



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA E CIÊNCIA DE
MATERIAIS**

ALDECIRA GADELHA DIOGENES

**ANÁLISE DE CORROSÃO EM ARMADURAS DE CONCRETO ARMADO
ATRAVÉS DE ENSAIO NÃO DESTRUTIVO ELETROMAGNÉTICO**

FORTALEZA

2021

ALDECIRA GADELHA DIOGENES

ANÁLISE DE CORROSÃO EM ARMADURAS DE CONCRETO ARMADO ATRAVÉS
DE ENSAIO NÃO DESTRUTIVO ELETROMAGNÉTICO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Engenharia e Ciência de Materiais. Área de concentração: Propriedades físicas e mecânicas dos materiais.

Orientador: Prof. Dr. Lindberg Lima Gonçalves.

Coorientador: Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura.

FORTALEZA

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

- D622a Diogenes, Aldecira Gadelha.
Análise de corrosão em armaduras de concreto armado através de ensaio não destrutivo eletromagnético / Aldecira Gadelha Diogenes. – 2021.
101 f. : il. color.
- Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais, Fortaleza, 2021.
Orientação: Prof. Dr. Lindberg Lima Gonçalves.
Coorientação: Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura.
1. Ensaio não destrutivo eletromagnético. 2. Corrosão em armaduras de concreto armado. 3. Simulação de ensaio eletromagnético. 4. Reconhecimento de padrões. I. Título.

CDD 620.11

ALDECIRA GADELHA DIOGENES

ANÁLISE DE CORROSÃO EM ARMADURAS DE CONCRETO ARMADO ATRAVÉS
DE ENSAIO NÃO DESTRUTIVO ELETROMAGNÉTICO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Ciência de Materiais da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Doutora em Engenharia e Ciência de Materiais. Área de concentração: Propriedades físicas e mecânicas dos materiais.

Aprovada em: 28/06/2021.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Lindberg Lima Gonçalves (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Elineudo Pinho de Moura (Coorientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Dr. André da Silveira Machado (Membro interno)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Profa. Dra. Gabriela Ribeiro Pereira (Membro externo)
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

Prof. Dr. Ivan Costa da Silva (Membro externo)
Instituto Federal da Bahia (IFBA)

A Deus, ao meu filho Caio Hugo, a minha mãe Raimunda e as minhas melhores amigas e irmãs, Afrânia e Alessandra e a minha sobrinha Kaila, por todo apoio, cumplicidade e incentivo. Minha eterna gratidão, amor e respeito.

AGRADECIMENTOS

À Deus, por me amar, abençoar e capacitar, sempre me surpreendendo e realizando em mim muito mais do que sonhei e pedi.

Ao meu amado filho, Caio Hugo, por todo amor, incentivo e compreensão, com certeza seu apoio foi imprescindível para a realização deste trabalho.

À minha querida mãe e amada por mim, Raimunda, pelo amor, pelas orações e pelo apoio em todas as etapas da minha vida, não medindo esforços para que eu passasse por cada uma delas.

Às minhas melhores amigas, minhas irmãs, Afrânia e Alessandra, e minha sobrinha Kaila, por todo apoio, incentivo e compreensão ao longo dessa longa jornada e por toda a minha vida.

Ao professor Dr. Lindberg Lima Gonçalves por toda ajuda, orientação e confiança no meu trabalho.

Ao professor Dr. Elineudo Pinho de Moura pela orientação no ensaio experimental e com as técnicas de reconhecimento de padrões e, além do seu apoio em vários momentos deste Doutorado, que me deram ânimo muitas vezes.

Ao Dr. André da Silveira Machado pela disponibilidade e atenção em corrigir e dar sugestões aos artigos desenvolvidos deste trabalho.

Ao Laboratório de Pesquisa em Corrosão, da UFC, pelo suporte no desenvolvimento do ensaio de corrosão nos vergalhões, em especial ao coordenador do laboratório professor Dr. Valney S. Araújo.

Aos professores do Departamento de Engenharia Metalúrgica e Materiais, em especial, ao prof. Dr. Marcelo F. Motta, prof. Dr. Francisco Marcondes e prof. Dr. Valney S. Araújo, por terem contribuído com os seus ensinamentos para a minha formação acadêmica ao longo deste Doutorado.

Ao engenheiro metalúrgico Aldenor Pinheiro pelo fornecimento das amostras de vergalhões de aço.

Aos colegas e amigos do laboratório CENDE, Raphaella, Victor, Pedro e Fabrício por terem sido sempre tão solícitos em tirar as minhas dúvidas do MATLAB.

Ao colega de pós-graduação Gilvane por ter sido sempre tão amigo e pela ajuda no desenvolvimento do ensaio eletromagnético.

Aos demais colegas de pós graduação, participantes dessa experiência, Valéria, Samuel, Nelcione, Ótilio, Úrsula, Roberta, Caio, Daniel e Milena, pelos bons momentos

vividos, as confraternizações e por compartilharmos, também, dos maus momentos nos ajudando mutuamente, além do auxílio sempre que necessário.

E, por fim, a todos que me contribuíram de alguma forma para o meu crescimento pessoal e profissional.

“Porque dEle, e por Ele, e para Ele são todas as coisas; glória, pois, a ele eternamente.

Amém!”

Bíblia Sagrada, Romanos Cap. 11 v. 36

RESUMO

As estruturas de concreto armado são suscetíveis ao aparecimento da corrosão em suas armaduras. Então, para obter informações confiáveis e precisas sobre as condições físicas dessas armaduras, pois elas desempenham um papel importante na estabilidade das estruturas de concreto, inspeções periódicas são requeridas, de preferência, não destrutivas. Portanto, o presente estudo propõe um ensaio não destrutivo, baseado na técnica de indução eletromagnética, capaz de discriminar os diâmetros de armaduras e identificar a presença da corrosão nelas. Essa técnica foi simulada no programa *COMSOL Multiphysics* e realizada em laboratório. Para simular a corrosão nas armaduras foi utilizado o ensaio de névoa salina. Por meio de sinais elétricos obtidos com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal e triangular, ciclos de histerese foram determinados em vergalhões de diâmetros de 5, 6,3, 8, 10, 12,5 e 16 mm, em profundidades de 0, 10 e 20 mm e com e sem corrosão. A partir dos ciclos de histerese, os valores máximos dos campos, a remanência e a coercividade obtidos foram analisados pela média e desvio padrão, bem como organizados em classes e classificados pelas técnicas de reconhecimento de padrões como Análise de Componentes Principais, transformada de Karhunen-Loève, classificador Gaussiano e Rede Neural Artificial implementados no programa MATLAB. Os resultados mostraram que o método proposto pode distinguir diferentes diâmetros de armaduras e tem potencial na análise qualitativa da corrosão, embora limitados a uma profundidade máxima.

Palavras-chave: Ensaio não destrutivo eletromagnético. Corrosão em armaduras de concreto armado. Simulação de ensaio eletromagnético. Reconhecimento de padrões.

ABSTRACT

Reinforced concrete structures are susceptible to the appearance of corrosion in their reinforcement. Therefore, in order to obtain reliable and accurate information about the physical conditions of these reinforcements, as they play an important role in the stability of concrete structures, periodic inspections are required preferably non-destructive. Therefore, the present study proposes a non-destructive test, based on the electromagnetic induction technique, capable of discriminating the diameters of the steel rebars and identifying the presence of corrosion in them. This technique was simulated in the COMSOL Multiphysics program and performed in the laboratory. To simulate the corrosion in the reinforcements, the salt spray test was used. By means of signals obtained from sine or triangular waveform excitation magnetic field, hysteresis cycles were determined on rebar diameters of 5, 6.3, 8, 10, 12.5 and 16 mm, at depths of 0, 10 and 20 mm and with and without corrosion. From the hysteresis cycles, the maximum values of the fields, the remnant and the coercivity were obtained and analyzed by the mean and standard deviation and, they have also been organized in classes and classified by the pattern recognition techniques Principal Component Analysis, transform Karhunen-Loève, Gaussian classifier and Artificial Neural Network implemented in the MATLAB program. The results showed that the proposed method can distinguish different diameters of reinforcement and has potential in the qualitative analysis of corrosion, although limited to a maximum depth.

Keywords: Electromagnetic non-destructive test. Corrosion in reinforced concrete rebar. Simulation of electromagnetic test. Pattern Recognition.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Corrosão nas armaduras de um pilar	26
Figura 2 – Processo eletroquímico de corrosão no aço	27
Figura 3 – Processo de corrosão da armadura em uma estrutura de concreto.....	29
Figura 4 – Modelo de sensor eletromagnético com duas bobinas, sendo uma bobina posicionada internamente na outra	33
Figura 5 – Modelo do sensor eletromagnético robusto	34
Figura 6 – Sensor eletromagnético com duas bobinas em cada perna do núcleo.....	34
Figura 7 – Processo de magnetização de um material ferromagnético	36
Figura 8 – Ciclo de histerese de um material ferromagnético	37
Figura 9 – Um neurônio artificial.....	42
Figura 10 – Uma estrutura de rede neural de perceptron multicamadas	45
Figura 11 – Diâmetros dos vergalhões	46
Figura 12 – Diagrama esquemático do ensaio eletromagnético experimental	47
Figura 13 – Sensor eletromagnético desenvolvido.....	48
Figura 14 – Sistema de medição desenvolvido para este trabalho para uma excitação magnética na forma de onda senoidal (a) e triangular (b)	49
Figura 15 – Relação B-H dos aços laminados a frio e a quente	50
Figura 16 – Relação B-H para o núcleo	51
Figura 17 – Simulação do modelo em 3D.....	51
Figura 18 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados simulados)	57
Figura 19 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados simulados)	58
Figura 20 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros	

dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados experimentais).....	62
Figura 21 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados experimentais).....	63
Figura 22 – Diâmetros dos vergalhões corroídos	67
Figura 23 – Ciclos de histerese experimental com um campo magnético aplicado nos vergalhões de aço, na profundidade de 0 mm, na forma de onda (a) senoidal e (b) triangular	68
Figura 24 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vergalhões, para todos os diâmetros de vergalhões corroídos e não corroídos, com uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados experimentais)	70
Figura 25 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vergalhões, para todos os diâmetros de vergalhões corroídos e não corroídos, com uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados experimentais)	81
Figura 26 - Taxas médias de sucesso de todos os diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal (a) e triangular (b).....	91

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Referências dos diâmetros dos vergalhões de aço	56
Tabela 2 – Taxas de sucesso dos dados classificados por diâmetro do vergalhão pela PCA (resultados simulados).....	59
Tabela 3 – Taxas médias de sucesso dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados simulados)	60
Tabela 4 – Taxas médias de sucesso dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados simulados)	61
Tabela 5 – Taxas de sucesso dos dados classificados por diâmetro do vergalhão pela PCA (resultados experimentais)	64
Tabela 6 – Taxas de sucesso médias dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados experimentais).....	65
Tabela 7 – Taxas de sucesso médias dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados experimentais).....	65
Tabela 8 – Taxas de corrosão dos vergalhões	66
Tabela 9 – Taxas de sucesso do vergalhão R5.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal	72
Tabela 10 – Taxas de sucesso do vergalhão R6.3 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal	72
Tabela 11 – Taxas de sucesso do vergalhão R8.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal	73
Tabela 12 – Taxas de sucesso do vergalhão R10.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal	73
Tabela 13 – Taxas de sucesso do vergalhão R12.5 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal	74
Tabela 14 – Taxas de sucesso do vergalhão R16.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal	74
Tabela 15 – Taxas médias de sucesso dos dados que foram corretamente classificados como corroído e não corroído para os diâmetros dos vergalhões fixos, em	

profundidades distintas, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal	75
Tabela 16 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 0 mm, para uma excitação de forma de onda senoidal.....	76
Tabela 17 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 10 mm, para uma excitação de forma de onda senoidal.....	76
Tabela 18 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 20 mm, para uma excitação de forma de onda senoidal.....	77
Tabela 19 – Taxas médias de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos, em uma profundidade especificada, para uma excitação de forma de onda senoidal.....	77
Tabela 20 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos para todas as profundidades, para uma excitação de forma de onda senoidal.....	78
Tabela 21 – Taxas médias de sucesso de todos os diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos em todas as profundidades, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal	79
Tabela 22 – Taxas de sucesso do vergalhão R5.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular.....	82
Tabela 23 – Taxas de sucesso do vergalhão R6.3 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular.....	83
Tabela 24 – Taxas de sucesso do vergalhão R8.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular.....	83
Tabela 25 – Taxas de sucesso do vergalhão R10.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular.....	84
Tabela 26 – Taxas de sucesso do vergalhão R12.5 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda	

triangular.....	84
Tabela 27 – Taxas de sucesso do vergalhão R16.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular.....	85
Tabela 28 – Taxas médias de sucesso dos dados que foram corretamente classificados como corroído e não corroído para os diâmetros dos vergalhões fixos, em profundidades distintas, com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular	85
Tabela 29 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 0 mm, para uma excitação de forma de onda triangular.....	86
Tabela 30 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 10 mm, para uma excitação de forma de onda triangular.....	87
Tabela 31 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 20 mm, para uma excitação de forma de onda triangular.....	87
Tabela 32 – Taxas médias de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos, em uma profundidade especificada, para uma excitação de forma de onda triangular.....	88
Tabela 33 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos para todas as profundidades, para uma excitação de forma de onda triangular.....	89
Tabela 34 – Taxas médias de sucesso de todos os diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos, em todas as profundidades, com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular.....	90

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ASTM	<i>American Society for Testing and Materials</i>
CENDE	Centro de Ensaio Não Destrutivos
END	Ensaio Não Destrutivos
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
KL	Karhunen-Loève
LPC	Laboratório de Pesquisa em Corrosão
NBR	Norma Brasileira Regulamentar
PCA	<i>Principal Components Analysis</i>
UFC	Universidade Federal do Ceará

LISTA DE SÍMBOLOS

C	Carbono
Mn	Manganês
Ni	Níquel
Cr	Cromo
Si	Silício
P	Fósforo
Cu	Cobre
Fe	Ferro
Na	Sódio
Cl	Cloreto
Ca	Cálcio
Fe ⁺	Íons de ferro
e ⁻	Elétrons livres
OH ⁻	Íons de hidroxila
Fe ₂ O ₃	Óxido férrico
CaCl ₂	Cloreto de cálcio
NaCl	Cloreto de sódio
CO ₂	Gás carbônio
O ₂	Gás oxigênio
H ₂ O	Água
Ca(OH) ₂	Hidróxido de cálcio
H ₂ CO ₃	Ácido carbônico
CaCO ₃	Calcita
f_{yk}	Resistência característica de escoamento
MPa	Mega Pascal

D	Diâmetro
mm	Milímetro
m	Metro
s	Segundo
h	Hora
°C	Grau Celsius
A	Ampères
T	Tesla
Hz	Hertz
V	Volt
ϕ	Fluxo magnético
t_x	Taxa de amostragem
B	Densidade de fluxo magnético
H	Campo magnético aplicado
B_r	Densidade de fluxo remanente ou remanência
H_c	Força coercitiva ou coercividade
B_{max}	Densidade de fluxo máxima
H_{max}	Campo magnético aplicado máximo
X	Matriz
x	Sinal de entrada
w	Peso sináptico
b	Limiar de ativação
u	Potencial de ativação
$g(u)$	Função de ativação
y	Saída do neurônio
a	Parâmetro de inclinação da função sigmoide

COR	Corroído
NCOR	Não corroído

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	21
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	25
2.1	Características dos Aços Carbono	25
2.2	Corrosão em Armaduras	25
2.3	Ensaio Não Destrutivos	29
2.3.1	<i>Ensaio Não Destrutivos Magnéticos</i>	30
2.3.1.1	<i>Histerese Magnética</i>	35
2.4	Ferramentas Computacionais	37
2.5	Técnicas de Reconhecimento de Padrões	38
2.5.1	<i>Análise de Componentes Principais</i>	39
2.5.2	<i>Transformada de Karhunen-Loève</i>	40
2.5.3	<i>Classificador Gaussiano</i>	41
2.5.4	<i>Redes Neurais Artificiais</i>	42
3	MATERIAIS E MÉTODOS	46
3.1	Materiais	46
3.2	Metodologia experimental	46
3.2.1	<i>Ensaio de corrosão</i>	46
3.2.2	<i>Ensaio eletromagnético</i>	47
3.3	Metodologia Computacional	50
3.4	Análise dos dados	52
3.4.1	<i>Construção do ciclo de histerese</i>	52
3.4.2	<i>Critérios de análise</i>	53
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	56
4.1	Identificação dos Diâmetros dos Vergalhões	56
4.1.1	<i>Resultados computacionais</i>	56
4.1.2	<i>Resultados experimentais</i>	61
4.2	Identificação da Corrosão nos Vergalhões	66
4.2.1	<i>Resultados com excitação magnética na forma de onda senoidal</i>	69
4.2.2	<i>Resultados com excitação magnética na forma de onda triangular</i>	80
4.3	Sensor Eletromagnético	91
5	CONCLUSÕES	93
	REFERÊNCIAS	96

1 INTRODUÇÃO

As armaduras de aço são amplamente utilizadas em estruturas de concreto armado como edifícios, pontes, plataformas, viadutos, dentre outros. Embora essas estruturas apresentem excelente desempenho e alta durabilidade, a corrosão no aço é uma das principais causas de falhas em estruturas de concreto armado (BÖHNI, 2005).

A corrosão nas armaduras resulta na diminuição da durabilidade e da resistência da estrutura de concreto (AHMAD, 2003; LIANG et al., 2021) e pode aparecer devido à presença da carbonatação e/ou entrada de íons cloreto. A evolução da corrosão no aço provoca forças internas no concreto, ultrapassando a sua resistência à tração, resultando na fissuração da camada de proteção da armadura (cobrimento) (FIGUEIRA, 2017; SONG; SARASWATHY, 2007). Portanto, a detecção do estágio inicial da corrosão é de suma importância para que sejam tomadas ações adequadas a fim de controlar a sua evolução (HE et al., 2012).

Como as estruturas de concreto armado estão suscetíveis à vários processos degradativos, especialmente, pelo o aparecimento da corrosão em seus componentes de aço carbono, portanto faz-se necessário as inspeções periódicas, preferencialmente, com aplicação de técnicas não destrutivas, para obter informações confiáveis e precisas sobre as condições físicas de seus componentes, a fim de evitar danos a essas estruturas.

Os aços carbono são ligas de ferro e carbono, sendo que o teor de carbono varia de 0,1 a 1%, podendo conter uma pequena quantidade de outros elementos químicos como, por exemplo, Mn, Ni, Cr, Si, P e Cu (SMITH, 1993). O aço destinado à armaduras para estruturas de concreto armado (ABNT NBR 7480, 2007) tem uma função estrutural e conhecidos comercialmente como vergalhões. Neste trabalho foram utilizados vergalhões de aço com diâmetros nominais de 5, 6,3, 8, 10, 12,5 e 16 mm.

A busca por métodos eficazes para avaliar e monitorar as estruturas de Construção Civil, sem danificar os seus componentes, resultou no desenvolvimento de diversos métodos de avaliação não destrutiva (VERMA; BHADAURIA; AKHTAR, 2013). Dentre diversos ensaios não destrutivos, os magnéticos são aplicados nos aços carbono, que são materiais ferromagnéticos, para a avaliação das suas características magnéticas, sem comprometer a sua integridade.

Os métodos magnéticos são histerese magnética, partículas magnéticas, ruído magnético de Barkhausen, fluxo magnético, campo residual, vazamento de fluxo magnético, correntes parasitas, emissão acústica magnética, dentre outros (RENS; WIPF; KLAIBER,

1997).

Em particular, a histerese magnética é a técnica mais sensível à microestrutura do material. Como essa característica tem relação direta com as propriedades mecânicas do material avaliado, essas propriedades podem ser caracterizadas pelos ciclos de histerese (RENS; WIPF; KLAIBER, 1997), como amplamente verificado na literatura (AHMADZADE-BEIRAKI et al., 2020; AKHLAGHI; KAHROBAEE; NEZHAD, 2020; KAHROBAEE; SAHRAEI; AKHLAGHI, 2019; MIRZAEI; KAHROBAEE; AHADI AKHLAGHI, 2020; NEZHAD; KAHROBAEE; AKHLAGHI, 2019; RUMICHE; INDACOCHEA; WANG, 2008b). Os ensaios de correntes parasitas e vazamento de fluxo magnético também foram utilizados para determinar características mecânicas de aços carbono (AKHLAGHI et al., 2021).

A maioria das respostas magnéticas obtidas em materiais ferromagnéticos é convenientemente expressa em famílias de ciclos de histerese ou curvas de magnetização (JILES; ATHERTON, 1986), que são influenciados pela frequência de excitação e forma de onda do campo magnético aplicado (FECIORU-MORARIU; PADURARU; CALTUN, 2003).

A histerese de um material ferromagnético pode ser descrita pelos movimentos das paredes dos domínios magnéticos postulado por (WEISS, 1907), o que pressupõe que os materiais magnéticos sejam compostos por vários domínios magnéticos microscópicos. Em uma amostra magnética não magnetizada, esses domínios são dispostos aleatoriamente em diferentes direções. Isso significa que embora todos os domínios estejam saturados individualmente a magnetização líquida é zero. No entanto, quando o material ferromagnético é submetido a um campo magnético variável, as paredes dos domínios se movimentam e se alinham ao longo da direção do campo magnético aplicado e, conseqüentemente, uma magnetização diferente de zero é induzida no material em função do campo aplicado.

O experimento eletromagnético utilizado neste trabalho foi baseado na Lei de Faraday da indução eletromagnética. Uma corrente alternada é aplicada na bobina de excitação do sensor posicionada numa perna do núcleo ferromagnético com o formato em U, então é gerado um campo magnético alternado, e uma corrente ou tensão elétrica é induzida na bobina leitora do sensor colocada na outra perna do núcleo. O contato do núcleo com a superfície do material inspecionado faz o fechamento do circuito magnético. O comportamento magnético do circuito é monitorado através da bobina leitora. O sensor eletromagnético e as armaduras de aço estudadas foram modelados no programa COMSOL *Multiphysics*.

Os sinais de tensões induzida e de magnetização na bobina leitora foram

capturados por meio de um osciloscópio. A densidade de fluxo, B , que foi obtida a partir da integração da tensão induzida e a intensidade do campo magnético aplicado, H , foi determinada pela Lei de Ampère. O ciclo de histerese foi construído com os valores de $B \times H$ com o auxílio do programa MATLAB.

As características magnéticas, como a intensidade máxima do campo magnético aplicado, a densidade de fluxo máxima, a remanência e a coercividade, obtidas dos ciclos de histerese foram analisadas por parâmetros estatísticos (média e desvio padrão) e pelas técnicas de reconhecimento de padrões como Análise de componentes principais, transformada de Karhunen-Loève, classificador Gaussiano e rede neural artificial. Essas técnicas foram implementadas no programa MATLAB.

O trabalho teve como objetivo geral desenvolver uma técnica não destrutiva eletromagnética capaz de discriminar os diâmetros das armaduras de aço e identificar a presença da corrosão nelas, por meio das respostas magnéticas obtidas de ciclos de histerese. Nesse sentido, foram considerados os seguintes procedimentos:

- ✓ Simular o ensaio eletromagnético e os diâmetros das armaduras, em diferentes profundidades, através do programa COMSOL, e extrair as suas variações de tensões para cada campo magnético de excitação na forma de onda senoidal e triangular;
- ✓ Construir um sensor eletromagnético e montar o ensaio eletromagnético no laboratório e configurar os parâmetros (voltagem, frequência, formas de onda etc.) para o desenvolvimento do experimento;
- ✓ Realizar, em laboratório, nos diferentes diâmetros de armaduras, o ensaio de névoa salina para produzir a corrosão nelas e o ensaio eletromagnético para extração das variações de tensões obtidas com cada campo magnético de excitação na forma de onda senoidal e triangular;
- ✓ Produzir os ciclos de histerese através dos sinais capturados de tensões induzida e de magnetização usando o programa MATLAB e extrair as características magnéticas dos ciclos de histerese, tanto computacional como experimental;
- ✓ Analisar os valores das características magnéticas por meio de parâmetros estatísticos (valor médio e desvio padrão) e pelas técnicas de reconhecimento de padrões;
- ✓ Identificar as falhas e soluções para futuros ensaios eletromagnéticos.

O presente trabalho está dividido em cinco capítulos. No capítulo 2 é apresentada a revisão bibliográfica sobre os aços carbono, os métodos não destrutivos magnéticos, a corrosão nas armaduras e algumas técnicas de reconhecimento de padrões. No capítulo 3, os materiais e os métodos utilizados nessa pesquisa são descritos. No capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos por meio da simulação computacional, assim como os resultados experimentais. Finalmente, no Capítulo 5 são apresentadas as conclusões do trabalho, bem como algumas sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Características dos Aços Carbono

Os aços carbono são ligas de ferro e carbono, sendo que o teor de carbono varia de 0,1 a 1%, e podem apresentar uma pequena quantidade de outros elementos de liga como Mn, Ni, Cr, Si, P e Cu. Estes aços são divididos de acordo com o teor de carbono: 0,1 a 0,25% C para os aços de baixo carbono, 0,25 a 0,55% C para os aços de médio carbono e 0,55 a 1% C para os aços de alto carbono (SMITH, 1993). A adição de carbono e outros elementos químicos a liga de aço deve estar de acordo com as características exigidas, por exemplo, resistência à tração, resistência ao escoamento e dureza (ISO 15630-1, 2019).

Além da composição química, as etapas de produção como a laminação e o resfriamento são decisivas na diferenciação dos aços carbonos (ASTM A575, 2020). Na etapa da laminação, esse material sofre redução da seção transversal e aumento do comprimento e, depois, na etapa do resfriamento, que pode ser controlado, por laminação a quente e por trefilação ou laminação a frio, para obter o produto desejado.

Os aços carbono destinados as armaduras de estruturas de concreto armado são divididos em categorias de acordo com o valor mínimo característico da resistência de escoamento (f_{yk}) à tração, em que as barras lisas da categoria CA-25 têm f_{yk} de 250 MPa, as barras nervuradas da categoria CA-50 têm f_{yk} de 500 MPa e os fios lisos, entalhados ou nervurados da categoria CA-60 têm f_{yk} de 600 MPa.

As barras das categorias CA-25 e CA-50 possuem diâmetro nominal de 6,3, 8, 10, 12,5, 16, 20, 25 ou 32 mm e os fios da categoria CA-60 possuem diâmetro nominal de 4,2, 5, 6, 7, 8 ou 9,5 mm (ABNT NBR 7480, 2007). As barras ou fios nervurados são conhecidos comercialmente como vergalhões de aço. Neste trabalho usou-se os vergalhões com diâmetros nominais de 5, 6,3, 8, 10, 12,5 e 16 mm.

2.2 Corrosão em Armaduras

O concreto quando devidamente curado oferece uma barreira física contra a corrosão na superfície da armadura. Porém, durante os processos de hidratação e cura, deformações e tensões podem ser geradas e promover a formação de microfissuras e, também, sua estrutura porosa podem reduzir a eficiência desta barreira (FIGUEIRA, 2017).

A corrosão nas armaduras está relacionada à entrada dos agentes oxidantes, como

íons cloreto (Cl^-), dióxido de carbono (CO_2), dióxido de enxofre (SO_2), e outros, no concreto (FIGUEIRA, 2017; SONG; SARASWATHY, 2007). Além desses, existem mais alguns fatores relacionados à qualidade do concreto, como a relação água e cimento (a/c), o teor de cimento, a presença de impurezas e de trincas superficiais etc., e outros relacionados ao ambiente externo, como umidade, oxigênio, temperatura, ataque bacteriano etc., (AHMAD, 2003) e, também, o contato de dois aços com diferença de potencial elétrico (MEHTA; MONTEIRO, 2008).

A Figura 1 mostra a presença da corrosão nas armaduras de um pilar de um edifício. A corrosão no aço é dos maiores problemas de uma estrutura de concreto armado pois afeta a sua durabilidade (AHMAD, 2003; LIANG et al., 2021). Resumidamente, os dois fatores mais comuns que provocam a corrosão nas armaduras estão relacionados com a entrada de Cl^- e a reação do CO_2 atmosférico e/ou uma combinação desses dois (FIGUEIRA, 2017).

Figura 1 – Corrosão nas armaduras de um pilar



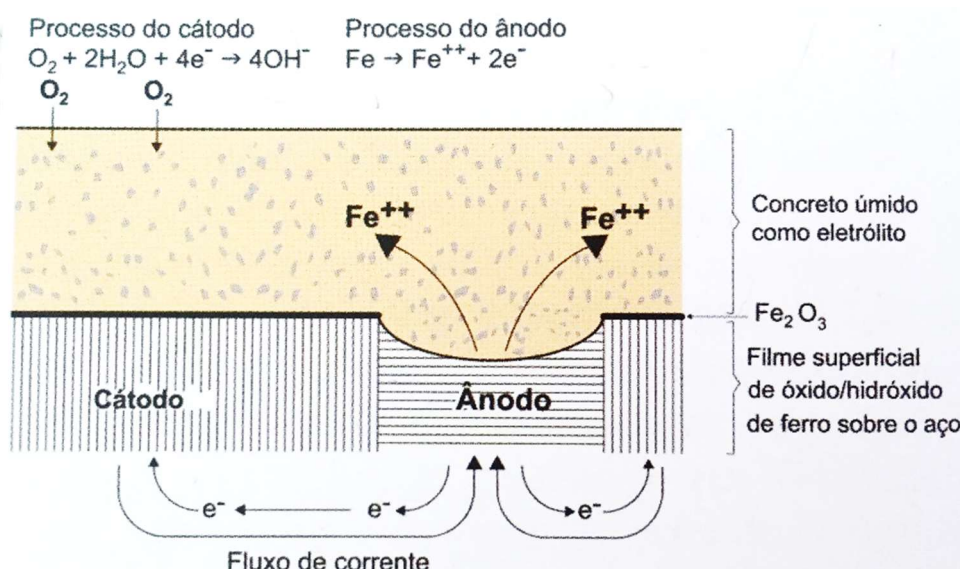
A entrada de Cl^- no concreto pode ocorrer de diversas formas, como por meio de aceleradores de pega contendo CaCl_2 , impurezas nos seus materiais constituintes, atmosfera marinha e industrial, sais de degelo e outros (FIGUEIREDO, 2005). Já, a presença da carbonatação pode ser explicada pela entrada da água (H_2O) nos poros ou fissuras no concreto e em contato com o cálcio existente nele forma o hidróxido de cálcio ($\text{Ca}(\text{OH})_2$). Quando o CO_2 , também, entra no concreto reage com água formando o ácido carbônico (H_2CO_3).

Conseqüentemente, esse reage com $\text{Ca}(\text{OH})_2$ e cria calcita (CaCO_3). Então, com o consumo de cálcio, o pH do concreto diminui e o aço fica exposto à ação dos agentes agressivos, sendo que o pH do concreto normalmente é superior a 11,5 (MEHTA; MONTEIRO, 2008).

O mecanismo de corrosão nos aços pode ocorrer basicamente por duas formas. A primeira está relacionada com a corrosão de oxidação direta, que geralmente ocorre por uma reação gás-metal ou íons-metal com formação de um filme uniforme de óxido de ferro. A segunda é a corrosão eletroquímica, que é mais frequente nas estruturas de concreto armado. Esse fenômeno ocorre por células de corrosão, não é uniforme e possui natureza expansiva que pode levar ao aparecimento de elevadas tensões de tração no concreto ocasionando a fissuração e, posteriormente, a perda da camada de proteção da armadura (HELENE, 1993).

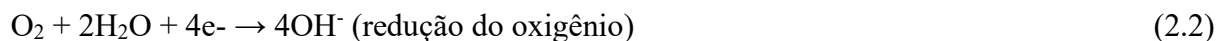
A Figura 2 apresenta a corrosão do aço no concreto pelo processo eletroquímico, em que o concreto torna o eletrólito da célula de corrosão e o metal (eletrodo) tem duas áreas (anódica e catódica), onde na região anódica ocorrem as reações de oxidação do metal, que consiste na dissolução do átomo metálico ou na liberação de íons metálicos para o eletrólito e o estabelecimento de um fluxo de elétrons através do metal para a região catódica, e na região catódica ocorrem as reações de redução dos íons presentes no eletrólito, em que os íons de hidroxila (OH^-) produzidos migram para o ânodo (MEHTA; MONTEIRO, 2008).

Figura 2 – Processo eletroquímico de corrosão no aço

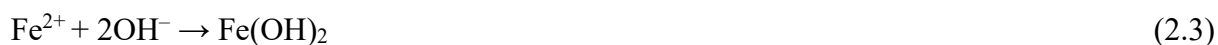


Fonte: (MEHTA; MONTEIRO, 2008).

As reações químicas que ocorrem nesse fenômeno são expressas por (AHMAD, 2003):



Os íons de ferro (Fe^{2+}) no ânodo passam para o eletrólito, enquanto os elétrons livres (e^-) passam pelo eletrodo para o cátodo, onde participam da reação eletroquímica de redução do oxigênio existente no eletrólito formando os íons de hidroxila (BÖHNI, 2005). O óxido de ferro mono hidratado ($\text{Fe}_2\text{O}_3 \cdot \text{H}_2\text{O}$), que é um composto que possui coloração castanho-avermelhada, é obtido por meio das reações abaixo:



Após o início do processo de corrosão, os produtos químicos da corrosão (óxidos e hidróxidos de ferro) são geralmente depositados no espaço restrito do concreto ao redor do aço. Assim, quando o aço oxida, ele cria no concreto o óxido de ferro hidratado ($\text{Fe}_2\text{O}_3 \cdot n\text{H}_2\text{O}$) que se expande e exerce uma pressão na ordem de 15 MPa, o que é superior a tensão de tração que esse pode suportar, logo ocorre a fissuração do concreto (SOUZA; RIPPER, 1998).

A Figura 3 mostra os danos resultantes da corrosão na armadura embutida no concreto. A entrada dos agentes agressivos que leva a corrosão no aço e o surgimento das tensões de expansão, a fissuração e a perda do revestimento (camada protetora do aço) e, por fim, a redução da seção transversal do aço. Esse processo prejudica a funcionalidade estrutural e, conseqüentemente, a durabilidade de uma estrutura de concreto armado.

Figura 3 – Processo de corrosão da armadura em uma estrutura de concreto.



Fonte: (SOUZA; RIPPER, 1998).

Quando a redução da seção transversal da armadura corroída tiver ultrapassado 15% é recomendado o reforço, ou seja, a adição de uma nova barra de aço (CARMEN, 1992; SOUZA; RIPPER, 1998).

A taxa de corrosão metálica é definida pela perda da massa do metal por unidade de área e tempo, e pode ser caracterizada por diferentes técnicas (ANDRADE; ALONSO, 1996). Há vários procedimentos para preparar corpos de prova metálicos e avaliar os danos da corrosão metálica que podem ser vistos na norma americana ASTM G1 (2017).

O controle da corrosão dos metais é de importância técnica, econômica, ambiental e estética (YADLA et al., 2012). O metal quando exposto a corrosão pode apresentar diferentes tipos de degradação. Portanto, o estágio inicial da corrosão no aço deve ser detectado para que sejam tomadas ações adequadas para controlar a evolução desse processo (HE et al., 2012).

2.3 Ensaios Não Destrutivos

Ensaios não destrutivos (END) são utilizados na obtenção das propriedades físicas e mecânicas dos materiais, componentes ou conjuntos, sem interferir na integridade estrutural desses materiais (HELAL; SOFI; MENDIS, 2015).

Diversas aplicações e finalidades dos END foram realizadas ao longo dos últimos anos demonstrando que são capazes de identificar propriedades mecânicas, acústicas, químicas, elétricas, magnéticas e físicas nos materiais.

Os autores Rens, Wipf & Klaiber (1997) concluíram que os END mais adequados para aplicações em Engenharia Civil são a emissão acústica, os ultrassônicos, a emissão térmica de infravermelho e os magnéticos. Esses ensaios estão descritos abaixo:

- A emissão acústica utiliza ondas sonoras de alta frequência capturadas por sensores em contato direto com o material inspecionado e se mostra sensível a presença de discontinuidades internas ou na superfície do material

inspecionado. Essas discontinuidades estão relacionadas ao aparecimento de trincas, corrosão, deformação etc.

- Os testes ultrassônicos disponíveis atualmente são o pulso eco, onde um pulso induzido por um transdutor emissor. Esse pulso se propaga no material e é espalhado ou refletido de volta para o transdutor receptor, onde o sinal de retorno correspondente é registrado em função do tempo, podendo ser influenciado na presença de uma falha, como fissura e corrosão. Já o espectro espalhado de sequência direta utiliza uma técnica de transmissão contínua que aumenta a sua sensibilidade de detecção de falha em comparação com o pulso eco. O funcionamento desse ensaio parece com o pulso eco, porém não há registro do tempo de retorno do sinal e é medido a característica composta de todo o sistema acústico (estrutura e transdutores). Aqui, mede as funções de correlação cruzada entre os vários transdutores de entrada e saída do sistema composto. A vantagem dessa abordagem é que pode ser usada para detectar mudanças nas características do objeto, como volume, forma, dimensão, composição, densidade, homogeneidade e velocidade acústica.
- A emissão térmica de infravermelho monitora a emissão térmica no elemento estrutural, não requer contato em sua superfície e pode ser detectar fissuras ou corrosão.
- Os magnéticos são aplicáveis nos materiais ferromagnéticos com a finalidade de obter informações como tensão, deformação, microestrutura, fissura, corrosão, vazio e perda da seção transversal no material e são detalhados a seguir.

2.3.1 Ensaios Não Destrutivos Magnéticos

Os END magnéticos são vantajosos na detecção das propriedades físicas e mecânicas nos materiais ferromagnéticos, como o aço, e o procedimento do ensaio é confiável e rápido (AHADI AKHLAGHI et al., 2020). Porém, como desvantagens, o material a ser inspecionado deve ser um material ferromagnético, as respostas em curvas de magnetização e os ciclos de histerese são influenciados pela frequência de excitação e forma de onda do campo magnético aplicado (FECIORU-MORARIU; PADURARU; CALTUN, 2003).

Os END magnéticos se dividem em duas formas de acordo com a forma de inspeção no material, para a falha podem ser usados os ensaios com partículas magnéticas,

correntes parasitas e vazamento de fluxo magnético e para a tensão, ruído magnético de Barkhausen, emissão acústica magnética, histerese magnética, campo residual e métodos magneto elásticos são aplicados (RENS; WIPF; KLAIBER, 1997). Alguns desses métodos têm sido estudados para detecção da corrosão.

Há diversos artigos sobre os END magnéticos que discutem uma variedade de aplicações discutidos a seguir.

O ruído magnético de Barkhausen surge quando um aço está submetido a um campo magnético variável e esse apresenta mudanças inesperadas na sua estrutura magnética (MORGAN, 2013). Essas mudanças são influenciadas pela microestrutura e as propriedades mecânicas do material (ANGLADA-RIVERA; PADOVESE; CAPÓ-SÁNCHEZ, 2001; WILSON; TIAN; BARRANS, 2007).

De acordo com Ruiz et al. (2008), ao magnetizar um material ferromagnético ocorrem alterações no volume dos domínios magnéticos (magnetostricção), que produzem ondas elásticas que se propagam no material e podem ser medidas por sensores de emissão acústica. A emissão acústica magnética depende do coeficiente de magnetostricção que, por sua vez, depende da tensão aplicada (RENS; WIPF; KLAIBER, 1997).

O método de vazamento de fluxo magnético está relacionado com a magnetização do aço pela passagem de uma corrente de excitação através de um sensor eletromagnético. A presença de descontinuidades na superfície da amostra perturba as linhas de fluxo magnético e resulta no vazamento do campo localizado ao redor da descontinuidade (UDPA; UDPA, 2004), como fratura (CHEN; QUE; JIN, 2005; KUSENBERGER; BARTON, 1981; MIHALACHE et al., 2001; SAWADE; KRAUSE, 2010) e corrosão no aço (CIOLKO; TABATABAI, 1999; FERNANDES et al., 2012, 2013; FERNANDES; NIMS; DEVABHAKTUNI, 2014). Este método também foi usado para localizar armaduras em blocos de concreto (PERIN; GÖKTEPE, 2012).

O campo magnético induzido é gerado no aço sob magnetização, nessa teoria o campo magnético flui através de um sensor eletromagnético e no material inspecionado. Vários autores, (AZIZINAMINI, 2018; FERNANDES et al., 2013; FERNANDES; NIMS; DEVABHAKTUNI, 2013, 2014; GAYDECKI et al., 2007), usaram para avaliar a perda da seção transversal de armaduras devido à corrosão.

Um campo residual aparece depois que o material tenha sido magneticamente saturado e o campo magnético externo removido. O método do campo residual foi usado para detectar fraturas em armaduras para protensão de estruturas de concreto (HILLEMEIER; SCHEEL, 1998; SCHEEL; HILLEMEIER, 1997, 2003).

A técnica de histerese magnética é o mais sensível à microestrutura do aço e essa tem uma relação direta com as propriedades mecânicas do material (RENS; WIPF; KLAIBER, 1997), como descrito por vários autores (AHMADZADE-BEIRAKI et al., 2020; AKHLAGHI; KAHROBAEE; NEZHAD, 2020; KAHROBAEE; SAHRAEI; AKHLAGHI, 2019; MIRZAEI; KAHROBAEE; AHADI AKHLAGHI, 2020; NEZHAD; KAHROBAEE; AKHLAGHI, 2019; RUMICHE; INDACOCHEA; WANG, 2008b).

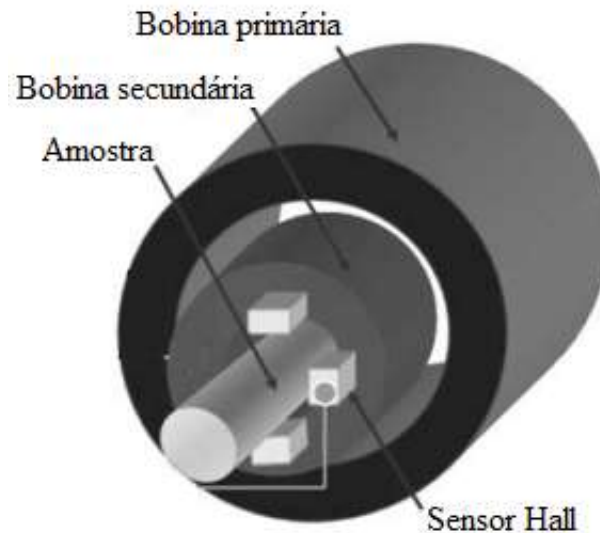
As respostas magnéticas produzidas por esses métodos podem ser detectadas usando uma variedade de sensores. A natureza distinta de cada método decorre das diferenças nas frequências de excitação, a natureza dos sensores magnéticos usados e as técnicas de análise de sinais para caracterizar o material (UDPA; UDPA, 2004). Há uma variedade de diferentes efeitos físicos que podem ser usados para explorar os sensores magnéticos, em que esses dispositivos passivos detectam a presença de um campo magnético (COEY, 2009).

Os tipos de sensores magnéticos são indutivos, magneto-resistivos, de efeito Hall, dentre outros. Sendo assim, diversos modelos de sensores magnéticos foram usados para obter as informações magnéticas em aços como podem ser vistos em trabalhos anteriores.

Em particular, Rumiche, Indacochea & Wang (2008a) desenvolveram um sensor eletromagnético composto por duas bobinas (uma primária e uma outra secundária) e uma série de sensores Hall localizados próximos à superfície da amostra, como pode ser visto na Figura 4. Esse sensor foi aplicado na detecção e no monitoramento da corrosão em três tipos de aços carbono estruturais (AISI 1018, AISI 1045 e AISI 1045 com alto teor de manganês) e analisados através de respostas magnéticas. Eles concluíram, com base nos resultados obtidos, que esse sensor eletromagnético tem potencial para detectar a corrosão em estágios iniciais com base na mudança das respostas magnéticas.

O mesmo sensor foi usado por Rumiche, Indacochea & Wang (2008b) para identificar as microestruturas de quatro tipos de aço carbono (AISI 1010, AISI 1018, AISI 1045 e AISI 1045 com alto teor de manganês). Com base nos resultados obtidos, esses autores concluíram que esse sensor eletromagnético também tem potencial para detectar e monitorar mudanças microestruturais e morfológicas que ocorrem durante as diferentes etapas da fabricação do aço.

Figura 4 – Modelo de sensor eletromagnético com duas bobinas, sendo uma bobina posicionada internamente na outra



Fonte: adaptado de (RUMICHE; INDACOCHEA; WANG, 2008b).

Os autores Fernandes et al. (2012, 2013; 2014) aplicaram um sensor eletromagnético robusto, conforme mostrado na Figura 5, composto por um núcleo de ferromagnético com formato em U com duas bobinas localizadas separadamente em cada perna do núcleo. Sensores Hall foram localizados nas faces dos polos do núcleo para medir o campo magnético induzido no aço. Esse sensor foi usado para detectar a existência da corrosão em armaduras de estruturas de concreto armado e protendido. Com base nos resultados, esses autores concluíram que o sensor foi capaz de identificar a corrosão nas armaduras de aço.

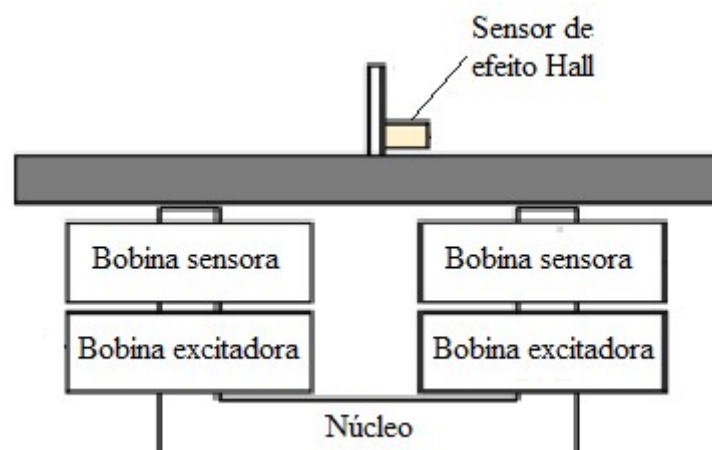
Figura 5 – Modelo do sensor eletromagnético robusto



Fonte: (FERNANDES et al., 2013).

Um modelo de sensor eletromagnético composto de um núcleo com formato de U com duas bobinas, uma de excitação e uma outra leitora, localizadas em cada uma das pernas, e um sensor de efeito Hall foi posicionado 1 mm acima da amostra, como mostrado na Figura 6, foi usado por (AHADI AKHLAGHI et al., 2020; AHMADZADE-BEIRAKI et al., 2020; AKHLAGHI et al., 2021).

Figura 6 – Sensor eletromagnético com duas bobinas em cada perna do núcleo



Fonte: adaptado de (AHADI AKHLAGHI et al., 2020).

Sendo que Ahmadzade-Beiraki et al. (2020) usaram esse sensor eletromagnético para caracterizar a formação da fase martensítica induzida por deformação no aço inoxidável austenítico. Os resultados mostraram a detecção de alterações microestruturais em aço

inoxidável AISI 304 submetido a diferentes deformações.

Esse modelo de sensor, também, foi usado por Ahadi Akhlaghi et al. (2020) para aplicar as técnicas de histerese magnética e vazamento de fluxo magnético combinados com o ensaio de correntes parasitas, a fim de determinar as propriedades metalúrgicas em peças de aço, onde três grupos com diferentes taxas de 0 a 0,9% C, 0 a 4,5% Cu e 0 a 0,45% P foram estudados. Os resultados mostraram que uma combinação adequada dos parâmetros magnéticos permite determinar as propriedades mecânicas dos aços carbono.

Dessa mesma forma, Akhlaghi et al. (2021) determinaram as características magnéticas e mecânicas de aços carbono contendo 0,30, 0,46, 0,54 e 0,71% C submetidos ao tratamento térmico de têmpera a 200, 300, 400, 500 e 600 °C. Com base nos resultados, os autores concluíram que uma combinação adequada dos parâmetros magnéticos permite determinar as propriedades mecânicas dos aços carbono após tratamento térmico.

Portanto, o presente trabalho traz como um diferencial um novo modelo de sensor eletromagnético simples construído por duas bobinas (uma de excitação e a outra leitora) localizadas separadamente nas pernas de um núcleo de ferromagnético em formato de U. Esse sensor eletromagnético foi usado para identificar os diâmetros de armaduras de aço e a presença da corrosão nelas.

Contudo, a maioria das respostas magnéticas em materiais ferromagnéticos é melhor obtida através de curvas de magnetização ou ciclos de histereses (JILES; ATHERTON, 1986). Os ciclos de histerese foram produzidos neste trabalho através de sinais de tensões capturados de um sensor eletromagnético constituído de um núcleo de ferromagnético, uma bobina de magnetização e uma bobina leitora.

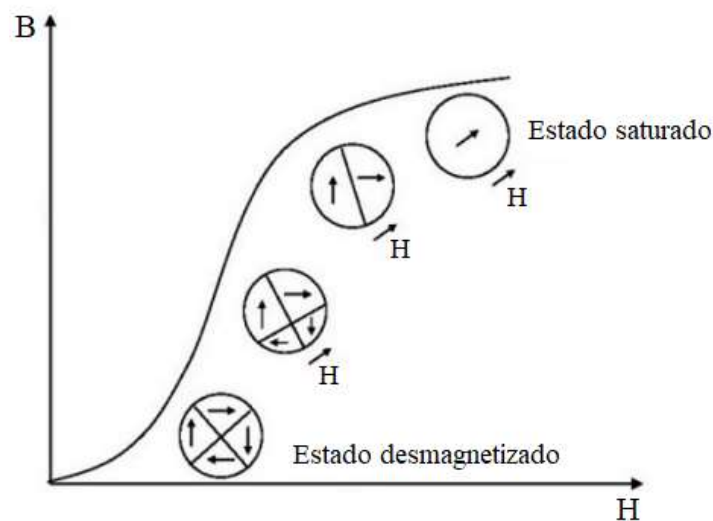
2.3.1.1 Histerese Magnética

A histerese magnética de um material ferromagnético, por exemplo, o aço, é usada para obter parâmetros magnéticos, como permeabilidade, coercividade e remanência, em que essas mostram-se sensíveis às propriedades físicas, térmicas e mecânicas (RENS; WIPF; KLAIBER, 1997) e pode ser descrita pelo movimento das paredes de domínio, postulado por Weiss (1907), que pressupõe que os materiais magnéticos sejam compostos de vários domínios magnéticos microscópicos.

A Figura 7 apresenta o processo de magnetização de um material ferromagnético. Numa amostra magnética não magnetizada, os domínios magnéticos são dispostos aleatoriamente em diferentes direções. Isso significa que todos os domínios magnéticos são

saturados individualmente e a magnetização líquida é igual à zero, uma vez que os vetores de magnetização se cancelam. No entanto, quando o material é submetido a um campo magnético alternado externo, H , as paredes de domínio se movimentam e se alinham ao longo da direção do campo H e, conseqüentemente, uma magnetização diferente de zero é induzida no material. Quanto maior a intensidade do campo H , então maior o alinhamento dos domínios magnéticos e, portanto, maior a magnetização e, conseqüentemente, maior o valor da densidade de fluxo, B (CHAN; LI, 2009).

Figura 7 – Processo de magnetização de um material ferromagnético

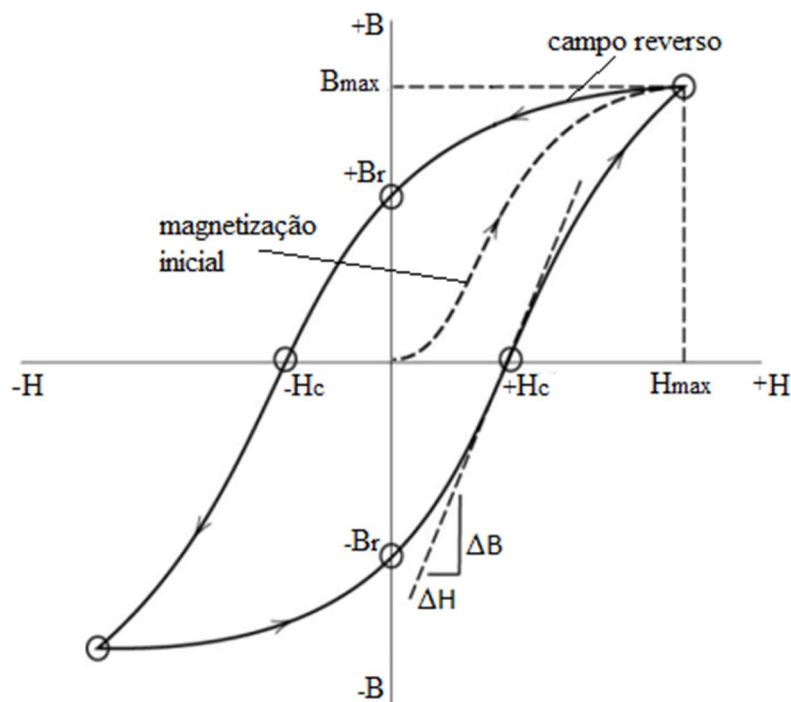


Fonte: adaptado de (CHAN; LI, 2009).

Quando à magnetização de saturação for alcançada, que corresponde ao valor da densidade de fluxo máximo, B_{max} , ver Figura 8, ocorre uma reversão da direção do campo H , em que à medida que o campo H é reduzido, a curva não retrai ao seu caminho inicial devido ao efeito de histerese. Quando a intensidade do campo H for zero, nesse ponto existe um campo B residual, denominado de remanência positiva, $+B_r$, onde o material permanece magnetizado na ausência de um campo H externo. Para o valor de B seja zero, o campo H inverte a sua magnitude e nesse ponto é chamado de coercividade negativa, $-H_c$, onde deve ser aplicado em uma direção oposta à do campo original. Então, o campo H continua nessa direção reversa até alcançar o ponto de saturação no sentido oposto, $-B_s$, e uma segunda reversão do campo H ocorre e, assim, são encontrados uma remanência negativa, $-B_r$, e uma coercividade positiva, $+H_c$ e o ciclo de histerese simétrico é completado (JR; RETHWISCH, 2014).

A Figura 8 mostra um esquema de um ciclo de histerese magnética típico para um material ferromagnético, onde apresenta a densidade de fluxo, representada por B , que surge devido ao campo magnético aplicado externo, representado por H .

Figura 8 – Ciclo de histerese de um material ferromagnético



Fonte: adaptado de (JR.; RETHWISCH, 2014)Δ.

Os materiais que apresentam ciclo de histerese com altos valores de campo coercitivo são chamados magneticamente duros, já os materiais com pequeno valor de coercitividade são chamados magneticamente moles ou macios. O ciclo de histerese que atinge a indução de saturação é denominado de ciclo maior de histerese, já o que não atinge o ponto de saturação é chamado de ciclo menor de histerese (CULLITY; GRAHAM, 2009).

2.4 Ferramentas Computacionais

A ferramenta computacional usada para a modelagem do ensaio eletromagnético foi o programa COMSOL *Multiphysics*. O COMSOL possui o módulo AC/DC que fornece uma plataforma para simulações de campos eletromagnéticos. Esse módulo tem uma ferramenta para detalhamento de bobinas, capacitores e máquinas elétricas. Nas interfaces físicas contém tipos de simulações de campos eletromagnéticos como eletrostática, correntes elétricas em meios condutores, magnetostática e eletromagnéticos de baixa frequência. Ainda,

na interface de campo magnético e elétrico há uma variedade de recursos para investigação de campos eletromagnéticos (COMSOL, 2019).

O sensor eletromagnético e as armaduras de aço foram modelados no COMSOL para verificar a viabilidade do sensor na identificação dos diferentes diâmetros dos vergalhões em diferentes profundidades com um campo magnético de excitação nas formas de onda senoidal e triangular.

Os sinais de tensões induzida e de magnetização obtidos pelo sensor eletromagnético no material inspecionado no ensaio experimental, bem como os sinais obtidos por simulação computacional, foram capturados e usados na construção dos ciclos de histerese com auxílio do programa MATLAB.

As características magnéticas extraídas dos ciclos de histerese foram analisadas por parâmetros estatísticos (média e desvio padrão) e por algoritmos de reconhecimento de padrões como análise de componentes principais, transformada de Karhunen-Loève, classificador Gaussiano e rede neural artificial, implementados no MATLAB.

2.5 Técnicas de Reconhecimento de Padrões

As técnicas de reconhecimento de padrões são usadas para classificar um padrão por meio de observações com base em um conjunto de características. Elas são divididas em classificação supervisionada e não supervisionada. Na classificação supervisionada, o algoritmo é construído a partir dos dados de entrada que são apresentados na forma de pares ordenados (entrada e saída) e os dados ainda não vistos são usados para o teste do classificador. Já, na classificação não supervisionada, nenhuma informação das classes é inserida no classificador, então há um agrupamento dos dados de acordo com a similaridade dos padrões.

As técnicas de reconhecimento de padrões podem classificar os dados em categorias ou classes, a fim de facilitar o processo de identificação. Esse processo necessita de informações, essas obtidas desde a formulação do problema, passando pela coleta de dados e realização da seleção até a classificação das classes para uma tomada de decisões (WEBB, 2002). Ainda, um projeto de reconhecimento de padrões requer etapas como definição de classes, representação de padrão, seleção de amostras de treinamento e teste, avaliação de desempenho, dentre outras (JAIN; DUIN; MAO, 2000).

Diversos trabalhos (AKHLAGHI et al., 2021; AKHLAGHI; KAHROBAEE; NEZHAD, 2020; ANTONIO et al., 2021; KAHROBAEE; SAHRAEI; AKHLAGHI, 2019;

MIRZAEI; KAHROBAEI; AHADI AKHLAGHI, 2020; MOURA et al., 2009, 2011, 2012, 2016; MURTA et al., 2018; NEZHAD; KAHROBAEI; AKHLAGHI, 2019; SILVA et al., 2011; VIEIRA; MOURA; GONÇALVES, 2010) utilizaram algoritmos de reconhecimento de padrões para classificar os seus resultados.

As técnicas de reconhecimento de padrões utilizadas neste trabalho foram análise de componentes principais (um algoritmo não supervisionado), transformada de Karhunen-Loève (um algoritmo supervisionado), classificador Gaussiano (um algoritmo supervisionado) e rede neural artificial (um algoritmo supervisionado).

2.5.1 *Análise de Componentes Principais*

Um classificador baseado na Análise de componentes principais (*Principal Components Analysis - PCA*) é uma técnica que utiliza uma aprendizagem não supervisionada e consiste em promover uma transformação linear dos dados (SILVA et al., 2011), em que as resultantes dessa transformação tenham suas componentes mais relevantes nas primeiras dimensões, em eixos chamados de principais.

Geometricamente, a PCA corresponde à rotação do sistema de coordenadas originais para um novo conjunto de eixos ortogonais, produzindo um novo conjunto de variáveis, sendo que o primeiro eixo principal tem a maior variância, o segundo eixo principal tem a segunda maior variância e assim, sucessivamente, até que o último eixo principal com a menor variância (WEBB, 2002).

Suponha que os dados de entrada sejam organizados em uma matriz X com m número de sinais produzidos (em colunas) e n número de dimensões de cada sinal (em linhas). Cada coluna de X representa uma observação x_i (variável) correspondente ao i -ésimo sinal. Então, a matriz de covariância S é construída e dada por

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (2.6)$$

onde T denota o vetor transposto e \bar{x} é o vetor médio global, definido por

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.7)$$

Após construir a matriz de covariância, é necessário calcular os seus autovalores e autovetores. Em seguida, os autovetores são arranjados em ordem decrescente, na forma de matriz, e associados com aos seus autovalores. Assim, a primeira coluna desta matriz será o autovetor correspondente ao maior autovalor, que define a primeira componente principal, já a segunda coluna desta matriz será o autovetor correspondente ao segundo maior autovalor, que será a segunda componente principal, e assim por diante, até a última coluna desta matriz, que será o autovetor correspondente ao menor autovalor.

A distância euclidiana é utilizada na PCA para construção da matriz de confusão, em que usa a regra da média da classe mais próxima para encontrar as primeiras componentes principais, em que consiste em calcular a média dos valores de todos os dados de entrada de cada classe, em seguida mede a distância entre todos os dados de entrada e as médias das classes, então o dado de entrada que apresentar os valores mais próximos a média da classe será classificado nessa classe.

2.5.2 Transformada de Karhunen-Loève

A transformada de Karhunen-Loève (KL) é um método que utiliza uma aprendizagem supervisionada e foi originalmente desenvolvida para representar um processo aleatório não periódico, como uma série de funções ortogonais com coeficientes não correlacionados (WEBB, 2002).

Levando em consideração uma matriz de entrada (X) cujas colunas (m) são vetores de treinamento x_i correspondentes ao i -ésimo sinal. Inicialmente, a projeção dos vetores de treinamento ao longo dos autovetores da matriz de covariância intraclasse S_w é dada por

$$S_w = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^{N_c} \sum_{i=1}^{N_k} y_{ik} (x_i - \bar{x}_k)(x_i - \bar{x}_k)^T \quad (2.8)$$

onde N_c é o número de classes diferentes, N_k é o número de vetores na classe k , \bar{x}_k é o vetor médio da classe k , T denota o vetor transposto e y_{ik} é igual a 1 (um) se x_i pertence à classe k ou 0 (zero), caso contrário.

Em seguida, uma operação de reescala dos vetores resultantes através de uma matriz diagonal construída a partir dos autovalores (λ_j) da matriz S_w , definida por

$$X' = \lambda^{-\frac{1}{2}} U^T X \quad (2.9)$$

onde λ é o vetor de autovalores da diagonal de S_w e U é a matriz cujas colunas são os autovetores de S_w .

Finalmente, os vetores resultantes são projetados sobre os autovetores da matriz de covariância interclasse, S_B , calculada por

$$S_B = \sum_{k=1}^{N_c} \frac{N_k}{m} (\bar{x}_k - \bar{x})(\bar{x}_k - \bar{x})^T \quad (2.10)$$

onde \bar{x} é o valor médio global e \bar{x}_k é o vetor médio da classe da matriz de entrada X .

A transformação completa da matriz pode ser escrita como

$$X'' = V^T X' = V^T \lambda^{-\frac{1}{2}} U^T X \quad (2.11)$$

onde V é a matriz cujas colunas são os autovetores de S_B , calculados a partir de X' .

Para a construção das matrizes de confusão dos vetores de treinamento e teste é aplicado à regra da média da classe mais próxima (VIEIRA; MOURA; GONÇALVES, 2010), em que se associa um vetor x_i (vetor treinamento ou teste) dentro da classe ao vetor médio mais próximo de x_i dentro do espaço dimensional $(N_c - 1)$. Os vetores totalmente transformados têm no máximo $(N_c - 1)$ componentes relevantes (VIEIRA et al., 2008).

2.5.3 Classificador Gaussiano

O classificador Gaussiano é um método que utiliza uma aprendizagem supervisionada. A função de densidade Gaussiana funciona pela classificação de vetores p -dimensões, para uma determinada classe i , e é dada por (WEBB, 2002)

$$p = \frac{1}{(2\pi)^{P/2} |S_i|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \bar{x}_i)^T S_i^{-1} (x - \bar{x}_i) \right] \quad (2.12)$$

onde \bar{x}_i é o vetor médio associado à classe i e S_i é a matriz de covariância, também, associada à classe i , obtidos usando as equações (2.6) e (2.7), respectivamente, e x é o vetor de entrada.

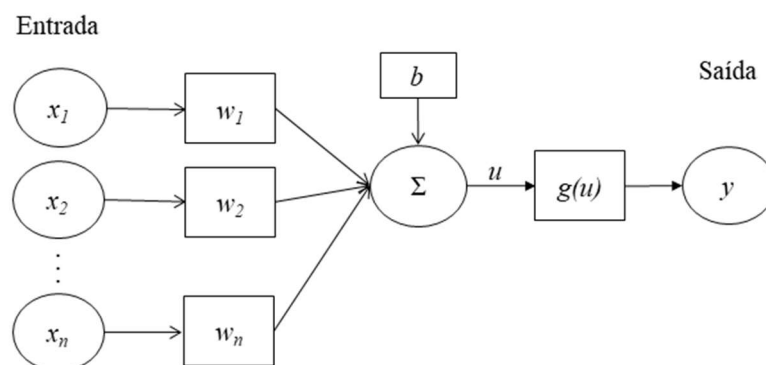
Para cada classe, a média e a covariância da função de densidade são calculados a partir do conjunto de treinamento. Depois, o conjunto de teste é usado para avaliar o desempenho do classificador Gaussiano na discriminação dos dados, escolhendo o maior rendimento obtido das funções de densidade associadas a cada classe (MOURA et al., 2012), em que discrimina cada dado, associando a cada vetor, à classe de maior saída, obtida a partir das diferentes funções de densidade associadas a cada classe, por exemplo, quando $x_i = \bar{x}_i$ a função de densidade tem o seu valor máximo e quando x_i tiver a maior distância em relação a \bar{x}_i menor será a saída da função (MOURA et al., 2016).

2.5.4 Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais são compostas por um conjunto de operadores matemáticos chamados neurônios, em que esses neurônios são organizados em camadas e as suas informações são armazenadas em seus pesos sinápticos. Durante o processo de aprendizagem, os neurônios tornam-se capazes de mapear quaisquer funções matemáticas. As redes neurais podem ser usadas como classificador ou regressor (HAYKIN, 2009).

A Figura 9 apresenta a estrutura de uma rede neural baseada em um neurônio artificial composta por sinais de entrada (x_1, x_2, \dots, x_n) até a saída do neurônio y .

Figura 9 – Um neurônio artificial



De acordo com Haykin (HAYKIN, 2009), a saída do neurônio y é dada pela a expressão abaixo.

$$y = g(u) = g(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) \quad (2.13)$$

onde n é a quantidade de sinais de entrada.

Os sinais de entrada, x_i , correspondente ao i -ésimo sinal, em vetor são adicionados ao neurônio e multiplicados aos pesos sinápticos, w_i , que são os ganhos associados a cada vetor de entrada. Em seguida, são somados ao bias ou limiar, b , e enviados para a função de ativação, $g(u)$, onde permitirá ou não a passagem do sinal. A função de ativação avalia o potencial de ativação, u , e define a saída do neurônio, y .

De acordo com Haykin (2009), existem diversas funções de ativação e algumas dessas são descritas abaixo.

A função limiar de ativação assume o valor da saída do neurônio igual 1, se o campo induzido do neurônio for positivo, e 0, caso contrário. Esta função é representada abaixo.

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq 0 \\ 0, & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (2.14)$$

Para a função linear por partes, a saída do neurônio pode assumir os valores de 0 a 1, como pode ser observado na equação abaixo.

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq 1 \\ u, & \text{se } 1 > u > 0 \\ 0, & \text{se } u \leq 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

A função sigmoide é uma função crescente que apresenta propriedades assintóticas e assume um intervalo de variação entre 0 e 1.

$$g(u) = \frac{1}{1 + \exp(-a\mu)} \quad (2.16)$$

onde a é o parâmetro de inclinação da função.

Neste trabalho, a função de ativação limitou-se a saída de y em $[0,1]$, como mostrado na equação (2.14).

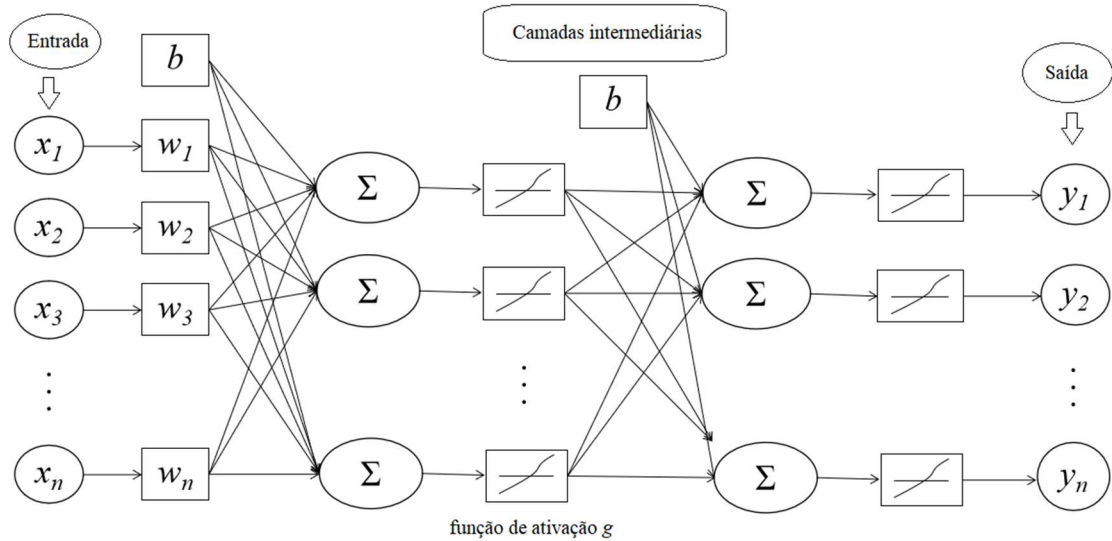
A rede neural artificial pode usar uma aprendizagem supervisionada ou não supervisionada. Neste estudo optou-se por ser usada uma rede neural supervisionada. O algoritmo da rede neural supervisionada é dividido em duas etapas: treinamento e teste.

Na etapa de treinamento, seleciona uma parte dos dados para o aprendizado do algoritmo. Após essa etapa, na etapa de teste, os dados que não serão utilizados na etapa anterior são inseridos no algoritmo. Então, as matrizes de confusão são obtidas e verificado se o algoritmo aprendeu a classificar corretamente esses dados, caso contrário, a fase de treinamento passa por ajustes, com o objetivo é ajustar os pesos sinápticos e o limiar para obter a maior taxa de acerto na classificação dos dados, e, só então, o conjunto de teste é novamente avaliado (MOURA et al., 2016).

No caso de problemas mais complexos, os quais não podem ser resolvidos com um único neurônio, um modelo de multicamadas pode ser uma boa solução. O modelo de multicamadas é composto por alguns neurônios, organizados em três ou mais camadas. A primeira camada representa a entrada dos dados no algoritmo, as camadas intermediárias ou ocultas tornam a rede capaz de extrair estatísticas e a última camada representa a resposta do algoritmo (MURTA, 2018). Essas camadas possuem conexões unidirecionais entre elas, onde os sinais da saída da primeira camada são usados como entrada na segunda camada, assim os resultados dessa são utilizados como entrada na terceira camada, e assim por diante, até o fim da rede (HAYKIN, 2009).

O procedimento da rede neural perceptron multicamadas, ver Figura 10, usada neste estudo, funciona quando a rede é treinada com um conjunto de pares de entrada e saída, durante esse estágio crucial, os pesos sinápticos dos neurônios são ajustados. Esta rede é capaz de classificar dados separados não linearmente (NIELSEN, 1987).

Figura 10 – Uma estrutura de rede neural de perceptron multicamadas



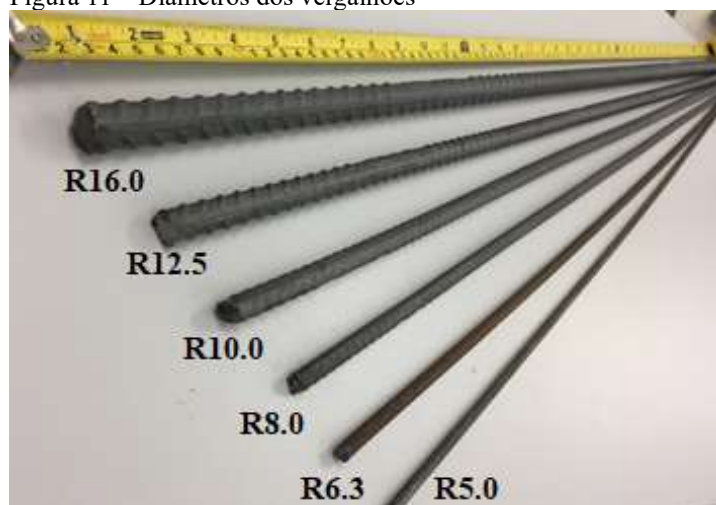
A aprendizagem de redes mais comumente por retropropagação, que tenta minimizar o erro de saída (MOURA et al., 2016), onde todos os pesos sinápticos são ajustados de acordo com uma regra de correção de erro. O sinal de erro é propagado contra a direção das conexões sinápticas, sendo os pesos sinápticos ajustados para fazer com que a resposta real da rede se aproxime da resposta desejada, num sentido estatístico (NIED, 2007).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Materiais

Foram utilizados vergalhões de aço com diâmetros nominais de 5, 6,3, 8, 10, 12,5 e 16 mm e referenciados como R6.3, R8.0, R10.0, R12.5 e R16.0, respectivamente. Os vergalhões foram cortados com 1 m de comprimento (ver Figura 11).

Figura 11 – Diâmetros dos vergalhões



3.2 Metodologia experimental

3.2.1 Ensaio de corrosão

A corrosão induzida nos vergalhões de aço foi realizada por meio do ensaio de névoa salina para simular um ambiente agressivo como os efeitos dos íons cloreto (Cl^-) presente em atmosferas marítimas. As amostras de diferentes diâmetros de vergalhões foram colocadas na câmara de corrosão acelerada cíclica, da Equilam Equipamentos, do Laboratório de Pesquisa em Corrosão (LPC) da UFC, de acordo com a norma americana ASTM B117 (2011).

O ensaio de corrosão foi realizado através de névoa salina com concentração de 5% da solução de cloreto de sódio (NaCl) e a temperatura de $35 \text{ }^\circ\text{C} \pm 2 \text{ }^\circ\text{C}$. Os vergalhões permaneceram no equipamento por ciclos contínuos de 24 horas (h), totalizando 120 h. Optou-se pelo mesmo tempo de exposição ao agente agressivo para todos os vergalhões, para

que o surgimento da corrosão fosse o mais parecido com a realidade de uma estrutura.

As taxas de corrosão nos vergalhões foram determinadas em amostras de 200 mm, preparadas e limpas de acordo com a Tabela A1.1, na designação C.3.1, da norma americana ASTM G1 (2017).

3.2.2 *Ensaio eletromagnético*

O ensaio eletromagnético foi produzido com um gerador de função (Keithley 3390), um amplificador operacional bipolar (Kepco, BOP20-20 D), um osciloscópio digital (Agilent Technologies, DSO9104A0) e um sensor eletromagnético, conforme mostrado na Figura 12.

O sensor eletromagnético foi desenvolvido no Centro de Ensaios Não Destrutivos (CENDE) da Universidade Federal do Ceará (UFC) e o sensor foi constituído por duas bobinas (uma primária e a outra secundária) localizadas separadamente nas pernas de um núcleo de ferromagnético em formato de U, como pode ser visto na Figura 13. O núcleo foi construído com 40 lâminas de ferro silício de 0,5 mm de largura cada, com as dimensões finais de 66 mm de comprimento, 44 mm de altura e cada uma de suas pernas tem 20 mm de largura. Cada bobina (ou solenoide) foi construída com 600 voltas de fio de cobre de diâmetro de 0,511 mm.

Figura 12 – Diagrama esquemático do ensaio eletromagnético experimental

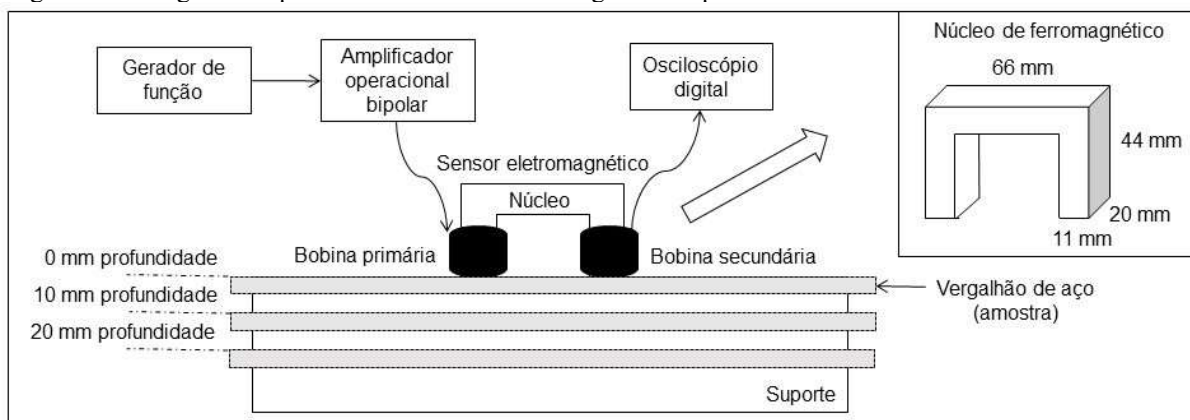


Figura 13 – Sensor eletromagnético desenvolvido



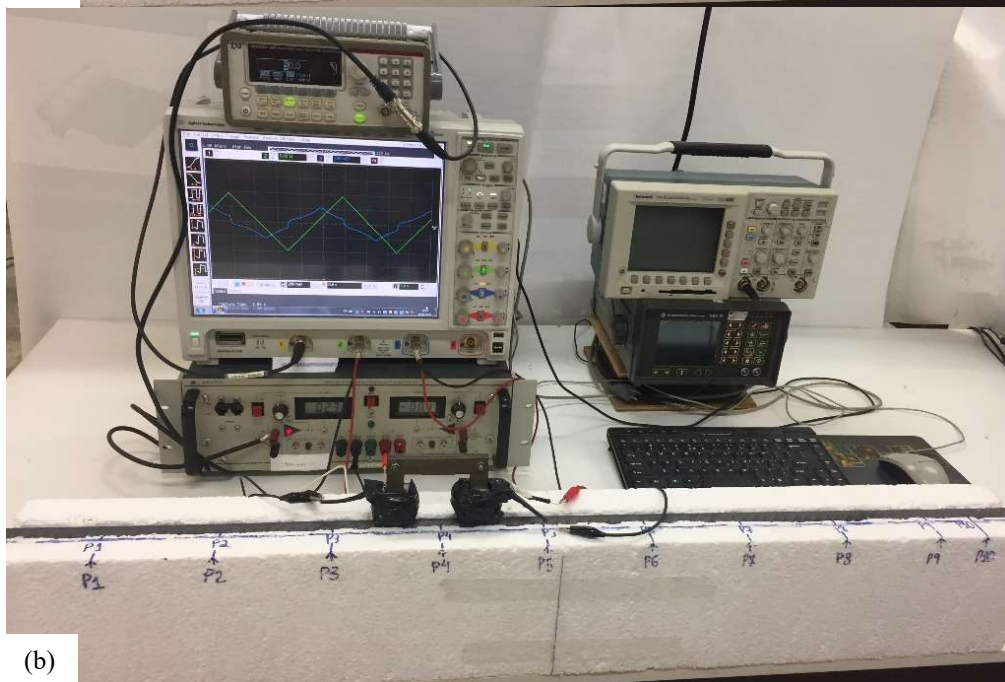
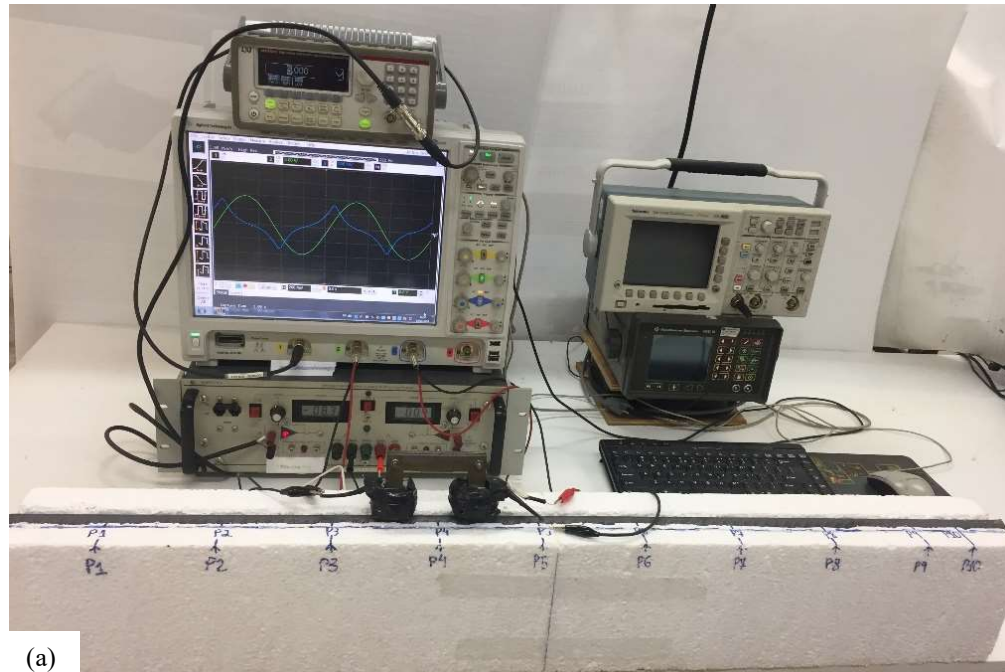
Este experimento funciona quando o gerador de funções controla e envia os sinais de excitação na forma de onda selecionada para o amplificador operacional bipolar, que esse amplifica o sinal e aplicado na bobina primária (excitadora) posicionada em uma das pernas do núcleo, dentro de amplitudes pré-estabelecidas de tensão e corrente. A corrente elétrica alternada na bobina excitadora gera no núcleo um campo magnético alternado induzido e uma corrente elétrica ou tensão é induzida na bobina secundária (leitora), colocada na outra perna do núcleo, ao mesmo tempo que magnetiza a amostra. O circuito é fechado com o contato do núcleo com o material inspecionado. O comportamento magnético do circuito é monitorado através da variação da tensão na bobina leitora.

O sensor eletromagnético foi alinhado horizontalmente ao vergalhão, de forma a facilitar a magnetização do material, e disposto em torno do comprimento médio, desprezando o efeito de borda. Foram realizadas 30 (trinta) medições para cada diâmetro de vergalhão em diferentes profundidades com cada campo magnético de excitação utilizado.

A referência de profundidade foi considerada a partir da base do núcleo até a parte superior do vergalhão. As profundidades (camadas) foram representadas por placas de madeira com 10 mm de espessura, posicionadas em cima do vergalhão, representando o cobrimento de concreto sem material magnético em sua composição.

Para este experimento, o gerador de função foi alimentado com uma tensão de máxima de 10 V, uma frequência de 5 Hz e uma forma de onda senoidal e triangular, como pode ser visto na Figura 14. Essas formas de ondas foram escolhidas conforme os trabalhos dos autores (AKHLAGHI et al., 2021; ANTONIO et al., 2021; FECIORU-MORARIU; PADURARU; CALTUN, 2003; KAHROBAEE et al., 2020; KAHROBAEE; GHANEI; KASHEFI, 2019; SZYNOWSKI et al., 2008).

Figura 14 – Sistema de medição desenvolvido para este trabalho para uma excitação magnética na forma de onda senoidal (a) e triangular (b)



A bobina excitadora foi submetida uma corrente elétrica limitada de $[-2, +2]$ A. Através do programa Agilent, instalado no osciloscópio, foram capturados sinais das tensões induzida e de magnetização na bobina leitora. Todos os sinais foram adquiridos e registrados com 201 pontos e com uma taxa de amostragem de 1000 amostras/s. Usando o programa MATLAB, esses sinais foram utilizados para a construção dos ciclos de histerese.

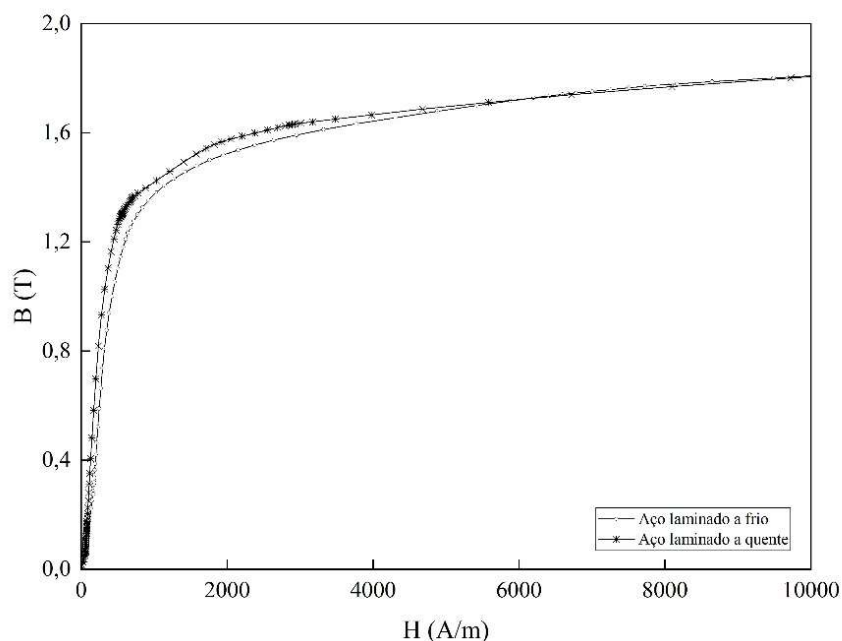
3.3 Metodologia Computacional

O ensaio eletromagnético constituído por um núcleo ferromagnético e duas bobinas fisicamente separadas, localizadas nas extremidades do núcleo, e uma armadura foram modelados no programa COMSOL *Multiphysics*. A simulação computacional baseou-se em trabalhos anteriores (MAMMADOV, 2014; PRYOR, 2013).

A plataforma do COMSOL, no módulo denominado AC/DC, apresenta uma variedade de recursos para investigação de campos eletromagnéticos. O sensor eletromagnético foi modelado em 3D, no módulo AC/DC, usando os subcampos da física do campo magnético e do circuito elétrico, conforme descritos na literatura (MAMMADOV, 2014).

Os materiais usados na simulação computacional do sensor eletromagnético e os vergalhões foram escolhidos na lista de materiais do COMSOL (2019). A relação B-H usada para as armaduras foram escolhidas para aços de baixo carbono laminado a frio e a quente, como pode ser visto na Figura 15, onde pode-se observar que não houve diferença significativa nas presentes curvas indicando que os resultados não dependem do processo de laminação.

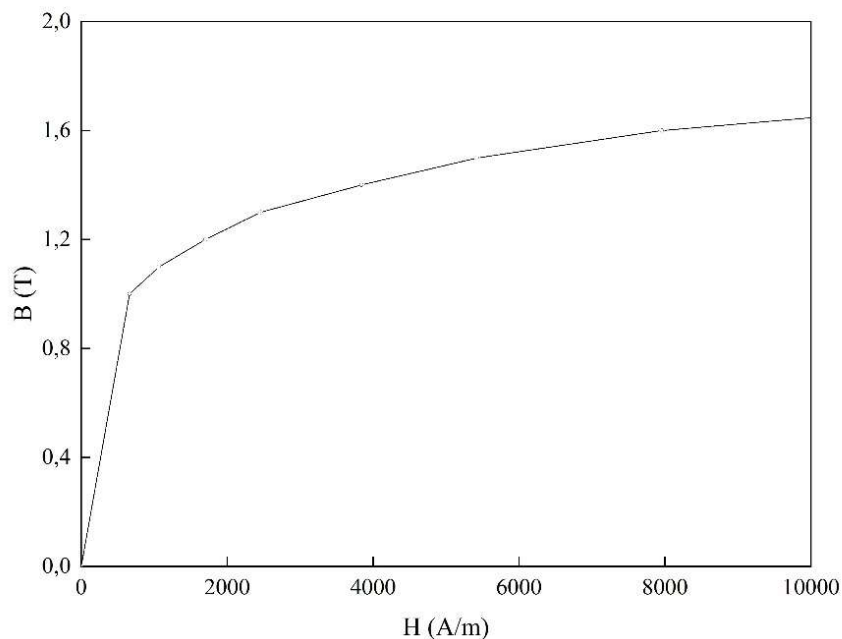
Figura 15 – Relação B-H dos aços laminados a frio e a quente



Fonte: (COMSOL, 2019).

A permeabilidade relativa e a permissividade relativa do cobre utilizadas na modelagem computacional das bobinas foram definidas como iguais a 1. A área da seção transversal do fio de cobre foi definida como $0,205 \times 10^{-6} \text{ m}^2$ e a sua condutividade de $5,8 \times 10^7 \text{ S/m}$ (ASTM B258, 2018). A permeabilidade relativa do núcleo foi definida como igual a 7000 (REITZ; MILFORD, 1962). A relação B-H usada para o material do núcleo, conforme dada pelo COMSOL, é mostrada na Figura 16.

Figura 16 – Relação B-H para o núcleo



Fonte: (COMSOL, 2019).

A malha utilizada na modelagem foi definida como malha triangular não estruturada fina, onde para a construção da malha utilizou-se 39235 elementos finitos tetraédricos. A Figura 17 mostra a geometria final da malha do sensor eletromagnético e da armadura de aço.

Figura 17 – Simulação do modelo em 3D



Através do modelo processado no programa COMSOL, foram extraídas as tensões induzida e de magnetização para a confecção do ciclo de histerese. As respostas magnéticas do ensaio eletromagnético obtidas computacionalmente foram comparadas com as obtidas experimentalmente.

3.4 Análise dos dados

Os 30 (trinta) sinais das tensões induzida e de magnetização medidos na bobina leitora para cada diâmetro de vergalhão (5, 6,3, 8, 10, 12,5 e 16 mm) em uma profundidade (0, 10 e 20 mm), no estado não corroído ou corroído, com um campo magnético de excitação na forma de onda, foram capturados e produzidos os 30 ciclos de histerese.

3.4.1 Construção do ciclo de histerese

De acordo com a lei da indução de Faraday (CULLITY; GRAHAM, 2009), a tensão induzida, U , na bobina leitora é diretamente proporcional à derivada temporal do fluxo magnético ($d\phi/dt$).

$$V = n \frac{d\phi}{dt} \quad (3.1)$$

em que, n é o número de espiras da bobina leitora.

O fluxo magnético ϕ pode ser calculado em função da densidade de fluxo magnético, B , e a área da seção transversal da bobina, A , e dado por

$$\phi = B \cdot A \quad (3.2)$$

Assim, B pode ser determinada a partir da integração da tensão induzida da equação (4.1) e a substituição na equação (4.2), resultando a equação (4.3).

$$B = \frac{1}{n \cdot A} \int V \cdot dt \quad (3.3)$$

Entretanto, como os sinais de tensão induzida são discretas, pode-se utilizar a

integração numérica e a equação (4.3) torna-se uma nova equação (4.4) em função da taxa de amostragem, t_x .

$$B = \frac{1}{n \cdot A \cdot t_x} \sum V \quad (3.4)$$

O campo magnético, H , produzido por uma bobina é calculado por (JR; RETHWISCH, 2014)

$$H = n \frac{I}{L} \quad (3.5)$$

onde n é o número de espiras da bobina de excitação (primária), I é a amplitude da corrente aplicada e L é o percurso magnético médio.

O ciclo de histerese magnética é representado graficamente com os valores de B , em Tesla (T), em função dos valores de H , em A/m, em unidades S.I.

A partir dos ciclos de histerese construídos com auxílio do programa MATLAB, as características magnéticas, como a remanência (B_r), a coercividade (H_c), a densidade de fluxo máxima (B_{\max}) e a intensidade máxima do campo magnético (H_{\max}), foram extraídas em cada diâmetro de vergalhão, em diferentes profundidades e no estado não corroído ou corroído para cada campo magnético aplicado externamente na forma de onda (senoidal e triangular). O valor de B_r para quando o campo magnético aplicado for reduzido a zero e o valor de H_c para quando a indução magnética for zero.

Os valores dos parâmetros dos ciclos de histerese, B_r e H_c foram obtidos por interpolação linear e os valores máximos de B_{\max} e H_{\max} foram obtidos diretamente na curva de histerese. Esses dados foram armazenados e analisados por parâmetros estatísticos e por técnicas de reconhecimento de padrões.

3.4.2 Critérios de análise

Neste estudo pretendeu-se avaliar a variação dos valores das características magnéticas (B_r , H_c , B_{\max} e H_{\max}) obtidas dos ciclos de histerese para os diferentes diâmetros nominais dos vergalhões (5, 6,3, 8, 10, 12,5 e 16 mm), nas profundidades (0, 10 e 20 mm), nos estados não corroído ou corroído e, também, a influência da forma de onda de excitação

(senoidal e triangular).

Os valores das características magnéticas, como B_{\max} , H_{\max} , B_r e H_c , foram obtidos a partir dos ciclos de histerese. Esses dados foram analisados individualmente pelo valor médio e desvio padrão de suas distribuições estatísticas e, depois, por ferramentas de reconhecimento de padrões, em que um novo conjunto de dados foi construído agrupando as quatro características magnéticas de cada diâmetro de vergalhão em uma profundidade e estados não corroído ou corroído, conforme a excitação magnética na forma de onda, e analisados usando os algoritmos PCA (MOURA et al., 2009, 2011, 2012; MURTA et al., 2018; SILVA et al., 2011; VIEIRA; MOURA; GONÇALVES, 2010; WEBB, 2002), transformada de KL (MOURA et al., 2012, 2016; SILVA et al., 2011; VIEIRA; MOURA; GONÇALVES, 2010; WEBB, 2002), classificador Gaussiano (MOURA et al., 2012, 2016; WEBB, 2002) e rede neural artificial (AKHLAGHI et al., 2021; AKHLAGHI; KAHROBAEE; NEZHAD, 2020; ANTONIO et al., 2021; HAYKIN, 2009; KAHROBAEE; GHANEI; KASHEFI, 2019; MIRZAEI; KAHROBAEE; AHADI AKHLAGHI, 2020; MOURA et al., 2011, 2012, 2016; NEZHAD; KAHROBAEE; AKHLAGHI, 2019).

Esses classificadores foram aplicados para a análise dos dados computacionais e experimentais. As análises se deram das seguintes formas:

- A primeira análise buscou discriminar os quatro diâmetros de vergalhões através dos dados obtidos na simulação computacional e no experimento, em que um conjunto de vetores com quatro dimensões, cujos componentes B_r , H_c , B_{\max} e H_{\max} , para quatro diâmetros de vergalhões (5, 6,3, 8 e 10 mm) não corroídos e nas profundidades 0, 10 e 20 mm, sendo que 30 ciclos de histerese por classe. Assim, o conjunto de vetores continha informações de 360 ciclos para cada excitação na forma de onda;
- Na segunda análise buscou-se identificar a presença da corrosão nos vergalhões, onde um novo conjunto de vetores com quatro dimensões correspondentes as características magnéticas para seis diâmetros de vergalhões (5, 6,3, 8, 10, 12,5 e 16 mm) não corroídos e corroídos, levando em consideração as profundidades de 0, 10 e 20 mm. Sendo que, 30 ciclos de histerese foram obtidos para cada classe, então o conjunto de vetores possuía informações de 1080 ciclos para cada excitação na forma de onda.

As matrizes de confusão dos algoritmos de aprendizagem supervisionada, transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural, foram geradas de 100 conjuntos

escolhidos aleatoriamente, sendo que 80% dos dados foram destinados para o conjunto de treinamento, enquanto os 20% restantes dos dados foram utilizados para definir o conjunto de teste. Então, a taxa de sucesso média por esses algoritmos refere-se à diagonal da matriz de confusão média dos dados classificados corretamente obtida tanto para o conjunto de treinamento como para o conjunto de teste. O conjunto de teste é aplicado para avaliar o desempenho do classificador.

A matriz de confusão do classificador PCA usou 100% dos seus dados, por se tratar de um algoritmo de aprendizagem não supervisionada. A taxa de sucesso de classificação dos dados é dada pela diagonal da matriz.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

As características magnéticas (B_r , H_c , B_{max} e H_{max}) obtidos pela simulação computacional e experimentalmente foram analisados, primeiramente, por parâmetros estatísticos (valor médio e desvio padrão) e, depois, por algoritmos de reconhecimento de padrões (PCA, transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural artificial).

4.1 Identificação dos Diâmetros dos Vergalhões

A Tabela 1 apresenta a nomenclatura utilizada para identificar os diâmetros nominais dos vergalhões de aço.

Tabela 1 – Referências dos diâmetros dos vergalhões de aço

D (mm)	5	6,3	8	10
Referência	R5.0	R6.3	R8.0	R10.0

4.1.1 Resultados computacionais

O sensor e a armadura foram simulados no programa COMSOL *Multiphysics*. Os resultados da simulação computacional contêm informações de 30 ciclos de histerese gerados para cada diâmetro de vergalhão (R5.0, R6.3, R8.0 e R10.0), em uma profundidade (0, 10 e 20 mm) e no estado não corroído, obtidos por um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal ou triangular, resultando em 360 ciclos para cada excitação magnética na forma de onda.

A Figura 18 e a Figura 19 apresentam o valor médio e o desvio padrão estatístico para cada característica magnética (B_r , H_c , B_{max} e H_{max}) de cada diâmetro (R5.0, R6.3, R8.0 e R10.0) do vergalhão, nas três profundidades (0, 10 e 20 mm), com um campo magnético aplicado externamente com uma forma de onda senoidal e triangular, respectivamente.

Figura 18 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados simulados)

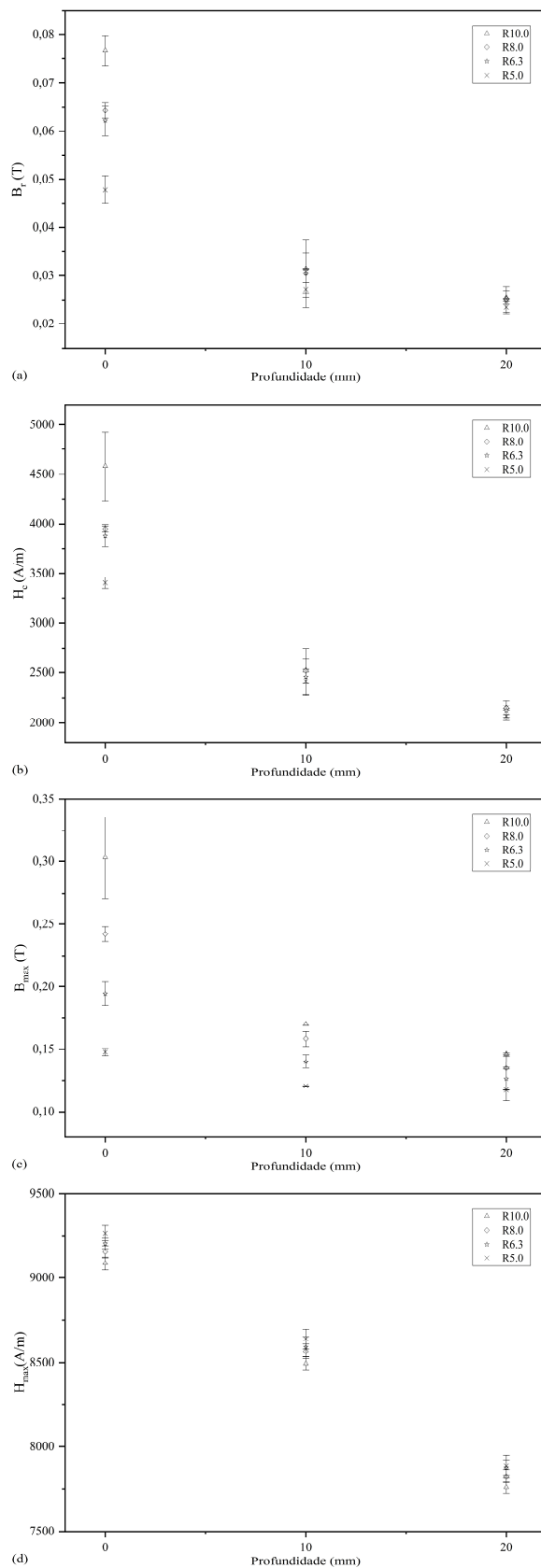
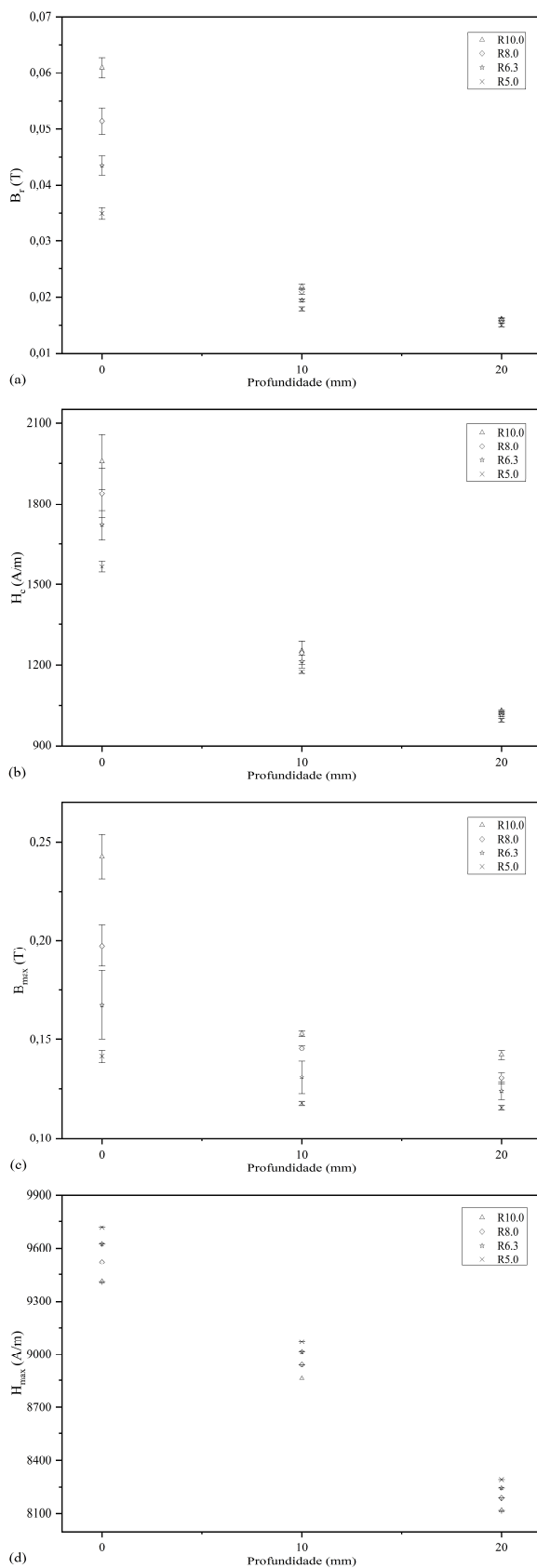


Figura 19 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados simulados)



A partir dos resultados apresentados na Figura 18, levando em consideração as distribuições estatísticas (média e desvio padrão) de B_r , H_c , B_{max} e H_{max} computacionais, pode-se observar que há sobreposição dos valores das características magnéticas e, conseqüentemente a análise estatística não pode ser utilizada como um classificador capaz de identificar os diâmetros dos vergalhões para todas as profundidades estudadas. A mesma conclusão também pode ser observada na Figura 19.

Uma vez que qualquer uma das quatro características magnéticas não pode ser considerada um atributo adequado para distinguir os diâmetros dos vergalhões em todas as profundidades, então um novo conjunto de dados composto de vetores com quatro dimensões, cujos componentes B_r , H_c , B_{max} e H_{max} , foi construído para cada diâmetro de vergalhão em uma profundidade, com um campo magnético aplicado externamente com forma de onda senoidal ou triangular. Os novos conjuntos de dados foram analisados usando os algoritmos PCA, transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural, a fim de uma análise mais aprofundada das características magnéticas.

A Tabela 2 apresenta as taxas de sucesso dos dados computacionais classificados por diâmetro do vergalhão, independentemente de suas profundidades, usando a PCA, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal e triangular. Esses resultados correspondem aos valores da diagonal da matriz de confusão obtidos por meio da PCA.

Tabela 2 – Taxas de sucesso dos dados classificados por diâmetro do vergalhão pela PCA (resultados simulados)

	PCA	
	Senoidal	Triangular
R5.0	67	67
R6.3	0	1
R8.0	0	0
R10.0	33	33
Média (%)	25	25,25

Como pode ser visto na Tabela 2, a PCA foi capaz de identificar apenas dois diâmetros de vergalhões (R5.0 e R10.0), sem levar em consideração as suas profundidades, independentemente da forma de onda de excitação magnética. As médias das taxas de sucesso dos dados classificados por diâmetro do vergalhão usando a PCA foram de 25% e 25,25% com um campo magnético de excitação com forma de onda senoidal e triangular, respectivamente, o que foram consideradas baixas.

O motivo da falha do classificador não supervisionado, como a PCA, é o fato de que a dimensão dos vetores que caracterizam os diferentes diâmetros dos vergalhões de aço é insuficiente para distingui-las. Esse fato é bem conhecido para esses classificadores e a única maneira de superar essa falha é aumentando a dimensão dos vetores.

Para aplicar os algoritmos de aprendizagem supervisionada, transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural, como já foi dito, 100 conjuntos de vetores foram gerados e escolhidos aleatoriamente a partir dos dados originais, sendo que esses foram divididos em um conjunto de treinamento, com 80% dos vetores, e um conjunto de teste, com 20% dos vetores restantes. Todas as matrizes de confusão obtidas pelo processamento dos dados com os classificadores assistidos, KL, Gaussiano e rede neural, foram calculadas a média sobre as 100 amostras escolhidas distintamente tanto para o conjunto de treinamento como para o conjunto de teste. O objetivo de aplicar o conjunto de teste é avaliar o desempenho do classificador na classificação correta dos dados.

Os resultados apresentados na Tabela 3 e na Tabela 4 representam as taxas médias de sucesso obtidas da diagonal da matriz de confusão média para a classificação dos dados dos diâmetros dos vergalhões não corroídos, avaliados em profundidades distintas, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal e triangular, respectivamente, pelos algoritmos da transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural. Os resultados computacionais obtidos usando esses classificadores mostraram que as taxas médias de acerto foram iguais ou superiores a 96%.

Tabela 3 – Taxas médias de sucesso dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados simulados)

	KL		Gaussiano		Rede neural	
	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
R5.0	100	99	98	98	99	99
R6.3	96	96	98	98	99	99
R8.0	98	98	97	96	99	99
R10.0	100	98	98	97	99	99
Média geral (%)	98,5	97,75	97,75	97,5	99	99

Com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal, na Tabela 3, as maiores médias gerais das taxas de sucesso foram obtidas usando a rede neural com 99% para os conjuntos de treinamento e teste, respectivamente, depois a transformada de KL com 98,5% e 97,25% e o classificador Gaussiano com 97,75% e 97,5%.

Tabela 4 – Taxas médias de sucesso dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados simulados)

	KL		Gaussiano		Rede neural	
	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
R5.0	100	100	99	99	100	100
R6.3	100	100	99	99	100	99
R8.0	100	100	99	98	99	99
R10.0	100	100	99	99	100	100
Média geral (%)	100	100	99	98,75	99,75	99,5

Com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular, na Tabela 4, as maiores médias gerais das taxas de sucesso foram obtidas usando a transformada de KL com 100% para os conjuntos de treinamento e teste, respectivamente, seguida pela rede neural com 99,75% e 99,5% e, por fim, pelo classificador Gaussiano com 99% e 98,75%.

Assim, a análise das características magnéticas obtidas pela simulação computacional por meio dos algoritmos de aprendizagem supervisionada (transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural) apresentaram os melhores resultados do que pelo classificador baseado na PCA.

4.1.2 Resultados experimentais

Uma análise semelhante aplicada aos dados da simulação computacional foi realizada com os dados experimentais, também, obtidos a partir dos ciclos de histerese. Para análise dos dados experimentais, como no caso da simulação, 30 ciclos de histerese foram gerados para cada diâmetro do vergalhão em função de uma profundidade, no estado não corroído, de modo que o conjunto de vetores contém informações de 360 ciclos para cada campo magnético de excitação na forma de onda.

A Figura 20 e a Figura 21 apresentam o valor médio e o desvio padrão para cada característica magnética (B_r , H_c , B_{max} e H_{max}) dos quatro diâmetros (R5.0, R6.3, R8.0 e R10.0) dos vergalhões de aço em função das suas profundidades (0, 10 e 20 mm) com um campo magnético aplicado externamente na forma de onda senoidal e triangular, respectivamente. Como pode ser visto, os resultados apresentados têm o mesmo comportamento dos computacionais, onde os parâmetros estatísticos de B_r , H_c , B_{max} e H_{max} experimentais apresentam superposição de seus valores, logo esses não se mostraram adequados para discriminar os diâmetros dos vergalhões em qualquer profundidade.

Figura 20 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados experimentais)

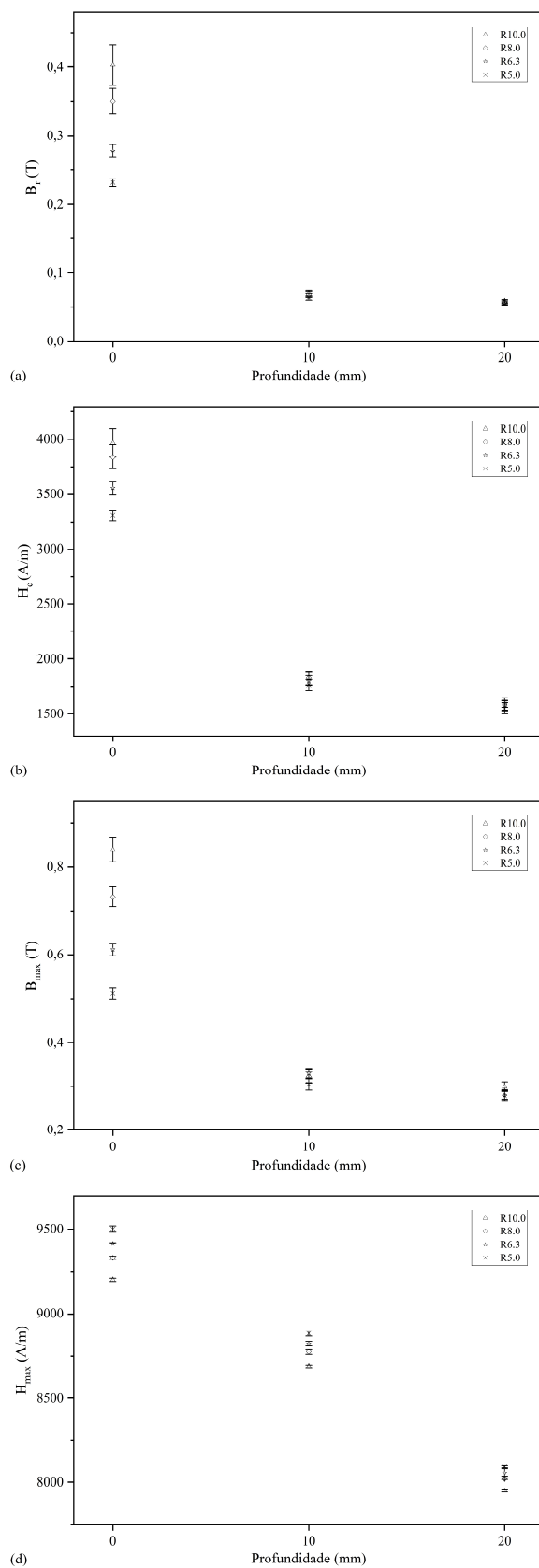
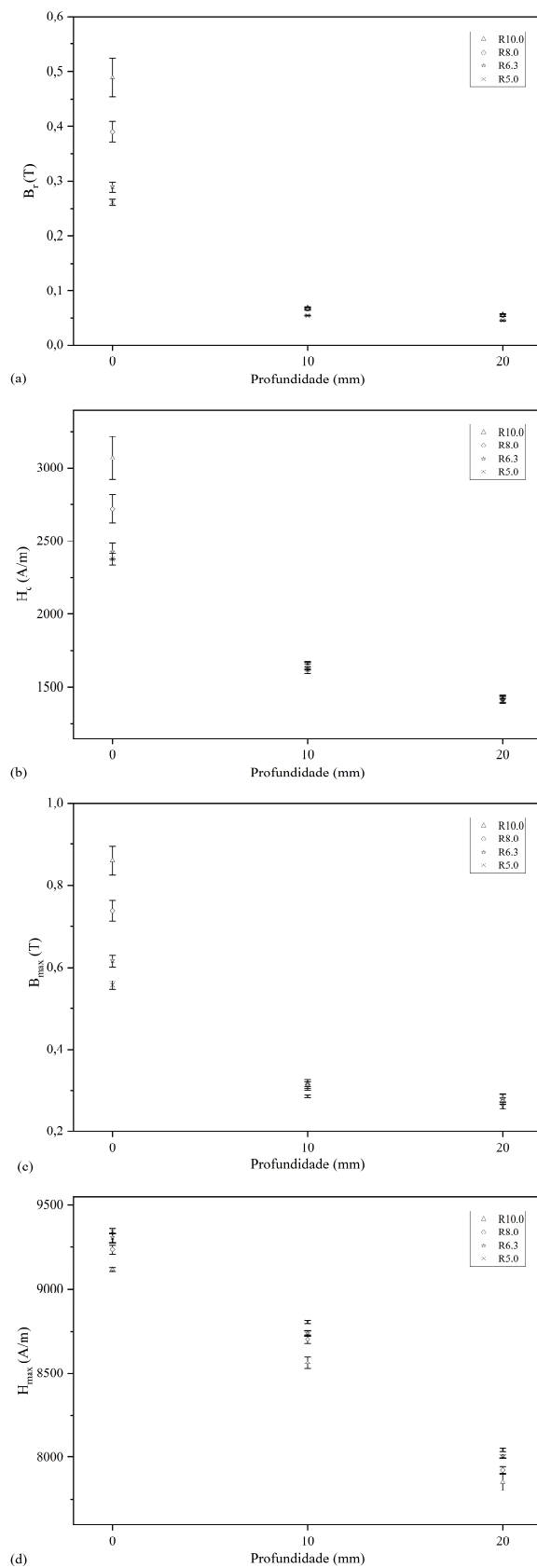


Figura 21 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vários diâmetros dos vergalhões com uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados experimentais)



Portanto, como no caso anterior, as ferramentas de classificação de padrões foram usadas para analisar os dados de B_r , H_c , B_{max} e H_{max} experimentais. Para isso, um novo conjunto de vetores com quatro dimensões, cujo componentes foram as quatro características magnéticas, foi construído para cada diâmetro de vergalhão em uma profundidade e , depois, inserido nos classificadores, como foi feito com os dados computacionais.

Com o classificador PCA, as taxas de sucesso dos dados experimentais classificados por diâmetros de vergalhões não corroídos, avaliados independentemente da sua profundidade, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal e triangular, respectivamente, são mostradas na Tabela 5

Tabela 5 – Taxas de sucesso dos dados classificados por diâmetro do vergalhão pela PCA (resultados experimentais)

	PCA	
	Senoidal	Triangular
R5.0	67	67
R6.3	0	1
R8.0	0	0
R10.0	33	33
Média (%)	25	25,25

Os resultados apresentados na Tabela 5, pela PCA, mostraram que foram iguais aos obtidos na simulação computacional, como podem ser vistos na Tabela 2. As médias das taxas de sucesso dos dados classificados por diâmetro de vergalhões foram de 25% e 25,25% com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal e triangular, respectivamente. Esses resultados foram considerados baixos.

Então, o mesmo procedimento aplicado no tratamento dos dados da simulação computacional foi adotado para os dados experimentais, onde foram considerados 100 conjuntos de vetores selecionados aleatoriamente, sendo que 80% desses para o conjunto de treinamento e os restantes (20% dos dados) para o conjunto de teste, e aplicados nos classificadores supervisionados transformada de KL, Gaussiano e rede neural.

As Tabelas 6 e 7 apresentam as taxas médias de acerto dos dados classificados corretamente por diâmetro de vergalhão, avaliados em profundidades distintas, não corroídos, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal e triangular, respectivamente, pelos classificadores transformada de KL, Gaussiano e rede neural. As taxas médias de sucesso mostraram que estão em total concordância com os obtidos na simulação computacional, e não são menores do que 95% com um campo magnético de

excitação de forma de onda senoidal triangular.

Tabela 6 – Taxas de sucesso médias dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados experimentais)

	KL		Gaussiano		Rede neural	
	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
R5.0	96	95	100	100	99	99
R6.3	97	98	99	99	99	99
R8.0	95	95	100	99	99	99
R10.0	99	98	100	100	100	99
Média geral (%)	96,75	96,5	99,75	99,5	99,25	99

Com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal, como mostrado na Tabela 6, as maiores médias gerais das taxas de sucesso foram obtidos pelo classificador Gaussiano com 99,75% e 99,5% para os conjuntos de treinamento e teste, respectivamente, seguido pela rede neural com 99,25% e 99% e, por fim, pela transformada de KL com 97% e 96,5%.

Tabela 7 – Taxas de sucesso médias dos dados simulados que foram classificados corretamente para uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados experimentais)

	KL		Gaussiano		Rede neural	
	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
R5.0	100	100	99	99	99	99
R6.3	100	98	99	99	99	99
R8.0	98	97	98	98	99	99
R10.0	99	99	99	99	99	99
Média geral (%)	99,25	98,25	98,75	98,75	99	99

Os resultados apresentados na Tabela 7, com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular, as maiores médias gerais das taxas de sucesso foram obtidos usando a rede neural com 99% e 99% para os conjuntos treinamento e teste, respectivamente, seguida pela transformada de KL com 99,25% e 98,25% e, finalmente, pelo classificador Gaussiano com 98,75% e 98,75%.

Analisando os resultados experimentais, bem como os resultados computacionais, os algoritmos de aprendizado supervisionado apresentaram melhores resultados que os obtidos usando a PCA. Além disso, a excitação magnética externa triangular indicou melhorar um pouco o desempenho dos classificadores.

De acordo com os resultados apresentados, o sensor eletromagnético mostrou-se capaz de reconhecer os diâmetros dos vergalhões de aço. No entanto, não apresentou

eficácia quando os vergalhões foram posicionados em profundidades superiores a 20 mm, por isso faz-se necessário aprimorar o sensor para alcançar profundidades maiores e, alternativamente, poder-se-ia utilizar mais informações contidas nos ciclos de histerese para realizar uma classificação mais eficiente dos diferentes diâmetros dos vergalhões em diferentes profundidades.

4.2 Identificação da Corrosão nos Vergalhões

A corrosão nas armaduras utilizadas em estruturas de concreto armado foi induzida por meio do ensaio de névoa salina. A Tabela 8 apresenta as taxas de corrosão obtidas no período de exposição (120 h) ao cloreto de sódio para os vergalhões R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5 e R16.0. Além disso, os diâmetros médios dos vergalhões medidos nos estados não corroído e corroído são mostrados.

Tabela 8 – Taxas de corrosão dos vergalhões

Referência	R5.0	R6.3	R8.0	R10.0	R12.5	R16.0
DNC (mm)	5,00	6,40	8,47	10,12	14,05	16,30
DC (mm)	4,80	6,20	8,20	9,80	13,60	15,80
DNC-DC	0,20	0,20	0,27	0,32	0,45	0,50
Taxa de corrosão (mg/mm².dia)	0,092	0,112	0,115	0,118	0,121	0,134

DNC = diâmetro médio não corroído; DC = diâmetro médio corroído

De acordo com a Tabela 8, a taxa de corrosão metálica, conforme definida na literatura (ANDRADE; ALONSO, 1996; ASTM G1, 2017), aumentou com a área de superfície de exposição, ou seja, com aumento do diâmetro de vergalhão, e as camadas de corrosão (DNC-DC) variaram de 0,2 a 0,5 mm.

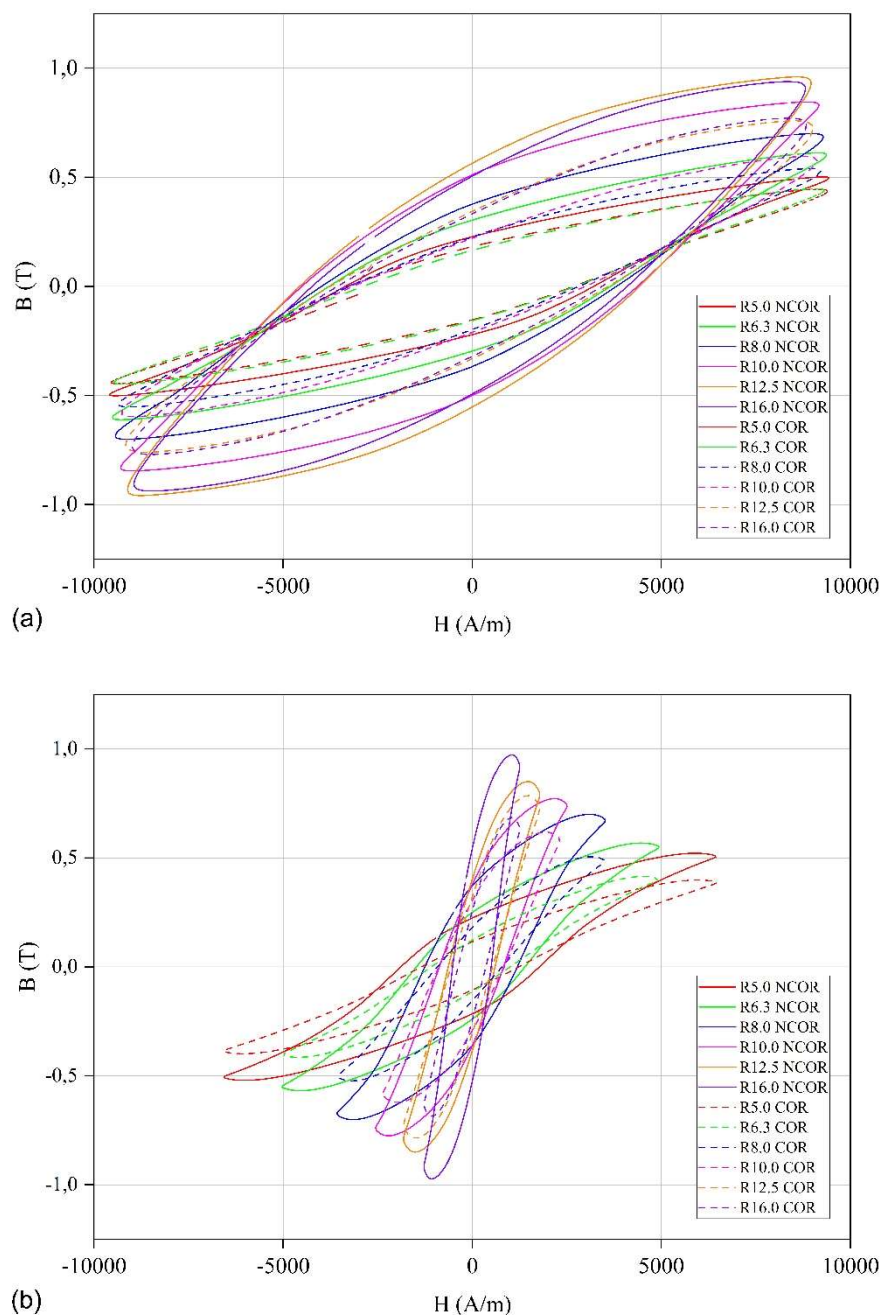
Os óxidos e hidróxidos de ferro são encontrados na região de corrosão formada na superfície dos vergalhões de aço (DE LA FUENTE et al., 2011), como mostrado na Figura 22. Os produtos químicos da corrosão mostram diferentes propriedades magnéticas em relação aos vergalhões não corroídos (HE et al., 2012), como podem ser vistas na Figura 23, em que os ciclos de histerese experimentais com um campo magnético de excitação magnética na forma de onda sinusoidal e triangular a 0 mm de profundidade. Para as duas formas de onda, as curvas de histerese resultaram em uma levemente mudança na forma, que pode ser explicado pelos traços da forma de onda excitante. Essas diferenças já foram apontadas na literatura (FECIORU-MORARIU; PADURARU; CALTUN, 2003).

Figura 22 – Diâmetros dos vergalhões corroídos



Analisando os dados dos ciclos de histerese dos vergalhões mostrado na Figura 23, como foi esperado que todos os parâmetros foram maiores para os vergalhões não corroídos do que os corroídos. Os compostos químicos associados à corrosão do aço apresentam diferentes comportamentos magnéticos que resultam em um menor número de domínios ferromagnéticos disponíveis. Os valores dos parâmetros magnéticos H_{\max} e H_c foram maiores com a excitação magnética externa na forma de onda senoidal do que com a onda triangular e ocorreu o inverso para os valores de B_{\max} e B_r .

Figura 23 – Ciclos de histerese experimental com um campo magnético aplicado nos vergalhões de aço, na profundidade de 0 mm, na forma de onda (a) senoidal e (b) triangular



O campo magnético gerado pela excitação na forma de onda senoidal é inicialmente aplicado sob a maior taxa de mudança da forma em comparação com a excitação na forma de onda triangular, que tem taxa constante de mudança a cada 1/4 do período. Portanto, são esperadas diferenças na geração do campo magnético e no processo de magnetização.

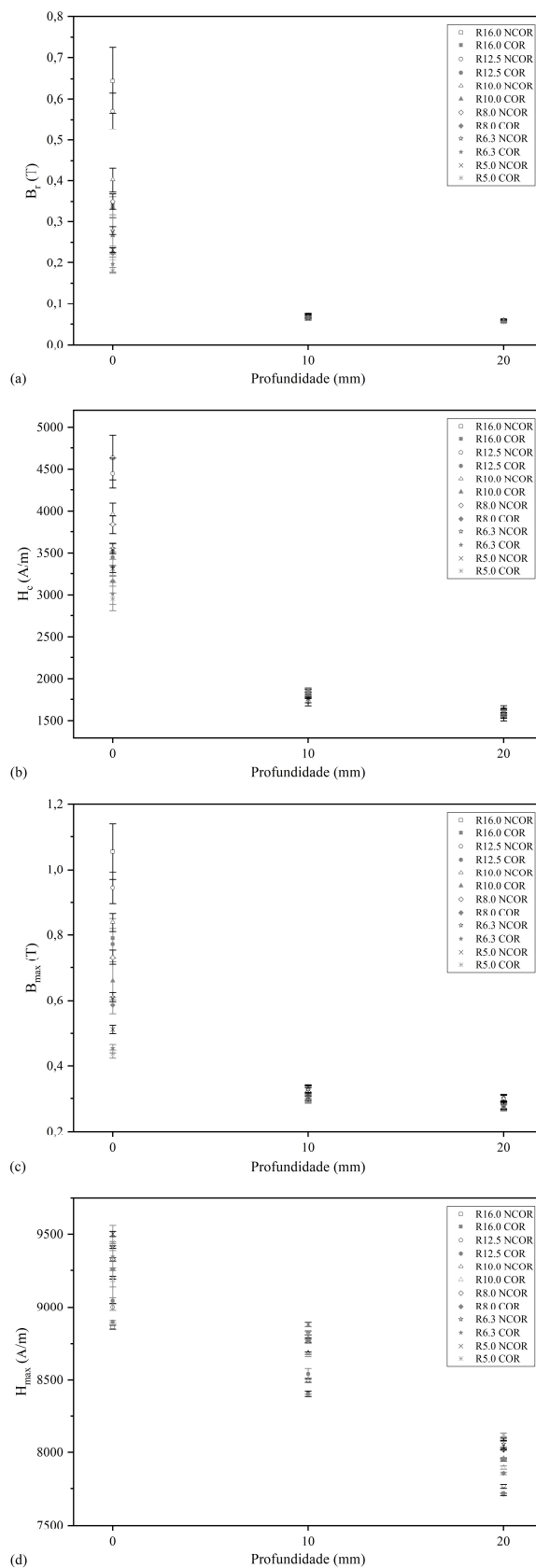
As perdas de fluxo magnético pelo o núcleo dependem claramente da faixa de frequência e das condições de excitação estudadas (SZYNOWSKI et al., 2008) e, ainda, histereses magnéticas com diferentes formas de onda foram reproduzidas e diferentes magnetizações ferromagnéticas foram encontradas na literatura (ANTONIO et al., 2021).

4.2.1 Resultados com excitação magnética na forma de onda senoidal

A Figura 24 mostra o valor médio e o desvio padrão para cada característica magnética (B_r , H_c , B_{max} e H_{max}) experimental de cada diâmetro (R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5 e R16.0) dos vergalhões não corroídos ou corroídos, em função de uma profundidade (0, 10 e 20 mm), com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal.

Como pode ser visto, em todas as profundidades, não há uma separação clara dos valores dos parâmetros magnéticos e, conseqüentemente, os valores da análise estatística não podem ser utilizados como classificador capaz de identificar nem o diâmetro nem o estado de corrosão em qualquer profundidade do vergalhão.

Figura 24 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vergalhões, para todos os diâmetros de vergalhões corroídos e não corroídos, com uma excitação magnética na forma de onda senoidal (resultados experimentais)



Uma vez que nenhuma das quatro características magnéticas pode ser considerada como um atributo adequado para distinguir as diferentes classes, então um novo conjunto de dados, composto por vetores com quatro dimensões, cujos componentes foram B_r , H_c , B_{max} e H_{max} , foi construído e organizado de acordo com os diâmetros dos vergalhões, no estado corroídos e não corroídos, em função das profundidades 0, 10 e 20 mm, resultando em 36 classes, a fim de investigar o comportamento do conjunto das características magnéticas.

Como anteriormente, a média das matrizes de confusão foram obtidas pelo processamento de 100 conjuntos de vetores construídos aleatoriamente com os dados experimentais e processados por meio dos algoritmos de transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural, sendo que 80% dos conjuntos de dados para o conjunto de treinamento e os 20% restantes para definir o conjunto de teste. Ao contrário desses, a PCA usou todos dados. O conjunto de teste é aplicado para avaliar o desempenho do classificador quanto a classificação correta dos dados.

Os resultados das taxas de sucesso para cada diâmetro de vergalhão classificados corretamente obtidos pelos classificadores PCA, transformada de KL, Gaussiano e rede neural foram mostrados na Tabela 9 até Tabela 14, em função das profundidades (H) e nos estados não corroídos (NCOR) e corroídos (COR), com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal, onde 6 classes foram inseridas em cada classificador.

Os resultados numéricos da diagonal da matriz de confusão média dos conjuntos de treinamento e teste obtidos pelos algoritmos, para R5.0, foram listados na Tabela 9. As melhores médias das taxas de sucesso obtidas para o mesmo diâmetro do vergalhão de aço em diferentes profundidades, nos estados não corroído e corroído, foram obtidas usando o classificador Gaussiano foram 100% (conjunto de treinamento) e 98,36% (conjunto de teste), a PCA de 97,98% (conjunto de teste), a transformada de KL de 97,97% (conjunto de treinamento) e 95,86% (conjunto de teste) e, por fim, a rede neural de 97,69% (conjunto de treinamento) e 97,17% (conjunto de teste).

Tabela 9 – Taxas de sucesso do vergalhão R5.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal

R5.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	100	100	100	100	100	100	100
	20	94	93,75	87,83	100	100	90,83	89,83
COR	0	100	100	97	100	99,83	100	99
	10	98,42	98,33	97,5	100	96,83	100	100
	20	95,46	95,71	92,83	100	93,5	95,33	94,17
Média (%)		97,98	97,97	95,86	100	98,36	97,69	97,17

Os resultados das taxas de sucesso para R6.3 são apresentados na Tabela 10, como pode ser visto, as melhores médias das taxas de sucesso obtidas para o mesmo diâmetro de vergalhão não corroído e corroído, em diferentes profundidades foram alcançadas usando a PCA de 100% (conjunto de teste) e a transformada de KL de 100% para os conjuntos de treinamento e de teste, depois, o classificador Gaussiano de 100% (conjunto de treinamento) e 99,94% (conjunto de teste) e a rede neural com 99,56% (conjunto de treinamento) e 99,50% (conjunto de teste).

Tabela 10 – Taxas de sucesso do vergalhão R6.3 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal

R6.3	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	99,96	100
	10	100	100	100	100	100	100	100
	20	100	100	100	100	99,67	99,25	99
COR	0	100	100	100	100	100	100	99,5
	10	100	100	100	100	100	100	100
	20	100	100	100	100	100	98,17	98,5
Média (%)		100	100	100	100	99,94	99,56	99,50

Na Tabela 11, para R8.0 não corroído e corroído em diferentes profundidades, pode ser visto que as melhores médias das taxas de sucesso foram encontrados pelo classificador Gaussiano de 100% (conjunto de treinamento) e 99,86% (conjunto de teste), seguido pela rede neural com 99,46% (conjunto de treinamento) e 99,11% (conjunto de teste) e pela PCA de 99,46% (conjunto de teste) e, finalmente, pela transformada de KL com 99,42% (conjunto de treinamento) e 99,53% (conjunto de teste).

Tabela 11 – Taxas de sucesso do vergalhão R8.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal

R8.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	96,79	96,54	97,17	100	100	98,25	97
	20	100	100	100	100	99,17	98,71	98,67
COR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	100	100	100	100	100	99,92	99
	20	100	100	100	100	100	99,92	100
Média (%)		99,46	99,42	99,53	100	99,86	99,46	99,11

Para R10.0 não corroído e corroído em diferentes profundidades, os resultados das taxas médias de sucesso são apresentados na Tabela 12. Nessa configuração, as melhores médias das taxas de sucesso foram obtidas usando o classificador Gaussiano de 100% (conjunto de treinamento) e 99,17% (conjunto de teste), depois com a rede neural de 99,85% (conjunto de treinamento) e 99,58% (conjunto de teste) e, por fim, com a transformada de KL de 93,75% (conjunto de treinamento) e 93,97% (conjunto de teste) e com a PCA de 93,66% (conjunto de teste).

Tabela 12 – Taxas de sucesso do vergalhão R10.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal

R10.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	99,83	99,58	99,83	100	100	100	100
	20	75,96	76,79	77,5	100	95	99,5	99,33
COR	0	100	100	100	100	100	100	98,33
	10	100	100	100	100	100	100	100
	20	86,17	86,12	86,5	100	100	99,62	99,83
Média (%)		93,66	93,75	93,97	100	99,17	99,85	99,58

A Tabela 13 mostra o desempenho dos classificadores com melhores médias das taxas de sucesso dos dados classificados pelo classificador Gaussiano de 100% (treinamento conjunto) e 99,41% (conjunto de teste), pela transformada de KL de 98,06% (conjunto de treinamento) e 97,14% (conjunto de teste), pela rede neural de 98,05% (conjunto de treinamento) e 97,03% (conjunto de teste) e pela PCA com 98,03% (conjunto de teste), para R12.5 não corroído e corroído em diferentes profundidades.

Tabela 13 – Taxas de sucesso do vergalhão R12.5 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal

R12.5	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	93,5	94	90,5	100	100	95,83	93,17
	20	100	100	100	100	100	99,25	98,5
COR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	94,67	94,37	92,33	100	99,67	93,62	90,83
	20	100	100	100	100	96,83	99,58	99,67
Média (%)		98,03	98,06	97,14	100	99,41	98,05	97,03

Os resultados na Tabela 14 para R16.0 não corroído e corroído, em diferentes profundidades, apresentam as melhores médias das taxas de sucesso usando o classificador Gaussiano com 99,23% (conjunto de treinamento) e 97,86% (conjunto de teste), seguida da PCA de 87,05% (conjunto de teste) e do KL com 86,39% (conjunto de treinamento) e 86,83% (conjunto de teste) e, finalmente, da rede neural com 79,62% (conjunto de treinamento) e 79% (conjunto de teste).

Tabela 14 – Taxas de sucesso do vergalhão R16.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda senoidal

R16.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	88,12	87,29	87,83	100	99,67	80,87	75,33
	20	60,75	60,42	58,67	95,37	94	50,58	51,83
COR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	97	96,58	97,5	100	99,17	84,54	84
	20	76,46	74,04	77	100	94,33	61,71	62,83
Média (%)		87,05	86,39	86,83	99,23	97,86	79,62	79

As taxas de sucesso da classificação dos diâmetros dos vergalhões corroídos (COR) e não corroídos (NCOR) para cada classificador obtidos com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal estão ilustradas na Tabela 15. Esses resultados são para os diâmetros de vergalhões fixos (R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5, R16.0) em diferentes profundidades (0, 10 e 20 mm), isto é, foram consideradas seis classes de dados para cada diâmetro do vergalhão estudado.

Tabela 15 – Taxas médias de sucesso dos dados que foram corretamente classificados como corroído e não corroído para os diâmetros dos vergalhões fixos, em profundidades distintas, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal

Vergalhão	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino
R5.0 NCOR	98	97,92	95,94	100	100	96,94	96,61	
R5.0 COR	97,96	98,01	95,77	100	96,72	98,44	97,72	
R6.3 NCOR	100	100	100	100	99,89	99,74	99,67	
R6.3 COR	100	100	100	100	100	99,39	99,33	
R8.0 NCOR	98,93	98,85	99,06	100	99,72	98,99	98,56	
R8.0 COR	100	100	100	100	100	99,95	99,67	
R10.0 UCOR	91,93	92,13	92,44	100	98,33	99,83	99,78	
R10.0 COR	95,39	95,38	95,50	100	100	99,88	99,39	
R12.5 NCOR	97,83	98	96,83	100	100	98,36	97,22	
R12.5 COR	98,22	98,13	97,33	100	98,83	97,74	96,83	
R16.0 NCOR	82,95	82,57	82,17	98,45	97,89	77,15	75,72	
R16.0 COR	91,15	90,21	91,50	100	97,83	82,08	82,28	
Média geral	NCOR	94,94	94,91	94,41	99,74	99,31	95,17	94,59
(%)	COR	97,12	96,95	96,68	100	98,90	96,24	95,87

De acordo com a Tabela 15, os resultados dos conjuntos de testes, que foram considerados como o parâmetro para avaliar o desempenho dos classificadores, mostraram que o melhor desempenho foi alcançado usando o classificador Gaussiano que apresentou as maiores médias gerais para os vergalhões de aço corroídos e não corroídos.

As taxas de sucesso obtidas pelos classificadores PCA, transformada de KL, Gaussiano e rede neural para todos os diâmetros dos vergalhões não corroídos e corroídos classificados para uma profundidade em 0 mm (Tabela 16), 10 mm (Tabela 17) e 20 mm (Tabela 18) com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal. Nesse caso, cada uma dessas classificações foi considerada doze classes.

A Tabela 16 com a profundidade 0 mm fixa mostra as taxas médias de sucesso para todos os diâmetros dos vergalhões de aço corroídos e não corroídos. As melhores médias apareceram usando o classificador Gaussiano com 98,03% (conjunto de treinamento) e 97,01% (conjunto de teste), seguido pela rede neural de 97,70% (conjunto de treinamento) e 96,08% (conjunto de teste), e, finalmente, pela transformada de KL de 93,41% (conjunto de treinamento) e 99,29% (conjunto de teste) e pela PCA de 93,41% (conjunto de teste).

Tabela 16 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 0 mm, para uma excitação de forma de onda senoidal

Profundidade 0 mm	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
Não corroídos	R5.0	100	100	100	100	100	100	100
	R6.3	100	100	100	100	100	99,92	99,83
	R8.0	100	100	100	100	100	100	100
	R10.0	100	100	100	100	98,67	100	99,67
	R12.5	100	100	100	100	100	100	99,17
	R16.0	93,67	93,5	92,17	100	100	99,96	99,67
Corroídos	R5.0	75,17	75,17	68,17	82,04	76	92,83	89,17
	R6.3	83,58	83,75	82,67	94,37	89,5	91,33	87,83
	R8.0	100	100	100	100	100	99,87	99,83
	R10.0	76,92	76,71	71,83	100	100	89,71	81,33
	R12.5	97,08	96,87	97,5	100	100	98,92	97
	R16.0	94,5	94,96	95,17	100	100	99,87	99,5
Média (%)	93,41	93,41	92,29	98,03	97,01	97,70	96,08	

A Tabela 17 com a profundidade 10 mm fixa apresenta as taxas de sucesso obtidas para todos os diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos, sendo que as melhores médias foram alcançadas por meio do classificador Gaussiano de 99,75% (conjunto de treinamento) e 98,26% (conjunto de teste), seguido pela rede neural de 98,26% (conjunto de treinamento) e 96,18% (conjunto de teste) e, por fim, pela transformada de KL de 96,92% (conjunto de treinamento) e 96,40% (conjunto de teste) e pela PCA de 96,92% (conjunto de teste).

Tabela 17 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 10 mm, para uma excitação de forma de onda senoidal

Profundidade 10 mm	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
Não corroídos	R5.0	95,21	95,04	93,17	100	99,17	96,58	94
	R6.3	96,46	96,62	96,83	100	96,5	97,17	92,17
	R8.0	96,54	96,67	96,67	96,96	97,83	96,42	95,5
	R10.0	100	100	100	100	98,5	100	98,83
	R12.5	99,83	99,92	97,67	100	95,33	95,96	90,5
	R16.0	95,88	96	95	100	99,5	94,67	90,67
Corroídos	R5.0	100	100	100	100	94,33	100	100
	R6.3	100	100	100	100	100	99,96	100
	R8.0	100	100	100	100	100	100	99,33
	R10.0	100	100	100	100	99,83	100	100
	R12.5	96,71	96,5	97,33	100	99,17	99,12	97,33
	R16.0	82,38	82,25	80,17	100	99	99,29	95,83
Média (%)	96,92	96,92	96,40	99,75	98,26	98,26	96,18	

A Tabela 18 com a profundidade de 20 mm fixa mostra que as taxas de sucesso para todos os diâmetros dos vergalhões não corroídos e corroídos, sendo que as melhores médias foram obtidas usando o classificador Gaussiano de 97,93% (conjunto de

treinamento) e 94,35% (conjunto de teste), depois pela rede neural de 93,72% (treinamento conjunto) e 91,22% (conjunto de teste) e pela transformada de KL de 91,24% (conjunto de treinamento) e 90,21% (conjunto de teste), e, finalmente, pela PCA de 91,19% (conjunto de teste).

Tabela 18 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 20 mm, para uma excitação de forma de onda senoidal

Profundidade 20 mm	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
Não corroídos	R5.0	89,42	88,46	87,17	82,54	79,33	93,62	86,5
	R6.3	80,04	80,67	77,33	97,42	90,83	91,88	87,67
	R8.0	96,58	96,79	96,17	100	97	94,67	92,5
	R10.0	96,67	96,71	96,5	99,92	92,5	96,96	92,33
	R12.5	95,46	95,5	95,33	100	97,83	90,67	90,17
	R16.0	58,62	58,88	54,17	95,29	95,67	77,33	72,83
Corroídos	R5.0	100	100	100	100	90,5	98,54	95,83
	R6.3	100	100	100	100	98,67	100	100
	R8.0	100	100	100	100	100	100	97,83
	R10.0	100	100	100	100	100	100	100
	R12.5	100	100	100	100	95,33	100	99,67
	R16.0	77,46	77,83	75,83	100	94,5	81	79,33
Média (%)	91,19	91,24	90,21	97,93	94,35	93,72	91,22	

As médias gerais das taxas de sucesso dos quatro classificadores para todos os diâmetros dos vergalhões (R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5, R16.0) corroídos (COR) e não corroídos (NCOR) em função das profundidades fixas (0, 10 e 20 mm), são mostradas na Tabela 19, com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal.

Tabela 19 – Taxas médias de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos, em uma profundidade especificada, para uma excitação de forma de onda senoidal

Profundidade	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
0 mm NCOR	98,94	98,92	98,69	100	99,78	99,98	99,72	
0 mm COR	87,88	87,91	85,89	96,07	94,25	95,42	92,44	
10 mm NCOR	97,32	97,37	96,55	99,49	97,81	96,80	93,61	
10 mm COR	96,51	96,46	96,25	100	98,72	99,73	98,75	
20 mm NCOR	86,13	86,17	84,45	95,86	92,19	90,86	87,00	
20 mm COR	96,24	96,31	95,97	100	96,50	96,59	95,44	
Média geral	NCOR	94,13	94,15	93,23	98,45	96,59	95,88	93,44
(%)	COR	93,54	93,56	92,70	98,69	96,49	97,25	95,54

As médias das taxas de sucesso mostradas na Tabela 19 foram usadas para avaliar o desempenho dos classificadores considerando os resultados de testes obtidos para os diferentes diâmetros dos vergalhões no estado não corroído e corroído, para uma excitação de forma de onda senoidal. Os resultados apresentados mostram que as maiores

médias com o conjunto de teste usando o classificador Gaussiano foram de 96,59% e 96,49% para os vergalhões não corroídos e corroídos, respectivamente.

A Tabela 20 apresenta as taxas de sucesso dos dados para todos os diâmetros dos vergalhões não corroídos e corroídos em função das profundidades (H) com uma excitação de forma de onda senoidal, resultando em 36 classes.

Tabela 20 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos para todas as profundidades, para uma excitação de forma de onda senoidal

H	Vergalhão	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
0 mm NCOR	R5.0	100	100	100	100	100	99,87	99,83
	R6.3	82,12	82,12	77,83	100	100	94,75	91,33
	R8.0	65,37	65,04	66	82,12	77,67	84,79	84,17
	R10.0	100	100	100	100	100	99,96	100
	R12.5	77,92	77,87	77,83	100	94	88,25	88,17
	R16.0	54,67	53,58	56,33	96,67	91,5	35,58	32,5
10 mm NCOR	R5.0	100	100	100	100	100	100	99,67
	R6.3	91,25	91,21	89,33	97,25	97,67	93,12	93
	R8.0	78	76,58	75,5	100	97,83	84,33	83,17
	R10.0	100	100	100	100	98,67	99,96	99,83
	R12.5	91,58	90,96	91	100	97,5	99,96	99,83
	R16.0	82,62	82,92	81,33	99,96	94	95,58	93,17
20 mm NCOR	R5.0	100	100	100	100	100	99,75	99,5
	R6.3	85,96	85,62	87,5	100	92,83	86,54	82
	R8.0	82,08	82,17	78,83	100	97,17	58,12	56,67
	R10.0	92,42	93,25	92,5	100	100	99,46	98,83
	R12.5	74,79	74,29	74,33	100	98,83	84,67	84,33
	R16.0	52,37	51,96	52,5	95,37	94,33	48,17	51,67
0 mm COR	R5.0	73,71	74,17	72,83	81,37	75,33	84,67	78,67
	R6.3	92,54	92,37	89,83	100	92,5	97,67	96,17
	R8.0	85,42	85,29	85	100	93,33	90,25	89,5
	R10.0	84,25	83,54	84,5	94,67	88,83	80,71	77,83
	R12.5	65,96	67,83	63,5	100	100	90,08	88,83
	R16.0	85,08	85,58	85,33	100	99	93,54	94,33
10 mm COR	R5.0	100	100	100	100	100	99,54	98,17
	R6.3	86,96	87,25	85	100	100	95,5	91,33
	R8.0	98,04	98,08	95,33	100	100	95,54	94,17
	R10.0	63,67	64,96	60	100	100	81,75	72
	R12.5	97,37	97,21	96	100	99,5	99,87	99,5
	R16.0	86,42	86,83	85,5	100	100	86,42	86,83
20 mm COR	R5.0	96,92	97,04	96	100	100	97,96	94,83
	R6.3	95,21	95,21	94,17	100	98	94,67	92,5
	R8.0	99,71	99,67	99	100	96,67	84,12	82,5
	R10.0	94,71	94,92	93,67	100	99,5	98,04	97,83
	R12.5	96,37	96,5	95,83	100	99	92,29	93,17
	R16.0	60,63	60,37	59,83	100	96,17	54,62	53,5
Média (%)		85,39	85,39	84,45	98,54	96,38	88,06	86,65

Os resultados apresentados na Tabela 20, para todos os diâmetros de vergalhões corroídos e não corroídos em todas as profundidades, mostram que as melhores médias das taxas de sucesso com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal de 98,54% (conjunto de treinamento) e 96,38% (conjunto de teste) foram obtidas usando o classificador Gaussiano, em seguida pela rede neural com 88,06% (conjunto de treinamento) e 86,65% (conjunto de teste) e pela transformada de KL com 85,39% (conjunto de treinamento) e 84,45% (conjunto de teste) e a média da taxa de sucesso da PCA foi de 85,39% (conjunto de teste).

As médias gerais das taxas de sucesso para todos os diâmetros dos vergalhões não corroídos (NCOR) e corroídos (COR) em função das profundidades (H) classificados pelos algoritmos PCA, transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural são listadas na Tabela 21 com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal.

Tabela 21 –Taxas médias de sucesso de todos os diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos em todas as profundidades, com um campo magnético de excitação de forma de onda senoidal

Profundidade	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
0 mm NCOR	80,01	79,77	79,66	96,46	93,86	83,87	82,67	
10 mm NCOR	90,58	90,28	89,53	99,54	97,61	95,49	94,78	
20 mm NCOR	81,27	81,22	80,94	99,23	97,19	79,45	78,83	
0 mm COR	81,16	81,46	80,16	96	91,50	89,49	87,55	
10 mm COR	88,74	89,05	86,97	100	99,92	93,10	90,33	
20 mm COR	90,59	90,62	89,75	100	98,22	86,95	85,72	
Média geral NCOR (%)	83,95	83,76	83,38	98,41	96,22	86,27	85,43	
Média geral COR (%)	85,39	85,40	84,50	98,54	96,38	88,06	86,65	

De acordo com os resultados mostrados na Tabela 21, onde foram considerado as 36 classes, as melhores médias gerais das taxas de sucesso dos dados do conjunto de teste foram obtidos pelo classificador Gaussiano com 96,22% e 96,38% para os vergalhões não corroídos e corroídos, respectivamente. Ainda, todos os classificadores apresentaram as médias gerais das taxas de sucesso acima de 83%, o que pode ser considerado um bom valor no procedimento de reconhecimento de padrões. Vale ressaltar que o classificador Gaussiano também apresentou um desempenho muito bom na classificação dos dados do conjunto de treinamento, pois os melhores valores foram de 98,41% e 98,54% para os vergalhões não corroídos e corroídos, respectivamente.

Portanto, deve ser notado que os resultados da classificação para os vergalhões não corroídos e corroídos, com um campo magnético de excitação de forma de onda

senoidal, foram semelhantes o que significa que a mudança nas propriedades magnéticas introduzidas pela corrosão é capaz de discriminar o estado dos vergalhões. A diferença na taxa de sucesso ocorre porque cada um desses classificadores é baseado em um algoritmo diferente, portanto, os resultados podem ser diferentes conforme for o caso. Embora os resultados apresentados pelos classificadores KL e rede neural tenham sido muito próximos, ao se considerar as médias gerais das taxas de sucesso apresentadas na Tabela 15, na Tabela 19 e na Tabela 21.

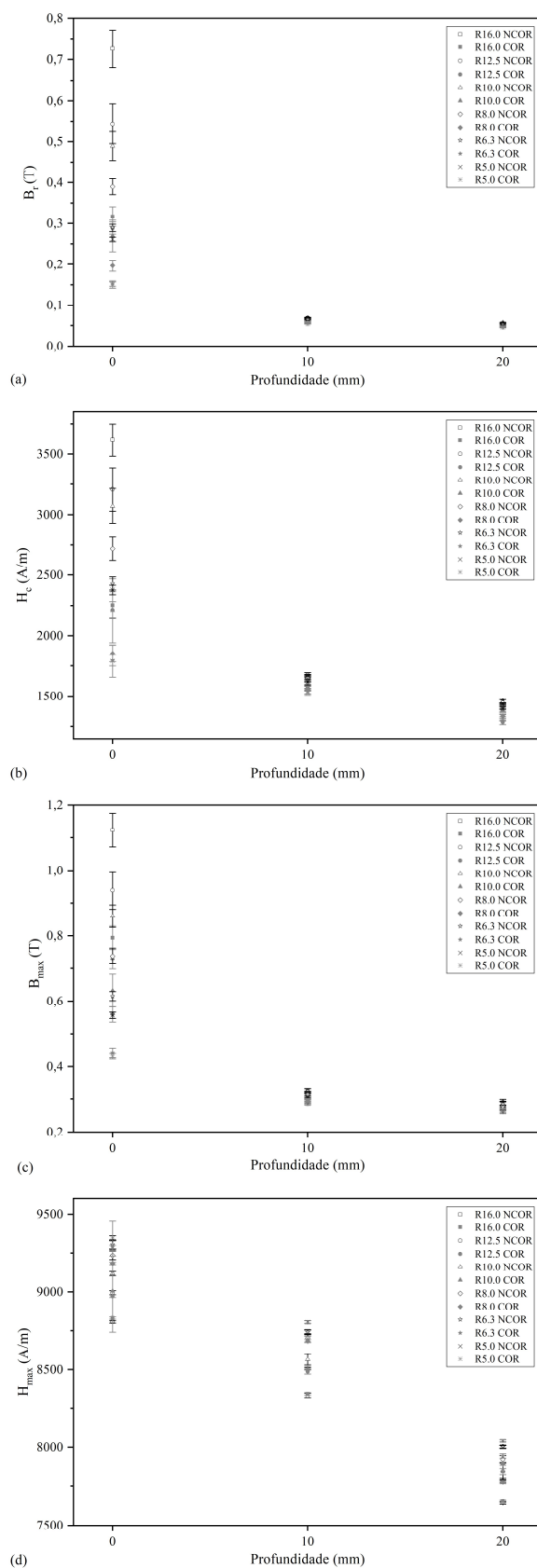
4.2.2 Resultados com excitação magnética na forma de onda triangular

Com um campo magnético aplicado externamente com uma forma de onda triangular, as flutuações estatísticas, a média e o desvio padrão, das quatro características magnéticas para cada diâmetro do vergalhão não corroído e corroído, em função da profundidade do vergalhão, são mostradas na Figura 25 e, como no caso da forma de onda senoidal, os resultados se sobrepõem e, conseqüentemente, não podem ser um classificador confiável.

A Figura 25 mostra que não há uma separação clara de valores B_r , H_c , B_{max} e H_{max} entre os diâmetros dos vergalhões de aço não corroídos e corroídos, com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular, assim como para a excitação na forma de onda senoidal, um único recurso magnético não pode ser usado como um classificador capaz de identificar os vergalhões de aço perante a corrosão em qualquer profundidade.

Como nenhuma das quatro características magnéticas não pode ser considerada um atributo adequado para distinguir as diferentes classes de diâmetros, então foi considerado um novo conjunto de dados composto de vetores com quatro dimensões cujos componentes foram B_r , H_c , B_{max} e H_{max} dos ciclos de histerese. Portanto, os dados foram organizados pelos diâmetros de vergalhão em uma profundidade específica e no estado corroído ou não corroído, depois inseridos nos algoritmos PCA, transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural para obter as suas matrizes de confusão.

Figura 25 – Valor médio e desvio padrão de remanência [B_r] (a), coercividade [H_c] (b), densidade de fluxo máxima [B_{max}] (c) e intensidade máxima do campo magnético [H_{max}] (d) em diferentes profundidades dos vergalhões, para todos os diâmetros de vergalhões corroídos e não corroídos, com uma excitação magnética na forma de onda triangular (resultados experimentais)



Da Tabela 22 até Tabela 27 mostram os resultados dos dados classificados corretamente obtidos usando os classificadores PCA, transformada de KL, Gaussiano e rede neural com os conjuntos de treinamento e de teste para os diâmetros dos vergalhões de aço (R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5 e R16.0) fixos não corroídos (NCOR) e corroídos (COR), em função das diferentes profundidades (H), com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular, resultante em seis classes. Para os algoritmos de aprendizagem supervisionadas, as taxas de sucesso são referentes aos valores da diagonal da matriz de confusão média dos 100 conjuntos de dados sorteados para os conjuntos de treinamento e de teste.

Tabela 22 – Taxas de sucesso do vergalhão R5.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular

R5.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
	0	100	100	100	100	100	100	100
NCOR	10	99,21	99,37	98,17	100	96,5	100	100
	20	95,54	95,67	94,83	100	100	99,87	100
	0	100	100	100	100	100	99,75	98,17
COR	10	100	99,92	100	100	96,67	100	100
	20	95,87	96,21	94	100	96,67	98,33	96,5
Média (%)		98,44	98,53	97,83	100	98,30	99,66	99,11

Os resultados numéricos obtidos pelos algoritmos para R5.0 não corroídos e corroídos com uma excitação externa com forma de onda triangular foram listados na Tabela 22, onde as médias das taxas de sucesso obtidas para o mesmo diâmetro de vergalhão, em diferentes profundidades, apareceram usando o classificador Gaussiano de 100% (conjunto de treinamento) e 98,30% (conjunto de teste), seguido pela rede neural de 99,66% (conjunto de treinamento) e 99,11% (conjunto de teste) e pela PCA de 98,44 % (conjunto de teste) e, por fim, pela transformada de KL de 98,53% (conjunto de treinamento) e 97,83% (conjunto de teste).

A Tabela 23 apresenta as médias das taxas de sucesso para R6.3 não corroídos e corroídos, em profundidades distintas, foram obtidas usando a rede neural (com 100% e 99,67% para os conjuntos de treinamento e teste, respectivamente), seguido pelo classificador Gaussiano (com 100% e 98,28%) e pela PCA (com 99,90%) para o conjunto de teste, e, finalmente, pela transformada de KL (com 99,85% e 99,61%), decorrente a uma excitação magnética externa com forma de onda triangular.

Tabela 23 – Taxas de sucesso do vergalhão R6.3 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular

R6.3	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	99,42	99,12	97,67	100	96,33	100	98
	20	100	100	100	100	100	100	100
COR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	100	100	100	100	96,5	100	100
	20	100	100	100	100	96,83	100	100
Média (%)		99,90	99,85	99,61	100	98,28	100	99,67

Na Tabela 24 mostra que as melhores médias das taxas de sucesso para R8.0 não corroídos e corroídos, em profundidades distintas, foram obtidas usando o classificador Gaussiano (com 100% e 97,55%% para os conjuntos de treinamento e teste, respectivamente), seguido pela rede neural (com 99,69% e 99,33%) e pela transformada de KL (com 98,08% e 96,58) e, por último, pela PCA de 97,99% (conjunto de teste).

Tabela 24 – Taxas de sucesso do vergalhão R8.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular

R8.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	91,25	91,37	85,83	100	96	99,83	99,67
	20	99,96	100	98,33	100	96,17	99,83	99,5
COR	0	100	100	100	100	100	100	99,83
	10	96,71	97,08	95,33	100	96,5	98,37	97
	20	100	100	100	100	96,67	100	100
Média (%)		97,99	98,08	96,58	100	97,55	99,69	99,33

A Tabela 25 apresenta as melhores médias das taxas de sucesso, para R10.0 fixo não corroídos e corroídos, em diferentes profundidades, obtidas pelo classificador Gaussiano de 100% (conjunto de treinamento) e 97,64% (conjunto de teste), seguido pela rede neural de 99,70% (conjunto de treinamento) e 99,33% (conjunto de teste) e pela transformada de KL de 98,77% (conjunto de treinamento) e 97,97%, e, por fim, pela PCA de 98,87% (conjunto de treinamento).

Tabela 25 – Taxas de sucesso do vergalhão R10.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular

R10.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	97,67	100	100
	10	98,33	98,33	98	100	97	99,5	98,17
	20	94,92	94,29	93,5	100	97	99,87	99,83
COR	0	100	100	96,33	100	100	100	99,5
	10	100	100	100	100	97	100	100
	20	100	100	100	100	97,17	98,83	98,5
Média (%)		98,87	98,77	97,97	100	97,64	99,70	99,33

Na Tabela 26, para R12.5 não corroídos e corroídos em profundidades distintas, as melhores médias das taxas de sucesso foram obtidas pelo classificador Gaussiano de 100% (conjunto de treinamento) e 97,86% (conjunto de teste), seguido pela transformada de KL com 97,44% (conjunto de treinamento) e 96,11% (conjunto de teste) e PCA com 97,35 % (conjunto de treinamento) e, finalmente, pela rede neural de 97,32% (conjunto de treinamento) e 97,19% (conjunto de teste).

Tabela 26 – Taxas de sucesso do vergalhão R12.5 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular

R12.5	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	99,92	100	97,17	100	96,83	96,46	96,83
	20	88,42	89,12	87	100	96,83	90,54	91,5
COR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	95,79	95,5	92,5	100	96,67	99,83	99,83
	20	100	100	100	100	96,83	97,08	95
Média (%)		97,35	97,44	96,11	100	97,86	97,32	97,19

Os resultados apresentados na Tabela 27 para R16.0 corroídos e não corroídos em diferentes profundidades mostram as médias das taxas de sucesso usando a PCA com 99,26% para o conjunto de teste, seguida pelo classificador Gaussiano com 100% e 98,05% para os conjuntos de treinamento e de teste, respectivamente, pela transformada de KL com 99,17% e 99,03% e, finalmente, pela rede neural com 96,74% e 96,72%.

Tabela 27 – Taxas de sucesso do vergalhão R16.0 corroído e não corroído classificado em profundidades distintas, para uma excitação de forma de onda triangular

R16.0	H (mm)	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
NCOR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	98,71	98,42	97,17	100	96,67	99,96	100
	20	96,88	96,58	97	100	96,83	87,42	87
COR	0	100	100	100	100	100	100	100
	10	100	100	100	100	98,17	100	100
	20	100	100	100	100	96,67	93,04	93,33
Média (%)		99,26	99,17	99,03	100	98,05	96,74	96,72

A Tabela 28 apresenta as médias gerais das taxas de sucesso para os diâmetros dos vergalhões que foram corretamente classificados como não corroídos (NCOR) e corroídos (COR), em profundidades distintas, com uma excitação de forma de onda triangular.

Tabela 28 – Taxas médias de sucesso dos dados que foram corretamente classificados como corroído e não corroído para os diâmetros dos vergalhões fixos, em profundidades distintas, com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular

Vergalhões	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural		
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
R5.0 NCOR	98,25	98,35	97,67	100	98,83	99,96	100	
R5.0 COR	98,62	98,71	98	100	97,78	99,36	98,22	
R6.3 NCOR	99,01	99,71	99,22	100	98,78	100	99,33	
R6.3 COR	100	100	100	100	97,78	100	100	
R8.0 NCOR	97,07	97,13	94,72	100	97,39	99,93	99,72	
R8.0 COR	98,90	99,03	98,33	100	97,72	99,46	98,94	
R10.0 NCOR	97,75	97,54	97,17	100	97,22	99,79	99,33	
R10.0 COR	100	100	98,78	100	98,06	99,61	99,33	
R12.5 NCOR	96,11	96,38	94,72	100	97,89	95,67	96,11	
R12.5 COR	98,60	98,5	97,5	100	97,83	98,97	98,28	
R16.0 NCOR	98,53	98,33	98,06	100	97,83	95,79	95,67	
R16.0 COR	100	100	100	100	98,28	97,68	97,78	
Média geral	NCOR	97,79	97,91	96,93	100	97,99	98,52	98,36
(%)	COR	99,35	99,37	98,77	100	97,91	99,18	98,76

Os resultados para diâmetros dos vergalhões fixos (R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5, R16.0) em diferentes profundidades (0, 10 e 20 mm), nos estados corroídos e não corroídos, são mostrados na Tabela 28, pode-se concluir que as melhores médias das taxas de sucesso para os conjuntos de teste foram obtidos usando a rede neural com 98,36% para os vergalhões não corroídos e a PCA com 99,35% para os vergalhões corroídos, logo esses resultados foram diferentemente dos obtidos para excitação na forma de onda senoidal. Então, pode-se concluir que o classificador que apresenta melhor desempenho depende do conjunto de dados processados.

As taxas de sucesso dos diferentes diâmetros dos vergalhões que foram classificados corretamente como corroídos e não corroídos para uma profundidade de 0 mm (Tabela 29), 10 mm (Tabela 30) e 20 mm (Tabela 31) com uma excitação magnética na forma de onda triangular, resultando doze classes.

Tabela 29 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 0 mm, para uma excitação de forma de onda triangular

Profundidade	0 mm	PCA	KL	Gaussiano	Rede neural			
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
Não corroídos	R5.0	100	100	100	100	99,5	100	100
	R6.3	100	100	100	100	97	100	100
	R8.0	100	100	100	100	97	100	99,83
	R10.0	99,92	99,75	99	100	97	99,75	98,5
	R12.5	99,71	99,88	99,83	100	100	99,96	99,83
	R16.0	100	100	100	100	100	100	100
Corroídos	R5.0	87,29	87,33	85	100	93,33	97,62	93,17
	R6.3	100	100	100	100	97,17	99,96	99,67
	R8.0	100	100	100	100	97,17	99,75	99,33
	R10.0	62,33	62,71	55	100	100	88,75	81,17
	R12.5	93,12	92,71	91,17	100	97	99,33	99,17
	R16.0	96,71	96,54	98,33	100	99,5	100	100
Média (%)		94,92	94,91	94,03	100	97,89	98,76	97,55

Na Tabela 29 com a profundidade 0 mm fixa para todos os diâmetros dos vergalhões de aço não corroídos e corroídos, as melhores das taxas de sucesso foram obtidas usando o classificador Gaussiano com 98,03% (conjunto de treinamento) e 97,01% (conjunto de teste), seguido com a rede neural de 97,70% (conjunto de treinamento) e 96,08% (conjunto de teste) e com a PCA de 93,41% (conjunto de teste) e, por último, com a transformada de KL de 93,41% (conjunto de treinamento) e 99,29% (conjunto de teste).

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 30 com a profundidade 10 mm fixa para todos os diâmetros dos vergalhões não corroídos e corroídos, as melhores médias das taxas de sucesso são alcançadas pelo classificador Gaussiano de 98,47% (conjunto de treinamento) e 94,38% (conjunto de teste), seguido pela PCA de 98,25% (conjunto de teste), pela transformada de KL de 98,22% (conjunto de treinamento) e 95,63% (conjunto de teste) e, finalmente, pela rede neural de 94,95% (conjunto de treinamento) e 92,22% (conjunto de teste).

Tabela 30 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 10 mm, para uma excitação de forma de onda triangular

Profundidade 10 mm	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
Não corroídos	R5.0	100	99,96	97,17	100	96	96,96	89,5
	R6.3	100	100	97,33	100	96	96,83	95,83
	R8.0	100	100	97,5	100	96,17	99,96	96,5
	R10.0	93,58	93,12	85	82,21	75,17	70,25	64,83
	R12.5	88,75	89	87	99,46	93,67	80,83	80,17
	R16.0	100	100	97,5	100	96,17	100	96,83
Corroídos	R5.0	100	100	97,33	100	96,17	100	98,33
	R6.3	96,62	96,62	96,83	100	96,17	96,75	96
	R8.0	100	100	97,33	100	96,17	98,54	95,83
	R10.0	100	100	97,17	100	96,17	99,42	96,5
	R12.5	100	100	97,33	100	96,17	99,87	98
	R16.0	100	100	100	100	98,5	99,96	98,33
Média (%)	98,25	98,22	95,63	98,47	94,38	94,95	92,22	

A Tabela 31 apresenta os resultados dos classificadores com a profundidade 20 mm fixa para todos os diâmetros dos vergalhões não corroídos e corroídos, em que as melhores médias das taxas de sucesso foram atingidas com o classificador Gaussiano de 98,87% (conjunto de treinamento) e 95,53% (conjunto de teste), depois com a transformada de KL de 97,20% (conjunto de treinamento) e 93,58% (conjunto de teste) e a rede neural de 97,06% (conjunto de treinamento) e 96,04% (conjunto de teste) e, por fim, com a PCA de 97,05% (conjunto de teste).

Tabela 31 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos classificados na mesma profundidade de 20 mm, para uma excitação de forma de onda triangular

Profundidade 20 mm	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
Não corroídos	R5.0	100	100	100	100	100	100	100
	R6.3	98,5	98,33	97	100	99,67	99,46	98,17
	R8.0	87,04	87,04	84	96,54	93,83	85,37	82,33
	R10.0	82,29	84,04	75	89,88	80,83	95,42	91,17
	R12.5	100	100	95,33	100	97	96,67	96,5
	R16.0	100	100	95,17	100	96,83	96,71	96,83
Corroídos	R5.0	100	100	95,67	100	94,5	100	97,17
	R6.3	100	100	95,17	100	96,83	96,62	97
	R8.0	96,75	97,08	95,17	100	96,83	96,62	97,17
	R10.0	100	100	95,17	100	96,67	99,04	99,17
	R12.5	100	99,96	95,33	100	96,67	99,75	98,17
	R16.0	100	100	100	100	96,67	99,04	98,83
Média (%)	97,05	97,20	93,58	98,87	95,53	97,06	96,04	

A Tabela 32 apresenta as médias gerais das taxas de sucesso dos dados que foram corretamente classificados para todos os diâmetros dos vergalhões não corroídos (NCOR) e corroídos (COR) para uma mesma profundidade, com um campo magnético de

excitação na forma de onda triangular.

Tabela 32 – Taxas médias de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos, em uma profundidade especificada, para uma excitação de forma de onda triangular

Profundidade	PCA		KL		Gaussiano		Rede neural	
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino
0 mm NCOR	99,94	99,94	99,81	100	98,42	99,95	99,69	
0 mm COR	89,91	89,88	88,25	100	97,36	97,57	95,42	
10 mm NCOR	97,06	97,01	93,58	96,95	92,20	90,81	87,28	
10 mm COR	99,44	99,44	97,67	100	96,56	99,09	97,17	
20 mm NCOR	94,64	94,90	91,08	97,74	94,69	95,61	94,17	
20 mm COR	99,46	99,51	96,09	100	91,85	98,51	97,92	
Média geral	NCOR	97,21	97,28	94,82	98,23	95,10	95,46	93,71
(%)	COR	96,27	96,28	94,00	100	95,26	98,39	96,84

A partir dos resultados apresentados na Tabela 32, com uma mesma profundidade e diferentes diâmetros dos vergalhões não corroído e corroído, com uma excitação magnética externa na forma de onda triangular, as melhores médias gerais das taxas de sucesso para classificação dos vergalhões não corroídos e corroídos foram obtidas usando a PCA de 97,21% e a rede neural de 96,84% para o conjunto de teste, respectivamente, da mesma forma da Tabela 28, assim a excitação magnética na forma de onda senoidal se mostrou uma melhor escolha, pois com um único classificador, no caso o classificador Gaussiano, as melhores taxas de sucesso médias foram obtidas.

Na Tabela 33 mostra as taxas de sucesso dos dados classificados para todos os diâmetros dos vergalhões de aço não corroídos (NCOR) e corroídos (COR) em todas as profundidades estudadas, com um campo magnético de excitação na forma de onda triangular, obtidos de 36 classes.

Tabela 33 – Taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos para todas as profundidades, para uma excitação de forma de onda triangular

H	Vergalhão	PCA	KL		Gaussiano		Rede neural	
		Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste
0 mm NCOR	R5.0	100	100	100	100	99,5	100	99,83
	R6.3	82,12	50,03	44,33	100	97,33	39,46	34,83
	R8.0	65,37	71,42	66,83	100	100	89,12	86,67
	R10.0	100	100	100	100	96,83	100	100
	R12.5	77,92	77,08	79	100	96,83	95,54	93,83
	R16.0	54,67	69,83	73	100	100	84,54	83,17
10 mm NCOR	R5.0	100	100	100	100	96,83	99,96	100
	R6.3	91,25	29,29	25,17	100	96,83	52,5	43,5
	R8.0	78	53,5	51,83	96,67	94	48,58	42,17
	R10.0	100	98,5	97,5	100	97	100	99,17
	R12.5	91,58	47,87	46,83	83,46	75,5	48,25	40,67
	R16.0	82,62	36,17	35	90,62	81,33	58,75	53,5
20 mm NCOR	R5.0	100	99,54	99,5	100	100	99,71	99,5
	R6.3	85,96	47,04	39,5	98,92	93,67	59,29	59,33
	R8.0	82,08	75,83	73,33	100	96,67	85,21	80,83
	R10.0	92,42	100	100	100	100	100	100
	R12.5	74,79	100	100	100	96,5	100	99,83
	R16.0	52,37	94,12	92,83	100	96,33	95,33	93,33
0 mm COR	R5.0	73,71	88,54	86,33	100	95,33	88,83	85,67
	R6.3	92,54	97,92	94,5	100	96,5	100	99,5
	R8.0	85,42	89,29	88,33	100	94	90,96	90,67
	R10.0	84,25	100	100	100	96,5	99,96	99,33
	R12.5	65,96	50	47,5	100	96,33	78,88	75
	R16.0	85,08	64,17	64,33	100	96,33	84,46	83,83
10 mm COR	R5.0	100	100	100	100	96,17	99,21	95,33
	R6.3	86,96	90,17	88,83	100	96,17	96,29	96
	R8.0	98,04	89,67	87,67	100	96,17	92,37	90,67
	R10.0	63,67	55,96	50,33	100	100	88,71	77,17
	R12.5	97,37	96,75	96,33	100	96,17	99,37	97,67
	R16.0	86,42	88,58	87,67	100	96,17	85,12	81,33
20 mm COR	R5.0	96,92	95,92	94,17	100	96,33	98,46	96
	R6.3	95,21	80,58	80	100	96,5	98,37	97,83
	R8.0	99,71	86,71	86,5	100	96,5	94,92	91,83
	R10.0	94,71	97,17	98	100	99,83	99,17	98,5
	R12.5	96,37	100	100	100	96,33	100	99,67
	R16.0	60,62	97,08	95,17	100	96,33	97,25	96
Média (%)		80,91	81,08	79,73	99,16	95,91	87,46	85,06

Os resultados apresentados na Tabela 33 com uma excitação magnética na forma de onda triangular mostraram que as melhores médias das taxas de sucesso foram alcançadas usando o classificador Gaussiano com 99,16% (conjunto de treinamento) e 95,91% (conjunto de teste), seguido pela rede neural com 87,46% (conjunto de treinamento) e 85,06% (conjunto de teste) e pela transformada de KL com 81,08% (conjunto de treinamento) e 79,73% (conjunto de teste), e, finalmente, pela PCA com

80,91% (conjunto de teste).

As médias gerais das taxas de sucesso dos diâmetros dos vergalhões que foram classificados corretamente como não corroídos (NCOR) e corroídos (COR), avaliados em todas as profundidades dos vergalhões, com uma excitação na forma de onda triangular, podem ser vistas na Tabela 34.

Tabela 34 – Taxas médias de sucesso de todos os diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos, em todas as profundidades, com um campo magnético de excitação de forma de onda triangular

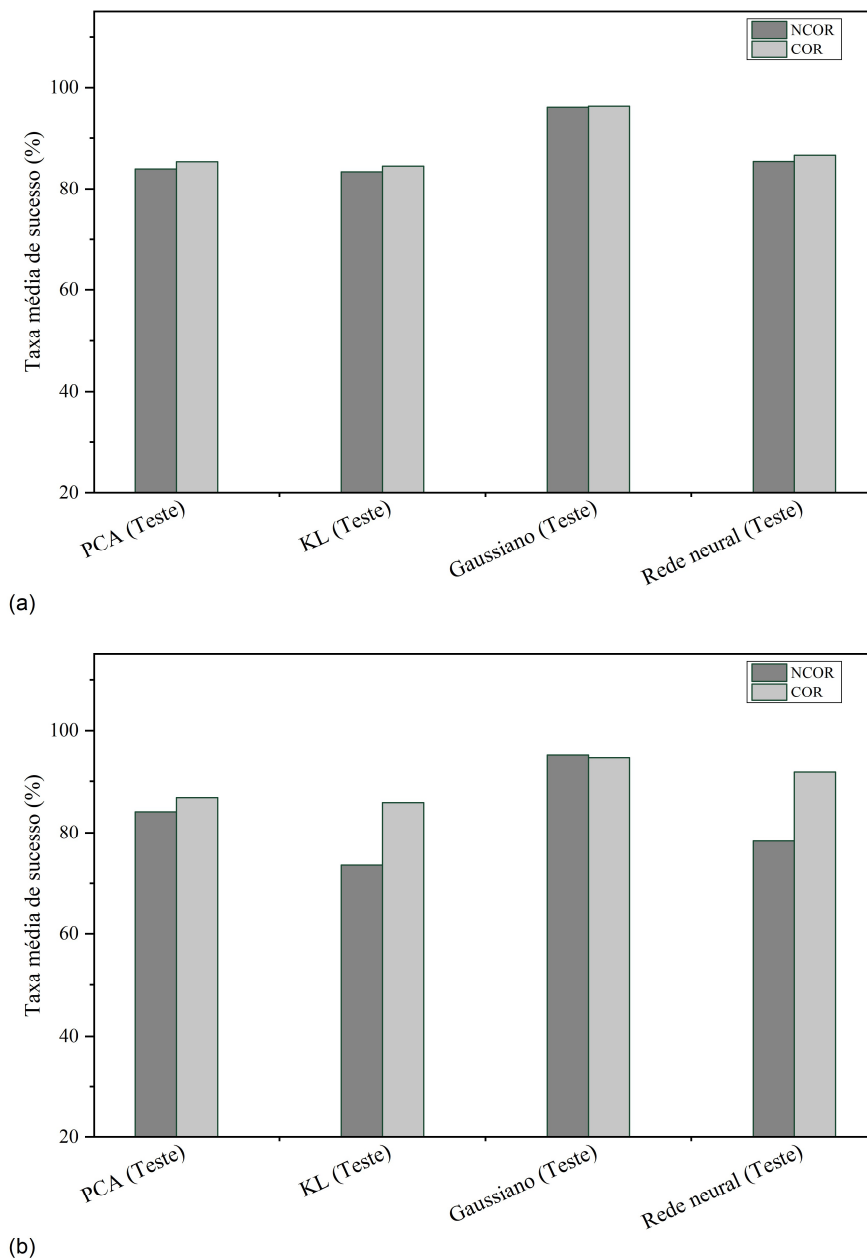
Profundidade	PCA	KL	Gaussiano		Rede neural			
	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	Treino	Teste	
0 mm NCOR	80,01	78,07	77,19	100	98,41	84,77	83,05	
10 mm NCOR	90,58	60,89	59,39	95,13	90,25	68,00	63,17	
20 mm NCOR	81,77	86,09	84,19	99,82	97,20	89,92	88,80	
0 mm COR	81,16	81,65	80,16	100	90,52	90,52	89,00	
10 mm COR	88,74	86,86	85,14	100	96,81	93,51	89,70	
20 mm COR	90,59	92,91	92,31	100	96,97	98,02	96,64	
Média geral	NCOR	84,12	75,02	73,59	98,32	95,29	80,90	78,34
(%)	COR	86,83	87,14	85,87	100	94,77	94,02	91,78

Os resultados apresentados na Tabela 34 mostra que o classificador Gaussiano apresentou o melhor desempenho para classificação dos vergalhões não corroídos de 95,29% e corroídos de 94,77% para o conjunto de teste, que foi um parâmetro utilizado para análise do desempenho dos algoritmos.

Conforme pode ser visto nos resultados apresentados na Tabela 28, na Tabela 32 e na Tabela 34, pode se considerar que nenhum classificador isolado apresentou o melhor desempenho no processamento dos dados experimentais com um campo magnético de excitação na forma de onda triangular, que pode-se concluir que o uso da excitação magnética na forma de onda triangular não se mostrou adequada para análise dos dados a serem processados. Portanto, isso reforça que a aplicação com um campo magnético externo na forma de onda senoidal apresentou-se mais adequada para análise dos dados.

Ainda, a Figura 26 mostra uma representação gráfica dos resultados apresentados na Tabela 21 e na Tabela 34, onde pode ser visto que as taxas médias de sucesso **apresentaram** menores variações entre os valores obtidos nos vergalhões corroídos (COR) e não corroídos (NCOR) com uma excitação magnética na forma de onda senoidal, sendo assim mais confiáveis para análise dos dados.

Figura 26 - Taxas médias de sucesso de todos os diâmetros dos vergalhões corroídos e não corroídos com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal (a) e triangular (b)



4.3 Sensor Eletromagnético

A limitação dos equipamentos, as dimensões do sensor eletromagnético, a forma de onda do campo magnético aplicado externamente e os produtos da corrosão nos vergalhões de aço devem ser levadas em consideração para explicar algumas divergências nos dados obtidos experimentalmente, como os diâmetros dos vergalhões em profundidades distintas, com uma excitação na forma de onda senoidal, que apresentaram melhores médias das taxas de sucesso para R6.3 (Tabela 10) e os piores resultados para

R16.0 (Tabela 14), e com uma excitação na forma de onda triangular, esses efeitos foram menos pronunciados.

Em maiores profundidades, as perdas do núcleo tornam mais significativas por dispersão das linhas do campo magnético B , resultando em B menores. Então, o projeto de um sensor eletromagnético com dimensões maiores poderia minimizar essas disparidades e melhorar os resultados dos classificadores.

5 CONCLUSÕES

O trabalho teve como objetivo desenvolver um ensaio não destrutivo, baseado na técnica de indução eletromagnética, para discriminar os diâmetros das armaduras e identificar a presença e/ou o estado de corrosão em que se encontram. As respostas magnéticas obtidas por meio de ciclos de histerese nas armaduras foram analisadas por parâmetros estatísticos e por técnicas de reconhecimento de padrões. Os resultados mais importantes são apresentados a seguir.

Para os resultados computacionais e experimentais, os parâmetros estatísticos (média e desvio padrão) das características magnéticas extraídas dos ciclos de histerese (remanência, coercividade, densidade de fluxo máxima e intensidade máxima do campo magnético) não apresentaram alterações significativas para fornecer discriminação satisfatória para os diâmetros dos vergalhões em todas as profundidades e nem para o seu estado de corrosão, para ambas excitações magnéticas nas formas de ondas senoidal e triangular.

Os resultados computacionais obtidos com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal para os quatro diâmetros de vergalhões (R5.0, R6.3, R8.0 e R10.0), em diferentes profundidades, apresentaram as melhores médias gerais das taxas de sucesso usando a rede neural (com 99% de sucesso tanto para o conjunto de treinamento como para o conjunto de teste, respectivamente), seguida da transformada de KL (com 98,50% e 97,75%) e do classificador Gaussiano (com 97,75% e 97,50%) e, por fim, da PCA (com 25%).

Esses resultados, com uma excitação magnética externa na forma de onda triangular, as melhores médias gerais das taxas de sucesso foram obtidas usando a transformada de KL (com 100% tanto para o conjunto de treinamento como para o conjunto de teste, respectivamente), seguida da rede neural (com 99,75% e 99,50%), do classificador Gaussiano (com 99% e 98,75%), e da PCA (com 25,25%). Assim, concluiu-se que os algoritmos de aprendizagem supervisionada como transformada de KL, classificador Gaussiano e rede neural apresentaram resultados melhores do que o classificador de aprendizagem não supervisionada como PCA.

Para os dados experimentais com os quatro diâmetros de vergalhões (R5.0, R6.3, R8.0 e R10.0), em diferentes profundidades, as melhores médias das taxas de sucesso foram alcançadas pelo classificador Gaussiano (com 99,75% e 99,50% de sucesso

para os conjuntos de treinamento e de teste, respectivamente), seguido pela rede neural (com 99,25% e 99%), pela transformada de KL (com 97% e 96,50%) e pela PCA (com 25%) com uma excitação externa na forma de onda senoidal.

Com uma excitação na forma de onda triangular, as melhores médias das taxas de sucesso, para os dados experimentais, foram obtidos usando a transformada de KL (com 99,25% e 98,25% de sucesso para treinamento e teste, respectivamente), seguido pela rede neural (com 99% e 99%), pelo classificador Gaussiano (com 98,75% e 98,75%) e pela PCA (com 25,25%). Como nos resultados computacionais, os algoritmos de aprendizado supervisionado apresentaram os resultados melhores que os obtidos pela PCA.

Para os resultados experimentais com os seis diâmetros de vergalhões (R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5 e R16.0) corroídos e não corroídos, nas profundidades 0, 10 e 20 mm, o melhor desempenho na classificação de dados foi apresentado pelo classificador Gaussiano em todas as combinações estudadas, com um campo magnético de excitação na forma de onda senoidal. As melhores médias gerais da taxa de sucesso foram de 96,22% e 96,38% para os vergalhões não corroídos e corroídos, respectivamente. Esses resultados foram considerados ótimos e isso constitui uma forte indicação de que o método magnético proposto pode ser uma ferramenta não destrutiva adequada para a avaliação qualitativa da corrosão de vergalhões de aço em estruturas de concreto armado.

Para os resultados experimentais com os seis diâmetros de vergalhões (R5.0, R6.3, R8.0, R10.0, R12.5 e R16.0) não corroídos e corroídos, nas profundidades 0, 10 e 20 mm, com uma excitação na forma de onda triangular, o melhor desempenho na classificação de dados foram ora pela rede neural (98,36% e 98,76%) ora pela PCA (97,21% e 96,27%) e, por fim, pelo classificador Gaussiano que apresentou as médias gerais da taxa de sucesso de 95,29% e 94,77% para os vergalhões não corroídos e corroídos, respectivamente. Portanto, o uso da excitação magnética na forma de onda triangular não se mostrou mais adequada para esses dados, sendo assim, a aplicação com a excitação magnética externa na forma de onda senoidal é uma indicação forte para análise dos dados.

Os resultados mostraram que a técnica eletromagnética proposta foi capaz de reconhecer os diâmetros das armaduras, em suas profundidades e no estado corroído. No entanto, deve ser notado que o sensor não mostrou eficácia nessa análise quando os vergalhões apresentaram profundidades superiores a 20 mm.

Finalmente, foi concluído que tendo em vista os resultados obtidos, o método

proposto tem potencial de uso na análise qualitativa da corrosão, embora limitado a uma profundidade máxima das armaduras.

Como sugestões de trabalhos futuros propomos o redimensionamento do sensor utilizado nas medidas experimentais, visando atingir profundidades das armaduras maiores que 20 mm. Propomos ainda que seja utilizar todas as informações contidas nos ciclos de histerese para caracterizar cada estado das armaduras, bem como a aplicação de classificadores hierárquicos aos novos dados.

REFERÊNCIAS

ABNT NBR 7480. **Aço destinado a armaduras para estruturas de concreto armado - Especificação**. Rio de Janeiro, 2007.

AHADI AKHLAGHI, I. et al. Prediction of chemical composition and mechanical properties in powder metallurgical steels using multi-electromagnetic nondestructive methods and a data fusion system. **Journal of Magnetism and Magnetic Materials**, v. 498, n. October 2019, p. 166246, 2020.

AHMAD, S. Reinforcement corrosion in concrete structures, its monitoring and service life prediction - a review. **Cement & Concrete Composites**, v. 25, p. 459–471, 2003.

AHMADZADE-BEIRAKI, E. et al. Quantitative evaluation of deformation induced martensite in austenitic stainless steel using magnetic NDE techniques. **Journal of Nondestructive Evaluation**, v. 39, n. 1, p. 1–9, 2020.

AKHLAGHI, I. A. et al. Application of artificial neural network and multi-magnetic NDE methods to determine mechanical properties of plain carbon steels subjected to tempering treatment. v. 34, n. 04, p. 919–927, 2021.

AKHLAGHI, I. A.; KAHROBAEE, S.; NEZHAD, K. K. An accurate non-destructive method for determining mechanical properties of plain carbon steel parts using MHL and GRNN. **Nondestructive Testing and Evaluation**, 2020.

ANDRADE, C.; ALONSO, C. Corrosion rate monitoring in the laboratory and on-site. **Construction and Building Materials**, v. 10, n. 5, p. 315–328, 1996.

ANGLADA-RIVERA, J.; PADOVESE, L. R.; CAPÓ-SÁNCHEZ, J. Magnetic Barkhausen noise and hysteresis loop in commercial carbon steel: influence of applied tensile stress and grain size. **Journal of Magnetism and Magnetic Materials**, v. 231, p. 299–306, 2001.

ANTONIO, S. Q. et al. An effective neural network approach to reproduce magnetic hysteresis in electrical steel under arbitrary excitation waveforms. **Journal of Magnetism and Magnetic Materials**, v. 528, n. March 2020, p. 167735, 2021.

ASTM A575. **Standard specification for steel bars, carbon, merchant quality, m-grades**. West Conshohocken, 2020.

ASTM B117. **Standard practice for operating salt spray apparatus**. West Conshohocken, 2011.

ASTM B258. **Standard specification for standard nominal diameters and cross-sectional areas of AWG sizes of solid round wires used as electrical conductors**. West Conshohocken, 2018.

ASTM G1. **Standard practice for preparing, cleaning, and evaluating corrosion test specimens**. West Conshohocken, 2017.

AZIZINAMINI, A. **Development of quality assurance and quality control system for post tensioned segmental bridges in Florida: Case of Ringling bridge - Phase II**. Final

Report BDV29-977-34. Miami, FL: [s.n.].

BÖHNI, H. **Corrosion in reinforced concrete structures.** 1. ed. Cambridge (UK): WP, 2005.

CARMEN, A. **Manual para diagnostico de obras deterioradas por corrosão de armaduras.** [s.l.] Pini, 1992.

CHAN, W. L.; LI, K. K. Electromagnetic devices and magnetic circuits. In: WOND, K. P. (Ed.). **Electrical engineering.** [s.l.] EOLSS Publications, 2009. v. 1p. 1–6.

CHEN, L.; QUE, P.-W.; JIN, T. A giant-magnetoresistance sensor for magnetic-flux-leakage nondestructive testing of a pipeline. **Russian Journal of Nondestructive Testing**, v. 41, n. 7, p. 69–73, 2005.

CIOLKO, A. T.; TABATABAI, H. **Nondestructive methods for condition evaluation of prestressing steel strands in concrete bridges - Phase I - Technology Review. Final Report CTL Project 210408.** Skokie, Illinois: [s.n.].

COEY, J. M. D. **Magnetism and magnetic materials.** 1. ed. New York: Cambridge University Press, 2009.

COMSOL. **COMSOL Multiphysics** COMSOL COMSOL, , 2019.

CULLITY, B. D.; GRAHAM, C. D. **Introduction to magnetic materials.** 2. ed. Hoboken (NJ): Wiley, 2009.

DE LA FUENTE, D. et al. Long-term atmospheric corrosion of mild steel. **Corrosion Science**, v. 53, n. 2, p. 604–617, 2011.

FECIORU-MORARIU, M.; PADURARU, A.; CALTUN, O. The influence of the frequency and waveform on the hysteresis loop of some NiZnCu ferrites. **Journal of Optoelectronics and Advanced Materials**, v. 5, n. 4, p. 985–990, 2003.

FERNANDES, B. et al. A new magnetic sensor concept for nondestructive evaluation of deteriorated prestressing strand. **Research in Nondestructive Evaluation**, v. 23, n. 1, p. 46–68, 1 jan. 2012.

FERNANDES, B. et al. Practical assessment of magnetic methods for corrosion detection in an adjacent precast, prestressed concrete box-beam bridge. **Nondestructive Testing and Evaluation**, v. 28, n. 2, p. 99–118, 1 jun. 2013.

FERNANDES, B.; NIMS, D.; DEVABHAKTUNI, V. Computer aided modeling of magnetic behavior of embedded prestressing strand for corrosion estimation. **Journal of Nondestructive Evaluation**, v. 32, n. 2, p. 124–133, jun. 2013.

FERNANDES, B.; NIMS, D.; DEVABHAKTUNI, V. Comprehensive MMF-MFL inspection for corrosion detection and estimation in embedded prestressing strands. **Journal of Civil Structural Health Monitoring**, v. 4, n. 1, p. 43–55, fev. 2014.

FIGUEIRA, R. B. Electrochemical sensors for monitoring the corrosion conditions of reinforced concrete structures: A review. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 7, n. 11, 2017.

- FIGUEIREDO, E. P. Efeitos da carbonatação e de cloretos no concreto. In: ISAIA, G. C. (Ed.). **Concreto - Ensino, pesquisa e realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. p. 829–855.
- GAYDECKI, P. et al. Inductive and magnetic field inspection systems for rebar visualization and corrosion estimation in reinforced and pre-stressed concrete. **Nondestructive Testing and Evaluation**, v. 22, n. 4, p. 255–298, 2007.
- HAYKIN, S. **Neural networks and learning machines**. 3. ed. Upper Saddle River (NJ): Pearson, 2009.
- HE, Y. et al. Steel corrosion characterization using pulsed eddy current systems. **IEEE Sensors Journal**, v. 12, n. 6, p. 2113–2120, 2012.
- HELAL, J.; SOFI, M.; MENDIS, P. Non-destructive testing of concrete: a review of methods. **Electronic Journal of Structural Engineering**, v. 14, n. 1, p. 97–105, 2015.
- HELENE, P. R. L. **Contribuição ao estudo da corrosão em armaduras de concreto armado**. [s.l.] Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1993.
- HILLEMEIER, B.; SCHEEL, H. Magnetic detection of prestressing steel fractures in prestressed concrete. **Materials and Corrosion**, v. 49, p. 799–804, 1998.
- ISO 15630-1. **Steel for the reinforcement and prestressing of concrete - test methods - Part 1: reinforcing bars, rods and wire**. Brussels, 2019.
- JAIN, A. K.; DUIN, R. P. W.; MAO, J. Statistical pattern recognition: a review. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**, v. 22, n. 1, p. undefined, 2000.
- JILES, D. C.; ATHERTON, D. L. Theory of ferromagnetic hysteresis. **Journal of Magnetism and Magnetic Materials**, v. 61, p. 48–60, 1986.
- JR, W. D. C.; RETHWISCH, D. G. **Materials science and engineering: An introduction**. 9th. ed. Hoboken, NJ: Wiley , 2014.
- JR., W. D. C.; RETHWISCH, D. G. **Materials science and engineering: An introduction**. 9. ed. Hoboken: Wiley, 2014.
- KAHROBAEE, S. et al. A Magnetic Nondestructive Evaluation Method to Simultaneously Determine Chemical Composition and Heat Treatment Characteristics of Plain Carbon Steels: A Statistical Modeling Approach. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 29, n. 4, p. 2560–2573, 2020.
- KAHROBAEE, S.; GHANEI, S.; KASHEFI, M. Using an artificial neural network for nondestructive evaluation of the heat treating processes for D2 tool steels. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 28, n. 5, p. 3001–3011, 2019.
- KAHROBAEE, S.; SAHRAEI, H. N.; AKHLAGHI, I. A. Nondestructive characterization of microstructure and mechanical properties of heat treated H13 tool steel using magnetic hysteresis loop methodology. **Research in Nondestructive Evaluation**, v. 30, n. 5, p. 303–315, 2019.

KUSENBERGER, F. N.; BARTON, J. R. **Detection of flaws in reinforcing steel in prestressed concrete bridge members. Final Report FH-WA/RD-81/087.** Washington, D.C.: [s.n.].

LIANG, C. et al. Chloride transport and induced steel corrosion in recycled aggregate concrete: A review. **Construction and Building Materials**, v. 282, p. 122547, 2021.

MAMMADOV, J. **Models of simple iron cored electromagnets.** Proceedings of the 2014 COMSOL Conference. **Anais...Cambridge: COMSOL**, 2014.

MEHTA, P. K.; MONTEIRO, P. J. M. **Concreto: Microestrutura, propriedades e materiais.** 3a. ed. São Paulo (SP): IBRACON, 2008.

MIHALACHE, O. et al. **Experimental measurements and numerical simulation of ID and OD signals in plate ferromagnetic materials using magnetic flux leakage.** Proc. of the 4-th Japan-Central Europe Joint Workshop. **Anais...Brno (CR): CSAEM**, 2001.

MIRZAEI, A.; KAHROBAEE, S.; AHADI AKHLAGHI, I. Non-destructive determination of microstructural/mechanical properties and thickness variations in API X65 steel using magnetic hysteresis loop and artificial neural networks. **Nondestructive Testing and Evaluation**, v. 35, n. 2, p. 190–206, 2 abr. 2020.

MORGAN, M. A. C. **Ruído Magnético de Barkhausen contínuo rotacional.** [s.l.] Universidade de São Paulo, 2013.

MOURA, E. P. DE et al. Applications of detrended-fluctuation analysis to gearbox fault diagnosis. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 23, p. 682–689, abr. 2009.

MOURA, E. P. DE et al. Evaluation of principal component analysis and neural network performance for bearing fault diagnosis from vibration signal processed by RS and DF analyses. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 25, p. 1765–1772, jul. 2011.

MOURA, E. P. DE et al. Characterization of cast iron microstructure through fluctuation and fractal analyses of ultrasonic backscattered signals combined with classification techniques. **Journal of Nondestructive Evaluation**, v. 31, p. 90–98, mar. 2012.

MOURA, E. P. DE et al. Classification of imbalance levels in a scaled wind turbine through detrended fluctuation analysis of vibration signals. **Renewable Energy**, v. 96, p. 993–1002, 1 out. 2016.

MURTA, R. H. F. **Reconhecimento de padrões de defeitos de soldagem utilizando classificadores treinados com sinais ultrassônicos simulados numericamente.** Fortaleza: Universidade Federal do Ceará, 2018.

MURTA, R. H. F. et al. Welding defect classification from simulated ultrasonic signals. **Journal of Nondestructive Evaluation**, v. 37, p. 37–40, 1 set. 2018.

NEZHAD, K. K.; KAHROBAEE, S.; AKHLAGHI, I. A. Application of magnetic hysteresis loop method to determine prior austenite grain size in plain carbon steels. **Journal of Magnetism and Magnetic Materials**, v. 477, n. January, p. 275–282, 2019.

NIED, A. **Treinamento de redes neurais artificiais baseado em sistemas de estrutura**

variável com taxa de aprendizado adaptativa. [s.l.] Universidade Federal de Minas Gerais, 2007.

NIELSEN, R. H.-. **Kolmogorov's mapping neural network existence theorem.** Proceedings of the International Conference on Neural Networks. **Anais...**New York: IEEE Press, 1987.

PERIN, D.; GÖKTEPE, M. Inspection of rebars in concrete blocks. **International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics**, v. 38, p. 65–78, 2012.

PRYOR, R. W. **Inductive conductivity measurement of seawater.** Proceedings of the 2013 COMSOL Conference. **Anais...**Boston: COMSOL, 2013.

REITZ, J. R.; MILFORD, F. J. **Foundations of electromagnetic theory.** 2nd. ed. Massachusetts, USA: Addison Wesley, 1962.

RENS, K. L.; WIPF, T. J.; KLAIBER, F. W. Review of nondestructive evaluation techniques of civil infrastructure. **Journal of Performance Constructed Facilities**, v. 11, n. 4, p. 152–160, nov. 1997.

RUIZ, D. H. et al. Ruido Barkhausen y emisión magneto acústica para la caracterización de materiales ferromagnéticos. **Matéria (Rio de Janeiro)**, v. 13, n. 1, p. 12–22, 2008.

RUMICHE, F.; INDACOCHEA, J. E.; WANG, M. L. Detection and monitoring of corrosion in structural carbon steels using electromagnetic sensors. **Journal of Engineering Materials and Technology, Transactions of the ASME**, v. 130, n. 3, p. 0310081–0310087, jul. 2008a.

RUMICHE, F.; INDACOCHEA, J. E.; WANG, M. L. Assessment of the effect of microstructure on the magnetic behavior of structural carbon steels using an electromagnetic sensor. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 17, n. 4, p. 586–593, ago. 2008b.

SAWADE, G.; KRAUSE, H. J. Magnetic flux leakage (MFL) for the non-destructive evaluation of pre-stressed concrete structures. In: **C. Maierhofer, H.-W. Reinhardy and G. Dobmann (eds) Non-Destructive Evaluation of Reinforced Concrete Structures: Non-Destructive Testing Methods.** [s.l.] WP, 2010. v. 2p. 215–242.

SCHEEL, H.; HILLEMEIER, B. Capacity of the remanent magnetism method to detect fractures of steel in tendons embedded in prestressed concrete. **NDT&E International**, v. 30, n. 4, p. 211–216, 1997.

SCHEEL, H.; HILLEMEIER, B. Location of prestressing steel fractures in concrete. **Journal of Materials in Civil Engineering**, v. 15, p. 228–234, 2003.

SILVA, F. E. DA et al. Characterization of the evolution of recrystallization by fluctuation and fractal analyses of the magnetic hysteresis loop in a cold rolled non-oriented electric steel. **Journal of Materials Science**, v. 46, p. 3282–3290, maio 2011.

SMITH, W. **Structure and properties of engineering alloys.** 2. ed. New York: McGraw-Hill, 1993.

SONG, H.-W.; SARASWATHY, V. Corrosion monitoring of reinforced concrete structures - A review. **International Journal of Electrochemical Science**, v. 2, n. 1, p. 1–28, 2007.

SOUZA, V. C. M. DE; RIPPER, T. **Patologia, recuperação e reforço de estruturas de concreto**. São Paulo (SP): [s.n.].

SZYNOWSKI, J. et al. Dynamic magnetic properties of the Fe-based alloys under non-sinusoidal excitation. **Journal of Magnetism and Magnetic Materials**, v. 320, n. 20, out. 2008.

UDPA, L.; UDPA, S. S. Principles of electromagnetic testing. In: UDPA, S. S.; MOORE, P. O. (Eds.). **Electromagnetic testing**. 3rd. ed. USA: American Society for Nondestructive Testing, 2004. v. 5p. 524.

VERMA, S. K.; BHADOURIA, S. S.; AKHTAR, S. Review of Nondestructive Testing Methods for Condition Monitoring of Concrete Structures. **Journal of Construction Engineering**, v. 2013, p. 1–11, 2013.

VIEIRA, A. P. et al. Characterization of welding defects by fractal analysis of ultrasonic signals. **Chaos, Solitons and Fractals**, v. 38, p. 748–754, nov. 2008.

VIEIRA, A. P.; MOURA, E. P. DE; GONÇALVES, L. L. Fluctuation analyses for pattern classification in nondestructive materials inspection. **EURASIP J Adv Sig Pr (Hindawi)**, v. 2010, n. 262869, p. 1–12, 2010.

WEBB, A. R. **Statistical pattern recognition**. 2nd. ed. West Sussex, UK: Wiley, 2002.

WEISS, P. L'hypothèse du champ moléculaire et la propriété ferromagnétique. **Journal de Physique Théorique et Appliquée**, v. 6, n. 1, p. 661–690, 1907.

WILSON, J. W.; TIAN, G. Y.; BARRANS, S. Residual magnetic field sensing for stress measurement. **Sensors and Actuators, A: Physical**, v. 135, p. 381–387, 2007.

YADLA, S. V. et al. A review on corrosion of metals and protection. **International Journal of Engineering Science & Advanced Technology**, v. 2, n. 3, p. 637–644, 2012.