

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

PROGRAMA DE DOUTORADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA/PPG-EEL –

Itajubá

MARCO ANTONIO DE CAMPOS MENEZES

METODOLOGIA PARA CLASSIFICAÇÃO DE SINAL ELETROQUÍMICO PARA MONITORAMENTO DE CORROSÃO

Tese submetida ao Programa Doutorado
em Engenharia Elétrica/PPG-EEL – Itajubá
como parte dos requisitos para a
obtenção do Título de Doutor em
Engenharia Elétrica

Área de concentração: AUTOMAÇÃO E SISTEMAS ELÉTRICOS
INDUSTRIAIS

Orientador: Prof. Tales Cleber Pimenta

Co-orientador: Prof. Carlos Barreira Martinez

Julho de 2024

Itajubá – MG

FICHA CATALOGRÁFICA

Menezes, Marco

Metodologia para Classificação de Sinal Eletroquímico para Monitoramento de Corrosão / Menezes Marco. – São Paulo, 2024. 210 f.

Tese submetida ao Programa de Doutorado em Engenharia Elétrica – Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI, Itajubá, 2024.

Orientador: Prof. Tales Cleber Pimenta;

Co-orientador: Prof. Carlos Barreira Martinez

1. Redução de Complexidade. 2. Inteligência Artificial 3. Corrosão 4. Monitoramento de Saúde Estrutural I. Pimenta, Tales Cleber. II. Martinez, Carlos Barreira. III. Título. IV. Universidade Federal de Itajubá.

Ficha catalográfica elaborada pelo autor.

DEDICATÓRIA

Dedico esta tese aos meus familiares que me apoiaram durante todo o processo, em especial a Tereza, Isaura, Cesar, Gustavo e Mauricio. Eu sempre vou agradecer tudo o que eles fizeram. E a todos que colaboraram direta ou indiretamente, na execução deste trabalho.

AGRADECIMENTOS

Aos Professor Tales Cleber Pimenta e Professor Carlos Barreira Martinez, pela orientação e pelo constante estímulo transmitido durante todo o trabalho. Sem sua orientação, paciência, ensino, ideias perspicazes e longas horas de trabalho, esta tese não poderia ter sido realizada.

RESUMO

MENEZES, M.A.C. (2024), Metodologia para classificação de sinal eletroquímico para monitoramento de corrosão, Itajubá, 210 p. Tese de doutorado em Engenharia Elétrica/PPG-EEL, na Área de Concentração: Automação e Sistemas Elétricos Industriais, Universidade Federal de Itajubá.

A corrosão é um problema mundial, que implica em custos em países industrializados da ordem de até 4.5% do PIB, com impactos não somente econômicos, mas também sociais e ao meio ambiente. Esses custos decorrem de desperdício devido à manutenção por corrosão, que consiste na degradação de um metal em contato com solução oxidante, o que indica que o controle da corrosão deve ser promovido sempre que possível. Este estudo propõe uma metodologia para classificação de sinal eletroquímico para um sistema de monitoramento de corrosão, em sistema sujeito a uso de inibidor, com a abordagem de técnica passiva de monitoramento de corrosão por ruído eletroquímico (*electrochemical noise* - EN). Esta metodologia tem como objetivo otimizar os parâmetros que promovem uma ótima classificação de eventos em sensor de corrosão por EN como parte de estudo de metodologia para sistema de monitoramento de integridade (ou “saúde”) estrutural (*structural health monitoring* - SHM). Pela sua natureza bastante dinâmica e estocástica do sinal, este estudo e análise de medição de EN (*EN measurements* - ENM) considera características numéricas e gráficas de dois sistemas de corrosão ambos em solução aquosa salina: aço carbono e aço inox. Esses experimentos são repetidos para acumular dados, que permitem gerar gráficos em domínios de tempo, frequência e tempo-frequência, dos quais são extraídas algumas características, tais como média, variância, desvio padrão, skewness, kurtosis, gradiente de Densidade de Potência Espectral - PSD, frequência de “cut-off” de corrente de PSD, níveis de frequências baixas de PSD dentre outros. Supõem-se que essas características tenham boa correlação com dados físicos do processo de corrosão. A seguir, por sistema de um sistema de aprendizado de máquina supervisionado, calibra-se um modelo a partir dos dados de treinamento. A redução de complexidade seleciona um conjunto limitado de parâmetros que, a partir dos dados de teste, permitem obter-se uma inferência ou uma taxa de acerto do modelo no quartil superior do histograma de resultados acumulados, com precisão de até 100%.

Palavras-chave:

Corrosão, Inteligência Artificial, Monitoramento de Saúde Estrutural, Redução de Complexidade , Ruído Eletroquímico.

ABSTRACT

MENEZES, M.A.C. (2024), Methodology for electrochemical signal classification for corrosion monitoring, Itajubá, 210 p. Doctoral thesis in Electrical Engineering/PPG-EEL, in the Concentration Area: Automation and Industrial Electrical Systems, Federal University of Itajubá.

Corrosion is a global problem, which implies costs in industrialized countries of up to 4.5% of GDP, with either economic, but also social and environmental impacts. These costs arise from waste due to maintenance caused by corrosion, which involves the degradation of a metal in contact with an oxidizing solution. This indicates that corrosion control should be promoted whenever possible. This study proposes a methodology for electrochemical signal classification for a corrosion monitoring system, in a system subject to the use of an inhibitor, through the passive approach of electrochemical noise (EN) corrosion monitoring technique. The goal is to optimize the parameters that promote optimal event classification in an EN corrosion sensor as part of the methodology for a structural health monitoring (SHM) system. Due to its highly dynamic and stochastic nature of the signal, this study and analysis of electrochemical noise measurements (ENMs) consider numerical and graphical characteristics of two corrosion systems in saline aqueous solution: carbon steel and stainless steel. These experiments are repeated to collect data, which allows for generating graphs in time, frequency, and time-frequency domains. From these graphs, certain characteristics are extracted, such as mean, variance, standard deviation, skewness, kurtosis, gradient of Spectral Power Density - PSD, PSD current cutoff frequency, low-frequency levels of PSD, among others. These characteristics are assumed to have a good correlation with physical data of the corrosion process. Next, a supervised machine learning system is used to calibrate a model based on the training data. The complexity reduction selects a limited set of parameters that, based on the test data, allow obtaining inference or model accuracy in the upper quartile of the histogram of accumulated results with accuracy of up to 100%.

Keywords:

Artificial Intelligence, Complexity Reduction, Corrosion, Electrochemical Noise, Structural Health Monitoring.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1- A teoria de múltiplos sistemas classificadores e métodos relacionados..	25
Figura 2: Representação esquemática da corrosão [21]	29
Figura 3 - Representação esquemática da corrosão com partes didáticas de um circuito do processo.....	30
Figura 4 - Representação esquemática do circuito didático de corrosão com partes didáticas com medição pelo ZRA e voltímetro.....	32
Figura 5: – Ilustração de uma mesma espécie separada em duas partes iguais e mantidas em curto, sob mesmo potencial, por meio do ZRA ; Fonte: adaptado de Ghahari [29]	33
Figura 6 - Arranjo para medição de ruído eletroquímico ; 2 eletrodos em 1968 [1]	33
Figura 7 - Registro de 1968 do traçado de flutuações potenciais. Velocidade do gráfico 3 pol/h. A, Eletrodo de platina completamente imerso (1 x 4,5 cm) em solução de 0,1 % NaCl; condutividade, 0,22 mhos; eletrodo de platina a 1 cm do eletrodo auxiliar completamente imerso, 25°C. B, Eletrodo de aço 1010 parcialmente imerso (55 cm) (1,3 x 18 cm) corroendo em solução de 0,1 % NaCl; eletrodo a 1 cm do eletrodo auxiliar completamente imerso, 25°C. Gráfico A, eletrodos transferidos para nova solução de 0,1 % NaCl mais 1 % NaNO ₂ ; Gráfico B, eletrodos transferidos para nova solução de 0,1 % NaCl [1].	34
Figura 8 - Arranjo para medição de ruído eletroquímico - 3 eletrodos para ECN e EPN.....	34
Figura 9 - Distribuições de $\bar{x}$ sob $H_0: \mu = \mu_0$ e $H_A: \mu \neq \mu_0$	44
Figura 10 - Primeira parte de metodologia e métodos visa ao preparo e validação (de acordo com literatura clássica) do arranjo experimental. As principais atividades envolvidas são: preparação do arranjo experimental, aquisição e registro de dados, pré-processamento de dados, geração de gráficos, extração de características.	51
Figura 11 - Na segunda parte de materiais e métodos, marcado em amarelo, as principais atividades são: repetição de experimentos validados na primeira parte para acúmulo de dados pré-processados (gráficos, e características extraídas), pré-seleção (manual) de características, montagem da matriz de dados multivariados dos sinais ENM “a” e “b”, cada sinal em matriz separada.	52
Figura 12 - Na terceira parte de materiais e métodos, as principais atividades são: bootstrapping, calibração de classificadores, processamento de classificador (teste), tratamento de resultados gerais, seleção de características com melhor capacidade de inferência.	53
Figura 13 - Esquema com dois eletrodos de trabalho idênticos (ET1 e ET2) e um eletrodo de referência (ER).....	54
Figura 14 - Ilustração do arranjo experimental onde: a) vista inferior com eletrodos de aço AISI1020 c/ cupom; b) vista lateral do arranjo em becker; c) eletrodos imersos em solução corrosiva 3%w NaCl; d) vista do arranjo com coletor de dados e gráfico de tensão ou corrente em domínio de tempo.	56
Figura 15 - Arranjo com três eletrodos e outros equipamentos (ZRA e ammeter)	57

Figura 16 - Esquema com eletrodos similares (de trabalho) (ET1 e ET2) e um eletrodo de referência (RE)	58
Figura 17 - distribuição normal para o PSDSLi dos sinais “a” e “b”	61
Figura 18 - Z score de 1.96 (nível de confiabilidade de 0.95) comparado com z-score de 3.61, cujo nível de confiabilidade é de 0.99969	63
Figura 19 - distribuição normal para o PSDCOi dos sinais “a” e “b”	64
Figura 20 - Processamento de dados de EN com montagem de matriz de características de sinal de ENM	67
Figura 21 - Cabeçalho da matriz de características com colunas de identificação (para rastreo e curadoria digital de dados) – para fins didáticos uma vez que internamente o sistema não utiliza este cabeçalho e trata apenas das linhas e colunas com dados.	70
Figura 22 - Matriz de característica a ser preenchida como resultado da segunda parte de materiais e métodos. As colunas de dados com as características são marcadas em amarelo;	71
Figura 23 - Quando o LOOP sobre o vetor "pick-up" estiver na quarta iteração, o ID será igual a 13, que é o índice com o qual se obtém, na Tabela 7, os dados de amostras para treino, características para usar na calibração e amostras para teste	83
Figura 24 - Histograma de contagem de ocorrência de característica.....	89
Figura 25 - Histograma de precisão	89
Figura 26 - Gráfico de potencial vs. Tempo EPN; eletrodo de aço carbono em 0,01M H ₂ SO ₄	101
Figura 27 - Oscilação natural da corrente vs. Tempo ECN; eletrodo de aço carbono em 0,01M H ₂ SO ₄	101
Figura 28 - Gráfico de ruído de corrente entre 400 e 3600 segundos e ruído de corrente entre -10 ^ -11 a 10 ^ -11 amperes. Aço carbono em ácido (0.01 M H ₂ SO ₄).	102
Figura 29 - Medições de ruído de potencial de eletrodo de aço carbono em 0.01M H ₂ SO ₄	103
Figura 30 - Gráfico de ruído de corrente vs. tempo; intervalo de 400 segundos a 2400 segundos; eletrodo de aço carbono em 0.01M H ₂ SO ₄	103
Figura 31 - Gráfico de ruído de corrente entre 401 e 405 segundos. Eletrodo de aço carbono em 0.01M de H ₂ SO ₄	104
Figura 32 - Gráfico de EPN entre 400 e 3600 segundos para aço carbono em meio de 0.01M de H ₂ SO ₄ . Eixo x com tempo em segundos e eixo y em volts.....	105
Figura 33 - cálculo da inclinação de corte (roll-off) do PSD do ruído de corrente. Eletrodo de aço carbono em ácido sulfúrico 0.01M (H ₂ SO ₄).	106
Figura 34 - Gráfico de densidade espectral de potência de EPN; eletrodo de aço carbono em ácido sulfúrico 0.01M (H ₂ SO ₄).	107
Figura 35 - cálculo de inclinação de roll-out de PSD de EPN. eletrodo de aço carbono em ácido sulfúrico 0.01M (H ₂ SO ₄).	108
Figura 36 - Gráfico de ECN de 400 (zero no gráfico) a 700 (300 no gráfico) segundos. eletrodo de aço carbono em ácido sulfúrico 0,01M (H ₂ SO ₄).	109
Figura 37 - Gráfico HHT 3D de ECN de 400 (zero no gráfico) a 600 (200 no gráfico) segundos. eletrodo de aço carbono em ácido sulfúrico 0,01M (H ₂ SO ₄).	110
Figura 38 - Gráfico de corrente vs. tempo. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl até pH 3.	111

Figura 39 - Gráfico de potencial vs. tempo. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl até pH 3.....	112
Figura 40 - Média de corrente (bloco de 1 minuto) vs. tempo. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl até pH 3.	112
Figura 41 – Gráfico de ruído de potencial vs. tempo; de 50 a 10.000 segundos. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl até pH 3. .	113
Figura 42 - Ruído de potencial vs. tempo. De 50 a 2.000 segundos. Nível de ruído de potencial de 5×10^{-3} a 5×10^{-3} Volts. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl a pH 3.	113
Figura 43 - Gráfico de ruído de corrente vs. tempo. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl até pH 3.	114
Figura 44 - Gráfico de PSD de ECN. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl a pH 3.	114
Figura 45 - Cálculo da inclinação de corte de PSD (PSD roll-off slope) de ECN. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl a pH 3.	115
Figura 46 - Gráfico PSD de ruído de potencial. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl a pH 3.	115
Figura 47 - Cálculo de inclinação (roll-off slope) de PSD de ruído de potencial. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl a pH 3.	116
Figura 48 – Gráfico HHT 3D em vista de perspectiva, em vista de perfil, pequeno trecho do gráfico original de ruído de potência vs. tempo e seus harmônicos EMD-HSA correspondentes. Aço inoxidável 304 em meio NaCl 3,5% em peso acidificado com HCl até pH 3.	117
Figura 49 - Dados brutos (raw data) de ECN para aço carbono AISI1020 em meio aquoso NaCl 3% em peso em temperatura ambiente (sinal ENM “a”); Dados de 30 minutos das amostras de 1 a 10 (da esquerda p/ direita)	123
Figura 50- Dados brutos (raw data) de EN de potencial para aço carbono AISI1020 em meio aquoso NaCl 3% em peso em temperatura ambiente (sinal ENM “a”); Dados de 30 minutos das amostras de 1 a 10 (da esquerda p/ direita)	123
Figura 51 – Dados de ECN para aço carbono AISI1020 em meio aquoso NaCl 3% em massa em temperatura ambiente (sinal ENM “a” de corrente) de período de 30 minutos para cada uma das amostras de 1 a 10	129
Figura 52- Dados de EPN para aço carbono AISI1020 em meio aquoso NaCl 3% em peso em temperatura ambiente (sinal ENM “a” de potencial) de período de 30 minutos para cada uma das amostras de 1 a 10	129
Figura 53 - Histogramas de faixa de média de corrente (em ampere) por contagem de médias na faixa: (a) médias de dado bruto (corrente vs. tempo); (b) medias de dados sem tendência (ECN) das amostras de sinal ENM “a” de 1 a 10; (c) ambos os histogramas plotados conjuntamente.....	130
Figura 54 - Histogramas de faixa de variâncias corrente (em ampere) por contagem de variâncias na faixa: (a) variâncias de dado bruto (corrente vs. tempo); (b) variâncias de dados sem tendência (ECN) das amostras de sinal ENM “a” de 1 a 10; (c) ambos os histogramas plotados conjuntamente	131
Figura 55 - Histogramas de faixa de desvio-padrão de corrente (em ampere) por contagem de desvio-padrão na faixa: (a) desvio-padrão de dado bruto (corrente vs. tempo); (b) desvio-padrão de dados sem tendência (ECN) das amostras de sinal ENM “a” de 1 a 10; (c) ambos os histogramas plotados conjuntamente	132

Figura 56 - Histogramas de faixa de assimetria (skewness) de corrente (em ampere) por contagem de assimetria na faixa: (a) assimetria de dado bruto (corrente vs. tempo); (b) assimetria de dados sem tendência (ECN) das amostras de sinal ENM “a” de 1 a 10; (c) ambos os histogramas plotados conjuntamente	133
Figura 57 - Histogramas de faixa de curtose de corrente (em ampere) por contagem de curtose na faixa: (a) curtoses de dado bruto (corrente vs. tempo); (b) curtoses de dados sem tendência (ECN) das amostras de sinal ENM “a” de 1 a 10; (c) ambos os histogramas plotados conjuntamente.....	134
Figura 58 - Matriz multivariada preenchida com dados de características independente de sequência para o sinal ENM „a“	135
Figura 59 - Matriz multivariada preenchida com dados de características independente de sequência e dependente de sequência - Domínio de Tempo (IADi) para o sinal ENM „a “	140
Figura 60 - IMFs intermediárias (HHTIMFs) da amostra 1 do sinal ENM "a"(sistema eletroquímico de aço carbono AISI 1020 em solução aquosa NaCl 3% em peso)	151
Figura 61 - Matriz multivariada (de características) de sinal ENM “a” (sistema eletroquímico de aço carbono AISI 1020 em solução aquosa NaCl 3% em peso em temperatura ambiente); Características extraídas de sinal ENM “a” das amostras de 1 até 10	155
Figura 62 - Matriz multivariada (de características) de sinal ENM “b” (sistema eletroquímico de aço inox AISI 304 em solução aquosa NaCl 3% em peso em temperatura ambiente); Características extraídas de sinal ENM “a” das amostras de 1 até 10	157
Figura 63 - Histograma da incidência (global) de características nas 40 calibrações com <i>bootstrap</i> (baseado na Tabela 32)	162
Figura 64 - Histograma de precisão das 40 calibrações do modelo de RL (regressão logística) com <i>bootstrap</i>	162
Figura 65 - Histograma de precisão das 40 calibrações do modelo de svm (máquina de vetor de suporte) com <i>bootstrap</i>	169
Figura 66 - Histograma da incidência (global) de características de sinais de ENM nas 100 calibrações de todas as combinações possíveis entre rearranjos de amostras com rearranjos de características; força-bruta; (sem <i>bootstrap</i>)..	174
Figura 67 - Histograma de precisão das calibrações do modelo de svm (sem <i>bootstrap</i>) com todas as 100 combinações possíveis entre os 10 rearranjos de amostras com os 10 rearranjos de características de sinal ENM	178
Figura 68 - Histograma da incidência (global) de características nas 300 calibrações com <i>bootstrap</i>	180

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Técnicas ou procedimentos que são aplicados principalmente para o diagnóstico de conteúdo de informação de corrente e potencial a partir de sinais de ruído (ENM).....	40
Tabela 2 - Amostra de projeto N necessária para $EP_N^{\alpha} / P_{\infty}^{\alpha} \leq 1.5$. p é a dimensionalidade. Caso (b) em que PMC assintótico, $P_{\infty} = 0,01$. PMC esperado, $EP_N = 0,015$	43
Tabela 3 - Técnicas ou métodos aplicados para o diagnóstico de conteúdo de informação de corrente e potencial a partir de sinais de ruído (ENM) em domínio de tempo (TD), domínio de frequência (FD) e domínio de tempo-frequência (TFD).....	68
Tabela 4 - Siglas adotadas para técnicas (ou métodos) de diagnóstico de conteúdo de informação de sinais de ENM; características relevantes para extrair do sinal.....	72
Tabela 5 - 10 arranjos (sem repetição) de 3 características das 5 do vetor reduzido de características (STD,SKW,IADi,PSDSL,PSDCOi); A coluna ID serve como índice do rearranjo - para referenciar em futuro uso.....	76
Tabela 6 - 10 rearranjos (sem repetição) de 3 amostras para treino e 2 restantes para testes em um total de 5 amostras. Esses rearranjos não misturam amostras de treino com de teste e serão utilizadas para calibração de modelo.	77
Tabela 7 - Tuplas de todas as combinações entre rearranjos de amostras e rearranjos de características no caso com quantidade reduzida de dados.....	79
Tabela 8 - Sorteio aleatório (de „ID“s) para sacar (sem devolução) 40 tuplas (combinações) da tupla. Esses números são os „ID“s da Tabela 7.....	81
Tabela 9 - LOG detalhado do processamento com o resultado dos passos (2) (dados obtidos das matrizes „a“ e „b“), montagem de vetores de treinamento (passo 3), resultado de testes com a “precisão” (passo 5).	84
Tabela 10 - Tabela de resultados consolidados após calibração com bootstrap em modelo de regressão logística para o caso com quantidade de dados reduzido.	86
Tabela 11 - Características vs. Precisão.....	88
Tabela 12 - Contagem por característica.....	89
Tabela 13 - Contagem de característica com precisão 1 (100%), no quartil superior do histograma.....	89
Tabela 14 - 120 rearranjos (s/ repetição) de 7 amostras para treino (e 3 amostras restantes p/ teste) rearranjadas de 10 amostras. Os rearranjos são mostrados em tabelas de 30 em 30 rearranjos.....	92
Tabela 15 - Índices das 11 características da matriz multivariada („a“ e „b“).	93
Tabela 16 - 6 características para calibrar no caso 4 do plano.....	93
Tabela 17 - 20 rearranjos (s/ repetição) de 3 características entre as 6 da tabela ,b’ - $6!/(3!*3!) = 20$	93
Tabela 18 - Idem Tabela 17 porém com os índices de características da tabela ,a’ (internamente o sistema usa índices e não ,etiquetas’).	94
Tabela 19 - Combinações de 1 a 50 entre rearranjos de amostras e rearranjos de características	95

Tabela 20 - Combinações de 2350 a 2400 entre rearranjos de amostras e rearranjos de características.	96
Tabela 21 - Dados brutos (raw data) de EN para aço carbono AISI1020 em meio aquoso NaCl 3% em massa em temperatura ambiente (sinal ENM “a”); Dados de 30 minutos das amostras 1 a 10.	119
Tabela 22 - EN (dado s/ tendência) ao lado de dado-bruto de corrente e potencial de aço carbono AISI1020 em meio aquoso NaCl 3% em peso em temperatura ambiente; Dados da amostra 1 a 10	124
Tabela 23 - Gráficos de “Método integrado de desvio absoluto” (IADi) das amostras de sinal ENM “a” de 1 a 10	136
Tabela 24 - Gráficos de PSD das amostras 1 a 10 de sinal ENM “a”, com uso de segmentos (destacados em vermelho) que auxiliaram e suportaram a extração das características de PSD (inclinação e corte – slope “PSDSL _i ” e cutoff “PSDCO _i ” ambos de ECN)	142
Tabela 25 - Valores de PSDIHFM utilizados na matriz multivariada de sinal ENM “a”	145
Tabela 26 - Registro de processamento que mostra a quantidade de EMD por amostra	147
Tabela 27 - IMFS da amostra 1 de aço carbono AISI1020 em solução aquosa NaCl 3% em peso em temperatura ambiente. As unidades são corrente (amperes) vs datapoint.....	147
Tabela 28 - Características de espectro de HHT (HHTSP) e IMFs intermediárias (HHTIMFs) das amostras 1 a 10 do sinal ENM „a“, adotadas na matriz multivariada „a“	151
Tabela 29 - Amostras da Tabela 30 -para esclarecer seu significado e interpretação	159
Tabela 30 - Resultado consolidado conforme seção 3.3.3- plano (1) – Caso com quantidade reduzida de dados, modelo baseado em regressão logística; 10 rearranjos de amostras (5!/(3!*2!)) e 10 rearranjos de características (5!/(3!*2!)) e bootstrap com pick-up de 40 combinações entre rearranjos de amostras e rearranjos de características; Desempenho por precisão de discriminação de estados (corrosivos) de sinais ENM „a“ e „b“	160
Tabela 31 - Resultado de características vs precisão, obtidos a parte do resultado consolidado da Tabela 30.....	161
Tabela 32 - Contagem (global) da incidência de características nas 40 calibrações com bootstrap.	162
Tabela 33 - Contagem das características que incidiram nos resultados de.....	163
Tabela 34 - Contagem das características que incidiram nos resultados de.....	163
Tabela 35 - Resultado de características vs precisão, obtidos a parte do resultado consolidado, com marcação em verde do conjunto de 3 características com melhor desempenho e, em vermelho, o conjunto de 3 características com pior desempenho.....	164
Tabela 36 - Resultado consolidado – Caso com quantidade reduzida de dados, modelo baseado em svm; 10 rearranjos de amostras (5!/(3!*2!)) e 10 rearranjos de características (5!/(3!*2!)) e bootstrap com pick-up de 40 combinações entre rearranjos de amostras e rearranjos de características; Desempenho por precisão de discriminação de estados (corrosivos) de sinais ENM „a“ e „b“	167

Tabela 37 - Resultado de características vs precisão, obtidos a parte do resultado consolidado (na Tabela 36)	168
Tabela 38 - Comparação do desempenho de calibração entre os modelos RL (regressão logística) e svm, por meio de vetores dos histogramas por quantização e por probabilidade	170
Tabela 39 - os resultados (de 1 a 50) consolidados do experimento conforme seção 3.3.3- plano (3) ENM „a“ e „b“	172
Tabela 40 - os resultados (de 51 a 100) consolidados do experimento conforme seção 3.4.4- plano (3)	173
Tabela 41 - Contagem (global) da incidência de características nas 100 calibrações de sinal.....	174
Tabela 42 - Resultado de características de sinal ENM vs precisão, obtidos do resultado consolidado de 100 calibrações de todas as combinações possíveis entre rearranjos de amostras com rearranjos de características; força-bruta; (sem bootstrap)	175
Tabela 43 - Contagem das características que incidiram nos resultados de	177
Tabela 44 - Contagem das características que incidiram nos resultados de	177
Tabela 45 - Desempenho de calibração do modelo svm, por meio de vetores dos histogramas por quantização e por probabilidade	178
Tabela 46 - Contagem total de incidência de característica em 300 calibrações (bootstrap)	180
Tabela 47 - Contagem das características que incidiram nos resultados de	180
Tabela 48 - Contagem das características que incidiram nos resultados de	181
Tabela 49 - Nova consolidação de dados por contagens de cada conjunto de 3 características para cada nível de precisão; Indica quais conjunto de 3 características promovem melhor calibração do modelo para discriminar estados de corrosão „a“ e „b“ por característica de sinais de ENM.....	183
Tabela 50 - Resultados (de 1 a 50 de 300) consolidados do experimento conforme seção 3.3.3 – parte (4), modelo para calibração baseado em svm com 120 rearranjos de amostras ($10!/(7!*3!)$), 20 rearranjos de características ($6!/(3!*3!)$), com uso de bootstrap para 300 sorteios (pick-ups), das 2400 combinações possíveis. O resultado indica o desempenho por precisão de discriminação de estados (corrosivos) de sinais ENM „a“ e „b“	184
Tabela 51 - Resultados (de 51 a 100 de 300) consolidados do experimento conforme seção 3.3.3- parte (4), modelo para calibração baseado em svm com 120 rearranjos de amostras ($10!/(7!*3!)$), 20 rearranjos de características ($6!/(3!*3!)$), com uso de bootstrap para 300 sorteios (pick-ups), das 2400 combinações possíveis. O resultado indica o desempenho por precisão de discriminação de estados (corrosivos) de sinais ENM „a“ e „b“	186
Tabela 52 - Análise de desempenho de características de sinal de ENM „a“ e „b“ nas calibrações do modelo estatístico multivariado; Contagem de conjunto de 3 características vs precisão; Contagem de características individual vs precisão.	188

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Termo	Descrição
BMS	sistema de gerenciamento de bateria (<i>battery management system</i>)
DoE	<i>Design de experimentos</i>
ECN	<i>Electrochemical current noise</i>
EMD	Decomposição em modo empírico (<i>empirical mode decomposition</i>)
ENM	Medidas de ruído eletroquímico
EPN	<i>Electrochemical potential noise</i>
FFT	Transformada rápida de Fourier
HFA	Fluidos de alto conteúdo de água
HHT	Transformada de Hilbert-Huang
HHTIF	HHT-Frequências instantâneas
HHTSP	HHT-Espectro de Hilbert
IA	Inteligência artificial
IADi	Método de integrada do desvio absoluto de corrente
IMF	Função de modo intrínseco (<i>intrinsic mode function</i>)
KRT	<i>Kurtosis</i>
MED	Primeiro momento (média)
MEM	Método de Máxima Entropia
Noise resistance (R_n)	R_n = resistência de ruído
PSD	Densidade Espectral de Potência
PSDCoi	Frequência de “cut-off” (caimento) de corrente
PSDG	Gráfico de PSD
PSDLF	Níveis de frequências baixas
PSDSL _i	Gradiente de PSD
RMS	<i>Root mean square</i>
SHM	<i>Sistema de monitoramento de integridade (ou saúde) estrutural (structural health monitoring)</i>
SKW	<i>Skewness</i>
STD	Desvio padrão (<i>standard deviation</i>)

SVM	<i>Support vector machine</i>
VAR	Variância
ZRA	Amperímetro de resistência zero

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	JUSTIFICATIVA	21
1.2	Contribuição e ineditismo do trabalho.....	22
1.3	HIPÓTESE.....	22
1.4	OBJETIVOS.....	23
1.4.1	Objetivos Específicos	23
1.5	Escopo	24
1.6	ESTRUTURA DA TESE	26
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	28
2.1	Introdução.....	28
2.2	Fundamentação Teórica.....	28
2.2.1	Oxirredução de metal.....	29
2.2.2	Sinal de oscilação de processo de oxirredução de metal	31
2.2.3	Procedimentos de Análise de Dados Relevantes	37
2.3	Reconhecimento de Padrões / Extração de Características e redução de graus de liberdade e quantidade de amostras necessárias	41
2.4	Cálculo de Tamanho da amostra para o classificador adotado.....	41
2.4.1	Sensibilidade dos classificadores para projetar o tamanho da amostra	43
2.4.2	Racional para cálculo de tamanho de amostra e poder estatístico	43
2.5	Critérios de escolha entre Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) e Regressão Logística como classificadores	47
3	MATERIAIS E MÉTODOS	49
3.1	PARTE 1 - arranjo experimental	53
3.1.1	Arranjo experimental	54

3.1.2	Materiais, montagem e validação do arranjo experimental	56
3.1.3	Microscopia	60
3.1.4	Tratamento de dados	60
3.1.5	Cálculo de Tamanho da amostra para o classificador adotado	60
3.2	PARTE 2 – Acúmulo de dados por repetição de experimentos validados e montagem de matriz de características.	66
3.3	PARTE 3 – Análise estatística multivariada com <i>bootstrapping</i> e seleção de características com melhor capacidade de inferência para discriminação de estados “a” e “b” de corrosão.	73
3.3.1	Processamento das matrizes de características de sinal ENM por análise estatística multivariada	75
3.3.2	Processamento com quantidade reduzida de dados	75
3.3.3	Plano de tratamento de dados.....	90
3.3.4	Seleção do melhor modelo para calibrar – conforme o dado ENM tratado. 91	
4	RESULTADOS	98
4.1	Primeira Parte – montagem e validação de arranjo experimental e coleta básica de dados de ENM	98
4.1.1	Construtor de gráficos.....	100
4.2	Parte 2 – Repetição controlada de experimentos com montagem da matriz multivariada para sinal ENM dos sistemas “a” e “b”	118
4.2.1	Aquisição de sinais de ENM do sistema “a” (aço carbono AISI 1020 em solução aquosa NaCl 3% em massa)	118
4.2.2	Aquisição de ENM sinal “b” (sistema eletroquímico de aço inox AISI 304 em solução aquosa NaCl 3% em peso).....	156
4.2.3	Parte 3 - Resultados da análise estatística multivariada de dados.....	158
5	CONCLUSÕES.....	191
5.1	estudos futuros	196

Capítulo 5

5 CONCLUSÕES

Nesta seção são apresentadas conclusões sobre a análise de dados estatística multivariada.

O ineditismo do trabalho está em apresentar uma metodologia completa, desde a confecção do sensor e arranjo experimental, passando pela coleta, curadoria dos dados, calibração de uma modelo de inteligência artificial, seleção de características que promovam boa capacidade de inferência de classificação como base para um monitoramento de corrosão.

A hipótese H1 formulada no início foi comprovada: o modelo de aprendizado de máquina pode classificar e discriminar entre estado de corrosão “a” ou “b”.

Os objetivos iniciais desse projeto eram:

- Estabelecer um arranjo experimental de EN clássico, básico e montado;
- ENM ajustado para coletar dados;
- Gerar gráficos para compará-los com a literatura clássica.
- Calibrar modelo de aprendizado de máquina para inferência baseado em classificador, como base de um monitoramento de corrosão.
- Demonstrar que seleção de características pode contribuir para a redução da complexidade do modelo classificador.

Acredita-se que estes objetivos tenham sido alcançados:

- A configuração experimental foi montada e ajustada;
- Dados foram coletados, validados, analisados e gráficos foram construídos
- Classificador otimizado com inferências no quartil superior do histograma de precisão acumulada até 100%

A partir das características indicadas pela metodologia e pelo sistema, foram selecionadas as características extraídas de ENM com maior capacidade de discriminação entre eventos de corrosão.

A inferência de eventos de corrosão por meio de classificadores baseados em modelos estatísticos, como parte de um monitoramento automatizado de saúde estrutural, contribui para a inovação na engenharia:

- para fazer a estrutura ter capacidades de autodetecção e autodiagnóstico.
- pode contribuir também para diagnóstico precoce de eventos de corrosão desde o início da nucleação da corrosão, tais como em controle de qualidade de inibidores de corrosão.

Este trabalho não se limita ao processamento e otimização de sinais de ruído eletroquímico, mas também abrange o campo da eletroquímica, que precisou ser compreendida no que se refere aos processos de corrosão e à extração de características relevantes do sinal.

Esta tese mostrou uma metodologia para tratamento de sinais eletroquímicos de corrosão com aplicação de aprendizado de máquina para classificação de sinais “a” e “b” não lineares, não estacionários e não causais, além da seleção de características que melhor contribuem com a capacidade de discriminação ou inferência do classificador. A seleção de características pode contribuir para a redução da complexidade do modelo classificador.

A partir das características indicadas pela metodologia e sistema aqui apresentados, indicam-se as características extraídas de ENM com maior capacidade de discriminação entre eventos de corrosão. Embora neste trabalho específico tenha sido calibrado o sistema para aprendizado de máquina sobre dois sistemas eletroquímicos (aço carbono e aço inox em solução aquosa com corrosão localizada ou generalizada), esta metodologia permite a calibração de múltiplos eventos ou sistema de corrosão e para outros tipos de materiais e sistemas eletroquímicos corrosivos.

O sistema também permite trabalhar com dezenas de parâmetros e centenas a milhares de experimentos, de forma a automatizar e generalizar a escolha dos parâmetros que oferecem melhor capacidade de discriminação entre eventos de corrosão. Essa abordagem permite não somente uma automatização na escolha das características ótimas para discriminar eventos de corrosão, como também uma

generalização ao diminuir a interferência dos usuários sobre a determinação dessas características.

Embora o sistema apresente boa capacidade de processamento e automação, é fundamental que a calibração envolva especialista no processo industrial em questão, neste caso processos e mecanismos eletroquímicos de corrosão, tanto em tecnologia quanto em fundamentos teóricos, uma vez que cada característica em diferentes sistemas eletroquímicos corrosivos pode ter diferentes limitações e condições de contorno que devem ser levados em conta na modelagem do sistema. A escolha de quais características a testar para calibração é ainda de responsabilidade do especialista de domínio, neste caso o corrosionista. A interpretação dos resultados ainda depende do entendimento das características e como elas podem ser extraídas.

Por exemplo, a característica extraída aqui neste trabalho, abreviada por PSDIHFM que atua sobre as frequências mais altas (até 0,5Hz) do gráfico de “*slope*” do PSD foi uma escolha típica de especialista de domínio que observa padrões e determina, separa, ou até cria combinações de processos matemáticos para extrair características que possam identificar melhor a assinatura do sinal, ou do estado do sistema eletroquímico de corrosão em estudo. A característica PSDIHFM não é muito comum em literatura de corrosão, mas é em processamento de sinais.

Os parâmetros com maior capacidade de discriminação entre tipos de corrosão (neste caso, localizada e uniforme) foram os que apresentaram menor desvio padrão, tais como PSD *roll-out slope* e *cut-off*, *skewness* (assimetria), o que condiz com a teoria da informação (matriz de informação de Fisher) e teoria da medição. O modelo svm tem muito em comum com a visão espacial n-dimensional expressa por Fisher em sua análise discriminante.

O svm se mostrou um modelo que melhor aderiu aos dados destes experimentos de sinais de ENM “a” e “b”. O sistema testou 2 modelos (svm e regressão logística). As primeiras calibrações, com quantidade de dados reduzida, já indicaram maior aderência do modelo aos dados do svm. Esse resultado ficou claro pela análise das taxas de acerto de inferência acumuladas em histogramas, onde ficou evidente a maior taxa de acerto com o modelo svm.

A metodologia ou sistema também se mostrou eficiente para testar diferentes modelos ou famílias de modelos matemáticos. Foi comparado RL com svm, onde este último se mostrou mais adequado. Não existe modelo ideal; a escolha do modelo a ser utilizado deve ser orientada pelos dados, em um cenário típico de tomada de decisão baseada em dados (*data driven*). Optou-se neste trabalho por svm e RL por serem mais conhecidos. O sistema mostrou-se, desta forma, prático e capaz de calibrar, testar e comparar o desempenho de distintos modelos, svm vs regressão logística, aplicados aos sinais de ruído eletroquímico de corrosão. Estas afirmações são válidas dentro do escopo e domínio em que o sistema e metodologia foram aplicados; neste caso, aos sinais de ENM em sistemas eletroquímicos de corrosão “a” e “b”. Embora pareça bastante tentador utilizar tal sistema e metodologia em outros cenários, deve-se tomar muito cuidado com os aspectos de interpretação de resultados, identificação de padrões e como extrair as características dentre outros que exigiriam um especialista de domínio.

A integração interativa entre representações visuais e métodos analíticos computacionais se mostra promissor para obter informações de sistemas eletroquímicos dinâmicos, estocásticos e não lineares, como é o caso do início da corrosão em sistemas eletroquímicos de corrosão.

A análise de quais características de ENM proveem melhor desempenho, direcionado a dados, promove uma maior generalização no tratamento de dados de ENM e libera o usuário para investigar importantes aspectos de interpretabilidade e análise discriminantes, o que eleva a capacidade de uso de técnica de EN para monitorar corrosão ou discriminar estados eletroquímicos de corrosão distintos. Sempre que se diminui a dependência de decisões do usuário, promove-se sistemas mais não-paramétricos com maior capacidade de generalização.

As características gráficas como AIDi, HHTSP, HHTIMFs não obtiveram bom desempenho nas calibrações, devido ao aumento do grau de liberdade que tais características causam ao sistema de calibração. Maior grau de liberdade exige maior quantidade de dados para uma calibração minimamente satisfatória. Considerando que desde o início deste trabalho houve uma quantidade limitada de dados (principalmente quando comparado com ambientes que usam redes neurais), é

natural esperar melhores resultados das características que demonstraram maior capacidade de agregação, tais como SKW, as derivadas de PSD de ECN (como PSDiSL, PSDCOi, e PSDiHFM). A agregação – na estatística e matemática – promove a diminuição dos graus de liberdade, o que reduz a quantidade de amostras necessária, segundo a teoria da informação, que indica que a quantidade de amostras é proporcional ao grau de liberdade do sistema. Quantidades de amostras pequenas (cinco ou menos amostras) foram calculadas para as características PSDSLi e PSDCOi com potência estatística π de 95% e nível de confiabilidade é de 99%. Neste trabalho foi feito um estudo das distribuições de características independentes de sequências como média, desvio padrão, assimetria, curtoses, variância e desvio-padrão. E boa parte delas teve desempenho de bom a razoável nas calibrações do modelo. Embora STD (desvio-padrão) tenha tido alta incidência nos quartis superiores e inferiores das distribuições de resultado, deu-se preferência por variáveis bem definidas, com distribuição mais íngreme. O estudo da dispersão pelo histograma foi entendido como uma forma de avaliar a variância do melhor e do pior caso, na seleção de características. Ainda sobre as características gráficas com HTT 3D (tempo-frequência-energia): embora possível plotar os resultados em 3D, com as três características dispostas nos eixos, evitou-se esse procedimento devido ao alto custo computacional e também à disponibilidade de outras formas de análise que exigem menos poder computacional. Os recursos computacionais neste trabalho eram limitados também para promover viabilidade de aplicação em campo.

É interessante que o sistema desenvolvido permite ajustes finos e refinamentos para explorar as melhores combinações de características em conjunto de 3, 4 ou outras quantidades de combinação e estudar de qual modelo que melhor adere aos dados (Mas não existe modelo ideal, o que deve

, RL e outros) dentre outras. Porém, o objetivo inicial deste trabalho era desenvolver um sistema capaz de classificar ou discriminar eventos ou estados de corrosão. Esse objetivo foi não apenas atingido, mas superado, ao se obterem taxas de acerto no quartil superior de 100% de precisão, com margem estatística significativa entre os melhores e piores desempenhos. Também foi superado pelo uso de técnicas como o *bootstrap* para otimizar a complexidade do sistema, ou seja, pela seleção de

características que melhoram o desempenho da calibração. O uso dessas técnicas trouxe melhorias significativas ao sistema. Houve uma maior generalização na seleção das melhores características para calibrar o modelo, o que otimizou o uso das características de ENM extraídas dos sinais estudados. É uma ferramenta importante para o corrosionista otimizar e ajustar o sistema para um sistema de monitoramento de corrosão com bom automatismo e generalização, uma vez que minimiza os parâmetros definidos e busca ser o mais não-paramétrico possível.

5.1 ESTUDOS FUTUROS

Como estudos futuros são propostos os seguintes:

- Estudo de força bruta para testar todos os parâmetros de conjuntos maiores de características que promovam boa capacidade de inferência no classificador;
- Testar outros modelos, tais como: *randomforest*, *naivebayes*, *nearestneighbors* e outros. Esse seria um dos possíveis ajustes e melhorias do sistema;
- Interpretabilidade - baseado nas características selecionadas do sinal fazer a interpretabilidade do modelo de aprendizado de máquina ou até mesmo dos fenômenos dos mecanismos eletroquímicos de corrosão subjacentes;
- Como parte da interpretabilidade, selecionar famílias de equação que modelem o sistema a partir dos dados, com uso de Aprendizado de Máquina Científico ou PINNS (*Physics-informed neural networks*).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] IVERSON, W. P. Transient Voltage Changes Produced in Corroding Metals and Alloys. **Journal of The Electrochemical Society**, v. 115, n. 6, p. 617-618, June 1, 1968 1968. Disponível em: < <http://jes.ecsdl.org/content/115/6/617.abstract> >. Acesso em: 2024/07/10.

- [2] KEARNS, J. R.;ASTM COMMITTEE G-1 ON CORROSION OF METALS. **Electrochemical noise measurement for corrosion applications**. West Conshohocken, PA: ASTM, 1996. xvii, 476 p. ISBN 080312032X.

- [3] MENEZES, M. A. D. C. **Aquisição e validação de sinal de ruído eletroquímico**. 2022. 129 (Dissertação de Mestrado). Instituto de Recursos Naturais, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá.

- [4] VARMUZA, K.;FILZMOSER, P. **Introduction to Multivariate Statistical Analysis in Chemometrics**. CRC Press, 2016. ISBN 9781420059496. Disponível em: < <https://books.google.com.br/books?id=S4btpolgGPOC> >. Acesso em: 2024/07/10.

- [5] KUNG, S. Y. **Kernel methods and machine learning**. Cambridge ; New York: Cambridge University Press, 2014. xxiv, 591 pages ISBN 9781107024960 (hardback)
 110702496X (hardback). Disponível em: < Cover image <http://assets.cambridge.org/97811070/24960/cover/9781107024960.jpg> >. Acesso em: 2024/07/10.

- [6] FLACH, P. A. **Machine learning : the art and science of algorithms that make sense of data**. Cambridge ; New York: Cambridge University Press, 2012. xvii, 396 p. ISBN 9781107096394 (hbk.)
 1107096391 (hbk.)
 9781107422223 (pbk.)
 1107422221 (pbk.).

- [7] CONWAY;WHITE, D.;MYLES, J. **Machine learning for hackers**. 1st. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2012. xiii, 303 p. ISBN 9781449303716
 1449303714. Disponível em: < Contributor biographical information <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy1307/2012277057-b.html>
 Publisher description <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy1307/2012277057-d.html>
 Table of contents only <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy1307/2012277057-t.html> >. Acesso em: 2024/07/10.

- [8] HASTIE, T.;TIBSHIRANI, R.;FRIEDMAN, J. H. **The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction**. 2nd. New York, NY: Springer, 2009. xxii, 745 p. ISBN 9780387848570 (hardcover alk. paper)
- 9780387848587 (electronic)
- 0172-7397.
- [9] IVANCIUC, O. Applications of Support Vector Machines in Chemistry. In: LIPKOWITZ, K. B. e CUNDARI, T. R. (Ed.). **Reviews in Computational Chemistry**. Weinheim: Wiley-VCH, v.23, 2007. p.291–400.
- [10] AL-MAZEEDI, H. A. A.;COTTIS, R. A. A practical evaluation of electrochemical noise parameters as indicators of corrosion type. **Electrochimica Acta**, v. 49, n. 17-18, p. 2787-2793, 2004. ISSN 00134686.
- [11] HOMBORG, A. **Electrochemical Noise - A Clear Corrosion Signature**. 2014 245 (Ph.D.). Faculty of Mechanical, Maritime and Materials Engineering (3mE)
- Materials Science and Engineering Department (MSE)
- Corrosion Technology and Electrochemistry Group, Technische Universiteit Delft, Technische Universiteit Delft.
- [12] MOTKO, B. **Studium des Informationsgehaltes elektrochemischer Rauschsignale für die Sensorik von Korrosionsvorgängen / vorgelegt von Boris Motko** Göttingen: Cuvillier, 2011. 131 ISBN 978-3-86955-648-2.
- [13] GORDON HOLCOMB, S. B., BERNARD COVINO, STEPHEN CRAMER, JAMES RUSSELL, MARGARET ZIOMEK-MOROZ. **Electrochemical Noise Sensors for Detection of Localized and General Corrosion of Natural Gas Transmission Pipelines**. September 16-17, 2002. 2002
- [14] HOLCOMB, G. R.;COVINO, B. S., JR.;EDEN, D. **State-of-the-art review of electrochemical noise sensors**. p.Medium: ED. 2001. (DOE/ARC-TR-2001-16; R&D Project: AMP-011 United States10.2172/899598R&D Project: AMP-011Tue Feb 05 05:25:54 EST 2008ARCEnglish)
- [15] HOMBORG, A. M. et al. A Critical Appraisal of the Interpretation of Electrochemical Noise for Corrosion Studies. **Corrosion**, v. 70, n. 10, p. 971-987, Oct 2014. ISSN 0010-9312. Disponível em: < Go to ISI>://WOS:000343672900001 >.
- [16] FINKE, M.;DIEKMANN, H.;SCHLECKER, H. Elektrochemische Rauschmessungen unter praxisnahen Bedingungen der chemischen Industrie. **Materials and**

- Corrosion**, v. 55, n. 10, p. 754-760, 2004. ISSN 1521-4176. Disponível em: < <http://dx.doi.org/10.1002/maco.200403813> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [17] COTTIS, R. A. The significance of electrochemical noise measurements on asymmetric electrodes. **Electrochimica Acta**, v. 52, n. 27, p. 7585-7589, 10/10/2007. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468607000473> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [18] ANDREAS et al. Reliability of electrochemical noise measurements: Results of round-robin testing on electrochemical noise. **Electrochimica Acta**, v. 120, p. 379-389, 2/20/2014. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468613025334> http://ac.els-cdn.com/S0013468613025334/1-s2.0-S0013468613025334-main.pdf?tid=ff02ac8a-b7c8-11e5-bbd0-00000aacb35f&acdnat=1452451140_415e89771edf2a19f1a65b4a5011f648 >. Acesso em: 2024/07/10.
- [19] LUCIANO, G.; TRAVERSO, P.; LETARDI, P. Applications of chemometric tools in corrosion studies. **Corrosion Science**, v. 52, n. 9, p. 2750-2757, 2010. ISSN 0010938X.
- [20] COTTIS, R. A.; HOMBORG, A. M.; MOL, J. M. C. The relationship between spectral and wavelet techniques for noise analysis. **Electrochimica Acta**, 2015. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468615309233> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [21] BOCKRIS, J. O. M.; REDDY, A. K. N.; GAMBOA-ALDECO, M. **Modern Electrochemistry - Fundamentals of Electrodics**. KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, 2002. 817 ISBN 0-306-47605-3.
- [22] JONES, D. A. **Principles and prevention of corrosion**. 2. Prentice Hall, 1996. ISBN 0-13-359993-0.
- [23] HUANG, N. E.; SHEN, S. S. **Hilbert-Huang transform and its applications**. Singapore ; Hackensack, NJ ; London: World Scientific, 2005. xii, 311 p. ISBN 9812563768 (alk. paper)
- 9789812563767 (alk. paper).
- [24] BRERETON, R. G. **Chemometrics: Data Driven Extraction for Science**. Wiley, 2018. ISBN 9781118904688. Disponível em: <

<https://books.google.com.br/books?id=VkBRDwAAQBAJ> >. Acesso em: 2024/07/10.

- [25] BRERETON, R. G. **Chemometrics : data analysis for the laboratory and chemical plant**. Chichester, West Sussex, England ; Hoboken, NJ: Wiley, 2003. xiv, 489 p. ISBN 0471489778 (hardback acid-free paper) 0470849118 (pbk. acid-free paper). Disponível em: < Publisher description <http://www.loc.gov/catdir/description/wiley036/2002027212.html> Table of contents <http://www.loc.gov/catdir/toc/wiley031/2002027212.html> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [26] COTTIS, R. A. Interpretation of Electrochemical Noise Data. **Corrosion**, v. 57, n. 3, p. 265-285, 2001. Disponível em: < <http://corrosionjournal.org/doi/abs/10.5006/1.3290350> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [27] GABRIELLI, C.; KEDDAM, M. Review of Applications of Impedance and Noise Analysis to Uniform and Localized Corrosion. 1992/10/1/ 1992.
- [28] D.A. EDEN, K. H., D.G. JOHN, J.L. DAWSON. **Electrochemical Noise-Simultaneous Monitoring of Potential and Current Noise Signals from Corroding Electrodes**. NACE CORROSION/86 Conference. Houston, TX: NACE International: 1 - 9 p. 1986.
- [29] GHAHARI, S. M. **In situ synchrotron x-ray characterisation and modelling of pitting corrosion of stainless steel**. 2012. 204 (Ph.D). School of Metallurgy and Materials, University of Birmingham, Birmingham , UK.
- [30] COTTIS, R. A. 4 - Electrochemical noise for corrosion monitoring. In: YANG, L. (Ed.). **Techniques for Corrosion Monitoring**: Woodhead Publishing, 2008. p.86-110. ISBN 978-1-84569-187-5.
- [31] COTTIS, R. A. et al. Measures for the detection of localized corrosion with electrochemical noise **Electrochimica Acta**, v. 46, n. 24-25, p. 3665-3674, 8/15/ 2001. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468601006454> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [32] HLADKY, K.; DAWSON, J. L. The measurement of corrosion using electrochemical 1/f noise. **Corrosion Science**, v. 22, n. 3, p. 231-237, // 1982. ISSN 0010-938X. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0010938X8290107X> >. Acesso em: 2024/07/10.

- [33] HARUNA, T. et al. Electrochemical noise analysis for estimation of corrosion rate of carbon steel in bicarbonate solution. **Corrosion Science**, v. 45, n. 9, p. 2093-2104, 9// 2003. ISSN 0010-938X. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010938X03000313> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [34] U. BERTOCCI, T. C. G., F. HUET, AND M. KEDDAM. Noise Resistance Applied to Corrosion Measurements; I. Theoretical Analysis. **J. Electrochem. Soc**, v. 144, n. 1, p. 7, 1997.
- [35] BERTOCCI, U. et al. Noise Resistance Applied to Corrosion Measurements: II. Experimental Tests. **Journal of The Electrochemical Society**, v. 144, n. 1, p. 37-43, January 1, 1997 1997. Disponível em: < <http://jes.ecsdl.org/content/144/1/37.abstract> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [36] ABALLE, A.;HUET, F. Noise Resistance Applied to Corrosion Measurements: VI. Partition of the Current Fluctuations Between the Electrodes. **Journal of The Electrochemical Society**, v. 149, n. 3, p. B89-B96, March 1, 2002 2002. Disponível em: < <http://jes.ecsdl.org/content/149/3/B89.abstract> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [37] BIERWAGEN, G. P. Calculation of Noise Resistance from Simultaneous Electrochemical Voltage and Current Noise Data. **Journal of The Electrochemical Society**, v. 141, n. 11, p. L155-L157, November 1, 1994 1994. Disponível em: < <http://jes.ecsdl.org/content/141/11/L155.abstract> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [38] CHENG, Y. F.;LUO, J. L.;WILMOTT, M. Spectral analysis of electrochemical noise with different transient shapes. **Electrochimica Acta**, v. 45, n. 11, p. 1763-1771, 2/1/ 2000. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468699004065> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [39] ZHOUMO, L. J. K. W. S. J. W. K. W. W. Z. W. Z. Determination of Corrosion Types from Electrochemical Noise by Artificial Neural Networks. **International Journal of Electrochemical Science**, v. 8, n. 2, p. 2365, Feb2013 2013.
- [40] KLAPPER, H. S. et al. Environmental factors affecting pitting corrosion of type 304 stainless steel investigated by electrochemical noise measurements under potentiostatic control. **Corrosion Science**, v. 75, p. 239-247, 2013. ISSN 0010938X.

- [41] KLAPPER, H. S.;GOELLNER, J.;HEYN, A. The influence of the cathodic process on the interpretation of electrochemical noise signals arising from pitting corrosion of stainless steels. **Corrosion Science**, v. 52, n. 4, p. 1362-1372, 2010. ISSN 0010938X.
- [42] KLAPPER, H. S. et al. The effect of passive layer stability on electrochemical noise signals arising from pitting corrosion of stainless steels. **Materials and Corrosion**, v. 64, n. 8, p. 671-674, 2013. ISSN 09475117.
- [43] HOMBORG, A. M. et al. Detection of microbiologically influenced corrosion by electrochemical noise transients. **Electrochimica Acta**, v. 136, p. 223-232, Aug 1 2014. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <Go to ISI>://WOS:000340320800028 >.
- [44] GÖLLNER, J. Elektrochemisches Rauschen bei der Korrosion. **Materials and Corrosion**, v. 55, n. 10, p. 727-734, 2004. ISSN 1521-4176. Disponível em: < <http://dx.doi.org/10.1002/maco.200403810> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [45] BERTOCCI, U.;KRUGER, J. Studies of passive film breakdown by detection and analysis of electrochemical noise. **Surface Science**, v. 101, n. 1, p. 608-618, 1980/12/01 1980. ISSN 0039-6028. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0039602880906536> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [46] GREISIGER, H.;SCHAUER, T. On the interpretation of the electrochemical noise data for coatings. **Progress in Organic Coatings**, v. 39, n. 1, p. 31-36, 8/1/ 2000. ISSN 0300-9440. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0300944000000965> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [47] XIAO, H.;MANSFELD, F. Evaluation of Coating Degradation with Electrochemical Impedance Spectroscopy and Electrochemical Noise Analysis. **Journal of The Electrochemical Society**, v. 141, n. 9, p. 2332-2337, September 1, 1994 1994. Disponível em: < <http://jes.ecsdl.org/content/141/9/2332.abstract> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [48] MANSFELD, F.;HAN, L. T.;LEE, C. C. Analysis of Electrochemical Noise Data for Polymer Coated Steel in the Time and Frequency Domains. **Journal of The Electrochemical Society**, v. 143, n. 12, p. L286-L289, December 1, 1996 1996. Disponível em: < <http://jes.ecsdl.org/content/143/12/L286.abstract> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [49] BIERWAGEN, G. P. Reflections on corrosion control by organic coatings. **Progress in Organic Coatings**, v. 28, n. 1, p. 43-48, 5// 1996. ISSN 0300-9440.

- Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0300944095005889> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [50] BIERWAGEN, G. P. et al. The use of electrochemical noise methods (ENM) to study thick, high impedance coatings. **Progress in Organic Coatings**, v. 29, n. 1–4, p. 21-29, 9// 1996. ISSN 0300-9440. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0300944096006571> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [51] VAN DER WEIJE, H.;MILLS, D.;BIERWAGEN, G. International workshop on application of electrochemical techniques to organic coatings, Schliffkopf, Black Forest, Germany, 6–9 May 1999. **Progress in Organic Coatings**, v. 39, n. 1, p. 3–5, 8/1/ 2000. ISSN 0300-9440. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0300944000000928> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [52] ASTM. **Electrochemical Noise Measurement for Corrosion Applications**. Montreal, Quebec, Canada. 15-16 May 1994, 1994. p.
- [53] XU, W. C. et al. In-Situ Synchrotron Studies of the Effect of Nitrate on Iron Artificial Pits in Chloride Solutions II. On the Effect of Carbon. **Journal of the Electrochemical Society**, v. 162, n. 6, p. C243-C250, 2015. ISSN 0013-4651. Disponível em: < <Go to ISI>://WOS:000353009300053 >. Acesso em: 2024/07/10.
- [54] _____. In-situ Synchrotron Studies of the Effect of Nitrate on Iron Artificial Pits in Chloride Solutions. **Journal of the Electrochemical Society**, v. 162, n. 6, p. C238-C242, 2015. ISSN 0013-4651. Disponível em: < <Go to ISI>://WOS:000353009300052 >. Acesso em: 2024/07/10.
- [55] G. SCHMITT, R. B., CH. OLR, B. MOTKO, P. SCHREMS. **Measuring Corrosivity as Simple as Temperature?** CORROSION`2007 INTERNATIONAL, N. Houston/TX. 7: 379 p. 2007.
- [56] SCHMITT, G.;PLAGEMANN, P. Untersuchungen zur Einsetzbarkeit elektrochemischer Rauschmessungen zum Studium des Korrosionsverhaltens von Kupferrohren in Trinkwasserinstallationen. **Materials and Corrosion**, v. 49, n. 9, p. 677-683, 1998. ISSN 1521-4176. Disponível em: <
[http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1521-4176\(199809\)49:9<677::AID-MACO677>3.0.CO;2-R](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1521-4176(199809)49:9<677::AID-MACO677>3.0.CO;2-R) >. Acesso em: 2024/07/10.
- [57] SCHMITT, P. D. H. G. N. Das CoulCountTM-Verfahren - Details. Iserlohn, Germany, 2015/Aug/19 2014. Disponível em: <

<http://www.ifinkor.de/de/leistungen/coulcount/details> >. Acesso em: 24/jun/2014.

- [58] COELHO, L. B. et al. Reviewing machine learning of corrosion prediction in a data-oriented perspective. **npj Materials Degradation**, v. 6, n. 1, p. 8, 2022/01/26 2022. ISSN 2397-2106. Disponível em: < <https://doi.org/10.1038/s41529-022-00218-4> >.
- [59] LOTO, C. A. Electrochemical Noise Measurement Technique in Corrosion Research. **Int. J. Electrochem. Sci.**, v. 7, 2012. Disponível em: < www.electrochemsci.org/papers/vol7/71009248.pdf >. Acesso em: 2024/07/10.
- [60] DURANCEAU, S. J. et al. **Optimizing corrosion control in water distribution systems**. Denver, CO: Awwa Research Foundation and American Water Works Association, 2004. xxxiv, 271 p. ISBN 1583213260. Disponível em: < Publisher description <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0629/2004048609-d.html>
- Table of contents only <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0629/2004048609-t.html> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [61] BASTOS, I. N. et al. Influence of Aliasing in Time and Frequency Electrochemical Noise Measurements. **Journal of The Electrochemical Society**, v. 147, n. 2, p. 671-677, February 1, 2000 2000. Disponível em: < <http://jes.ecsdl.org/content/147/2/671.abstract> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [62] DIJCK, G. V.;WEVERS, M.;HULLE, M. M. V. **Corrosion Time Series Classification using the Continuous Wavelet Transform and MML Density Estimation** 2007.
- [63] ABALLE, A. et al. Using wavelets transform in the analysis of electrochemical noise data. **Electrochimica Acta**, v. 44, n. 26, p. 4805-4816, 9/15/ 1999. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0013468699002224>
- http://ac.els-cdn.com/S0013468699002224/1-s2.0-S0013468699002224-main.pdf?_tid=bd9966cc-9148-11e5-9146-00000aabb0f02&acdnat=1448217911_972b672dedbdb9acf55ffbddfc2ae842 >. Acesso em: 2024/07/10.
- [64] HOMBORG, A. M. et al. Time-frequency methods for trend removal in electrochemical noise data. **Electrochimica Acta**, v. 70, p. 199-209, May 30 2012. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <Go to ISI>://WOS:000304497000027 >. Acesso em: 2024/07/10.

- [65] HOMBORG, A. M. et al. Application of transient analysis using Hilbert spectra of electrochemical noise to the identification of corrosion inhibition. **Electrochimica Acta**, v. 116, p. 355-365, Jan 10 2014. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <Go to ISI>://WOS:000331494400049 >.
- [66] HOMBORG, A. M. et al. Transient analysis through Hilbert spectra of electrochemical noise signals for the identification of localized corrosion of stainless steel. **Electrochimica Acta**, v. 104, p. 84-93, Aug 1 2013. ISSN 0013-4686. Disponível em: < <Go to ISI>://WOS:000321601200011 >.
- [67] HOMBORG, A. M. et al. Novel time-frequency characterization of electrochemical noise data in corrosion studies using Hilbert spectra. **Corrosion Science**, v. 66, p. 97-110, Jan 2013. ISSN 0010-938x. Disponível em: < <Go to ISI>://WOS:000313383800012 >.
- [68] MABBUTT, S. et al. Review of Artificial Neural Networks (ANN) applied to corrosion monitoring. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 364, n. 1, p. 012114, 2012. ISSN 1742-6596. Disponível em: < <http://stacks.iop.org/1742-6596/364/i=1/a=012114> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [69] RITTER, S.;HUET, F.;COTTIS, R. A. Guideline for an assessment of electrochemical noise measurement devices. **Materials and Corrosion**, v. 63, n. 4, p. 297-302, 2012. ISSN 1521-4176. Disponível em: < <http://dx.doi.org/10.1002/maco.201005839> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [70] OELSSNE, W.;BERTHOLD, F.;KADEN, H. Korrosionsuntersuchungen an chemischen Sensoren mittels elektrochemischer Rauschanalyse. **Materials and Corrosion**, v. 49, n. 9, p. 700-704, 1998. ISSN 1521-4176. Disponível em: < [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1521-4176\(199809\)49:9<700::AID-MAC0700>3.0.CO;2-5](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1521-4176(199809)49:9<700::AID-MAC0700>3.0.CO;2-5) >. Acesso em: 2024/07/10.
- [71] BARFORD, N. C. **Experimental measurements : precision, error, and truth**. 2nd. Chichester Sussex ; New York: Wiley, 1985. xiii, 159 p. ISBN 0471907014 0471907022 (pbk.).
- [72] SANCHEZ-AMAYA, J. M.;COTTIS, R. A.;BOTANA, F. J. Shot noise and statistical parameters for the estimation of corrosion mechanisms. **Corrosion Science**, v. 47, n. 12, p. 3280-3299, 12// 2005. ISSN 0010-938X. Disponível em: < <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010938X05002088> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [73] BERTOCCI, U. et al. Drift Removal Procedures in the Analysis of Electrochemical Noise. 2002/4/1/ 2002.

- [74] MANSFELD, F. et al. Concerning trend removal in electrochemical noise measurements. **Corrosion Science**, v. 43, n. 2, p. 341-352, 2// 2001. ISSN 0010-938X. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010938X00000640> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [75] DONG, Z. et al. Calculation of noise resistance by use of the discrete wavelets transform. **Electrochemistry Communications**, v. 3, n. 10, p. 561-565, 10// 2001. ISSN 1388-2481. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S138824810100220X> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [76] COTTA, R.;COTTIS, R. **Methods For The Visualisation Of Electrochemical Noise Data**. CORROSION 2007. Nashville, Tennessee: NACE International 2007.
- [77] COTTIS, R. A. **An Evaluation of Electrochemical Noise for the Estimation of Corrosion Rate and Type**. CORROSION'2006. Houston/TX.: NACE International: 1-11 p. 2006.
- [78] STOICA, P.;MOSES, R. L. **Spectral analysis of signals**. Upper Saddle River, N.J.: Pearson/Prentice Hall, 2005. xxii, 452 p. ISBN 0131139568.
- [79] GRÖCHENIG, K. **Foundations of time-frequency analysis : with 15 figures**. Boston: Birkhäuser, 2001. xv, 359 p. ISBN 0817640223 (alk. paper).
- [80] POLIKAR, R. The story of wavelets. **Physics and modern topics in mechanical and electrical engineering**, p. 192-197, 1999.
- [81] GROSSMANN, A.;MORLET, J. Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape. **SIAM Journal on Mathematical Analysis**, v. 15, n. 4, p. 723-736, 1984. Disponível em: <
<https://epubs.siam.org/doi/abs/10.1137/0515056> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [82] THEODORIDIS, S. **Introduction to pattern recognition : a MATLAB approach**. Burlington, MA: Academic Press, 2010. x, 219 p. ISBN 9780123744869 (alk. paper)
 0123744865 (alk. paper).
- [83] BISHOP, C. M. **Pattern recognition and machine learning**. New York: Springer, 2006. xx, 738 p. ISBN 0387310738 (hd.bd.)
 9780387310732. Disponível em: < Publisher description
<http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0818/2006922522-d.html>

Table of contents only <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0818/2006922522-t.html> >. Acesso em: 2024/07/10.

[84] ZHENG, A.;CASARI, A. **Feature Engineering for Machine Learning: Principles and Techniques for Data Scientists**. O'Reilly Media, 2018. ISBN 9781491953198. Disponível em: < <https://books.google.com.br/books?id=sthSDwAAQBAJ> >. Acesso em: 2024/07/10.

[85] SHALEV-SHWARTZ, S.;BEN-DAVID, S. **Understanding machine learning : from foundations to algorithms**. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2014. xvi, 397 pages ISBN 9781107057135 (hardback)

1107057132 (hardback). Disponível em: < Cover image <http://assets.cambridge.org/97811070/57135/cover/9781107057135.jpg> >. Acesso em: 2024/07/10.

[86] WAGNER, P. **Machine Learning with OpenCV2**. February 9, 2012. 2012

[87] HARRINGTON, P. **Machine learning in action**. Shelter Island, N.Y.: Manning Publications Co., 2012. xxvi, 354 p. ISBN 9781617290183 (pbk.)

1617290181 (pbk.). Disponível em: < Contributor biographical information <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy1212/2011277578-b.html>

Publisher description <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy1212/2011277578-d.html> >. Acesso em: 2024/07/10.

[88] NILSSON, R.;BJÖRKEGREN, J.;TEGNÉR, J. A Flexible Implementation for Support Vector Machines. **The Mathematica Journal ; Wolfram Media, Inc.**, v. 10, 2006.

[89] STUART RUSSELL , P. N. **Artificial Intelligence A Modern Approach Third Edition**. Pearson Education, Inc., 2010. 1132

[90] NIXON et al. **Feature extraction & image processing for computer vision**. 3rd. Oxford: Academic Press, 2012. xvii, 609 p., 2 p. of plates ISBN 9780123965493 (pbk.)

0123965497 (pbk.).

[91] GOSHTASBY, A. **2-D and 3-D image registration for medical, remote sensing, and industrial applications**. Hoboken, NJ: J. Wiley & Sons, 2005. xv, 258 p. ISBN 0471649546 (cloth alk. paper). Disponível em: < Table of contents only <http://www.loc.gov/catdir/toc/wiley051/2004059083.html>

- Contributor biographical information
<http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0618/2004059083-b.html>
- Publisher description <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0618/2004059083-d.html> >. Acesso em: 2024/07/10.
- [92] FORSYTH, D. A.;PONCE, J. **Computer Vision: A Modern Approach**. Prentice Hall Professional Technical Reference, 2002. 720 ISBN 0130851981.
- [93] BRADSKI, G.;KAEHLER, A. **Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library**. O'Reilly, 2008.
- [94] GHAHARI, S. M. et al. In situ synchrotron X-ray micro-tomography study of pitting corrosion in stainless steel. **Corrosion Science**, v. 53, n. 9, p. 2684-2687, 9// 2011. ISSN 0010-938X. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010938X11002629> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [95] KNIGHT, S. P. et al. In situ X-ray tomography of intergranular corrosion of 2024 and 7050 aluminium alloys. **Corrosion Science**, v. 52, n. 12, p. 3855-3860, 12// 2010. ISSN 0010-938X. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010938X1000418X> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [96] SUZUKI, S. et al. Ex-situ and in-situ X-ray diffractions of corrosion products freshly formed on the surface of an iron–silicon alloy. **Corrosion Science**, v. 49, n. 3, p. 1081-1096, 3// 2007. ISSN 0010-938X. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010938X06002356> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [97] GHAHARI, M. et al. Synchrotron X-ray Radiography Studies of Pitting Corrosion of Stainless Steel: Extraction of Pit Propagation Parameters. **Corrosion Science**, p. 204, feb/2012 2012. ISSN 0010-938X. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010938X15002954> >.
 Acesso em: 2024/07/10.
- [98] DONG, C.-Z.;CATBAS, N. A review of computer vision–based structural health monitoring at local and global levels. **Structural Health Monitoring**, v. 20, p. 147592172093558, 07/20 2020.
- [99] RAUDYS, S. J.;JAIN, A. K. Small sample size effects in statistical pattern recognition: recommendations for practitioners. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 13, n. 3, p. 252-264, 1991. ISSN 1939-3539.

- [100] MATHEWS, P. **Sample Size Calculations: Practical Methods for Engineers and Scientists**. Mathews Malnar and bailey, Incorporated, 2010. ISBN 9780615324616. Disponível em: <
https://books.google.com.br/books?id=3uqZ_81lf4UC>. Acesso em: 2024/07/10.
- [101] HEYN, A., GOELLNER, JOACHIM, SARMIENTO KLAPPER, HELLMUT. **Utilización de la técnica de ruido electroquímico para la investigación y monitoreo de la corrosión**. *Ingeniería y Desarrollo* 2007.
- [102] ELEKTRONIKLABOR, I. **PguTouch specifications**: IPS Elektroniklabor 2017.
- [103] OLYMPUS upright research microscopes BX60. Disponível em: <
https://www.olympus-lifescience.com/en/technology/museum/micro/1993_02/>. Acesso em: 26/Nov/2023.
- [104] ALMEIDA, G. M.;PARK, S. W. Visual Analytics – Buscando o Desconhecido. **Revista Brasileira de Engenharia Química**, v. 33, p. 15-20, 2017.
- [105] GIRIJA, S. et al. Determination of corrosion types for AISI type 304L stainless steel using electrochemical noise method. **Materials Science and Engineering: A**, v. 407, n. 1–2, p. 188-195, 10/25/ 2005. ISSN 0921-5093. Disponível em: <
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921509305007343>>. Acesso em: 2024/07/10.
- [106] REINHART, A. **Statistics Done Wrong: The Woefully Complete Guide**. No Starch Press, 2015. ISBN 9781593276201. Disponível em: <
<https://books.google.com.br/books?id=FFCIBwAAQBAJ>>. Acesso em: 2024/07/10.
- [107] HUNTER, J. S. Noise matters. 2012. Disponível em: <
<http://www1.udel.edu/udaily/2012/apr/hunter-gore-lecture-041712.html>>. Acesso em: 2016/11/26.
- [108] LEHMANN, E. L. **Fisher, Neyman, and the Creation of Classical Statistics**. Springer New York, 2011. ISBN 9781441995001. Disponível em: <
<https://books.google.com.br/books?id=hal5Em3KO44C>>. Acesso em: 2024/07/10.
- [109] BOX, G. E. P.;HUNTER, J. S.;HUNTER, W. G. **Statistics for experimenters : design, innovation, and discovery**. 2nd. Hoboken, N.J.: Wiley-Interscience, 2005. xvii, 633 p. ISBN 9780471718130 (acid-free paper)

0471718130 (acid-free paper). Disponível em: < Table of contents only
<http://www.loc.gov/catdir/toc/wiley051/2004063780.html>

Contributor biographical information
<http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0619/2004063780-b.html>

Publisher description <http://www.loc.gov/catdir/enhancements/fy0619/2004063780-d.html> >. Acesso em: 2024/07/10.

[110] SALSBURG, D. **The Lady Tasting Tea: How Statistics Revolutionized Science in the Twentieth Century.** Henry Holt and Company, 2002. ISBN 9781466801783. Disponível em: <
https://books.google.com.br/books?id=VCw_RxBrJc8C >. Acesso em: 2024/07/10.