables_0{j,2} = alvo;

end
tables_0 = cell2table(tables_0)
save tables_0 %Salva um arquivo com os resultados, Depois vai ter
que concatenar com os demais

```

Observação:

- 1- Linguagem de programação “import\_sinal\_com\_virgula” não pode possuir número. Exemplo; import\_sinal\_com\_virgula(1) - Dessa forma MATLAB não roda programação.
- 2- Rodar programação para cada base de dados de conjunto de sinais referente a cada cp.

**ETAPA 3** – Ordenar sinais dos três CP's em uma tabela.

**Seguir sequência:** - Carregar os três sinais no matlab; - Abrir sinal de cada cp e renomear as duas tabelas com table1 & table2; - Criar pasta "sinais" juntando os três sinais e agrupando na vertical; -Sinais=vertcat(tables\_0, tables\_100, tables\_200);- Salvar tabela "Sinais".

**ETAPA 4** – Abrir aplicativo "DIAGNOSTIC FEATURE DESIGNER" presente no Matlab.

**ETAPA 5** – Importar arquivo para aplicativo "DIAGNOSTIC FEATURE DESIGNER".

**Seguir sequência abaixo:**

- IMPORT DATA

- MULTI-MEMBER ENSEMBLE

- Selecciona "Sinais"

- Clica "Next"

- Table2 – Alterar p/ Condition Variable

- Next

- Ensemble Name

- Import

**ETAPA 6** – Usar função "TIME-DOMAIN FEATURE".

Carregar arquivo nas três features descrita abaixo.

- Signal Features
- Nonlinear Features
- Rotary

**ETAPA 7** – Usar função “SPECTRAL ESTIMATION”.

Seguir sequência descrita abaixo.

- Power Spectrum
- Xscale
- Linear
- Order Spectrum
- Esemble view preference

**ETAPA 8** – Usar função “SPECTRAL FEATURE”.

Carregar as duas tabelas.

**ETAPA 9** – Extrair os ranks através da função “RANK FEATURE”.

Carregar as duas tabelas, posterior exportar tabela para Workspace do Matlab.

**ETAPA 10** – Criar nova tabela com as variáveis mais representativas das Features inserido as classes de espessuras dos corpos de prova.

Carregar as duas tabelas, posterior exportar tabela para Workspace do Matlab.

**ETAPA 11** – Obter a acurácia dos classificadores.

Abrir aplicativo “Classification Learner”, selecionar tabela e executar os classificadores.

#### **A.4. TESTES DOS SINAIS COLETADOS – EXTRAÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS PRINCIPAIS**

- Para testes dos sinais coletados devem ser usados mesmo método descrito no tópico A.3 para etapa 1 até a etapa 9, descrita acima. Ou seja, da coleta de dados até a extração das features. Por não saber o valor da espessura do sinal a ser testado, deve-se adotar o valor imaginário, apenas para referência.

**ETAPA 10** – Exportar os classificadores com maior acurácia.

Ao exportar classificador, o software irá gerar a função yfit descrita abaixo.

```
yfit = trainedModel.predictFcn(X)
```

**ETAPA 11** – Criar uma variável para o sinal a ser testado, variável (X). Essa variável será usada na função yfit.

```
Exemplo: testx=feature_teste(154,1:25);
```

**ETAPA 12** – Testar sinal na função yfit.

```
yfit = trainedModel.predictFcn(testx);
```