



Universidade Federal
do Rio de Janeiro

Escola Politécnica

ANÁLISE DE DADOS DE INSPEÇÃO NÃO DESTRUTIVA EM TUBOS DE REFORMA A VAPOR UTILIZANDO TREINAMENTO DE MÁQUINA

Caio César Gomes Dutra

Projeto de Graduação apresentado ao Curso de Engenharia de Petróleo da Escola Politécnica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Engenheiro de Petróleo.

Orientador(es): Gabriela Ribeiro Pereira
Juliana Souza Baioco

Rio de Janeiro

Fevereiro de 2019

ANÁLISE DE DADOS DE INSPEÇÃO NÃO DESTRUTIVA EM TUBOS DE REFORMA
A VAPOR UTILIZANDO TREINAMENTO DE MÁQUINA

Caio César Gomes Dutra

PROJETO DE GRADUAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO CURSO DE
PETRÓLEO DA ESCOLA POLITÉCNICA DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE
JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO
GRAU DE ENGENHEIRO DE PETRÓLEO.

Examinada por:



Gabriela Ribeiro Pereira, D.Sc.



Juliana Souza Baioco, D.Sc.



Clara Johanna Pacheco, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

FEVEREIRO DE 2019

Dutra, Caio César Gomes

Análise de Dados de Inspeção não Destrutiva em Tubos de Reforma a Vapor Utilizando Treinamento de Máquina/
Caio César Gomes Dutra. – Rio de Janeiro: UFRJ/Escola Politécnica, 2019.

XVII, 57 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Gabriela Ribeiro Pereira

Juliana Souza Baioco

Projeto de Graduação – UFRJ/ Escola Politécnica/
Curso de Engenharia de Petróleo, 2019.

Referências Bibliográficas: p. 54-56.

1. Ensaio não destrutivo 2. SVM 3. Correntes Parasitas 4. Saturação Magnética 5. Aço HP I. Pereira, Gabriela Ribeiro *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Escola Politécnica, Curso de Engenharia de Petróleo. III. Título.

Agradecimentos

Agradeço imensamente à toda a equipe de Ensaios Não-Destrutivos do LNDC pelos incontáveis auxílios nos experimentos realizados. Iane, Lucas, Tibério, Ana Carolina e Mariana vocês são especiais para esta realização. Realizar todas as inspeções só foi possível com a ajuda de vocês. Obrigado!

Johanna, agradeço por auxiliar na estruturação e desenvolvimento de todo o conteúdo. Obrigado!

À Gabriela, só tenho também agradecimentos pelo conhecimento compartilhado em END e pela oportunidade de fazer parte deste laboratório e do projeto de pesquisa. Este essencial na minha formação pessoal e profissional. Obrigado!

À Juliana por sua essencial ajuda nesta reta final, me auxiliando e orientando sempre com muita disposição, atenção e confiança. Obrigado!

À minha namorada, Luisa, que durante todo o desenvolvimento deste trabalho me cobrava e incentivava quando o cansaço de 5 matérias e estágio de 30 horas pesavam. Muito obrigado!

Agradeço a minha família, que mesmo bem longe e com toda sua simplicidade me alimentava de força de vontade e inspiração para a conclusão da graduação e construção de uma carreira.

A todas as pessoas que de alguma forma fizeram parte do meu percurso eu agradeço com todo meu coração.

Agradeço a Deus por ter me abençoado com saúde, discernimento e força para procurar todas as soluções para as dificuldades do dia a dia. A Ele toda miha gratidão e satisfação por me permitir concluir está etapa da minha vida ao lado de pessoas tão importantes.

Resumo do Projeto de Graduação apresentado à Escola Politécnica como parte integrante dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro de Petróleo.

Análise de Dados de Inspeção não Destrutiva de Tubos de Reforma a Vapor
Utilizando Treinamento de Máquina

Caio César Gomes Dutra

Fevereiro /2019

Orientador: Gabriela Ribeiro Pereira

Juliana Souza Baioco

Curso: Engenharia de Petróleo

Inspeções não destrutivas são realizadas regularmente com o objetivo de antecipar problemas estruturais nos Tubos de Reforma de Vapor. Dessa forma, o presente trabalho tem como objetivo avaliar a aplicabilidade do sistema classificador *Support Vector Machine* (SVM), a partir de dados coletados utilizando os Sensores de Correntes Parasitas com a técnica de Saturação Magnética. Toda esta arquitetura do sistema de coleta de dados e classificação de tubos estão destinados a realizar caracterizações microestruturais e magnéticas de aços inoxidáveis austeníticos da Família HP, os quais apresentam diferentes estados de envelhecimento. Para isso, o sistema de inspeção foi aplicado a dois conjuntos de amostras de composição química e condições de operação distintas. Foi desenvolvido um classificador para o conjunto 1 de amostras e, então aplicado ao conjunto 2, a fim de testar a eficiência classificatória do sensor. A partir das inspeções e dos resultados da aprendizagem de máquinas pelo SVM no reconhecimento de padrões de dispersão das variáveis, foi possível observar que os padrões de dispersão para os estados de envelhecimento das amostras do grupo 1 não se assemelham a do grupo 2. Fato que produziu uma baixa eficiência do classificador em reconhecer estados de envelhecimento comuns aos dois grupos de corpos de prova. Assim, uma análise via matriz confusão é clara em demonstrar os pontos de falsos-positivos gerados pelo classificador SVM ao tentar definir os estados de envelhecimento de um aço HP em referência aos padrões de outro de composição e condições de uso diferentes.

Palavras-chave: Estados de envelhecimento, SVM, correntes parasitas, saturação magnética

Abstract of Undergraduate Project presented to POLI/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Engineer

Data Analysis in Steam Reform Tubes Using Machine Learning

Caio César Gomes Dutra

February / 2019

Advisors: Gabriela Ribeiro Pereira

Juliana Souza Baioco

Course: Petroleum Engineering

Non-destructive inspection are carried out regularly in order to anticipate structural problems in Steam Reform Tubes. Thus, the upcoming work aims to evaluate the applicability of the SVM Classifier system from data collected using the Parasite Current Sensors with the Magnetic Saturation technique. All the architecture of the data acquisition and classification system of tubes are designed to carry out microstructural and magnetic characterization of austenitic stainless steels of the HP Family, which exhibit different stages of aging. For this, the inspection system was applied to two sets of chemical composition samples and different operating conditions. With the number 1 sample, a classifier was developed and then applied to set 2 in order to test the classificatory efficiency of the sensor. From the SVM machine inspection and results in the recognition of the dispersion patterns of the variables, it was possible to observe that the dispersion patterns for the aging states of the samples of group 1 do not resemble group 2. This fact provoked a low efficiency of the classifier in recognizing the aging states common to the two groups of specimens. Thus, an analysis via matrix completion is clear in demonstrating the false-positive points generated by the SVM classifier when trying to define the aging states of one HP steel in reference to another one with different patterns of composition and conditions of use.

Keywords: Aging states, SVM, parasite currents, magnetic saturation

I. Índice de Figuras

Figura 1 - a) Representação esquemática de um forno de reforma top-fired. b) Perfil de temperatura de um tubo vertical do forno [5].....	17
Figura 2 - Visualização de um gerador de corrente alternada, indicando com uma elipse tracejada o campo magnético induzido ao redor de uma bobina [Adaptado NOGUEIRA [14]]	20
Figura 3 - Destaque da Corrente Parasita circular e perpendicular ao campo magnético primário gerado pela bobina. [Adaptado NOGUEIRA [14]]	20
Figura 4 –a) Densidade de Corrente. b) Profundidade de penetração (adaptado de PEREIRA [18])	23
Figura 5 - Comparativo da Profundidade de Penetração para Situações Distintas (adaptado de MENDES [16]).	24
Figura 6 - Representação dos Efeitos da Espessura do Material na Inspeção por Correntes Parasitas (adaptado de MENDES [16]).	26
Figura 7 - Desenho Ilustrativo do Efeito de Borda (Edge- Effect) (adaptado de PEREIRA [18]).	26
Figura 8 - Desenho esquemático de um eletroímã sobreposto a uma Sonda de Correntes Parasitas (SLOFEC) na técnica de saturação magnética (adaptado de CAMERINI et al.[19]).	28
Figura 9 - Plano de Impedância.....	29
Figura 10 - Sinais Característicos do Plano de Impedância (adaptado de [5]).....	30
Figura 11 - Conjunto de dados de treinamento pertencentes a duas classes classificadas segundo três hipóteses diferentes (adaptado de LORENA [22]).....	33
Figura 12 - Representação Esquemática da coluna do forno de reforma e da sinalização aproximada dos locais de onde foram retiradas os corpos de prova para o estudo dos sensores.	35
Figura 13 - Representação da Coluna do Forno de Reforma fornecedora das Amostras do Conjunto 2	37
Figura 14 - Arquitetura do Sistema de Inspeção. Em destaque o Braço Robótico Kuka, Computador, Corpo de Prova e Sensor de Correntes Parasitas	38
Figura 15 - Arquitetura do Sistema com destaque dos Eixos de Movimento	39
Figura 16 - Desenho Esquemático da Segmentação dos Corpos de Prova	40

Figura 17 - Imagem de representação do Sensor de Correntes Parasitas Convencional com a técnica de Saturação Magnética, possibilitada pelo Yoke. Destaque da bobina e do Sensor Hall localizado dentro do suporte do sensor.....	41
Figura 18 – Desenho esquemático da Bobina	42
Figura 19 - Desenho Esquemático do Posicionamento do Sensor Hall	42
Figura 20 – Representação do processo de Aprendizagem de máquina (AM). (adaptado de [22]).	45
Figura 21 - Gráfico de correlação das variáveis Amplitude (V) vs. Fase (°) de todas as amostras do Conjunto 1 via Inspeção por Saturação Magnética Parcial.....	46
Figura 22 - Gráfico Amplitude [V] vs. Fase[°] da dispersão das variáveis das amostras pares com Inspeção com Saturação Magnética para o Classificador 1_P_SM.....	49
Figura 23 - Gráfico Amplitude [V] vs. Fase[°] da dispersão das variáveis das amostras ímpares com Inspeção com Saturação Magnética para o Classificador 1_I_SM.....	50
Figura 24 - Gráficos de correlação das variáveis Amplitude (V) vs. Fase (°) de todas as amostras do Conjunto 2 por Inspeção por Saturação Magnética Parcial	51
Figura 25 - Gráficos de comparativos das Dispersão de Variáveis Amplitude (V) vs Fase (°) (a) Dispersão das Variáveis do Conjunto 1 pares utilizadas no treinamento do classificador. (b)Dispersão das Variáveis do Conjunto 2.....	52
Figura 26 - Gráficos de comparativos das Dispersão de Variáveis Amplitude (V) vs Fase (°). (a) Dispersão das Variáveis do Conjunto 1 utilizadas no treinamento do classificador ímpar. (b) Dispersão das Variáveis do Conjunto 2.....	54

II. Índice de Tabelas

Tabela 1 - Estado de Envelhecimento e Dimensão das Amostras do Conjunto 1	36
Tabela 2 - Composição Química da Liga das Amostras do Conjunto 1 (% em massa)	36
Tabela 3 - Estado de Envelhecimento e Dimensão das Amostras do Conjunto 2	38
Tabela 4 - Composição Química da Liga das Amostras do Conjunto 2 (% em massa)	38
Tabela 5 - Tabela representativa dos parâmetros inputados ao SVM para as inspeções com Corrente Parasita com Saturação Magnética para ambos os conjuntos.....	45
Tabela 6 - Matriz Confusão para o Classificador criado para todas as amostras	47
Tabela 7 -Matriz Confusão do Classificador 1_P_SM.....	49
Tabela 8 -Matriz Confusão do Classificador 1_I_SM	50
Tabela 9 - Matriz Confusão do Classificador 1 aplicado aos corpos de prova do conjunto 2.	53
Tabela 10 - Matriz Confusão do Classificador 1 aplicado aos corpos de prova de estado de envelhecimento impar e VI do conjunto 2.....	55

III. Sumário de Texto

I. Índice de Figuras	7
II. Índice de Tabelas	9
III. Sumário de Texto.....	10
1. Introdução.....	12
2. Revisão Bibliográfica	15
2.1. Forno de Reforma	15
2.2. Ensaio Não Destrutivos (END)	18
2.2.1 Ensaio por Correntes Parasitas	19
2.2.2 Princípio de Ensaio com Técnica de Correntes Parasitas.....	19
2.2.3 Variáveis que influenciam no Ensaio por Correntes Parasitas.....	21
2.3 Vantagens do Ensaio de Correntes Parasitas	26
2.4 Correntes Parasitas com a Técnica de Saturação Magnética	27
2.5 Plano de Impedância	28
2.6 Classificação das amostras utilizando a Máquina de Vetores Suporte	31
3 Materiais e Métodos	34
3.1 Corpos de Prova	34
3.2 Arquitetura do Sistema de Inspeção.....	38
3.3 Inspeção Não-Destrutiva Eletromagnética.....	40
3.3.1 Inspeção por Correntes Parasitas com Saturação Magnética	40
3.3.2 Sensor	41
3.4 Processamento dos Dados	43
3.5 Classificação das amostras	44
4. Resultados.....	46
4.1 Classificadores de Envelhecimento para o Conjunto 1.....	46
4.1.1 Classificador 1_P_SM.....	48

4.1.2 Classificador 1_I_SM.....	50
4.2 Classificador 1 aplicado as amostras do Conjunto 2.....	51
4.2.1 Classificador 1_P_SM aplicado as amostras do Conjunto 2.....	52
4.2.2 Classificador 1_I_SM aplicado as amostras do Conjunto 2.....	54
5. Conclusão	56
6. Sugestões para Trabalhos Futuros	57
7. Referências	58

1. Introdução

O ser humano se organizando em sociedade passou a ter uma melhor reunião de conceitos, ideias, além de troca de informações entre grupos de pesquisas. Cenário que vem intensificando o desenvolvimento econômico e com ele a forma como o homem se relaciona com o meio ambiente. No entanto, as ações exploratórias sobre o meio e a seus recursos naturais se intensificaram de modo que medidas mitigatórias precisam ser tomadas para limitar os efeitos da ação do homem no planeta.

Dado este contexto, além da busca por energias renováveis, no mercado de energias o desenvolvimento de combustíveis com menores níveis de poluentes emitidos tem sofrido grande pressão por parte de novas legislações e pressões sociais, realizado por mudança de hábitos de consumo. Assim, no Brasil, a exigência de combustíveis fosseis com menores índices de poluentes gerou ações do órgão regulador, Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP), que em 2007 limitou drasticamente o nível de enxofre no Diesel [1]. Dentre outras iniciativas, podemos citar também o compromisso voluntário de reduzir o volume de CO_2 emitido, firmado em 2009 durante a Conferência da ONU sobre Mudanças Climáticas [2], que intensificou o uso de biocombustíveis junto aos derivados fósseis. Além do desenvolvimento de processos para maximizar a eficiência produtiva e a geração de valor a partir de um volume de matéria prima.

Neste cenário, o mercado de petroquímicos e de refino de petróleo vem se adaptando às transformações do mercado e, para tal, o desenvolvimento e o aumento na produção de Hidrogênio em plantas de processos são vitais, devido a sua aplicabilidade e à necessidade de atender as novas regulações. No Brasil, atualmente, o principal meio de retirar enxofre dos derivados fósseis para atender a legislação de 2008 é por via de hidrotreamento pelo uso de Hidrogênio. Para atender esta demanda, as refinarias vêm investindo no crescimento de seus processos industriais para garantir a disponibilidade do elemento e atender a nova legislação.

O principal uso do Hidrogênio nas refinarias está ligado a processos de hidrogenação, os quais utilizam hidrogênio de elevada pureza como insumo. Dentre os processos de hidrogenação, os mais importantes são o hidrocraqueamento e o hidrotreamento. O primeiro envolve a conversão de hidrocarbonetos pesados em frações mais leves (craqueamento), permitindo às refinarias melhor utilização do petróleo e a geração de produtos de maior valor agregado. Já os processos de hidrotreamento são importantes a fim de garantir a conformidade

dos produtos aos níveis de contaminantes estimados em lei e na estabilização de hidrocarbonetos leves, como Diesel, Gasolina e Querosene [3].

A demanda de H_2 de elevada pureza nas refinarias é então garantido por unidades de geração de hidrogênio (UGH), que tem como principal processo de recuperação e produção via reforma de metanos em Fornos de Reforma a Vapor, apesar da geração do elemento também ser feito via reforma catalítica de nafta, onde o Hidrogênio surge como subproduto e em uma pureza menor [4]. A presença de UGH em refinarias, fundamenta o cenário de que cerca de 96% do hidrogênio destinado às aplicações industriais ser produzido a partir de combustíveis fósseis. O processo de reforma a vapor do gás natural responde por 48% da produção de hidrogênio. As parcelas restantes são 30% de hidrogênio recuperado em refinarias ou na química dos gases, 18% através do carvão e 4% da eletrólise [4].

No Brasil, os fornos de reforma a vapor são a principal forma de obtenção de Hidrogênio de elevada pureza, denominado gás de síntese [4]. Os fornos possuem uma estrutura básica composta por uma série de tubos na posição vertical no interior de uma câmara de radiação com aquecedores externos focalizados para as paredes dos tubos. No interior destes tubos passam hidrocarbonetos e vapor de água que reagem a elevadas temperaturas na presença de catalisadores. Como a reação da mistura é extremamente endotérmica tem-se a necessidade que os tubos estejam em câmaras de radiação para tornar mais eficiente a transferência de calor fornecida pelos aquecedores externos aos tubos e melhorar a eficiência das reações.

As severas condições expostas aos tubos do Forno requerem que sejam fabricados em materiais que suportam elevadas temperaturas de operação durante longos períodos. Estas necessidades são hoje atendidas pelo intenso uso de ligas de aços inoxidáveis austeníticos fundidos por centrifugação da família HP modificada. Os tubos de reforma ficam na posição vertical no interior da câmara de radiação dos fornos e a temperatura de parede desses tubos varia longitudinalmente, sendo o perfil dessa variação e o valor máximo da temperatura dependentes principalmente do projeto do forno.

Apesar da ótima resistência dos tubos a temperaturas excessivas, às condições de operação sob o qual estão submetidos favorecem alterações microestruturais, caracterizando o processo de envelhecimento microestrutural, e conseqüentemente nas suas propriedades comprometendo a vida útil do aço. As ligas de aços inoxidáveis austeníticas da família HP são projetados para operar cerca de 100.000h de operação, no entanto, falhas inesperadas podem ocorrer e são observadas dada a carburização, oxidação, choques térmicos etc. Como afirmado

anteriormente, a necessidade de gerar derivados adequados às condições normativas, além de permitir produtos de maior valor agregado ao petróleo, tem tornado a plantas de processo de Hidrogênio de suma importância. Assim, paradas não programadas ou perda de produção devem ser sempre mitigadas, a fim de reduzir custo e evitar todo e qualquer tipo de perdas.

A necessidade de antecipar problemas estruturais nos dutos faz com que sejam realizadas, regularmente, inspeções não destrutivas, visto que possibilitam avaliações das condições do tubo sob um menor tempo e, portanto, a menores perdas econômicas. Assim, o presente trabalho tem como objetivo avaliar a aplicabilidade do sistema Classificador SVM, *Support Vector Machine*, a partir de dados coletados utilizando Sensores de Correntes Parasitas com Saturação Magnética desenvolvido por ARENAS [5]. Sendo toda a arquitetura do sistema de obtenção de dados e classificação de tubos destinada a realizar caracterizações microestruturais e magnética de aços inoxidáveis austeníticos da Família HP em diferentes estados de envelhecimento. Para isso, o sistema de inspeção foi aplicado a dois conjuntos de amostras de composição química e condições de operação distintas. O conjunto 1 dos corpos de prova foram caracterizados por LÓPEZ [6] e o conjunto 2 por ARENAS [5]. Dessa forma, com este estudo objetivo verificar a eficiência de Classificadores desenvolvidos por Aprendizagem de Máquinas para reconhecer estados de envelhecimento em tubos de diferentes constituições submetidos a condições de operação dispareas.

2. Revisão Bibliográfica

2.1. Forno de Reforma

A indústria de refino e a petroquímica vem ao longo dos anos passando por um desenvolvimento de processos de forma intensa. Nesse contexto, a utilização do hidrogênio em processos petroquímicos vem adquirindo cada vez mais importância, como na síntese de amônia para produção de fertilizantes. Nas refinarias, o uso do gás tem sido aplicado largamente com o objetivo de produzir derivados mais nobres e de melhor qualidade a partir de cargas residuais. Assim, em função da crescente demanda por derivados de petróleo e produtos de maior valor, as plantas de processos precisam se tornar cada vez mais versáteis na geração de valor. Neste contexto, a produção intensa de gás hidrogênio para conversão de óleo pesados é cada vez mais exigido.

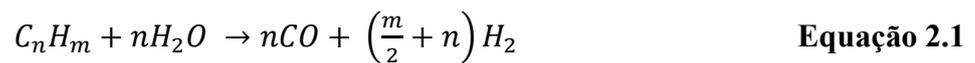
Nas atuais refinarias existem quatro processos básicos que consomem fundamentalmente hidrogênio no processo de conversão de hidrocarbonetos pesados como gasóleos e óleos lubrificantes, em compostos mais leves, são: craqueamento catalítico, hidrocraqueamento, viscorredução e coqueamento retardado. O uso do hidrogênio em maior volume se dá nos processos de hidrocraqueamento, onde o consumo ocorre durante o processo, e no craqueamento catalítico, quando o consumo de hidrogênio é relacionado à necessidade de dessulfurização da matéria-prima que alimenta o processo. Além de também ser usado no hidrotratamento como insumo para garantir a conformidade dos derivados em relação a nível de contaminantes exigidos pela legislação [3].

Como o consumo maior de gás hidrogênio está na indústria química e petroquímica, a maior parte das instalações de produção de hidrogênio está localizada em refinarias e polos petroquímicos [3]. Muitas plantas de produção de hidrogênio em refinarias produzem uma quantidade de gás suficiente para pequenas unidades de hidrotratamento, utilizando o gás residual oriundo da operação de reforma catalítica de nafta (produção de gasolina de alta octanagem ou aromáticos). Ocorre, entretanto, que nem todas as refinarias dispõem de reforma catalítica, ou, se dispõem, nem sempre o gás produzido é suficiente para o consumo. Normalmente as unidades de hidrotratamento e/ou hidrocraqueamento são de grande porte [7].

Esta quantidade suplementar de hidrogênio requerido pode ser obtida através de dois processos: oxidação parcial de frações pesadas, como óleo combustível, ou, reforma com vapor

de frações leves (gás natural, gás combustível, gás liquefeito e nafta). Na história da evolução dos dois processos, a reforma com vapor é utilizada em maior escala em relação a oxidação parcial [7].

A produção de Hidrogênio por reforma a vapor consiste na geração do gás a partir da sua reestruturação de moléculas em presença de vapor d'água e hidrocarbonetos, podendo ser de nafta a gás natural, e catalisadores à base de Nióbio e Potássio na primeira fase (Equação 2.1), e óxidos de ferro e cromo além de óxidos de cobre e zinco (Equação 2.2), na segunda reação. A primeira reação é endotérmica e ocorre dentro de tubos por onde o hidrocarboneto escoia [8]. Por se tratar de reações endotérmicas, a mistura de gás natural, hidrocarbonetos leves (majoritariamente metanos), junto ao vapor d'água precisam estar em torno de temperaturas de 810 °C para o processo desenvolver. Assim sendo, são utilizados maçaricos laterais aos tubos, queimando gás combustível [7].



Os tubos são aços inoxidáveis austeníticos de classe HP, sendo o H um indicador da capacidade do tubo atuar em elevadas temperaturas dado seu alto teor de carbono. A segunda letra, o P, uma designação ao teor nominal de cromo e níquel na liga austenítica, haja visto que ela varia de A a Z à medida que o teor de níquel aumenta [9]. Então o conjunto de diversos segmento de tubos constitui os fornos de reformas, estruturas que possuem diferentes arranjos e características operacionais conforme as necessidades da planta de processos e dos projetistas responsáveis.

Como as reações precisam de elevadas temperaturas para ocorrerem, os tubos são submetidos a condições severas de uso, tornando-os pontos críticos nos processos industriais que utilizam fornos de reforma a vapor. No presente trabalho, as amostras inspecionadas são de um forno de reforma do tipo *top-fired*, com queimadores dispostas na superfície da câmara de radiação e as colunas de tubos na vertical. Uma representação esquemática está exposta na Figura 1, juntamente com o perfil de temperatura para um tubo em operação no esquema em questão [5].

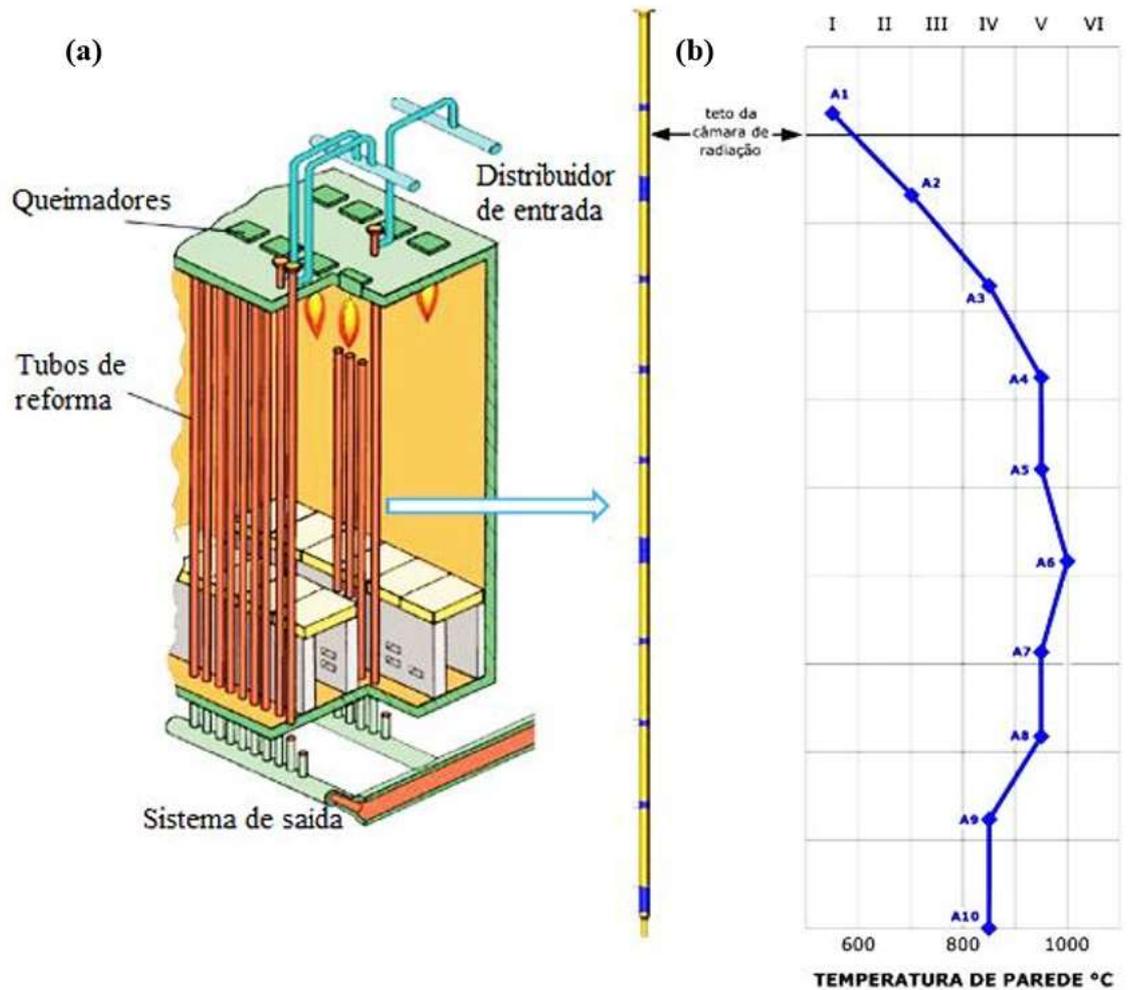


Figura 1 - a) Representação esquemática de um forno de reforma *top-fired*. b) Perfil de temperatura de um tubo vertical do forno [5].

As condições de trabalho as quais os tubos são submetidos envolvem temperaturas entre 600 e 1000 °C, além de pressões internas que oscilam de 1,0 a 3,5 MPa, circunstâncias que justificam as variações microestruturais conhecidas como estados de evolução microestrutural definidas por QUEIROZ [10], os quais vão do estágio I até o VI, conforme pode ser observado na Figura 1. Além disso, as severas condições de operação amparam o uso de aço austeníticos de classe HP, de elevada resistência.

Os tubos possuem um comprimento que varia de 1 a 7 m, diâmetro externo entre 0,1 m e 0,2 m, e uma espessura entre 10 e 20 mm [8]. No entanto, as colunas de tubos nos fornos de reforma, em geral, possuem de 10 a 14 m de altura dada a necessidade das condições para que as reações decorram como esperado. Logo, os tubos são soldados circunferencialmente para que tenham o tamanho adequado.

Os tubos austeníticos são fabricados por processos de fundição por centrifugação projetados para operar em torno de 100.000 h, ou aproximadamente 11,4 anos, em função do principal dano sofrido ser fluência e, portanto, projetados segundo a norma API-530 [5 ,11]. Entretanto o tempo de serviço dos tubos variam de 30.000 e 180.000 h, dependendo da qualidade do material e das condições de uso [12]. Nota-se que a vida útil destes tubos austeníticos podem variar muito em função dos parâmetros de serviços adotados, dado que o grau das alterações microestruturais que eles podem sofrer é função das condições extremas que são submetidos.

É comum que os tubos constituintes dos fornos de reforma possuem diferentes graus de envelhecimento, que como definido por QUEIROZ [10] variam de I até VI, permitindo que haja uma estimativa da intensidade das alterações estruturais e logo das mudanças em suas propriedades. Sendo importante salientar que no estado I não é esperado alterações microestruturais que favoreçam o surgimento de trincas, já para estados mais avançados de envelhecimento a possibilidade do surgimento de modificações estruturais aumenta, levando a diminuição de vida útil dos tubos. Então, para sempre possibilitar o máximo aproveitamento sem ocorrência de falhas estruturais dos tubos e um planejamento de paradas na planta de processo para manutenções, os processos de inspeção para avaliação estrutural da microestrutura são aplicados e, cada vez mais, desenvolvidos para estimar o tempo de uso remanescente dos tubos com maior precisão. Assim, decisões de manutenção são melhor fundamentadas e o uso da estrutura dos tubos maximizada.

2.2. Ensaios Não Destrutivos (END)

Os Ensaios Não Destrutivos (END) são técnicas utilizadas na inspeção de materiais e equipamentos sem danificá-los, sendo executadas nas etapas de fabricação, construção, montagem e manutenção. Sendo uma das principais ferramentas do controle da qualidade de materiais e produtos, são amplamente utilizados nos setores de petróleo/petroquímico, químico, aeroespacial, siderúrgico, naval, eletromecânico e de papel e celulose, entre outros.

Os END incluem métodos capazes de proporcionar informações a respeito do teor de defeitos de um determinado produto, variações de dimensão (metrologia), ou ainda, da monitoração da degradação em serviço de componentes, equipamentos e estruturas.

Frente às mais distintas propriedades físicas dos materiais, tipos de ensaios (químico-físicos, metrológicos, funcionais), condições de inspeção, existem um conjunto de ensaios não destrutivos com características diversas quanto a aplicabilidades e os resultados possíveis. As principais técnicas de END são [13]:

- Correntes Parasitas;
- Emissão Acústica;
- Radiografia, Radioscopia e Gamagrafia;
- Ensaio Visual;
- Estanqueidade;
- Líquido Penetrante;
- Partículas Magnéticas;
- Ultrassom;
- Termografia.

2.2.1 Ensaio por Correntes Parasitas

O ensaio de Correntes Parasitas é o Ensaio não Destrutivo, foco deste trabalho, indicado para inspeção de materiais condutores elétricos a partir da utilização de conceitos de eletromagnetismo para detecção de descontinuidades superficiais e subsuperficiais. Além da sua aplicabilidade nos processos de conceituamento no grau de envelhecimento de estruturas. O método tem como princípio a indução eletromagnética em material metálico condutor com o objetivo de gerar correntes parasitas (*eddy currents*) e, conseqüente análise comparativa em um plano de impedância com um dado de referência.

2.2.2 Princípio de Ensaio com Técnica de Correntes Parasitas

O método de inspeção por Correntes Parasitas induz na peça a ser ensaiada correntes geradas por um campo magnético variável no tempo. O princípio físico da criação deste campo alternado é explicado pela lei de Ampère- Maxwell, onde uma corrente elétrica ou uma variação temporal do fluxo do campo elétrico aplicado a uma bobina gera um campo magnético ao seu

redor, o qual denominamos campo primário (HP). Observa a Figura 2, adaptado de NOGUEIRA [14]:

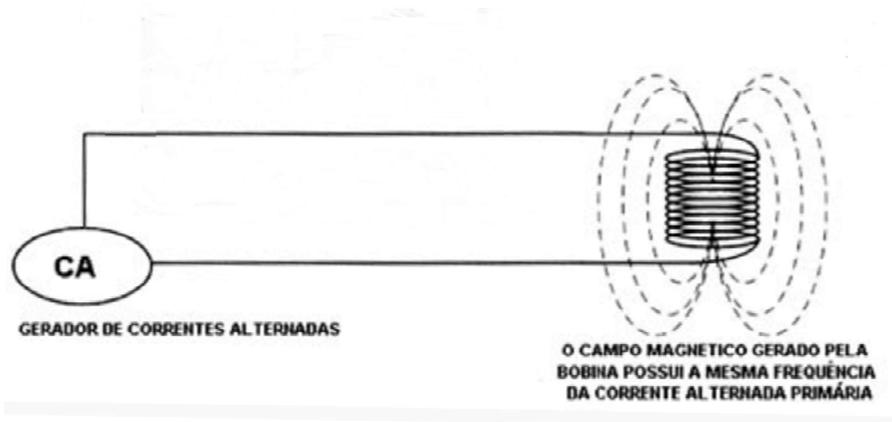


Figura 2 - Visualização de um gerador de corrente alternada, indicando com uma elipse tracejada o campo magnético induzido ao redor de uma bobina (adaptado NOGUEIRA [14])

Então, a bobina energizada ao ser aproximada do material condutor elétrico induz nele uma corrente parasita em reação as forças eletromotrizes do campo primário como explicado pela lei de indução de Faraday. Está lei enuncia que a variação de um campo magnético no tempo através de um circuito induz uma força eletromotriz no material condutor próximo. Esta força é o elemento criador da corrente parasita, a qual gera um novo campo magnético de direção e sentido oposto ao campo primário da bobina. Este novo campo gerado é denominado Campo Magnético Secundário (HS) e as correntes Parasitas são circulares, contínuas e perpendiculares a direção do campo magnético alternado primário (Figura 3).

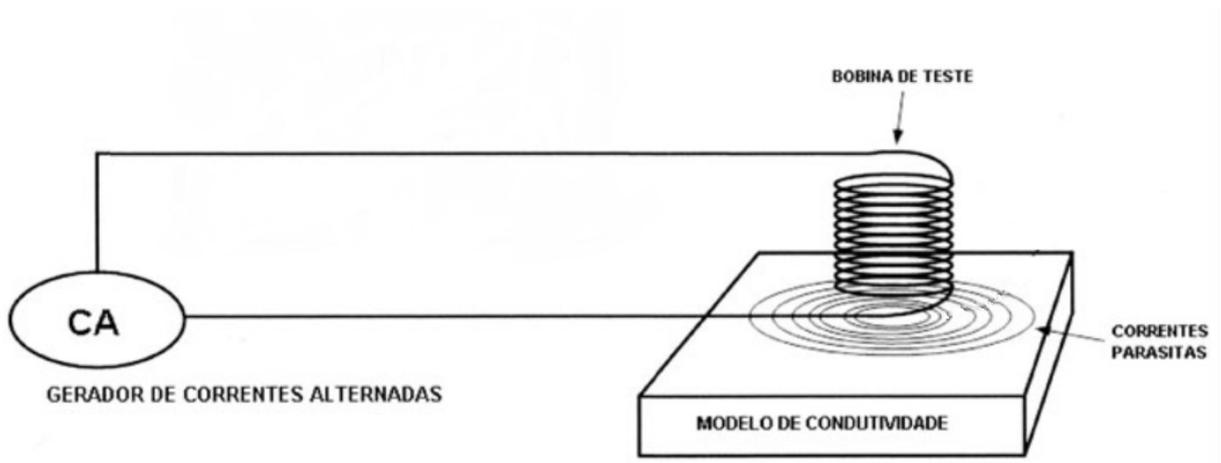


Figura 3 - Destaque da Corrente Parasita circular e perpendicular ao campo magnético primário gerado pela bobina. (adaptado NOGUEIRA [14])

Com a presença de dois campos magnéticos opostos (induzido e indutor), tem-se um campo resultante (HP-HS) que sofre alterações por mudanças na intensidade das correntes

parasitas. As quais possuem a intensidade em função das propriedades do material, como composição química, dureza, espessura de camadas endurecidas, condição do tratamento térmico, descontinuidade, geometria, dimensões, etc. [15].

Desta maneira, a técnica de inspeção passa a se orientar pela análise do campo de impedância da bobina, que sob diferentes condições de teste sofre alterações que são constantemente mapeadas, podendo detectar possíveis descontinuidades, trincas e mudanças microestruturais no material por tempo de uso.

Assim, quando o material a ser ensaiado possuir heterogeneidades estruturais que alterem suas propriedades magnéticas e elétricas, são observadas alterações no plano de impedância por mudanças da intensidade da corrente parasita e, conseqüentemente, do campo magnético secundário. Cenário que torna possível a análise deste sinal alterado com um plano de análise de referência, permitindo localizar e, talvez, dimensionar a área heterogênea na estrutura. Do mesmo que as áreas de dissemelhança microestruturais, trincas e descontinuidades na amostra, sejam elas superfícies e subsuperficiais, podem ser detectadas, e até dimensionadas, se ao serem percorridas pela corrente parasita induzida pelo sensor provocarem o rompimento ou reduções nas suas linhas de fluxo e, por conseguinte, modificações no plano de impedância. Estas variações na corrente parasita são em função das regiões defeituosas apresentarem maior resistência a passagem de correntes elétricas.

Como o princípio de funcionamento do método de inspeção por Correntes Parasitas é baseado na análise de perturbações no plano de impedância, é de suma importância a captação de dados que expressem o comportamento das interações entre os HP e HS, sob condições de inspeção plenamente conhecidas e mapeadas para efeito comparativo. Em vista disso, a construção de padrões de inspeção, rotinas na técnica, referências de calibração e no ajuste dos equipamentos de Eddy Current são fundamentais para que se tenha uma comparação de respostas. Assim é possível identificar de forma clara as variações nos resultados ensaiados dada a sua comparação com os padrões estimados para estruturas de semelhança microestrutural e defeitos bem conhecidos [5].

2.2.3 Variáveis que influenciam no Ensaio por Correntes Parasitas

O ensaio de correntes parasitas apresenta um conjunto de fatores que afetam a qualidade do sinal captado pela bobina e que, portanto, precisam ser monitorados e controlados a fim de

reduzir seus efeitos nos resultados. Dentre as variáveis temos lift-off, frequência, profundidade de penetração, dimensão e forma ensaiada, permeabilidade magnética e condutividade elétrica. A seguir será discutido cada variável:

2.2.3.1 *Lift-off*

O *Lift-Off* é a diferença de impedância existente entre quando o sensor de bobina energizada está no ar e quando está próxima do corpo de prova, ou qualquer mudança de impedância que ocorra quando há variação na distância entre sonda da bobina de inspeção e peça a ser ensaiada. Assim, variações superficiais no material de ensaio, como rugosidade, descontinuidade, diferença de espessura de revestimento ou até mesmo movimentos irregulares por parte do operador podem ocasionar alterações no plano de impedância [15].

Esta variação de impedância é considerada como um ruído nos resultados para análise e, portanto, precisam ser anulados da melhor forma por afetarem diretamente a eficácia dos ensaios, dado que variações nas resistências elétricas e indutivas acusadas podem estar sendo geradas pelo *lift-off* e não por alterações microestruturais ou descontinuidades.

2.3 Frequência e Profundidade de Penetração

A frequência adotada na corrente alternada e a profundidade de penetração da inspeção são duas variáveis correlacionadas, como ser observado pela equação abaixo:

$$\delta \cong \frac{1}{\sqrt{\pi f \mu \sigma}} \quad \text{Equação 2.3}$$

Onde δ é a profundidade de penetração [m], σ a condutividade elétrica [S/m], μ a permeabilidade magnética [H/m] e f a frequência [Hz]. A equação 2.3 expressa a profundidade de penetração padrão para corrente parasita. Considerando constantes σ e μ , conforme tem-se um aumento da frequência, a sensibilidade a descontinuidades subsuperficiais é menor. Já frente a uma redução da frequência, a penetração da corrente parasita na inspeção cresce, permitindo uma observação mais eficiente de defeito não superficiais.

No entanto, a distribuição do fluxo de corrente parasitas não é uniforme sobre o volume do corpo de prova (Figura 4.a). A densidade da corrente é mais intensa na superfície do material, junto a bobina, e decresce exponencialmente à medida que penetra no material, este efeito de decaimento da intensidade da corrente parasita é denominado “efeito peculiar” (*Skin delph*). Logo, a densidade da corrente e a profundidade de penetração do ensaio possuem uma correlação expressa pela Figura 4.b, na qual a profundidade padrão de penetração é definida quando ocorre um decréscimo de 37% da densidade de corrente em relação a superfície do material.

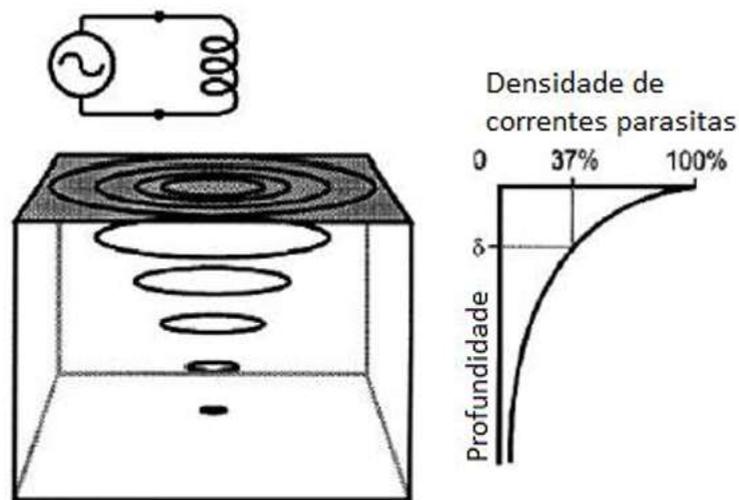


Figura 4 –a) Densidade de Corrente. b) Profundidade de penetração (adaptado de PEREIRA [18])

A Figura 5 mostra como fica distribuição da densidade da corrente magnética no volume do corpo de prova em função das três variáveis que definem a profundidade de penetração. Observa-se que para a situação de elevada frequência, condutividade e permeabilidade tem-se uma menor penetração da corrente parasita em relação a uma situação oposta, com as variáveis em menor módulo.

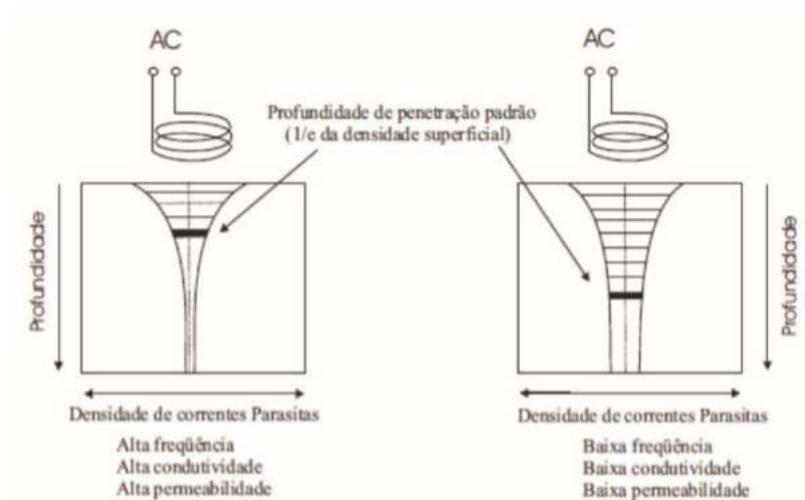


Figura 5 - Comparativo da Profundidade de Penetração para Situações Distintas (adaptado de MENDES [16]).

2.2.3.3 Condutividade Elétrica

A condutividade elétrica é uma característica própria de cada corpo de prova, expressa por σ , representa a resistência ao fluxo de corrente elétrica na peça. Sua importância para as correntes parasitas está relacionada a profundidade de penetração do ensaio, visto que em matérias de alta condutividade, o fluxo magnético se concentra mais na superfície do material, apresentando pequena penetração, como pode ser observado pela equação 2.3.

A explicação física para a menor penetração está nas fortes correntes parasitas desenvolvidas no corpo de ensaio como resultado da forte condutividade. Como efeito, tem-se um campo magnético muito intenso que enfraquece o campo primário, tornando-se menos capaz de desenvolver correntes parasitas em maior profundidade [17].

Assim, perante as alterações que a condutividade elétrica do material gera no campo de impedância da bobina, ela é um fator facilmente analisado pelo método de correntes parasitas. Logo, como os materiais podem sofrer mudanças na condutividade sob certas condições de uso, como sob os tratamentos térmicos que são submetidos, ou quando revestidos por outros materiais condutores, estas alterações estruturais podem ser monitoradas pelo método de inspeção. Dessa forma, diferentes graus de envelhecimento do material podem ser estimados e variações de espessuras em revestimentos detectados.

2.2.3.4 Permeabilidade Magnética

A permeabilidade magnética, μ , é um número que quantifica o grau de indução magnética dos materiais quando um campo magnético indutor é aplicado sobre ele, ou seja, mede a facilidade com que o material se magnetiza. Para materiais não magnéticos, a permeabilidade relativa (μ_{rel}) é próxima de 1, no entanto para os magnéticos, também denominados ferromagnéticos, a μ_{rel} é perto da casa das centenas, sendo materiais altamente atraídos por campos magnéticos e concentradores de fluxos magnéticos [15].

O elevado valor da permeabilidade magnética para materiais ferromagnéticos reduz muito a profundidade de penetração da corrente parasita no corpo de prova, como observado na equação 2.3. Dessa maneira, a inspeção em materiais com essas características exige que o operador do equipamento trabalhe em baixas frequências de corrente alternada para obter o maior volume de peça inspecionado.

Outra característica importante de materiais magnéticos está no fato de que mudanças na permeabilidade magnética geralmente tem um efeito muito maior sobre as repostas das correntes parasitas do que variações na condutividade elétrica. Isso afeta a percepção de trincas ou de alterações microestruturais mesmo quando ocorrem pequenas flutuações na permeabilidade magnética do material [15]. Este problema é solucionado, dependendo da forma do corpo de prova, por saturação do campo magnético, onde busca-se tornar constante a permeabilidade em toda peça de inspeção, eliminando a possibilidade das propriedades e características analisadas estarem sendo mascaradas.

2.2.3.5 Dimensão e Forma Ensaada

A profundidade de penetração, como já definido, depende da frequência da corrente alternada aplicada na bobina, condutividade elétrica e da permeabilidade magnética do material a ser inspecionado. Logo, em corpos de ensaio muito espessos, todo o seu volume não é varrido pelas linhas de correntes magnéticas, ocorrendo assim regiões da microestrutura que não estão sendo inspecionadas e possíveis alterações ou descontinuidades não detectadas. Já quando materiais finos, o campo magnético atravessa o material, e um aumento da espessura aparece como um acréscimo na condutividade elétrica.

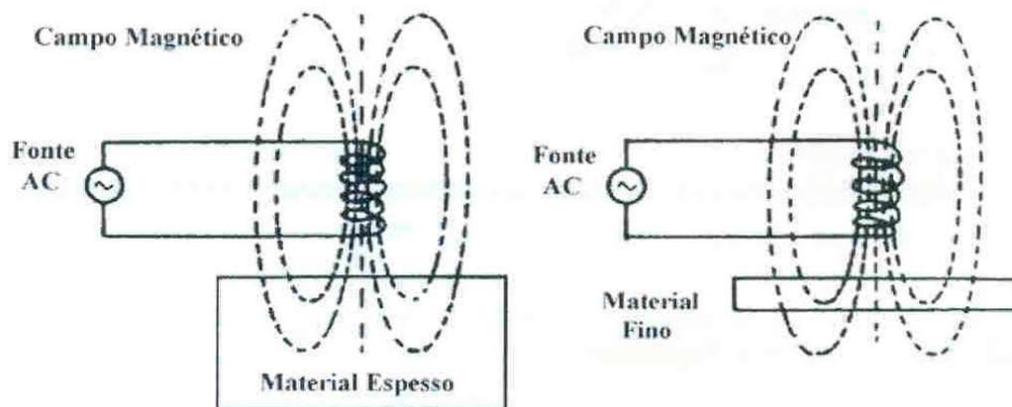


Figura 6 - Representação dos Efeitos da Espessura do Material na Inspeção por Correntes Parasitas (adaptado de MENDES [16]).

Outro fator de suma importância é o efeito da borda dos materiais inspecionados. Nestas regiões do corpo de prova as linhas da corrente parasita podem ser distorcidas por elas não fluírem na borda, efeito *Edge-Effect* (Figura 7). As linhas de corrente se comportam de forma semelhante quando detectam defeitos, trincas grandes. Uma forma de contornar os efeitos indesejados nas extremidades do material é o uso de bobinas menores, e conseqüentemente, a ocorrência de menores campos magnéticos, tornando a inspeção viável em regiões bem próximas do limite da peça.

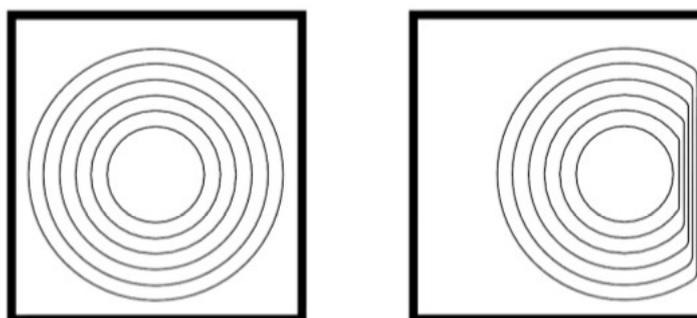


Figura 7 - Desenho Ilustrativo do Efeito de Borda (*Edge-Effect*) (adaptado de PEREIRA [18]).

2.3 Vantagens do Ensaio de Correntes Parasitas

As vantagens do Ensaio não Destrutivo de Correntes Parasitas estão na sua enorme facilidade de transporte, segurança operacional e, principalmente, na sua flexibilidade para analisar estruturas de diversos tamanhos e distintas geometrias. Em adição a essas propriedades,

a possibilidade de resultados imediatos ao fim do ensaio é de enorme importância quando o tempo de parada de certos processos industriais tem um grande peso financeiro.

Aliado a suas qualidades operacionais, a eficiência de inspeção também é de destaque. O método possui uma alta sensibilidade para pequenas descontinuidades e variações de condutibilidade e permeabilidade magnética. O que possibilita além da detecção, localização e dimensionamento de microtrincas, a percepção de alterações microestruturais no material de inspeção. Assim, as correntes parasitas possibilitam ótimas alternativas para um planejamento operacional de segurança e eficiência em manutenções.

No entanto, a aplicabilidade do ensaio é limitada somente a materiais condutores, dado o princípio físico dos conceitos eletromagnéticos utilizados. Além disso, o uso das correntes requer um operador treinado na leitura do plano de impedância e na sua interpretação. As conclusões dos resultados que são produtos de uma análise comparativa a um plano de referência advindo de um material de características similares.

Por fim, os desafios atuais no uso das Correntes Parasitas estão no desenvolvimento de sensores capazes de entregar resultados confiáveis para materiais espessos. A profundidade de penetração, hoje, é uma das variáveis mais complexas de se desenvolver para o método, em função de ser dependente de elementos tão singulares para cada corpo de prova.

2.4 Correntes Parasitas com a Técnica de Saturação Magnética

Tendo por base o princípio da técnica de correntes parasitas, a técnica de saturação magnética, parcial ou total, utiliza um campo magnético externo DC que permite a materiais com permeabilidades altas, maiores que 1, conhecidos como materiais ferromagnéticos, sejam inspecionados [5]. O uso da técnica de correntes parasitas em materiais ferromagnéticos sem a saturação não é apropriado, visto que as correntes parasitas ficam restritas a superfície, pois a profundidade de penetração é inversamente proporcional a permeabilidade, conforme observado equação 2.3.

Assim, com a finalidade de então atingir uma profundidade de penetração maior usa-se a saturação magnética com o objetivo de obter uma permeabilidade magnética próxima ou igual a 1. Sendo assim, é posicionado sobreposta a sonda de Correntes Parasitas (Figura 8) um *Yoke* constituído por um núcleo de aço carbono, um eletroímã ou ímãs permanentes. Um circuito

magnético é criado pelo núcleo e os ímãs ou eletroímã fechando no material, e o sensor de correntes parasitas opera normalmente aplicando um campo magnético alternado. A união do eletroímã a sonda é denominada de SLOFEC (*Saturated Low Frequency Eddy Current*).

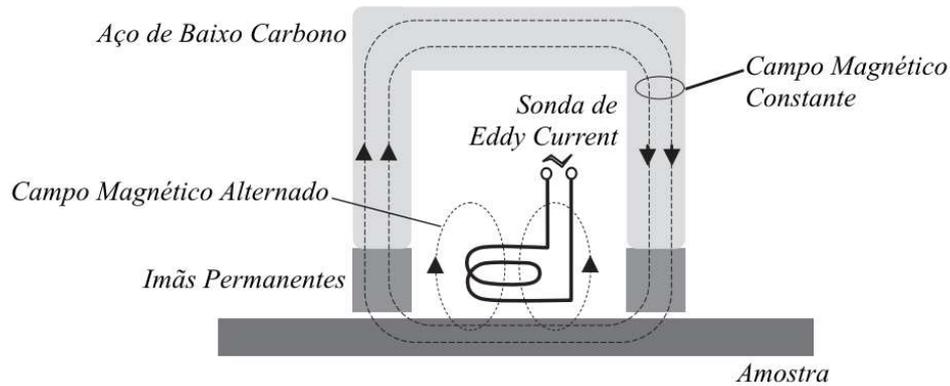


Figura 8 - Desenho esquemático de um eletroímã sobreposto a uma Sonda de Correntes Parasitas (SLOFEC) na técnica de saturação magnética (adaptado de CAMERINI et al.[19]).

Como apresentado por ARENAS [5], nos fornos de reforma a vapor ocorre formação de um óxido com propriedades magnéticas na superfície externa, fato que torna necessário a aplicabilidade da técnica de correntes parasitas com saturação magnética afim de inibir a resposta deste óxido. Dessa forma, a inspeção do interior do tubo é favorecida já que é incrementada a profundidade de penetração das correntes parasitas no material.

2.5 Plano de Impedância

Quando o sensor com a bobina energizada se aproxima do material condutor a ser inspecionado, tem-se uma interação entre ambos que pode ser medida via o Plano de Impedância Elétrica da bobina. Neste é possível avaliar as propriedades elétricas e magnéticas, além da integridade do material em análise. O Plano de Impedância Elétrico (Z) é expresso por um número complexo (Equação 2.4) que reflete toda a oposição que um circuito oferece ao fluxo de corrente elétrica alternada.

$$Z = R_R + jX_R \quad \text{Equação 2.4}$$

Sendo a Z em ohms (Ω), a parte real, correspondente a componente resistiva (R), também expressa em ohms (Ω), e uma parte imaginária, dada pela reatância capacitiva (X_c), com influência desprezível em sondas de correntes parasitas [20], e reatância indutiva (X_i), expressa

por $X_i = 2\pi fL_i$. A qual é diretamente proporcional a frequência e ao coeficiente de indução quando a peça é aproximada da bobina energizada.

Dessa forma, a relação entre as correntes induzidas e o material condutor pode ser medido pelo plano de impedância (Figura 9), tendo no eixo das abcissas a resistência do material (R), característica intrínseca dele, e no eixo das ordenadas, a reatância indutiva (Xi). Este que têm duas informações importantes para a análise do material: a amplitude e o ângulo de fase. A variação do sinal da amplitude geralmente evidência descontinuidades, e alterações no ângulo de fase indicam alterações nas propriedades do material [21].

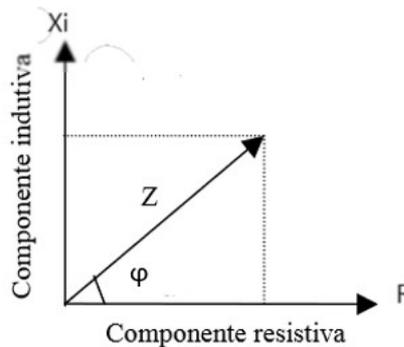


Figura 9 - Plano de Impedância

A amplitude é expressa pelo vetor que retrata a impedância elétrica, representado pela letra Z e seu módulo pode ser calculado por:

$$Z = \sqrt{R^2 + X_i^2} \quad \text{Equação 2.5}$$

Já o ângulo de fase, importante na detecção de alterações microestruturais é definido pela seguinte expressão:

$$\varphi = \tan^{-1} \left(\frac{X_i}{R} \right) \quad \text{Equação 2.6}$$

O entendimento do plano de impedância permite a interpretação dos resultados dos ensaios de inspeção de forma prática e fácil a partir da comparação da assinatura do sinal a um outro de referência. Além de possibilitar o reconhecimento do efeito de diferentes fontes de perturbação aos fluxos magnéticos. Na Figura 10 está representado o comportamento característico do plano de impedância para materiais não-magnéticos e magnéticos.

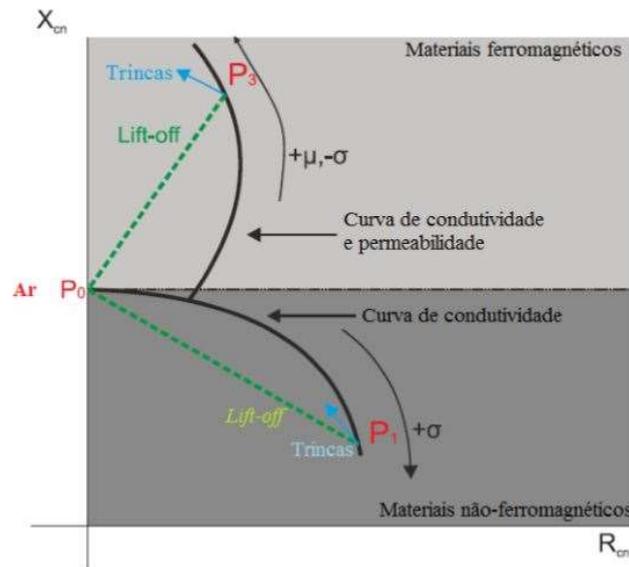


Figura 10 - Sinais Característicos do Plano de Impedância (adaptado de ARENAS [5])

Do plano de impedância é importante o entendimento de alguns pontos para facilitar a sua interpretação e o reconhecimento da assinatura de certos sinais de inspeção. Quando a bobina calibrada no ar, tem-se o ponto no plano de impedância “Ar”, que é a posição de início de leitura dos sinais. Agora, quando o corpo de ensaio é um material não-magnético (paramagnético), a medida que se aproxima o sensor energizado do material tem-se um aumento da resistência na bobina. Esta situação ocorre, pois, o campo primário emitido pela bobina gera correntes elétricas no material inspecionado, o que drena sua energia e, por conseguinte, aumenta sua resistência. Em paralelo, verifica-se um decréscimo da reatância indutiva, dado que as correntes induzidas no material geram um campo magnético secundário que se opõe ao primário, criado pela bobina. Dessa forma, tem-se um campo magnético resultante menor para gerar a indutância.

Na existência de discontinuidades em um material paramagnético, o cenário se inverte, a corrente induzida no material, a parasita, perde intensidade por desvios em sua linha de fluxo, assim a retirada de energia da bobina é reduzida e sua resistência também. Em consequência da

menor corrente no material, o campo magnético secundário tem sua intensidade decrescente, favorecendo a reatância na bobina.

Agora, quando se trata de uma amostra ferromagnético, tem-se uma assinatura no campo de impedância um pouco diferente. O comportamento da resistência da bobina é semelhante ao vigente no material paramagnético, a resistência da bobina energizada cresce a média que ela aproxima-se do material magnético, dada sua perda de energia ao gerar uma corrente induzida no material. No entanto, como pode ser observado, o comportamento da reatância indutiva não é semelhante, ela cresce à medida que ocorre a interação bobina e corpo de prova. Este fenômeno é consequência da elevada permeabilidade magnética do material, que concentra mais o campo magnético primário, tornado o fluxo magnético na bobina mais elevado enquanto o campo secundário é suprimido, ambos fatores são responsáveis pelo aumento da reatância. A detecção de trincas segue o mesmo padrão dos materiais não-magnéticos, com redução da resistência a corrente elétrica na bobina e aumento da reatância indutiva.

2.6 Classificação das amostras utilizando a Máquina de Vetores Suporte

As Máquinas de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine* - SVMs) fazem parte do mesmo campo de estudo em Inteligência Computacional que o Aprendizado de Máquina (AM) [22]. Para melhor entendimento, o AM é um campo de pesquisa da Inteligência Computacional que estuda o desenvolvimento de métodos capazes de extrair conceitos (conhecimento) a partir de amostras de dados, assim na criação de classificadores para um conjunto de exemplo, diversos algoritmos de AM são utilizados. Por classificação entende-se o processo de atribuir, a uma determinada informação, o rótulo da classe à qual ela pertence. Portanto, as técnicas de AM são empregadas na indução (a partir de um conjunto de treinamento) de um classificador, que deve ser capaz (idealmente) de prever a classe de instâncias quaisquer do domínio em que ele foi treinado [23].

Dessa forma, VAPNIK [24], fundamentando-se na teoria de aprendizagem estatística desenvolveu o SVM com o objetivo de ser uma ferramenta capaz de reconhecer padrões na distribuição de dados, tendo como principal característica robustez diante de um conjunto de informações de grandes dimensões, além de ótima capacidade de generalização. Está medida por sua eficiência na classificação de dados que não pertençam ao conjunto utilizado no treinamento. Devido à sua eficiência em trabalhar com dados de alta dimensionalidade, os

resultados da aplicação desta técnica são comparáveis aos obtidos por outros algoritmos de aprendizagem, como as redes neurais artificiais (RNAs) [22].

A teoria de aprendizagem estatística (TAE), base do SVM, visa estabelecer condições matemáticas que permitam a escolha de um classificador f' com bom desempenho para conjuntos de treinamento e teste. Ou seja, busca-se uma função f' capaz de classificar os dados de treinamento da forma mais correta possível, sem dar atenção exacerbada a qualquer ponto individual do mesmo. Por exemplo, seja f um classificador para o espaço de classes e , F um conjunto de todos classificadores que um determinado algoritmo pode gerar. Este algoritmo, durante o aprendizado, utiliza um conjunto de treinamento S , composto por n pares de dados (x_i, y_i) , em que y_i representa a classe do padrão x_i para gerar um classificador particular $f' \in F$ [22].

LORENA [22], como exemplo de atuação do TAE no SVM na escolha do melhor classificador, desenvolveu o exemplo da Figura 11. No exemplo, a ferramenta deve-se encontrar um classificador (ou função) que permita separar as classes “círculo” e “triângulo”. As bordas, também denominadas de fronteiras de decisão, traçadas entre as classes são ilustrações das funções ou hipóteses criadas pelo SVM para separar as classes. Na Figura 11.c, observa-se uma hipótese que classifica corretamente todos os exemplos do conjunto de treinamento. A função utilizada tem grandes chances de cometer erros quando confrontada com exemplos de teste distintos aos de treinamento. Esse caso representa a ocorrência de *overfitting*, em que se considera que o algoritmo memorizou os dados do conjunto de treinamento.

Um outro modelo poderia desconsiderar pontos de classes opostas muito próximos entre si, pois esses dados são pouco confiáveis. A Figura 11.a representa um modelo em que se utiliza uma fronteira de decisão linear, neste caso, são desconsiderados pontos de classes opostas muito próximos entre si, obtendo-se uma classificação pouco confiável. Esta hipótese comete muitos erros, mesmo para casos simples, considerando uma ocorrência de *underfitting*, pois o classificador não é capaz de se ajustar até mesmo às instâncias de treinamento. Um compromisso entre as duas funções apresentadas anteriormente é representado na Figura 11.b, em que o preditor tem complexidade intermediária e classifica corretamente grande parte dos dados [22].

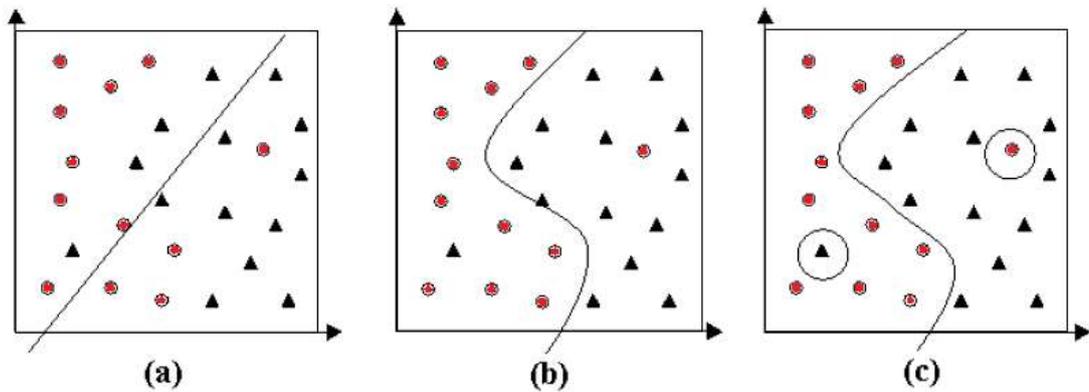


Figura 11 - Conjunto de dados de treinamento pertencentes a duas classes classificadas segundo três hipóteses diferentes (adaptado de LORENA [22])

Desta forma, o SVM, por via do TAE, como descrito, atua de forma a escolher o classificador de maior eficiência que se adequa na distinção de classes do treinamento e teste. Assim, busca-se a melhor função capaz reconhecer padrões a partir da desconsideração de pontos individuais que podem afetar a sua confiabilidade.

3 Materiais e Métodos

3.1 Corpos de Prova

O presente trabalho envolveu amostras retiradas de colunas de diferentes Fornos de Reforma a Vapor como corpos de provas para o treinamento de classificadores criados para detecção de alterações microestruturais de materiais submetidos a condições extremas de uso. O sistema classificatório foi desenvolvido por ARENAS [5], cuja o princípio de funcionamento requer a alimentação do próprio com informações das peças de referência. Então, será criado classificadores com base no conjunto 1 de amostras conjunto, que em seguida será aplicado para testes de eficiência as amostras do conjunto 2, a fim de testar a eficácia do sistema classificatório para amostras de características distintas.

O conjunto de 1 de amostras é composto de aços inoxidáveis austenítico HP com 130.000 h de operação retiradas de uma coluna de forno de reforma. Os corpos de prova são de aproximadamente 200 mm retirados de diferentes regiões da coluna do forno, tendo cada seção graus de envelhecimento distintos, como demonstrado por LÓPEZ [6]. Na Figura 12 é representado a coluna com indicações aproximadas do local de retirada das amostras, juntamente com o grau de envelhecimento de cada uma.

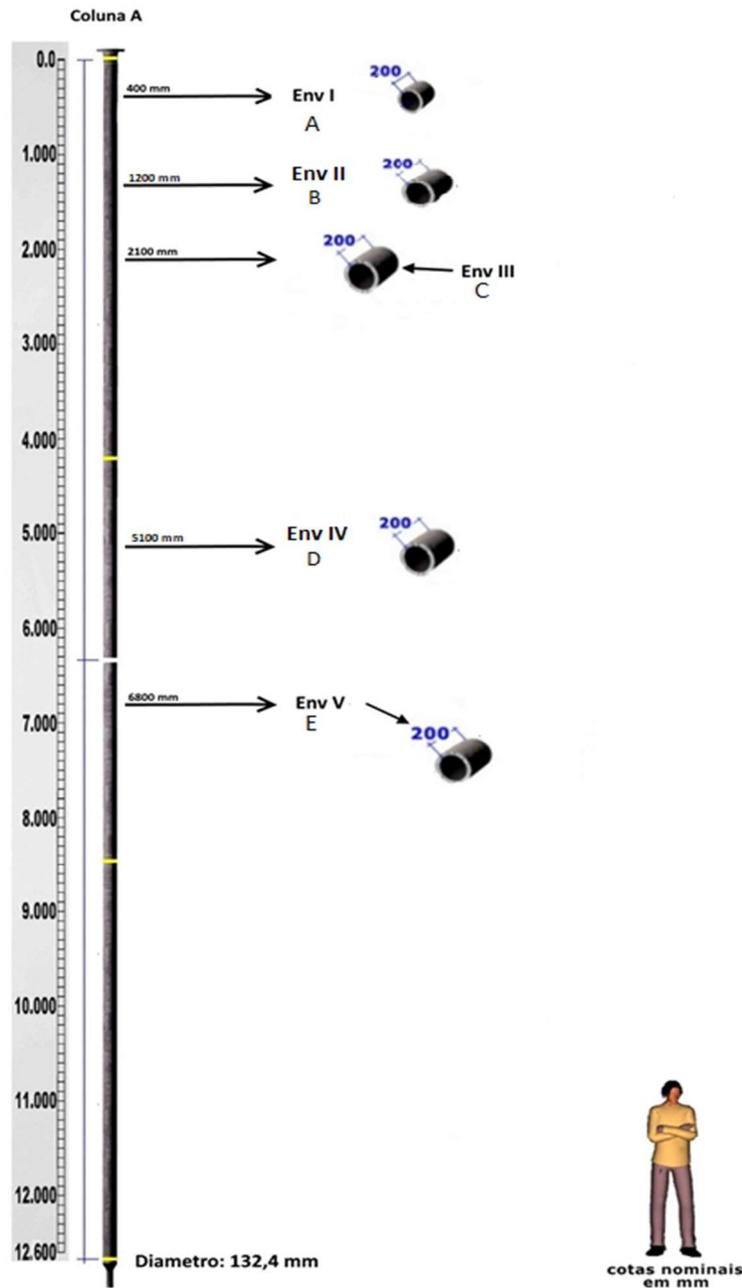


Figura 12 - Representação Esquemática da coluna do forno de reforma e da sinalização aproximada dos locais de onde foram retiradas os corpos de prova para o estudo dos sensores.

Os corpos de prova foram retirados de uma coluna de 12,6 metros de comprimento e com diâmetro nominal externo e interno de aproximadamente 132,4 mm e 101,5 mm, respectivamente, exposta a diferentes temperaturas durante a operação. As amostras são 5 tubos, cuja a nomenclatura A a E está relacionada ao estado de envelhecimento, dessa forma o tubo A é de envelhecimento 1 e assim respectivamente até o tubo E, de estado de envelhecimento V. Na Tabela 1 está um resumo do estado de envelhecimento e a dimensão das amostras do Conjunto 1, e na Tabela 2 a composição química da liga conforme definido por

LÓPEZ [6], com valores de porcentagem massa dentro dos intervalos especificados pela norma ASTM A 608.

Tabela 1 - Estado de Envelhecimento e Dimensão das Amostras do Conjunto 1

Amostras	Estado de Envelhecimento	Dimensão das Amostras (mm x mm x mm)
A	I	132 x 32 x 200 (comprimento x espessura x diâmetro)
B	II	
C	III	
D	IV	
E	V	

Tabela 2 - Composição Química da Liga das Amostras do Conjunto 1 (% em massa)

Elemento	Cr	Ni	C	Mn	Si	P	S	Mo	Nb
As-cat	26,1	34,3	0,52	1,26	1,89	0,023	0,012	0,018	0,044
ASTM A608	24- 27	34 - 37	0,38 - 0,45	0,5 - 1,5	0,5 - 1,5	0,03	0,3	0,5	0,5 - 1,5

%Fe bal.

Por fim, os corpos de prova que formam o conjunto 2 pertencem à classe dos aços inoxidáveis austeníticos HP resistentes ao calor modificada ao nióbio e microligada ao titânio (HPNbTi) [5]. As amostras escolhidas para este estudo foram retiradas de uma coluna de forno de reforma que também esteve exposta a diferentes temperaturas de operação durante 90.000 horas causando diferentes estados de envelhecimento ao longo de seu comprimento, como demonstrado por ARENAS [5]. Na Figura 13, está representado um diagrama com as localizações aproximadas dos locais de onde foram retiradas as amostras na coluna do Forno de Reforma a Vapor.

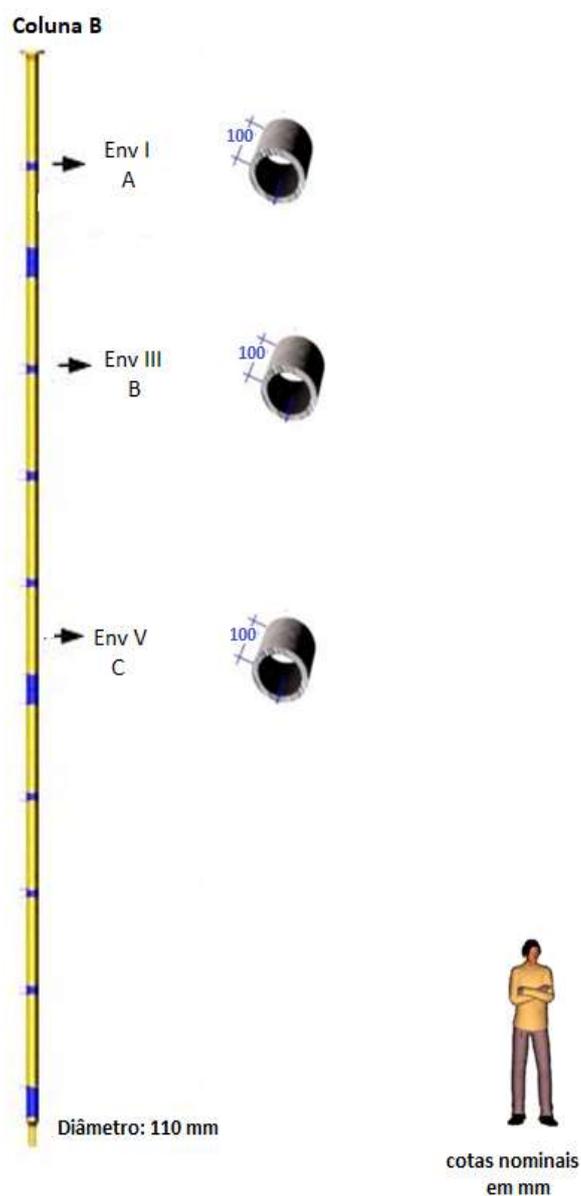


Figura 13 - Representação da Coluna do Forno de Reforma fornecedora das Amostras do Conjunto 2

Este segundo grupo de amostras foi retirado de uma coluna de forno de reforma de estrutura e operação distinto do primeiro conjunto. Sua coluna possui entre 10 e 14 m de altura, com um diâmetro de aproximadamente de 110 mm. Os corpos de provas seguem a mesma lógica na nomenclatura do conjunto 1, tendo a amostra A o estado de envelhecimento I, e assim sucessivamente até a amostra C, de envelhecimento VI [5]. A seguir também ocorrem duas tabelas, com a primeira tendo o grau de envelhecimento dos corpos de prova e as dimensões, já a segunda a composição química da liga. Está determinada por ARENAS [5], com valores de porcentagem massa dentro dos intervalos especificados pela norma ASTM A 608.

Tabela 3 - Estado de Envelhecimento e Dimensão das Amostras do Conjunto 2

Amostras	Estado de Envelhecimento	Dimensão das Amostras (mm x
A	I	110 x 12 x 100
B	III	(comprimento x
C	VI	espessura x

Tabela 4 - Composição Química da Liga das Amostras do Conjunto 2 (% em massa)

Elemento	Cr	Ni	C	Mn	Si	P	S	Mo	Nb	Ti
As-cat	25,5	35	0,54	1,3	1,6	0,02	0,006	0,01	1,13	0,083
ASTM A608	24- 27	34 - 37	0,38 - 0,45	0,5 - 1,5	0,5 - 1,5	0,03	0,3	0,5	0,5 - 1,5	-

%Fe bal.

3.2 Arquitetura do Sistema de Inspeção

O sistema de elementos utilizados e a montagem experimental para a obtenção dos sinais por correntes parasitas é indicado na Figura 14.



Figura 14 - Arquitetura do Sistema de Inspeção. Em destaque o Braço Robótico Kuka, Computador, Corpo de Prova e Sensor de Correntes Parasitas.

Na coleta de dados foi utilizado sistema de correntes parasitas desenvolvido no Laboratório de Ensaios Não-Destrutivos, Corrosão e Soldagem (LNDC). O sistema é constituído por um sensor de correntes parasitas e um sensor de efeito Hall, eletrônica de excitação e obtenção de sinal desenvolvida pelo próprio laboratório. O sensor foi projetado levando em consideração a geometria dos tubos garantindo assim o acoplamento entre eles. O sensor é movimentado pelo braço robótico KUKA, tecnologia que permite um posicionamento superficial eficiente ao longo do comprimento da amostra, além de possibilitar um movimento de velocidade constante sobre a mesma. Por fim, tem-se o computador que carrega todo o sistema de armazenamento e tratamento dos dados via o software MATLAB®. Com os arquivos obtidos no mesmo diretório dos arquivos do MATLAB®, foi utilizada uma rotina implementada para plotar os gráficos de Amplitude (V) vs. Fase (°) e Amplitude (V) vs. Offset (V).

O movimento do sensor sobre o tubo ocorria somente ao longo do comprimento das amostras, eixo X, com 200 mm para o conjunto 1 e 110 mm para o conjunto 2, obtendo em média 2000 pontos por geratriz. Já o tubo amostral gira em torno de um ângulo Θ , 22,5° quando o sensor chega em $X_{máx}$, para que ele inicie a inspeção na diretriz seguinte. Este processo se desenrola por todas as linhas desenhadas no tubo, a fim de percorrer e analisar o máximo de sua superfície.

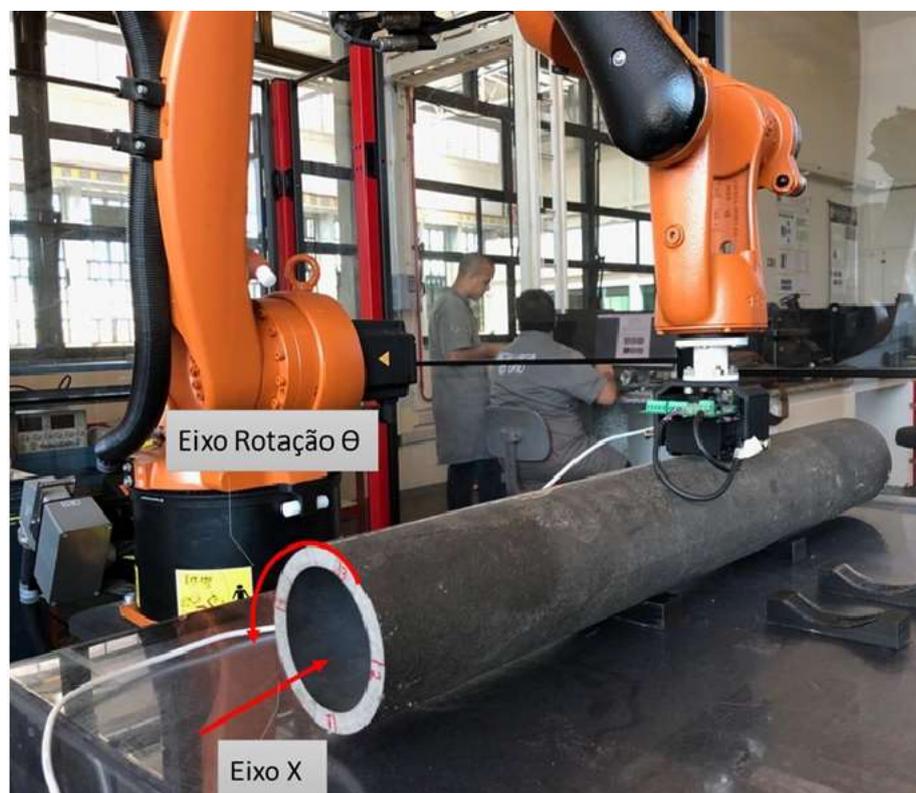


Figura 15 - Arquitetura do Sistema co destaque dos Eixos de Movimento

3.3 Inspeção Não-Destrutiva Eletromagnética

3.3.1 Inspeção por Correntes Parasitas com Saturação Magnética

Como explicado no capítulo 2, o ensaio por Correntes Parasitas foi aplicado nos conjuntos de amostras com o objetivo de mapear e classificar o grau de alterações microestruturais ocorrentes ao longo das duas colunas, de forno de reforma e constituição diferentes. Foram realizadas inspeções em cada conjunto de amostras, sendo um grupo de dados destinada ao treinamento do sensor para o desenvolvimento do sistema classificador e o outro para ser submetido aos testes de eficiência classificatória do sensor.

Os corpos de prova do conjunto 1 e 2 foram segmentados em padrões semelhante ao representado na Figura 16. Foram desenhadas 16 diretrizes ao longo do perímetro do cilindro amostral de mesma largura, tendo cada linha uma segmentação em colunas nomeadas de A a G. A inspeção das amostras ocorria pelo movimento da sonda ao longo das geratrizes desenhadas, assim tornava-se propício a obtenção de informações microestruturais de todo o comprimento da amostra, que simultaneamente eram armazenadas em um banco de dados. Foram coletados Ângulo de Fase ($^{\circ}F$) e Amplitude do sinal (A).

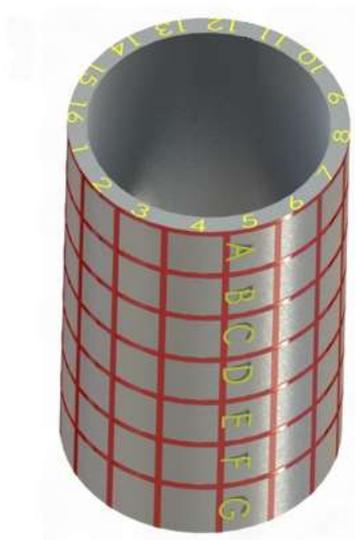


Figura 16 - Desenho Esquemático da Segmentação dos Corpo de Prova

A inspeção por Correntes Parasitas com Saturação Magnética foi aplicada às amostras dada a forte influência dos óxidos externos na resposta magnética [5], que como salientado,

caso não aplicadas à inspeção convencional dos materiais podem ter resultados distorcidos a real condição do corpo de prova em função da intensidade de materiais magnéticos depositado.

Assim, com o interesse de saturar a resposta magnética dos materiais sob influência de óxidos depositados superficialmente, como descrito no item 2.4, a bobina do sensor foi acoplada uma estrutura em forma de U de aço carbono com dois ímãs magnéticos na base, também chamado de *Yoke*, demonstrado na Figura 17.

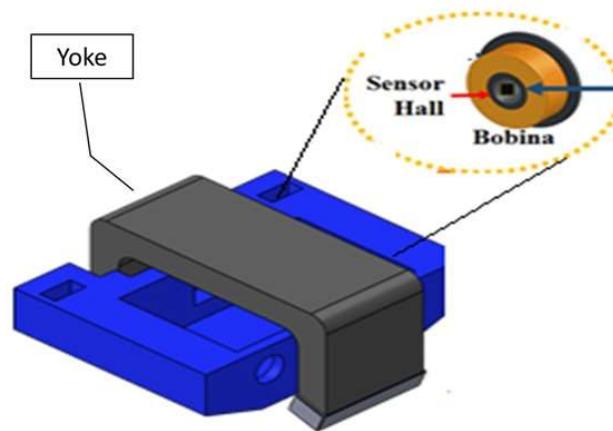


Figura 17 - Imagem de representação do Sensor de Correntes Parasitas Convencional com a técnica de Saturação Magnética, possibilitada pelo *Yoke*. Destaque da bobina e do Sensor Hall localizado dentro do suporte do sensor.

3.3.2 Sensor

O sensor utilizado e a arquitetura do sistema funcional foi desenvolvido por ARENAS [5], sendo denominado Sensor Híbrido, composto por uma bobina de correntes parasitas constituídas em um enrolamento de fio de cobre alimentado por uma corrente alternada, e por um sensor Hall com amplificador. As dimensões da bobina são de diâmetro externo e interno de 13,5 e 8 mm, respectivamente, além de uma altura de 6 mm. Na Figura 18 tem-se uma representação da Bobina.

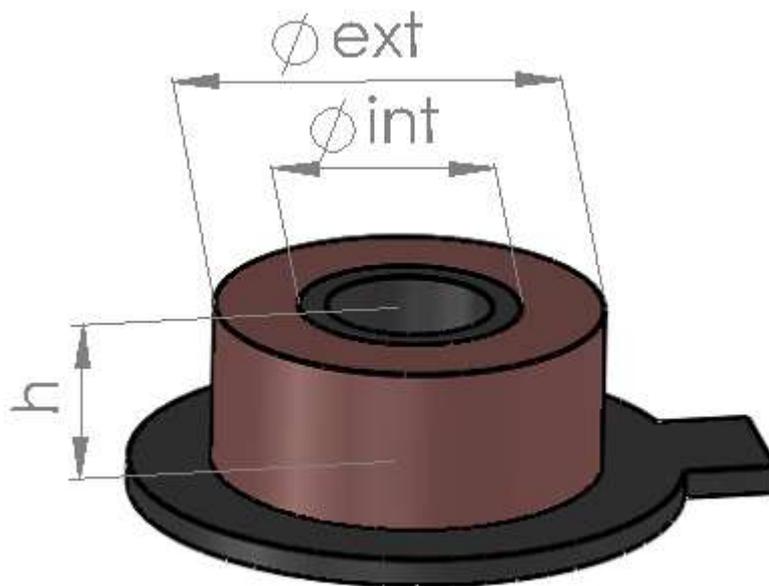


Figura 18 – Desenho esquemático da Bobina

O sensor magnético de efeito Hall é utilizado no centro da bobina devido sua característica de suportar grandes campos magnéticos sem saturar, propriedade importante quando se faz a inspeção por Saturação Magnética. O tamanho do sensor encapsulado é de 2,70 mm × 2,35 mm × 0,95 mm e diâmetro nominal de 300 μm, assim definido por ARENAS [5].

O posicionamento do sensor Hall no centro da Bobina de Excitação é conforme representado na Figura 19.

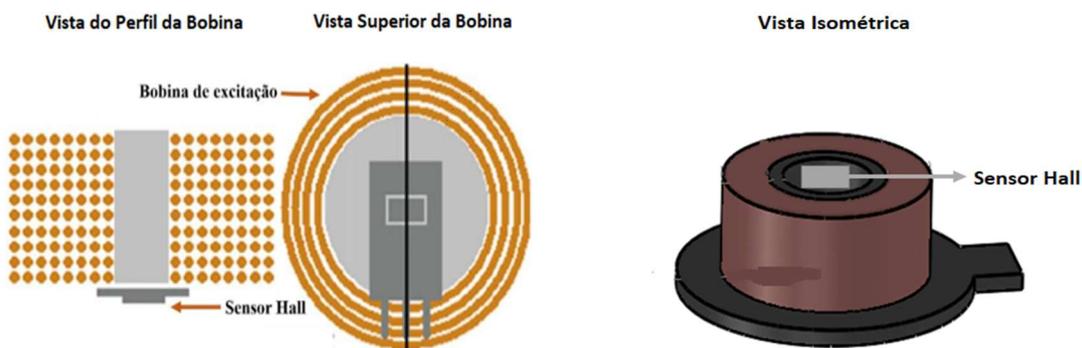


Figura 19 - Desenho Esquemático do Posicionamento do Sensor Hall

3.4 Processamento dos Dados

Para o processamento de dados é utilizado um algoritmo para adaptação de senóides (*sine fitting*) que funciona a partir de 3 parâmetros. Os sinais tratados, são dados analógicos provenientes de duas tensões senoidais. A senoidal 1 é oriunda dos terminais de resistência da amostragem, medida a partir da corrente aplicada a bobina por excitação, já a senoidal 2 é o resultado na saída do sensor magnético após ser amplificado, o qual varia de acordo às propriedades do material testado [5].

Este algoritmo é usado para extrair os parâmetros de um sinal senoidal a partir de um conjunto de observações, permitindo também a compressão da informação processada de modo a facilitar a transmissão da informação, por exemplo, para um computador.

Da senóide 1 e 2 é obtido a defasagem entre ambas as senóides (φ) e a amplitude (A) e o valor médio (*off-set*) da senoide 2. Para a senoide 1 a amplitude senoidal é sempre invariável por assim tornar possível o fornecimento de uma corrente alternada constante e de frequência determinada a bobina de excitação. Estas condições produzem os campos magnéticos alternados que induzem as correntes parasitas desejadas. A alimentação da bobina por uma corrente de amplitude fixa é necessário, pois se ela fosse estimulado por tensões, a corrente de excitação e o campo de excitação iriam variar com a impedância da bobina, que sofre transformações com as variações da condutividade elétrica do material, permeabilidade magnética, presença de defeitos, etc. [5], situação não vigente quando a amplitude é pré-determinada.

No entanto, como os parâmetros, amplitude, fase e o valor médio da senoidal 2, dependem do campo magnético secundário, eles irão sofrer alterações de acordo com as características e propriedades do material. O sinal adquirido pode ser representado pela Equação 3.1, sendo S o parâmetro *offset* e f é a frequência de excitação.

$$Y(t) = A_I \cos(2\pi ft) + A_Q \sin(2\pi ft) + S \quad \text{Equação 3.1}$$

A fase φ é calculado pela Equação 3.3, conforme mostrado abaixo e a amplitude A pode ser estimada em função das amplitudes de fase (A_I) e de quadratura (A_Q), conforme mostrado na Equação 3.2.

$$A = \sqrt{A_Q^2 + A_I^2} \quad \text{Equação 3.2}$$

$$\varphi = \tan^{-1}\left(-\frac{A_Q}{A_I}\right) \quad \text{Equação 3.3}$$

3.5 Classificação das amostras

A classificação das amostras de acordo com suas características microestruturais, para definir o estado de envelhecimento, foi realizada utilizando a ferramenta SVM, *Support Vector Machine* – Máquina de vetores de suporte. O algoritmo de aprendizagem de máquina aprende como agrupar dados de entrada submetidas segundo uma medida de qualidade [22], propriedade essencial para o presente trabalho, no qual buscamos encontrar padrões ou tendências que auxiliem no entendimento dos dados.

Dessa forma, foi utilizado o módulo SVM toolbox do Matlab devido a sua facilidade de tratar problemas de classificação binária ou multiclases [5] e por ser capaz de lidar com dados imperfeitos, o que denominamos como ruídos. Assim, no presente trabalho, dividimos as amostras de propriedades e características distintas em 2 conjuntos, 1 e 2, como salientado na seção 3.1. O primeiro conjunto é utilizado no aprendizado do conceito pela máquina e o segundo para teste do classificador criado, como objetivo de medir o grau de efetividade do conceito aprendido na predição do rótulo de classe a dados de dispersão oriundos de amostras totalmente diferentes.

Portanto, para conjunto o 1, os dados da inspeção de todas as amostras juntamente com seus respectivos rótulos de classe, estados de envelhecimento determinados por QUEIROZ [10], é representado como um exemplo a ser aprendido pelo SVM. Então, a partir disso, o algoritmo por processos estatísticos constrói padrões, tendências que passam a ser denominados modelo, preditor ou hipótese, caracterizando um classificador. Este então pode ser visto como uma função f , a qual recebe um dado x e fornece uma predição ou rótulo para esta informação [22]. Como forma de representação esquemática, é possível observar na Figura 20 o processo de aprendizagem de máquina pelo SVM. Na figura, o algoritmo é alimentado por um conjunto de dados da inspeção X , juntamente com os rótulos de classe Y para tais dados. Então, o SVM após desenvolver as relações entre dispersão dos dados e a suas respectivas classes gera o modelo, caracterizando o classificador $f(x)$ para novos dados.

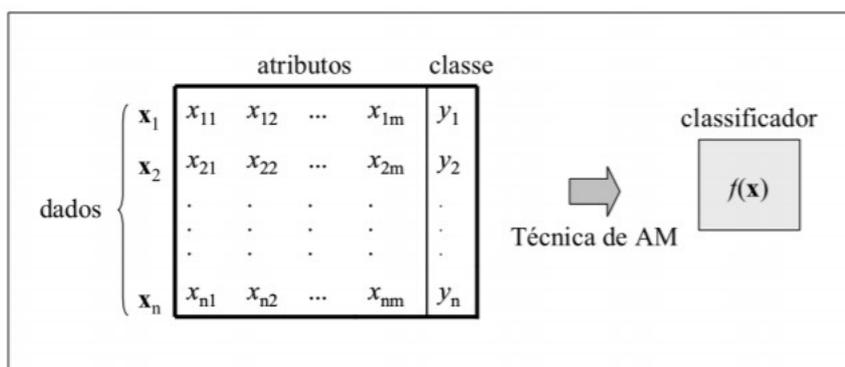


Figura 20 – Representação do processo de Aprendizagem de máquina (AM). (adaptado de LORENA [22]).

Então, os multiparâmetros que alimentam o SVM para terem um padrão reconhecido foram amplitude (V) e fase ($^{\circ}$) oriundos dos sinais senoidas (Equações 3.2 e 3.3), sendo o estado de envelhecimento o parâmetro a ser classificado, conforme explicitado na Tabela 5.

Tabela 5 - Tabela representativa dos parâmetros inputados ao SVM para as inspeções com Corrente Parasita com Saturação Magnética para ambos os conjuntos

Parâmetros de Classificação Saturação Magnética		Estado de Envelhecimento
ASL [V]	φ_{SL} [$^{\circ}$]	
ASL1	φ_{SL1}	I
ASL2	φ_{SL2}	II
ASL3	φ_{SL3}	VI

Vale destacar que o SVM durante o treinamento realiza um teste de verificação de eficiência do sensor para se determinar a confiabilidade na prática do classificador. Dos parâmetros inseridos no toolbox, 80% ele utiliza no treinamento de aprendizagem e o restante, 20%, para teste do modelo. As variáveis utilizadas para o teste são analisadas em uma matriz confusão, também denominada de matriz de falsos positivos e falsos negativos, ferramenta que dá a possibilidade de observar em números os resultados da classificação e a confiabilidade do desempenho do classificador recém-criado em dados de dispersão de mesma característica.

Por fim, os dados coletados dos corpos de prova que formam o conjunto 2 são então utilizados para testar os classificadores desenvolvidos. Assim, será realizado o teste do classificador do conjunto 1 aplicado aos dados da inspeção do conjunto 2, análise que permitirá observar a eficiência classificatória do sensor quando treinado em um material, mas aplicado a outro de composição e condições de operação diferentes.

4. Resultados

A partir das diretrizes relatadas no capítulo 3 foi desenvolvido o classificador de Envelhecimento com base nas amostras do conjunto 1. Este, formado por corpos de prova de estado de envelhecimento I, II, III, IV e V a serem inspecionadas via sensor de correntes de parasitas com a técnica saturação magnética para treinamento do sensor e aprendizagem da máquina para reconhecer padrões de dispersão. No presente capítulo são demonstrados os resultados da criação do classificador e da sua aplicabilidade a materiais de propriedades diferentes ao conjunto 1.

4.1 Classificadores de Envelhecimento para o Conjunto 1

Na Figura 21 estão representadas as correlações entre as variáveis Amplitude (V) vs. Fase (°) adquiridas do conjunto 1 via inspeção com Correntes Parasitas pela técnica de Saturação Magnética.

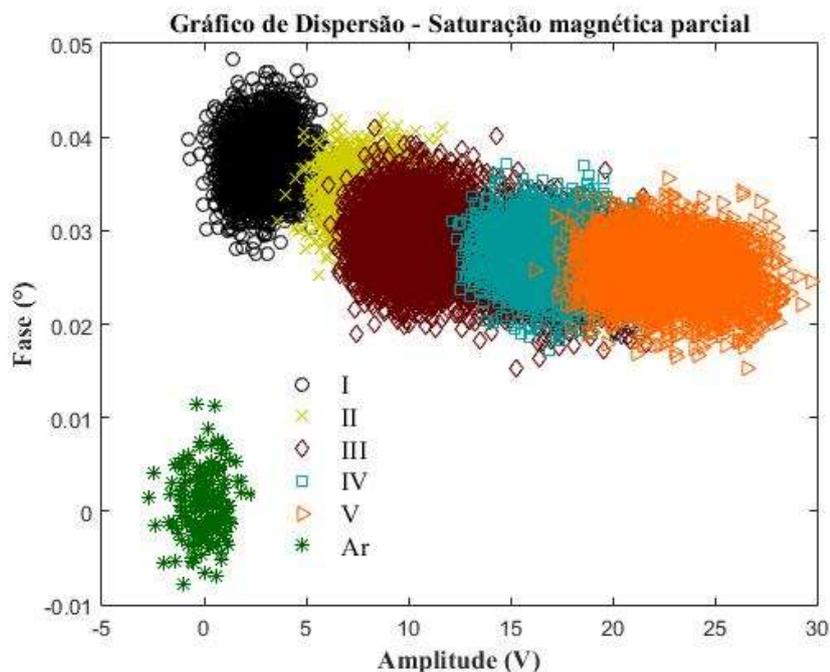


Figura 21 - Gráfico de correlação das variáveis Amplitude (V) vs. Fase (°) de todas as amostras do Conjunto 1 via Inspeção por Saturação Magnética Parcial

É possível observar na Figura 21 que, para as amostras de estado de envelhecimento II, III, IV e V determinados por QUEIROZ [10], as correlações entre as variáveis Amplitude e Fase se sobrepõem nos gráficos de Dispersão, ocasionando uma aposição das nuvens de dados, o que denominamos clusters.

Então, para testar o desempenho do sensor na obtenção dos dados e na acertabilidade classificatória com base nos estados de envelhecimento determinada por QUEIROZ [10] de acordo com a microestrutura, foi desenvolvido um classificador utilizando o módulo SVM toolbox do Matlab, descrito na seção 3.5. Foram testados em média dois mil pontos coletados por inspeção para cada classe e, como explicado, 80% foram utilizados para treinar a máquina e 20% para testar o modelo classificatório. Os resultados dos testes são explicitados via matriz confusão, a qual fornece um olhar quantitativo do poder classificatório do sensor desenvolvido a partir da porcentagem de confiabilidade classificatória para cada classe. Assim, aplicando as variáveis (amplitude e fase) dos corpos de prova do conjunto 1 (Figura 21) foi realizado o treinamento da máquina. O teste do classificador então produziu como resultado uma confiabilidade de 77,8% na classificação das amostras por correntes parasitas via técnica de saturação magnética, conforme apresentado na Tabela 6.

Tabela 6 - Matriz Confusão para o Classificador criado para todas as amostras

Classe Real	0	100%	0%	0%	0%	0%	0%
	I	0%	92,4%	0,5%	0%	0%	0%
	II	0%	0,7%	62,7%	36,6%	0%	0%
	III	0%	0%	7,1%	78%	13,3%	1,8%
	IV	0%	0%	0%	36%	58,4%	5,7%
	V	0%	0%	0%	0%	10,4%	89,6%
AMOSTRAS	0	I	II	III	IV	V	
	Classe Prevista						

Analisando a matriz confusão gerada pelo SVM, podemos inferir que os inúmeros falsos-positivos gerados pela máquina possam ser em função dos clusters não estarem bem definidos, conforme pode ser observado visualmente na Figura 21. Contexto que explicaria a baixa confiabilidade do classificador criado.

Como forma de verificar se a indefinição de clusters é a causa de uma menor eficiência na classificação das amostras, o conjunto 1 destinado ao treinamento da máquina é dividido em amostras de envelhecimento “par” e “ímpar”. Logo, foram criados dois classificadores, um para as amostras pares e outro para ímpares pelo método de Inspeção com Saturação Magnética. A nomenclatura será da forma Classificador A_B_C, onde A refere-se ao conjunto um (1) ou dois (2), B são amostras de envelhecimento par (P) ou ímpar (I), e C ao tipo de inspeção adotada, no presente trabalho com Saturação Magnética (SM). A seguir estão listados os gráficos de dispersão para os dados da primeira análise e a matriz confusão gerada pelo SVM para os novos classificadores.

Cabe ressaltar que, para todos os testes, o estado de envelhecimento I foi utilizado nos grupos pares e ímpares devido ao seu comportamento bem característico, como observado por ARENAS [5]. Além disso, a melhor definição e disposição do cluster na área gráfica permite sua utilização para todas as análises e as torna mais interessantes ao testar o classificador tendo o maior número possível de estados de envelhecimento presentes. Já os pontos classificados como Ar são resultados de ponto adquiridos pelo sensor quando ainda não está em contato com a peça.

4.1.1 Classificador 1_P_SM

Classificador desenvolvido a partir das amostras do conjunto 1 de estado de envelhecimento pares (II, IV) e I com a técnica de saturação magnética, além dos pontos do sensor quando no Ar.

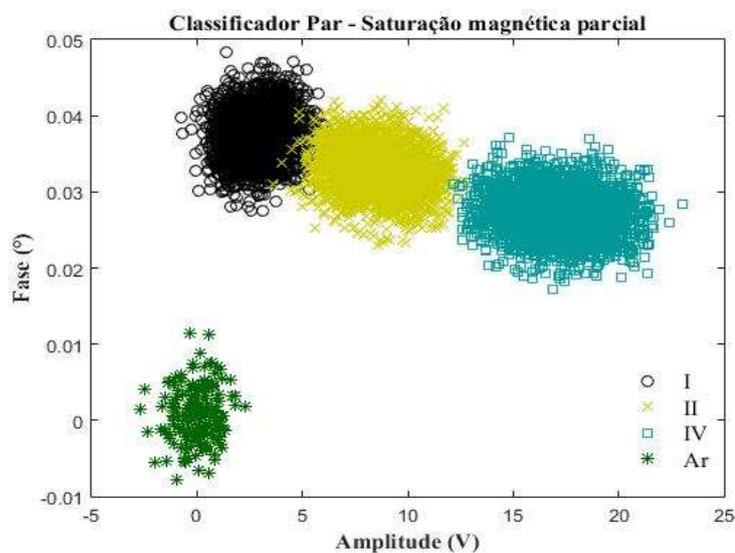


Figura 22 - Gráfico Amplitude [V] vs. Fase[°] da dispersão das variáveis das amostras pares com Inspeção com Saturação Magnética para o Classificador 1_P_SM

A Confiabilidade de classificação foi de 100% pelo SVM apesar da pequena sobreposição de dados que ocorre em ambas as inspeções, como verificado na Figura 22. Estes valores, os falsos-positivos, são no máximo 0,6%, ou 19 pontos, em uma amostra global de aproximadamente 2900 pontos, como mostrado na matriz confusão abaixo.

Tabela 7 -Matriz Confusão do Classificador 1_P_SM

	0	100%	0%	0%	0%
Classe Real	I	0%	99,5%	0,5%	0%
	II	0%	0,6%	99,3%	0,1%
	IV	0%	0%	0,1%	99,9%
AMOSTRAS	0	I	II	IV	
		Classe Prevista			

4.1.2 Classificador 1_I_SM

Classificador desenvolvido a partir das amostras do conjunto 1 de estado de envelhecimento ímpares (I, III, V) com a técnica de saturação magnética, além dos pontos do sensor quando no Ar.

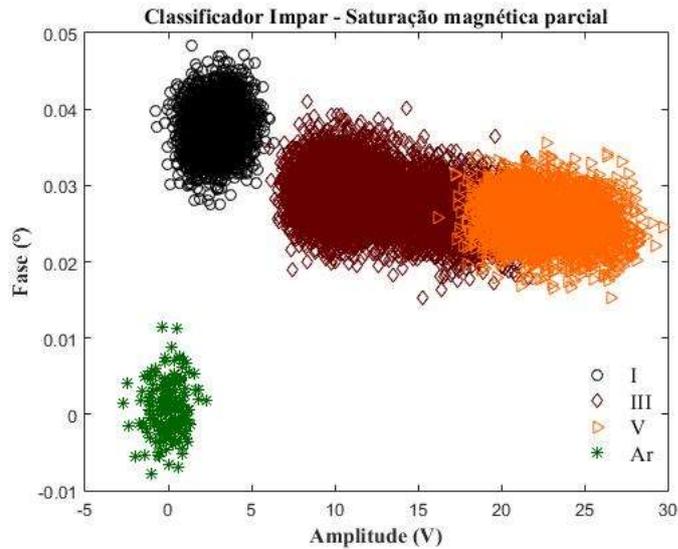


Figura 23 - Gráfico Amplitude [V] vs. Fase[°] da dispersão das variáveis das amostras ímpares com Inspeção com Saturação Magnética para o Classificador 1_I_SM

A sobreposição das correlações dos dados ocorre em poucos pontos entre as amostras de estado de envelhecimento III e V, como melhor observado na Figura 23. A boa definição dos clusters permite ao SVM obter uma Confiabilidade de classificação de 96,7%, mostrando ser eficaz para o contexto aplicado.

Tabela 8 -Matriz Confusão do Classificador 1_I_SM

	0	I	III	V	
Classe Real	0	100%	0%	0%	
	I	0%	100%	0%	
	III	0%	0%	92%	7,9%
	V	0%	0%	2,2%	97,8%
AMOSTRAS	0	I	III	V	
	Classe Prevista				

4.2 Classificador 1 aplicado as amostras do Conjunto 2

Com o objetivo de observar a efetividade em reconhecer as classes de envelhecimento das amostras, foram submetidos os classificadores 1 para estados pares e ímpares ao conjunto de corpos de prova 2, de composição química e condições de operações ligeiramente distintas as amostras do agrupamento 1. O conjunto 2, trata-se de um agrupamento de amostras previamente classificadas por ARENAS [5] utilizando o sistema o módulo SVM toolbox do Matlab, ferramenta aplicada por um sistema de inspeção diferente ao aplicada neste trabalho. ARENAS [5], em sua dissertação de mestrado, desenvolveu e mostrou a efetividade do sensor em avaliar os estados representativos quando aplicado a amostras de mesma composição, sendo I o estado inicial, III o estado intermediário e VI o estado de envelhecimento final. Neste trabalho de conclusão de curso foram realizados novos testes sob a metodologia descrita no capítulo 3 para obter dados do conjunto 2. Procedimento necessário a fim de se obter gráficos de dispersão das variáveis (Amplitude e Fase) sob o mesmo princípio aplicado as amostras do conjunto 1 para efeitos comparativos. Assim, umas análises dos resultados das amostras do conjunto 2 testados e analisados com os classificadores pospostos no item 4.1 pode ser melhor entendida quando observado junto aos gráficos de dispersão. Estes que expressam padrões de dispersão característicos para os estados de envelhecimento.

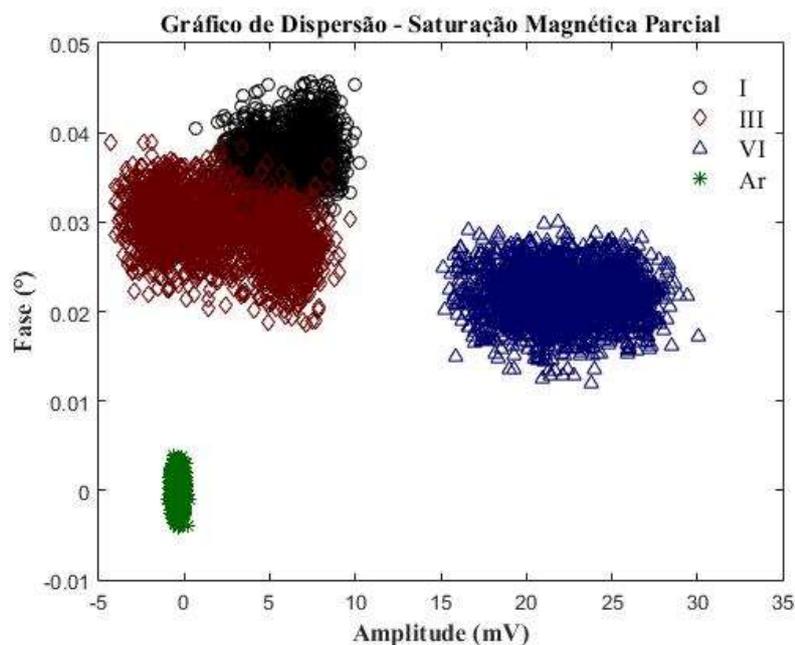


Figura 24 - Gráficos de correlação das variáveis Amplitude (V) vs. Fase (°) de todas as amostras do Conjunto 2 por Inspeção por Saturação Magnética Parcial

A seguir, temos a dispersão das variáveis Amplitude (V) versus Fase (°) das amostras testadas do conjunto 2, as quais são pertencentes ao estado de envelhecimento I, III, VI previamente testados pela ARENAS [5], além dos dados referentes do momento em que o sensor está no Ar.

Como os dados amostrais do conjunto 2 estão com boa distribuição das nuvens de pontos no espaço gráfico, não foi necessário realizar uma segmentação dos seus dados como realizado para o conjunto 1. Logo, ambos os classificadores desenvolvidos, classificador 1_P_SM e classificador 1_I_SM, foram aplicados a estes três estados de envelhecimento já conhecidos.

4.2.1 Classificador 1_P_SM aplicado as amostras do Conjunto 2

Na Figura 26, tem-se um comparativo dos padrões de dispersões das variáveis Amplitude versus Fase para conjunto 1, utilizado no treinamento do sensor, e para o conjunto 2, dados aplicados ao teste do classificador desenvolvido. É possível observar que para cada conjunto de material, com características químicas e operações dispare, tem-se um padrão de distribuição das variáveis Amplitude e Fase único a cada.

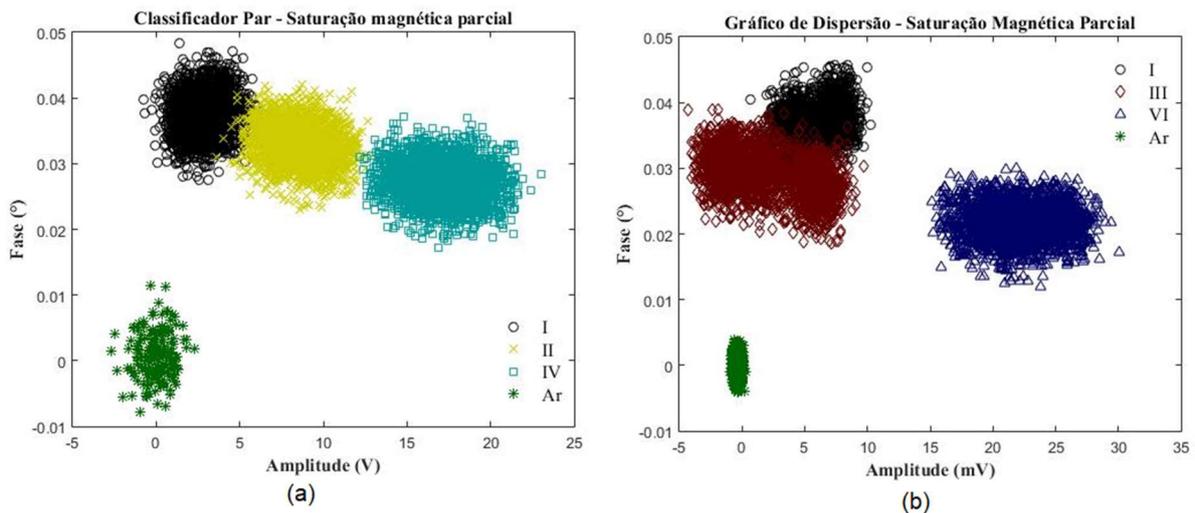


Figura 25 - Gráficos de comparativos das Dispersão de Variáveis Amplitude (V) vs Fase (°) (a) Dispersão das Variáveis do Conjunto 1 pares utilizadas no treinamento do classificador. (b) Dispersão das Variáveis do Conjunto 2

Quando o Classificador treinado à amostras pares do Conjunto 1, formado pelos estados de envelhecimento Ar, I, II, IV, submetido ao conjunto 2 de estados Ar, I, III e VI, obteve-se uma assertividade na denominação da classe Ar de 100% , para o estado de envelhecimento I de 46,6% e para o estado III de somente 28,8%, como melhor observado na matriz de falsos-positivos, na Tabela 9. Além de classificar como esperado a peça de envelhecimento VI, com Amplitude que varia de 15 a 30 mV e Fase variando de 0,01 a 0,03°, do conjunto 2 como IV, que possui nuvem de dispersão de dados que também ocupa intervalos de Amplitude que variando de 12 a 23 mV e Fase variando de 0,02 a 0,04°. Assim, dada a capacidade do sensor de reconhecer aquele padrão de dispersão como pertencente ao estado IV é esperado que ocorra tal rotulação da amostra do conjunto 2.

Tabela 9 - Matriz Confusão do Classificador 1 aplicado aos corpos de prova do conjunto 2.

Classe Real	0	100%	0%	0%	0%
	I	0%	46,6%	53,4%	0%
	III	0%	71%	28,8%	0%
	VI	0%	0%	0%	100%
AMOSTRAS	0	I	II	IV	
Classe Prevista pelo Classificador					

Por base da observação da Tabela 9 e da Figura 26 é possível notar como o classificador cria falsos positivos aos estados de envelhecimento do conjunto 2. A primeira constatação que podemos realizar está na indefinição e na disposição espacial dos clusters dos corpos de prova do conjunto 2, os quais reduzem a eficiência do classificador 1_P_SM. Este, treinado para reconhecer os padrões desenhados na Figura 26 (a) não consegue reconhecer os modelos de dispersão expressos na Figura 16 (b).

Assim, a difícil separação dos pontos e área que as nuvens dos estados de envelhecimento I e III ocupam no gráfico (b) da Figura 26 faz o classificador caracterizar em 71% dos pontos do estado III como pertencente ao I, como demonstrado na Tabela 9. Além de reconhecer 53,4% dos dados do I como II pelos mesmos motivos.

A segunda observação é a classificação do estado de envelhecimento VI do conjunto 2 como sendo IV pelo classificador, como notado na Tabela 9. O motivo é o mesmo do vigente no caso anterior, a nuvem de dispersão do Estado VI do conjunto 2 ocupa a região gráfica que

o classificador reconhece como pertencente ao estado IV do conjunto 1, ocasionando a falsa classificação.

4.2.2 Classificador 1_I_SM aplicado as amostras do Conjunto 2

Na Figura 26 também foi realizado uma comparação dos padrões de dispersão dos estados de envelhecimento do conjunto 1 formado pelos estados de envelhecimento Ar, I, III, V e aplicado ao treinamento do sensor, e ao conjunto 2 de estados Ar, I, III e VI, utilizado para testes do classificador. Ocorre, assim como afirmado no item 4.2.1, a constatação de padrões de dispersão das variáveis único para cada conjunto de amostras, 1 e 2.

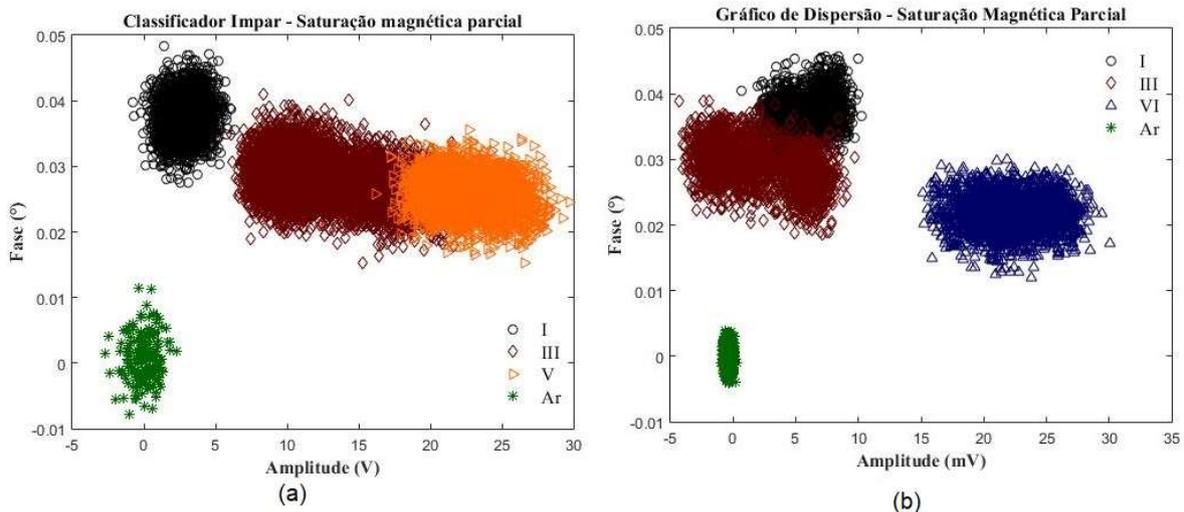


Figura 26 - Gráficos de comparativos das Dispersão de Variáveis Amplitude (V) vs Fase (°). (a) Dispersão das Variáveis do Conjunto 1 utilizadas no treinamento do classificador ímpar. (b) Dispersão das Variáveis do Conjunto 2

Agora, aplicando o Classificador 1 desenvolvido às amostras ímpares do conjunto 1, aos corpos de prova do conjunto 2, temos a média de eficiência classificatória de 66%. Observe a matriz confusão na Tabela 10.

Tabela 10 - Matriz Confusão do Classificador 1 aplicado aos corpos de prova de estado de envelhecimento impar e VI do conjunto 2.

Classe Real	0	100%	0%	0%	0%
	I	0%	62,1%	37,9%	0%
	III	0,1%	77%	22,8%	0%
	VI	0%	0%	20%	80%
	AMOSTRAS	0	I	III	V
		Classe Prevista pelo Classificador			

A análise da Tabela 10, em conjunto a Figura 26, ajuda no entendimento da baixa eficiência classificatória do sensor treinado. Os falsos-positivos gerados pelo classificador 1_I_SM se dão em função tanto da sobreposição dos clusters utilizados no treinamento, quanto da posição das nuvens de dispersão das variáveis para o conjunto 2. Estas que ocupam locais na região gráfica que determinam estados de envelhecimento distintos para cada conjunto de amostras, dadas as diferentes constituições químicas. Por conta disso, o estado de envelhecimento III do conjunto 2 é classificado como I, e o estado VI como V, ambos na soma maioria dos dados. Estes resultados são consequência do fato do classificador não conseguir distinguir os estados de envelhecimento dos corpos de prova do conjunto 2 sendo treinados para reconhecer a distribuição das variáveis que ocorre nos materiais do conjunto 1. Constatação possível via análise comparativa na Figura 26.

A semelhança do Classificador 1_P_SM, o estado de envelhecimento VI do conjunto 2 também é um falso-positivo. No entanto, agora o classificador 1_I_SM o rotula como pertencente à classe de envelhecimento III e, principalmente, V, situação que é explicada ao ser observada Figura 26. Comparando-se a posição da nuvem de dispersão VI do gráfico (b) com a posição ocupada pelas nuvens dos estados III e V no gráfico (a), é possível constatar que os clusters dos estados de envelhecimento ocupam regiões de mesmo intervalo de amplitude e fase.

5. Conclusão

O presente trabalho teve por objetivo verificar a eficiência de Classificadores desenvolvidos por Aprendizagem de Máquinas para reconhecer estados de envelhecimento em tubos de diferentes constituições submetidos a condições de operação díspares. Assim, foi criada uma metodologia de segmentação dos dados para otimização de resultados a fim de formar padrões de dispersão mais definidos e com menor ruído (pontos dispersos).

Inicialmente, foi possível concluir que os classificadores criados a partir do SVM toolbox quando aplicados a amostras de mesma constituição química e condições de operação semelhantes obtiveram resultados classificatórios satisfatórios. A acurácia do classificador criado para reconhecer o estado de envelhecimento das amostras foi acima de 96,7%. Assim, estes resultados permitem concluir a capacidade do SVM toolbox em reconhecer e classificar padrões semelhantes com base em um padrão de referência fornecido.

No entanto, a utilização dos classificadores a um conjunto de amostras de constituição química e condições de operação diferentes aos corpos de prova utilizados como padrões no treinamento da máquina, obteve resultados não tão satisfatórios. Treinado a reconhecer um padrão específico de dispersão de dados gerados pelas correlações entre amplitude [V] e Fase [°], era esperado que o classificador produzisse falsos-positivos para alguns estados de envelhecimento ao se deparar com modelos diferentes de distribuição de dados.

Pode-se concluir que a aplicação do sistema Classificador SVM que utiliza Sensores de Correntes Parasitas com Saturação Magnética em materiais de propriedades e condições de operações diferentes requer mais testes a fim de validar melhor sua eficiência. Observar o que promove alterações na localização espacial dos estados de envelhecimento para conjuntos tão diversos como apresentados no trabalho é importante a fim de tentar prever o comportamento das transformações microestruturais e, assim promover o desenvolvimento e a aplicabilidade do sistema classificador SVM.

6. Sugestões para Trabalhos Futuros

Como sugestão para trabalhos futuros considera-se:

- 1- Aprimoramento do sistema eletrônico e mecânico do sensor, assim como da estrutura de acoplamento desse ao tubo. Objetivando a obtenção de nuvens de dados com menor ruído e, logo, favorecendo clusters definidos e de melhor reconhecimento pelo SVM.
- 2- A partir de um classificador criado por base a um conjunto de amostras base, realizar testes aplicados a grupamentos de corpos de prova:
 - a. de mesma constituição química e condições de operação diferente.
 - b. de constituição química diferente e condições de operação semelhantes.

Estes testes são propostos a fim de observar o motivo das diferentes distribuições das nuvens de dados e o comportamento do SVM frente as novas características das amostras.

7. Referências

- [1] RESOLUÇÃO ANP Nº 32, DE 16.10.2007 - DOU 17.10.2007 . Disponível em: <http://legislacao.anp.gov.br/?path=legislacao-anp/resol-anp/2007/outubro&item=ranp-32--2007> . Acesso em: 20 out. 2018
- [2] GRAMACHO, M. Brasil anuncia metas de mitigação de emissão de gases-estufa para a COP-15: Ministério do Meio Ambiente, 2009. Disponível em: <http://www.mma.gov.br/informma/item/5906-brasil-anuncia-metas-de-mitigacao-de-emissao-de-gasesestufa-para-a-cop15> . Acesso em: 20 out. 2018
- [3] DA CRUZ, F. E. Produção de Hidrogênio em Refinarias de Petróleo: Avaliação Exergética e Custo de Produção, Dissertação de M.Sc.– USP, São Paulo, pp. 9-20, 2010.
- [4] BALL, M.; WIETSCHEL, M. Hydrogen Economy - Opportunities and Challenges. 1. ed. New York: Cambridge University Press, 2009.
- [5] ARENAS, M.P. Caracterização por ensaios magnéticos não destrutivos de aços HP provenientes de fornos de reforma. Dissertação de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2013.
- [6] LÓPEZ, J.E.C. Detecção De Carburização Em Tubos De Aço Hp Em Fornos De Reforma Por Meio De Ensaios Eletromagnéticos. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil,, 2017.
- [7] EQUIPE PETROBRÁS, Curso de Formação de Operadores de Refinaria: Processos de Refino. Curitiba 2002.
- [8] DA SILVEIRA, T.L., LE MAY, I., Reformer Furnaces: Materials, damage mechanisms and assessment, Arab. J. Sci. Eng. 31 (2006) 99–119.
- [9] ASTM-A608/A608M-14, Standard Specification for Centrifugally Cast IronChromium-Nickel High-Alloy Tubing for Pressure Application at High Temperatures, 2014. doi:10.1520/A0608.
- [10] QUEIROZ, F. dos S. Caracterização microestrutural em função da temperatura de serviço de tubos de aços HP-modificados ao Nb e Ti envelhecidos em fornos de reforma a vapor, Dissertação de M.Sc.- PEMM/UFRJ, 2017.
- [11] Standard by American Petroleum Institute, Calculation of heater-tube thickness in petroleum refineries: API recommended practice 530, (1996).

- [12] GONG, J-M. TU, S-T. YOON, K-B. Damage assessment and maintenance strategy of hydrogen reformer furnace tubes. *Engineering Failure Analysis* 6 (1999) 143-153
- [13] ABENDI, *Ensaaios não Destrutivos e Inspeção*: Associação Brasileira de Ensaaios não Destrutivos e Inspeção Disponível em: <http://www.abendi.org.br/abendi/default.aspx?mn=709&c=17&s=&friendly=> Acesso em 21 out. 2018
- [14] NOGUEIRA, R. *Introdução à técnica das correntes Parasitas*: BCEND, 2015. Disponível em: <http://bcend.com.br/introducao-a-tecnica-das-correntes-parasitas/>. Acesso em: 21 jul. 2018
- [15] MARTIN, J. G. GIL, J. G. SÁNCHEZ, E. V. Non-Destructive Techniques Based on Eddy Current Testing, *Sensors*. 11 (2011) 2525–2565.
- [16] MENDES, G. R. Separação de diferentes composições químicas de aço pelo método de correntes parasitas: otimização dos parâmetros de ajuste. Dissertação de M.Sc.– PPGEM/ UFRS, Porto Alegre, 2009.
- [17] HELLIER, Charles. *Handbook of Nondestructive Evaluation*. New York: Mcgrawhill, 2003.
- [18] PEREIRA, P. Avaliação do método de correntes parasitas para caracterização microestrutural e inspeção de defeitos em superligas à base níquel. Dissertação de M.Sc.– PPGEM/ UFRS, Porto Alegre, 2014.
- [19] CAMERINI, C., SACRAMENTO, R., AREIZA, M.C., ROCHA, A., SANTOS, R., REBELLO, J.M., PEREIRA, G.R., Eddy current techniques for super duplex stainless steel characterization, *J. Magn. Mater.* 388 (2015) 96–100. doi:10.1016/j.jmmm.2015.04.034.
- [20] STEGEMANN, D. *Fundamentos do método de correntes parasitas*, Scientific Series of the International Bureau, 1990.
- [21] MARTINS, M.V.M., *Correlação entre os sinais de correntes parasitas e o nível de dano em tubos de aço HK-40*, Dissertação de M.Sc.- PEMM/UFRJ, 2000.
- [22] LORENA, A. C., DE CARVALHO A. C. P. L. F. *Introdução à Máquinas de Vetores de Suporte*, Relatórios Técnicos do ICMC. (2003) 66.
- [23] HAYKIN, S. *Neural networks: a comprehensive foundation*, Second, Pearson Prentice Hall, New Jersey, 1999.

[24] VAPNIK, V.N. The Nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag, New York, NY, 1995.