Universidade Federal da Paraíba

Centro de Tecnologia

Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica

Mestrado-Doutorado

DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM AR-CONDICIONADO TIPO SPLIT POR MEIO DA ANÁLISE DO CAOS NO SINAL DA CORRENTE ELÉTRICA

Por

ANDERSON CARLOS DE OLIVEIRA

Tese de Doutorado apresentada à Universidade Federal da Paraíba para obtenção do grau de Doutor

João Pessoa – Paraíba **Setembro, 2024**

ANDERSON CARLOS DE OLIVEIRA

DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM AR-CONDICIONADO TIPO SPLIT POR MEIO DA ANÁLISE DO CAOS NO SINAL DA CORRENTE ELÉTRICA

Tese apresentada ao curso de Pós- graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal da Paraíba, em cumprimento às exigências para obtenção do Grau de Doutor.

Orientador: Prof. Dr. Abel Cavalcante Lima Filho

João Pessoa – Paraíba **Setembro, 2024**

DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM AR-CONDICIONADO TIPO SPLIT POR MEIO DA ANÁLISE DO CAOS NO SINAL DA CORRENTE ELÉTRICA

por

ANDERSON CARLOS DE OLIVEIRA

Tese aprovada em 18 de setembro de 2024

Prof. Dr. Abel Cavalcante Lima Filho
Orientador – UFPB

Prof. Dr. Francisco Antonio Belo
Examinador Interno – UFPB

Prof. Dr. Marcelo Cavalcanti Rodrigues
Examinador Interno – UFPB

Prof. Dr. Jorge Gabriel Gomes de Souza Ramos
Examinador Externo – UFPB

Prof. Dr. Ruan Delgado Gomes
Examinador Externo – IFPB

Prof. Dr. Thyago Leite de Vasconcelos Lima
Examinador Externo – IFPB

João Pessoa - PB *2024*

Catalogação na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

O48d Oliveira, Anderson Carlos de.
Diagnóstico de falhas em ar-condicionado tipo split por meio da análise do caos no sinal da corrente elétrica / Anderson Carlos de Oliveira. - João Pessoa, 2024.
115 f. : il.

Orientação: Abel Cavalcante Lima Filho.
Tese (Doutorado) - UFPB/CT.

1. Ar-condicionado. 2. Diagnóstico de falhas. 3. Sinais elétricos. 4. SAC-DM. I. Lima Filho, Abel Cavalcante. II. Título.

UFPB/BC CDU 644.1(043)

Elaborado por WALQUELINE DA SILVA ARAUJO - CRB-15/514

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a meus familiares, em especial minha mãe Maria Tereza, meu irmão Marcos, meus tios Jesus e Madalena, minha esposa Suzyanne e meu filho mais que especial Pedro.

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador professor Abel Cavalcante Lima Filho por todo o apoio no processo de desenvolvimento do trabalho e análises dos experimentos. Ao professor Francisco Antônio Belo pelos ensinamentos. Aos professores Marcelo, Ruan e Thyago, pelas recomendações que contribuíram com a melhoria do estudo desenvolvido.

Aos colegas de pesquisa Júlio Cesar e José Anselmo do laboratório GPICEEMA pelas orientações para o desenvolvimento da pesquisa experimental para coleta de dados, e ao colega Rômulo pelo suporte no funcionamento do equipamento do experimento.

A toda a minha família por sempre me apoiar nos estudos, em especial nesta fase de doutorado.

Aos técnicos Monica, Thyago e Rosangela pelo suporte administrativo, ao técnico Diógenes pelo suporte técnico, aos professores Simplício, Gustavo, Lucídio e Alisson pelos ensinamentos e ao coordenador Moisés, todos do PPGEM, e que contribuíram de forma indireta no desenvolvimento das pesquisas realizadas.

A CAPES pelo suporte financeiro às pesquisas.

DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM AR-CONDICIONADO TIPO SPLIT POR MEIO DA ANÁLISE DO CAOS NO SINAL DA CORRENTE ELÉTRICA

RESUMO

Com a evolução tecnológica nas últimas décadas, principalmente em relação às técnicas computacionais para processamento de dados, vêm se ampliando os estudos para detecção e diagnóstico de falhas (DDF) nos equipamentos, por meio da manutenção preditiva. Existe uma procura cada vez maior para a instalação de equipamentos de climatização artificial, principalmente para ar-condicionado tipo *split*, o qual representa aproximadamente 72% dos aparelhos de climatização instalados no Brasil. Sendo assim, esta pesquisa tem como objetivo desenvolver um método não invasivo para a DDF em equipamentos de ar-condicionado tipo *split*, por meio da análise do sinal da corrente elétrica, realizando uma abordagem através da variável caótica densidade de máximos (SAC-DM). Com o método aplicado, foi possível diagnosticar falhas simples e simultâneas geradas neste tipo de equipamento, como incrustação na entrada de ar do evaporador, incrustação na entrada de ar do condensador, incrustação no filtro de ar e degradação do capacitor do compressor, assim como também compará-lo com um método de diagnóstico de falhas convencional para máquinas rotativas, a transformada rápida de Fourier (FFT). Os resultados mostraram que com a aplicação do SAC-DM foi possível obter uma acurácia de 100% na DDF para falhas simples, enquanto que para falhas simultâneas obteve-se uma acurácia entre 96,55% e 100% na detecção e entre 82,76% e 100% no diagnóstico de falhas, no cenário avaliado.

Palavras-chave: diagnóstico de falhas, ar-condicionado, sinais elétricos, SAC-DM.

FAULT DIAGNOSIS IN SPLIT-SYSTEM AIR CONDITIONERS THROUGH CHAOS ANALYSIS IN THE ELECTRIC CURRENT SIGNAL

ABSTRACT

Due to technological evolution in the last decades, especially in relation to computational techniques for data processing, studies have been expanding for the fault detection and diagnosis (FDD) in equipment in the predictive maintenance field. There is an increasing demand for the installation of artificial air conditioning, mainly for type-split equipment, which represents approximately 72% of the air conditioner units installed in Brazil. Therefore, this research aims to develop a non-invasive method for FDD in split air conditioner equipment through the analysis of the electric current signal, performing an approach through the chaotic variable maximum density (SAC-DM). With the method applied, it was possible to diagnose generated faults in this type of equipment, such as fouling in the evaporator air inlet, fouling in the condenser air inlet, fouling in the air filter and degradation of the compressor capacitor, as well as comparing it with a conventional fault diagnosis method for rotating machines, the fast Fourier transform (FFT). The results showed that with the application of SAC-DM it was possible to obtain an accuracy of 100% in the FDD for single faults, while for simultaneous faults was obtained an accuracy between 96.55% and 100% for detection and between 82.76% and 100% for fault diagnosis, in the scenario evaluated.

Keywords: fault diagnosis, air conditioner, electrical signals, SAC-DM.

SUMÁRIO

CAPÍTULO I **17**
1 INTRODUÇÃO **17**
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA E JUSTIFICATIVA 17
1.2 MOTIVAÇÃO 20
1.3 OBJETIVOS DE PESQUISA 21
1.4 INOVAÇÃO CONCEITUAL DA PROPOSTA 22
CAPÍTULO II **24**
2 TRABALHOS RELACIONADOS **24**
2.1 TRABALHOS SOBRE DDF EM SISTEMAS DE AVAC 25
2.1.1 Aprendizado de máquina e métodos estatísticos 26
2.1.2 Métodos de simulação 29
2.1.3 Falhas analisadas em sistemas de AVAC 31
2.1.4 Considerações sobre o estado da arte de DDF em sistemas de AVAC 33
2.2 TRABALHOS SOBRE MÉTODOS ELÉTRICOS PARA A DDF EM AVAC 34
2.3 TRABALHOS SOBRE A UTILIZAÇÃO DO SAC-DM 36
CAPÍTULO III **38**
3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA **38**
3.1 MANUTENÇÃO PREDITIVA 38
3.2 SISTEMAS DE AVAC 39
3.2.1 Ar-condicionado Tipo *Split* 41
3.3 SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS ANALÓGICO/DIGITAL 43
3.4 PROCESSAMENTO DE SINAIS ELÉTRICOS 45
3.4.1 Transformada Rápida de Fourier (FFT) 47
3.4.2 Transformada wavelet 48
3.5 CAOS 50
3.5.1 Testes para o determinismo e para o comportamento caótico 51
3.5.1.1 Árvore de símbolos 51

3.5.1.2 Autocorrelação 51
3.5.1.3 Expoente de Lyapunov 51
3.5.2 Análise de Sinais Baseada no Caos Utilizando a Densidade de Máximos (SAC-DM).....59
CAPÍTULO IV 63
4 MATERIAIS E MÉTODOS 63
4.1 EQUIPAMENTOS UTILIZADOS PARA O EXPERIMENTO.....68
4.2 MODELO PARA AQUISIÇÃO DE SINAIS..... 72
4.3 MÉTODOS PARA GERAÇÃO DE FALHAS..... 73
4.4 REALIZAÇÃO DO EXPERIMENTO.....76
CAPÍTULO V 79
5 RESULTADOS E ANÁLISES 79
5.1 SINAL ADQUIRIDO DA CORRENTE ELÉTRICA.....79
5.2 FFT..... 80
5.3 TESTE PARA O DETERMINISMO..... 82
5.4 AUTOCORRELAÇÃO.....83
5.5 TESTE PARA O CAOS.....85
5.6 SAC-DM.....86
5.7 COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS FFT E SAC-DM.....93
CAPÍTULO VI..... 95
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS 95
REFERÊNCIAS..... 97
APÊNDICES 107
A. TESTE PARA O DETERMINIMSMO DOS SINAIS ANALISADOS COM A APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE SÍMBOLOS.....107
B. TESTE PARA O CAOS DOS SINAIS ANALISADOS COM A APLICAÇÃO DO EXPOENTE DE LYAPUNOV.....110
C. GRÁFICOS TESTADOS COM A TAXA DE AMOSTRAGEM DE 5 kHz 113
ANEXOS 115
A. *DATASHEET* DO SENSOR DE CORRENTE SCT-013.....115

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1 - Aplicações para os diferentes tipos de AVAC..... 40
Figura 3.2 - Ar-condicionado tipo split..... 41
Figura 3.3 – Princípio de funcionamento de um ar-condicionado..... 41
Figura 3.4 – Diagrama funcional de um sistema de aquisição de dados genérico..... 43
Figura 3.5 – Exemplos de sinais analógicos e digitais..... 44
Figura 3.6 – Realização de filtro analógico através de um filtro digital..... 45
Figura 3.7 - Projeção de uma função senoidal nos domínios do tempo e da frequência.. 46
Figura 3.8 – Gráfico do número de operações em função das amostras para a TFD e FFT..... 48
Figura 3.9 – Análise de múltipla resolução..... 49
Figura 3.10 – Processo de decomposição de sinal da transformada wavelet discreta..... 49
Figura 3.11 – Exemplo de uma estrutura de árvore de símbolos para L = 2.....52
Figura 3.12 – Exemplo de partição de série binária para uma árvore de símbolos de L = 2..... 52
Figura 3.13 – Séries temporais para as pulsações de intensidade caótica do laser (gráfico superior) e seus espectros de permutação correspondentes (gráfico inferior).....53
Figura 3.14 – Dados históricos da evolução do preço diário do petróleo (gráfico superior) e seus espectros de permutação correspondentes (gráfico inferior).....54
Figura 3.15 – Função de autocorrelação..... 55
Figura 3.16 – Exemplo de função de autocorrelação..... 56
Figura 3.17 – Representação característica do mapa logístico.....57
Figura 3.18 – Evolução de duas trajetórias próximas..... 58
Figura 3.19 – Função de correlação para três espécies em estudo..... 61
Figura 4.1 – Fluxograma do método proposto para diagnóstico de falhas..... 64
Figura 4.2 – FFT dos sinais da corrente elétrica sem janelamento..... 65
Figura 4.3 – FFT dos sinais da corrente elétrica com janelamento.....65

Figura 4.4 – Transformada wavelet do sinal da corrente elétrica.....66
Figura 4.5 – Gráfico do SAC-DM antes da aplicação do filtro da média.....67
Figura 4.6 – Gráfico do SAC-DM após a aplicação do filtro para falhas simples.....67
Figura 4.7 – Gráfico do SAC-DM após a aplicação do filtro para falhas duplas.....68
Figura 4.8 – Sala de trabalho do GPICEEMA da UFPB..... 69
Figura 4.9 – Ar-condicionado instalado para o experimento.....69
Figura 4.10 – Caixa de testes para o experimento.....70
Figura 4.11 – Sensor de corrente não invasivo utilizado no experimento.....71
Figura 4.12 – Bancada de testes com os equipamentos para o experimento.....71
Figura 4.13 – Diagrama de blocos da bancada de testes para a aquisição de dados..... 72
Figura 4.14 – Diagrama de blocos do modelo para aquisição de sinais.....73
Figura 4.15 – Modo gráfico do modelo para aquisição de sinais.....73
Figura 4.16 - Bloqueio parcial da entrada de ar da unidade condensadora do equipamento.....74
Figura 4.17 - Bloqueio parcial da entrada de ar da unidade evaporadora do equipamento75
Figura 4.18 - Bloqueio parcial do filtro de ar da unidade evaporadora do equipamento...75
Figura 4.19 – Substituição do capacitor do compressor do equipamento.....75
Figura 4.20 – Gráficos de corrente e tensão monitorados na operação livre de falhas.....77
Figura 5.1 – Gráfico do sinal da corrente elétrica do ar-condicionado adquirida no domínio do tempo para uma das falhas.....80
Figura 5.2 – Gráfico dos sinais adquiridos no domínio do tempo da corrente elétrica do ar-condicionado para as operações com e sem falhas.....80
Figura 5.3 – Gráfico da FFT do sinal da corrente elétrica para condições de falhas simples.....81
Figura 5.4 – Gráfico da FFT do sinal da corrente elétrica para condições de falhas duplas..... 82
Figura 5.5 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal da corrente elétrica para a falha IC60 (b) e ponto de início dos espectros gerados em imagem ampliada (a).....83
Figura 5.6 – Gráficos das funções de autocorrelação para as condições com e sem falhas.....84
Figura 5.7 - Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal da corrente elétrica para a falha IC60.....85
Figura 5.8 – Demonstração da identificação dos picos de um trecho do sinal da falha IC60.....87

Figura 5.9 – Gráfico do SAC-DM do sinal da corrente elétrica para condições de falhas simples..... 87
Figura 5.10 – Gráfico do SAC-DM com as linhas de DDF para condições de falhas simples..... 88
Figura 5.11 – Gráfico do SAC-DM do sinal da corrente elétrica para condições de falhas duplas..... 90
Figura 5.12 – Gráfico do SAC-DM com as linhas de DDF para condições de falhas duplas..... 91
Figura 5.13 – Gráfico do SAC-DM com as linhas de DDF para condições de falhas duplas para o intervalo de tempo de 1,8s..... 92
Figura A.1 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a operação sem falhas SF.... 107
Figura A.2 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IC30..... 107
Figura A.3 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IC60..... 108
Figura A.4 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IE60..... 108
Figura A.5 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IF50..... 108
Figura A.6 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha DC30..... 109
Figura A.7 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IC60IF50..... 109
Figura A.8 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha DC30IF50..... 109
Figura A.9 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para operação sem falhas SF.. 110
Figura A.10 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC30..... 110
Figura A.11 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC60..... 111
Figura A.12 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IE60..... 111
Figura A.13 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IF50..... 111
Figura A.14 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha DC30..... 112
Figura A.15 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC60IF50..... 112
Figura A.16 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha DC30IF50..... 112
Figura A.17 – Gráfico do SAC-DM para condições de falhas simples com taxa de amostragem de 5 kHz..... 113
Figura A.18 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC60 com taxa de amostragem de 5 kHz..... 113
Figura A.19 – Gráfico da FFT para condições de falhas simples com taxa de amostragem de 5 kHz..... 114
Figura B.1 - Datasheet do sensor de corrente..... 115

LISTA DE QUADROS E TABELAS

Tabela 2.1 - Estado da arte dos métodos de DDF em ar-condicionado tipo split. 25
Tabela 2.2 – Trabalhos sobre a utilização do SAC-DM em motores elétricos. 37
Tabela 4.1 – Dados técnicos do ar-condicionado do experimento. 70
Tabela 4.2 – Tipos de falhas simples geradas no experimento. 70
Tabela 4.3 – Tipos de falhas duplas geradas no experimento. 70
Tabela 5.1 – Resultados obtidos com a aplicação do teste do Expoente de Lyapunov para os sinais das operações com e sem falhas. 86
Tabela 5.2 – Média e desvio padrão para condições de falhas simples. 89
Tabela 5.3 – Média e desvio padrão para condições de falhas duplas. 92
Tabela 5.4 – Resultados das acurácias obtidas para as falhas com o SAC-DM. 94

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ABRAMAN	Associação Brasileira de Manutenção
ABRAVA	Associação Brasileira de Refrigeração, Ar condicionado, Ventilação e Aquecimento
AHU	Abreviatura do inglês *Air Handling Unit*
AMR	Análise de Múltipla Resolução
ANN	Abreviatura do inglês *Artificial Neural Network*
AVAC	Aquecimento, Ventilação e Ar Condicionado
BN	Abreviatura do inglês *Bayesian Network*
DAQ	Abreviatura do inglês *Data Aquisition*
DC	Degradação do capacitor do compressor
DDF	Detecção e Diagnóstico de Falhas
DWT	Abreviatura do inglês *Discrete wavelet transform*
ESA	Abreviatura do inglês *Electrical Signature Analysis*
FDD	Abreviatura do inglês *Fault Detection and Diagnosis*
FFT	Abreviatura do inglês *Fast Fourier Transform*
GA	Abreviatura do inglês *Genetic Algorithm*
GPICEEMA	Grupo de Pesquisa em Instrumentação e Controle em Estudo de Energia e Meio Ambiente
HVAC	Abreviatura do inglês *Heating, Ventilating and Air Conditioning*
IC	Inscrustação da condensadora

IE	Inscrustação da evaporadora
IF	Inscrustação do filtro de ar
ML	Abreviatura do inglês *Machine Learning*
MK	Mann-Kendall
MCS	Abreviatura do inglês Monte Carlo *Simulation*
MPR	Abreviatura do inglês *Multivariable Polynomial Regression*
NILM	Abreviatura do inglês *Non-Intrusive Load Monitoring*
RTU	Abreviatura do inglês *Rooftop Unit*
SAC-DM	Abreviatura do inglês *Signal Analysis based on Chaos using Density of Maxima*
SEBRAE	Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas
SVM	Abreviatura do inglês *Support Vector Machine*
VAF	Abreviatura do inglês *Virtual Air Flow*
VRC	Abreviatura do inglês *Virtual Refrigerant Charge*
VS	Abreviatura do inglês *Virtual Sensor*

LISTA DE SÍMBOLOS

I_C	-	corrente alternada, em ampères
I_S	-	corrente alternada induzida, em ampères
C_1	-	função senoidal
t	-	tempo, em segundos
π	-	pi
ω_0	-	frequência fundamental, em radianos
T	-	período
a_0, a_n, b_n	-	coeficientes da série de Fourier
J	-	nível de decomposição
A_i	-	aproximação no i-ésimo nível
D_i	-	detalhe no i-ésimo nível
x_i	-	série temporal
s_i	-	sequência de símbolos
P	-	probabilidade
L	-	comprimento de “palavras”
l	-	comprimento de cada partição
R	-	coeficiente de correlação
N	-	número total de iterações
r	-	parâmetro de controle
x(t)	-	trajetória
δ	-	vetor de distância
λ	-	expoente de Lyapunov
q(t)	-	curva do fenômeno em estudo
δ	-	amostra

ρ	-	densidade de máximos
C_i	-	função de correlação
τ	-	comprimento de correlação
$C(t)$	-	função de ajuste
n	-	total de iterações
x_0	-	condição inicial
$\sum$	-	somatório

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

Nesta seção é realizada a contextualização do tema e a justificativa para o desenvolvimento do trabalho, a indicação do problema de pesquisa, os objetivos a serem alcançados e a inovação conceitual desta proposta de estudo.

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO TEMA E JUSTIFICATIVA

Cada vez mais se torna evidente a melhoria na efetividade nos sistemas de diagnósticos de falhas, visto que a prevenção de falhas, além de normalmente gerar um custo menor para o reparo em comparação à manutenção corretiva (SHAFI *et al.*, 2018), também pode evitar outras consequências em razão da ocorrência de defeitos, tais como indisponibilidade do equipamento, danos em peças, ou em alguns casos até mesmo riscos para a segurança do usuário.

A manutenção preditiva é um método aplicado através de técnicas de monitoramento e medição de parâmetros, indicando as condições reais durante o funcionamento de máquinas e equipamentos, com base em dados que informam o seu desgaste ou processo de degradação, com a finalidade de identificar previamente o atingimento de seus limites e poder atuar em sua manutenção, por exemplo: análise e medição de vibrações, termografia, análise de óleo, tribologia, ultrassom, monitoramento de desempenho, inspeção visual, análise da corrente elétrica, entre outros (DOCKHORN, 2019).

Apesar da prática de manutenção ser originária da indústria, nas últimas décadas houve uma evolução e desenvolvimento muito grande para a sua aplicação no setor de

serviços. Porém, segundo dados da Associação Brasileira de Manutenção e Gestão de Ativos (ABRAMAN, 2017), somente 5% das empresas do setor Predial e Prestação de Serviços utilizavam práticas preditivas de manutenção.

De acordo com a Associação Brasileira de Refrigeração, Ar condicionado, Ventilação e Aquecimento (ABRAVA, 2021), estima-se que cerca de 16,7% das 71 milhões de residências do país possuem equipamentos para climatização artificial, sendo que 72% já utilizam o ar-condicionado tipo *split* (SEBRAE, 2022). Ainda segundo a ABRAVA, o faturamento deste setor em 2023 foi de R$ 36,9 bilhões e continua em evolução, com previsão de crescimento de 12% para o ano de 2024 (ABRAVA, 2024). Um dos fatores que tem ocasionado este crescimento é a elevação da temperatura global, a qual também vem influenciando no aumento da temperatura do Brasil.

As manutenções realizadas em equipamentos de ar-condicionado residencial ou de pequeno porte são mais voltadas à manutenção preventiva, na qual geralmente é realizada a higienização do aparelho e a verificação do seu desempenho e também dos seus principais componentes, e à manutenção corretiva, na qual se verifica o problema relatado pelo cliente, como paralisação, vazamento de água, ruídos ou perda de desempenho (ABNT, 2014).

O ar-condicionado tipo *split* possui um custo de manutenção maior em comparação com o ar-condicionado “de janela”. De acordo com Campanhola, Michels e Martins (2014), isso ocorre devido ao equipamento tipo *split* possuir mais componentes e ter uma maior complexidade tecnológica, inclusive para a sua instalação.

As empresas fabricantes de ar-condicionado continuam a investir fortemente no desenvolvimento de novas tecnologias para esses equipamentos (REVISTA DO FRIO, 2018). Porém, mesmo com todo esse avanço, ainda não existe um componente específico no ar-condicionado tipo *split* para o diagnóstico de falhas por meio da entrada de corrente elétrica no aparelho. Segundo a Carrier (2022), alguns equipamentos de ar-condicionado possuem um display no painel frontal que sinaliza alguns avisos ou até mesmo a identificação de falhas mais simples para o usuário, tais como necessidade de limpeza do filtro de ar, subtensão, sobretensão, defeitos em sensores, entre outros.

Dessa forma, torna-se importante um método de diagnóstico preditivo, ou seja, por sinais analisados constantemente, a fim de identificar a ocorrência de alguma anormalidade no ar-condicionado de uma forma mais imediata, e assim evitar anomalias em seus

componentes, tais como queima de componentes elétricos, ventilação insuficiente, refrigeração inadequada e, principalmente, um maior consumo de energia elétrica.

Nos últimos anos, o número de tentativas de definir estratégias de processamento de sinais para monitoramento de condição cresceu não apenas devido ao aumento no poder computacional, mas também devido ao desenvolvimento de novas técnicas de processamento de sinais (DELVECCHIO; BONFIGLIO; POMPOLI, 2018). Assim como também pode-se observar um interesse crescente no desenvolvimento de métodos diagnósticos não invasivos para identificação de falhas (DEPTULA; MACEK; PARTYKA, 2017).

A Análise de Sinais baseada no Caos usando Densidade de Máximos, ou *Signal Analysis based on Chaos using Density of* Maxima (SAC-DM) em inglês, trata-se de uma técnica de processamento de sinais baseada no comportamento caótico do sistema em estudo. Esta técnica desenvolvida por Bazeia *et al.* (2017) foi usada para mostrar que o caos presente na biodiversidade da natureza está associado à evolução caótica das espécies (Veras *et al.*, 2019). O SAC-DM vem demonstrando ser um método de boa aplicabilidade para a análise de sinais em diferentes tipos de motores elétricos, como detalhado na Seção 2.3.

Existem diferentes métodos para a detecção e diagnóstico de falhas (DDF) em AVAC (Aquecimento, Ventilação e Ar-condicionado), ou HVAC (Heating, Ventilating and Air Conditioning) em inglês, utilizados em equipamentos para aplicações mais comerciais ou industriais, como chillers e AHU (Air Handling Units). Porém, por se tratar de equipamentos de maior porte e, consequentemente, terem uma maior complexidade tecnológica, esses métodos baseiam-se na utilização de um número considerável de sensores ou componentes para a aquisição de dados de forma invasiva, sendo que em alguns casos utilizam-se em torno de 50 sensores. Lin, Kramer e Granderson (2020) citam o exemplo de um edifício comercial de grande porte em que o sistema de FDD para o equipamento teve um custo de US$ 94.500, considerando ainda que os custos médios de software e mão de obra para utilização do sistema firam em torno de US$ 19.000. Dessa forma eleva-se o custo do sistema, e assim, sob o aspecto financeiro, inviabilizando a sua aplicação em um ar-condicionado de pequeno porte e com aplicação mais residencial.

As pesquisas sobre DDF em ar-condicionado tipo *split* têm utilizado métodos não elétricos, em sua grande maioria termodinâmicos, com as medições sendo realizadas por meio de sensores de temperatura e pressão, como será apresentado na Seção 2 deste

trabalho. No entanto, a utilização destes sensores nem sempre apresenta uma ótima acurácia para a DDF, sendo interessante a busca por diferentes métodos para a melhoria dos resultados.

Nesta pesquisa, é proposta a utilização de um dispositivo sensor de corrente comercial não invasivo no ponto de entrada de energia elétrica do equipamento para a detecção e diagnóstico de falhas (DDF) em um ar-condicionado tipo *split*. A definição deste objeto de estudo é relevante no sentido de contribuir com um novo método para o diagnóstico de falhas em ar-condicionado tipo *split*, e que auxilie na identificação de anormalidades no equipamento, evitando assim a sua paralisação, algum dano em seus componentes ou um maior consumo de energia elétrica, decorrente da sua perda de desempenho.

Diante do contexto exposto, esta pesquisa busca responder a seguinte questão: Como diagnosticar falhas em ar-condicionado tipo *split* pela análise da corrente elétrica do equipamento utilizando o SAC-DM?

1.2 MOTIVAÇÃO

Eu tenho grande interesse e curiosidade em aprender sobre atividades técnicas de manutenção em equipamentos. Isso parte principalmente pelo fato de ter formação técnica em eletrotécnica e ter atuado no mercado de trabalho por mais de 20 anos em áreas relacionadas à manutenção de equipamentos eletromecânicos.

A motivação para estudo e realização desta pesquisa partiu do interesse de estudo sobre técnicas de DDF em equipamentos diferentes de motores elétricos tradicionais, visto que muitos estudos relacionados à área mecânica são desenvolvidos nesta linha. De forma paralela, no Grupo de Pesquisa em Instrumentação e Controle em Estudo de Energia e Meio Ambiente (GPICEEMA) surgiu à necessidade de estudo para um novo projeto de pesquisa sobre o diagnóstico de falhas em equipamentos de ar-condicionado.

O equipamento de ar-condicionado é um equipamento relacionado à área de mecânica, mais especificamente à termodinâmica, e ainda não é muito bem explorado no desenvolvimento de métodos elétricos para a DDF. Isso ocorre mesmo se tratando de um equipamento que vem sendo utilizado cada vez mais para a climatização de ambientes residenciais ou de pequeno porte, e também da importância do bom funcionamento destes

equipamentos que são essenciais para a refrigeração de locais fechados que não possuem ventilação natural, principalmente em cidades com clima mais quente.

Por ter atuado muito tempo na área de campo para realização de manutenções em equipamentos, também posso dizer que, infelizmente, o plano de manutenção preventiva nem sempre é realizado da forma correta pelos técnicos durante a execução dos serviços. Daí a importância em existir sistemas de DDF que possam auxiliar os gestores de manutenção ou proprietários dos equipamentos neste monitoramento.

Ao descobrir que existia uma técnica mais recente que as tradicionais para análise de sinais elétricos e que vem sendo aplicada no GPICEEMA para a DDF de outros tipos de equipamentos, como motores elétricos, surgiu o interesse em aplicá-la também em um equipamento de ar-condicionado tipo *split*. Isso com a finalidade de analisar se o SAC-DM realmente poderia ser um método com boa efetividade para aplicação neste novo contexto.

Como desafios para a realização deste estudo, posso citar primeiramente sobre a necessidade técnica em aprimorar meus conhecimentos em relação à aquisição e processamento de dados. Outro ponto interessante a ser levado em consideração é que a grande maioria dos estudos realizados neste âmbito não aplicam métodos elétricos para a DDF nos equipamentos de ar-condicionado de uma forma geral. Por fim, também o desafio em ter que realizar as análises e estudos em um equipamento que é utilizado para refrigeração da sala de trabalho do ambiente em que estava instalado, dificultando assim a realização de algumas coletadas de dados, mas ao mesmo tempo, motivando a realizá-la de uma forma não invasiva.

1.3 OBJETIVOS DE PESQUISA

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver um método não invasivo para a detecção e diagnóstico de falhas em ar-condicionado tipo *split* baseado na análise do comportamento caótico do sinal de entrada da corrente elétrica, utilizando a densidade de máximos.

São objetivos específicos:

- Realizar o levantamento do estado da arte quanto aos métodos propostos para a DDF em equipamentos de ar-condicionado utilizadas em aplicações residenciais;

- Aplicar o SAC-DM para análise dos sinais provenientes da corrente elétrica de alimentação de entrada do ar-condicionado por meio da análise do caos e compará-lo com um método tradicional, a FFT;
- Demonstrar a viabilidade de aplicação do método proposto, assim como mensurar a sua acurácia na detecção e diagnóstico de diferentes condições de falhas na operação do ar-condicionado tipo *split*.

1.4 INOVAÇÃO CONCEITUAL DA PROPOSTA

A inovação desta pesquisa parte de uma vertente principal em desenvolver um método não invasivo para realizar a DDF de um ar-condicionado tipo *split* por meio da análise da corrente elétrica de entrada no equipamento baseado na análise do caos.

Para aplicação do método proposto foi utilizado um único dispositivo não invasivo, instalando um sensor de corrente comercial no ponto de entrada de energia elétrica de um ar-condicionado tipo *split*, com a finalidade de medir e coletar os dados da corrente elétrica do equipamento, para que se pudesse posteriormente ser realizada a análise e processamento dos sinais obtidos.

Sob essa ótica, fortalece-se a relevância deste trabalho no sentido de contribuir academicamente com a produção científica sobre um método elétrico para DDF em ar-condicionado tipo *split* para aplicação residencial ou de pequeno porte. Para a sociedade, como os consumidores e usuários do equipamento, um sistema de DDF seria de grande valia para evitar: consequências de paralisação ou desconforto no uso do ar-condicionado, gastos maiores com reposição de peças e com o serviço de assistência técnica, e um maior consumo de energia elétrica, decorrente da ineficiência do equipamento. Para a ciência, o estudo da aplicação de uma técnica baseada na teoria do Caos na resolução de um problema do mundo real vem a corroborar com esta teoria, que considera que pequenas alterações nas condições iniciais de um sistema determinístico ocasiona uma grande instabilidade em seu comportamento futuro, assim como ocorre em diversos fenômenos da natureza.

Esta pesquisa está estruturada com uma introdução ao tema, a fim de uma melhor familiarização com o assunto, com o problema de pesquisa, sua justificativa, seus objetivos e a inovação conceitual do trabalho, já apresentados nesta Seção. Na Seção 2 são apresentados os trabalhos relacionados ao tema, assim como seu estado da arte. A Seção 3

aborda sobre os principais referenciais teóricos relacionados ao tema da pesquisa. Na Seção 4 é descrito o procedimento metodológico aplicado para a pesquisa, assim como os equipamentos utilizados para a prática do experimento. Na Seção 5 são apresentados os resultados e análises dos experimentos, e, finalmente, a Seção 6 contém as considerações finais, as limitações desta pesquisa e são sugeridas propostas para a continuidade do trabalho.

CAPÍTULO II

TRABALHOS RELACIONADOS

Nesta seção são apresentados os trabalhos relacionados com o tema dessa pesquisa. Primeiramente foi realizado um levantamento do estado da arte sobre métodos de DDF em equipamentos de ar-condicionado. Na busca realizada com a combinação das palavras-chave "*fault diagnosis air conditioner*" foram encontrados 104 artigos. Após análise dos títulos e resumos destas publicações foram selecionados 66 deste total, descartando assim as publicações que tratavam sobre sistemas de refrigeração que não eram foco do estudo, como os utilizados em segmentos de automóveis, aeronaves e alimentos, e também artigos duplicados. O filtro seguinte de seleção dos artigos foi realizado com a leitura dos textos, excluindo assim as publicações com foco em eficiência energética predial e industrial ou específicas para equipamentos de médio e grande porte. Este filtro foi inserido pois as pesquisas realizadas nestes equipamentos não apresentaram métodos viáveis para serem utilizados nas aplicações relacionadas a este estudo. Com base nesta seleção de 23 artigos, o último filtro foi aplicado para classificar as publicações dos últimos 10 anos, visto que o foco é levantar o estado da arte sobre o tema, ficando assim nove (9) artigos a serem analisados.

Posteriormente foi pesquisado também sobre métodos elétricos utilizados para a DDF em AVAC, e também sobre trabalhos que aplicaram o *Signal Analysis based on Chaos using Density of Maxima* (SAC-DM) para a DDF.

O termo em inglês FDD (*fault detection and diagnosis*), DDF em português, é muito utilizado nas publicações que abordam sobre este assunto, sendo que detecção refere-se à capacidade do sistema em identificar a ocorrência de falhas ou anormalidades, enquanto diagnóstico está relacionado à identificação (ou classificação) do tipo de falha.

2.1 TRABALHOS SOBRE DDF EM SISTEMAS DE AVAC

Existem métodos variados utilizados no processamento de dados para a DDF, sendo que os mais utilizados para os dados de sistemas de AVAC nos trabalhos pesquisados são apresentados na Tabela 2.1 e descritos a seguir.

Tabela 2.1 - Estado da arte dos métodos de DDF em ar-condicionado tipo split.

Autor	Falhas analisadas	Coleta de dados	DDF	Acurácia
Chen *et al.* (2023)	CR, FA, RL, VV	Sensores de temperatura e pressão	SVM	81,13 à 92,83%
Kim *et al.* (2021)	CR, FA	Software de simulação	SVM	90 à 95% (fs) 90% (fd)
Payne, Heo e Domanski (2018)	CR, ST	Sensor de temperatura	ANN/MPR	-
Xu *et al.* (2023)	Gerais	Software de análise estatística	BN/GA	92,83%
Guo e Rasmussen (2023)	CR	Termostatos inteligentes	MK/MCS	erro 5 à 12,7%
Hu e Yuill (2022)	CR, FA, GR, RL	Sensores de temperatura e pressão	VS	-
Kim e Lee (2021)	CR, IC	Sensor de temperatura	VS	erro 10 à 15%
Janecke, Terrill e Rasmussen (2017)	CR, IC, IE, VV	Sensores de temperatura e pressão	VS/ Algoritmo de simulação	-
Seo *et al.* (2016)	IE, VE	Sensor de temperatura	Algoritmo de simulação	-
Este trabalho	IC, IE, IF, DC	Sensor de corrente	SAC-DM	100% (fs) 82,76 à 100% (fd)

Legenda de Falhas:

CR	carga de refrigerante imprópria	IF	incrustação no filtro de ar
DC	degradação do capacitor do compressor	RL	restrição da linha de líquido
FA	redução do fluxo de ar	ST	sensor de temperatura defeituoso
GR	gás não condensável no refrigerante	VE	válvula de expansão eletrônica colada
IC	incrustação no condensador	VV	vazamento na válvula do compressor
IE	incrustação no evaporador		

As principais informações dos artigos selecionados para o estado da arte foram sumarizadas e apresentadas na Tabela 2.1, com as falhas analisadas, os método de coleta e processamento de dados para DDF e a acurácia obtida. Para os estudos que analisaram falhas simples e falhas duplas, os resultados das acurácias foram diferenciados na tabela pelas siglas “fs” e “fd”, respectivamente. Esses métodos são aplicados de forma combinada com outros, em algumas situações, e também existem algumas variações de alguns métodos para algumas aplicações específicas, geralmente, em busca de melhores resultados de processamento. Para uma melhor organização deste tópico, os métodos serão subdivididos em aprendizado de máquina e métodos estatísticos, e métodos de simulação.

Muitos estudos sobre a DDF em AVAC partiram da linha de pesquisa de Rossi e Braun (1997), na qual os autores propuseram um dos primeiros métodos de diagnóstico de falhas para ar-condicionado, o qual foi embasado principalmente no monitoramento da temperatura e também da umidade por meio de sensores.

2.1.1 Aprendizado de máquina e métodos estatísticos

O aprendizado de máquina, ou *Machine Learning* (ML), é uma técnica relacionada à inteligência artificial que trata do desenvolvimento de algoritmos e modelos que podem aprender automaticamente padrões a partir de dados e executar tarefas sem instruções explícitas (CHEN *et al.*, 2020).

A máquina de vetor de suporte, ou *Support Vector Machine* (SVM), é uma técnica de aprendizagem de máquina baseada em estatística, na qual é realizada previamente uma etapa de treinamento para análise de dados e reconhecimento de padrões. Pode ser aplicada para elaboração de classificadores de falhas, e apresenta uma boa precisão para o diagnóstico (LIANG; DU, 2007).

Na linha do aprendizado de máquina (ML) alguns autores têm aplicado a técnica de SVM principalmente para a análise dos padrões de falhas. Kim *et al.* (2021) utilizaram o SVM em um ar-condicionado tipo *split* residencial para gerar modelos de detecção de falhas capazes de classificar modos de falha e prever quantitativamente o nível de falha, obtendo uma precisão de 95% para identificação de falhas simples e 90% para identificação de falhas duplas. Os parâmetros de resposta utilizados para o ML foram obtidos dos sensores já instalados no sistema para controle da operação em laboratório, sem que fosse necessária a instalação de algum sensor adicional.

Chen *et al.* (2023) também utilizaram o SVM, porém em uma abordagem diferente, a qual consiste em treinar um classificador de falhas usando dados de um sistema e aplicá-los a sistemas diferentes, para testar sua generalização de classificação de falhas. Para isso foram utilizados três tipos diferentes de ar-condicionado tipo *split* residencial em laboratório. Em relação à coleta de dados, foram utilizados sensores de pressão e temperatura variados. Quanto aos resultados, foram considerados insatisfatórios pelos autores devido ao fato de não conseguir identificar alguns tipos de falhas. Segundo eles, antes que o aprendizado de máquina possa ser considerado prático para uma aplicação, há uma necessidade em ponderar mais as entradas dos dados ou adicionar fatores de correção para a classificação de falhas específicas.

As redes neurais artificiais, ou *Artificial Neural Network* (ANN), são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural do cérebro humano, representados por camadas. Após uma fase de treinamento, são capazes de realizar o aprendizado de máquina, bem como o reconhecimento de padrões. Uma ANN aprende a executar tarefas sem ser explicitamente programada com regras específicas de tarefa. Em vez disso, aprende ao ser apresentada a dados e modificando os parâmetros internos da ANN para minimizar os erros (RUNGE; ZMEUREANU, 2019).

A regressão polinomial multivariada, ou *Multivariable Polynomial Regression* (MPR), é utilizada para predição de valores quando existem múltiplos dados que contribuem para a sua estimativa. Estes podem estar relacionados entre si e podem ser convertidos em um conjunto de variáveis independentes que pode ser usado para uma melhor estimativa de regressão usando técnicas de redução de recursos (SINHA, 2013). O MPR pertence à categoria “caixa-preta” de modelos, que não consideram a física do sistema e exigem um grande conjunto de dados para prever com precisão o desempenho de um sistema. Este modelo tem a vantagem de ter uma estrutura simples e ser facilmente programável. Os modelos MPR de ordem superior oferecem melhor precisão de predição, no entanto, ordem polinomial excessiva para um banco de dados relativamente pequeno pode piorar a interpolação de dados (KIM *et al.*, 2009; PAYNE; HEO; DOMANSKI, 2018).

Dando continuidade ao estudo de Kim *et al.* (2010), sobre a utilização da ANN para a DDF em um ar-condicionado tipo *split*, Payne, Heo e Domansky (2018) também aplicaram esta técnica para o processamento de dados na DDF deste mesmo equipamento, sendo que uma parte dos dados foram coletados em laboratório e outra em campo. Porém,

nesta nova pesquisa, além de testar um modelo de ANN e quatro modelos de MPR individualmente, sendo eles de 1ª, 2ª, 3ª e 4ª ordem, os dois métodos também foram aplicados de forma combinada para analisar se assim apresentariam um melhor desempenho. No entanto, o MPR de 3º ordem, assim como no estudo anterior, continuou sendo o método que apresentou melhor resultado em comparação com os demais. O MPR foi adotado para esta pesquisa devido a sua estrutura simples e facilidade de programação do método para modelar recursos livres de falhas DDF.

A rede bayesiana, ou *Bayesian Network* (BN), é um modelo gráfico probabilístico que pode lidar eficazmente com vários problemas de incerteza com base na representação e inferência de informações probabilísticas, sendo utilizado também para o diagnóstico de falhas. Para esta aplicação, é necessária a estruturação de um modelo para aprendizado das relações entre as variáveis e também dos parâmetros, para que a partir daí possa ser realizada a inferência para o diagnóstico e identificação da falha, e por fim a sua validação (CAI; HUANG; XIE, 2017).

O algoritmo genético, ou *Genetic Algorithm* (GA), é um algoritmo de otimização que pode efetivamente resolver problemas não lineares complexos e multivariados (LIAO *et al*., 2017). O GA pode ser aplicado para uma melhor seleção dos recursos a serem empregados para o diagnóstico de falhas, principalmente nas etapas de aprendizado e treinamento de um modelo.

No trabalho de Xu *et al.* (2023) foi proposto um modelo aprimorado de diagnóstico de falhas da BN para resolver o problema de previsão de falhas e diagnóstico de ar-condicionado tipo *split* residencial. Neste modelo também foi combinada a técnica do GA para otimizar a probabilidade condicional dos nós da rede e determinar os seus parâmetros. Dessa forma, os dados de falha de 1.172 sistemas de ar-condicionado com aplicação residencial em uma cidade de médio porte da China foram coletados pelo software de análise estatística de falhas de ar-condicionado, sendo tomados como exemplo para o diagnóstico no estudo em laboratório. Comparado com o modelo BN tradicional, a precisão do diagnóstico de falhas aumentou de 81,13% para 92,83%, mostrando assim uma maior eficácia do modelo.

O Mann-Kendall (MK) é um teste estatístico não paramétrico que é capaz de detectar tendências monotônicas para dados de séries temporais independentes. Por essa característica o MK torna-se interessante para o diagnóstico de falhas, de modo que possa

identificar tendências significativas em determinados tipos de falha (GUO; RASMUSSEN, 2023).

A simulação de Monte Carlo, ou Monte Carlo *Simulation* (MCS), é um método estatístico de simulação baseado na teoria das probabilidades, que utiliza repetição da amostragem aleatória a fim de estimar a probabilidade de ocorrência de variáveis que possuam incertezas (REN; LIANCHUAN; WANG, 2020). Entre as várias aplicações do MCS, pode ser utilizado para verificar a confiabilidade na detecção e diagnóstico de falhas de um sistema.

Guo e Rasmussen (2023) apresentaram dois métodos de testes estatísticos modificados de Mann-Kendall (MK) para identificar tendências significativas na degradação da capacidade de refrigeração de sistemas de ar-condicionado com aplicação residencial, a qual muitas vezes é causada por vazamento do gás refrigerante. Os dados utilizados foram coletados por meio de termostatos inteligentes de aproximadamente 10.000 aparelhos de ar-condicionado com aplicação residencial na Flórida/EUA para análise de tendências históricas e simulações em laboratório, e depois foram comparados com três estudos de caso reais de equipamentos com vazamentos de gás refrigerante. O desempenho dos dois testes estatísticos foi avaliado por simulações de Monte Carlo (MCS), tendo como resultados baixas taxas de falsos positivos/negativos e nível de confiança acima de 90%.

2.1.2 Métodos de simulação

Os sensores virtuais, ou *Virtual Sensors* (VS), são modelos baseados em *software* que podem calcular parâmetros de processo. Estes modelos são treinados utilizando dados reais dos sensores físicos. Primeiramente, os dados de aprendizado são analisados e preparados usando métodos de processamento de dados de última geração. Após isso, pode-se expandir os dados de aprendizado com o conhecimento que se tem do processo, adicionando valores simulados às medições. O modelo resultante, ou sensor virtual, torna-se então capaz de utilizar entradas de sensores reais para calcular a variável alvo. Dessa forma podem ser utilizados para complementar ou monitorar os sensores existentes, ou até mesmo substituí-los, a depender da aplicação (MARTIN; KUHL; SATZGER, 2021).

Publicações sobre o uso de sensores virtuais para a DDF vêm se tornando cada vez mais frequentes, inclusive no campo de AVAC. Porém, os estudos já se iniciaram há

algum tempo, tendo a publicação de Li e Braun (2007) como um artigo seminal sobre o tema. Hu e Yuill (2022) aplicaram este método para identificar a ocorrência simultânea das falhas mais comuns em um equipamento de ar-condicionado tipo *split* residencial instalado em um laboratório. Primeiramente foram investigadas as características de ocorrência de falhas duplas, triplas e quádruplas em várias combinações, e assim realizadas as respectivas aquisições de dados. Posteriormente, os autores utilizaram um sensor virtual de carga de refrigerante (VRC), obtendo um resultado satisfatório para a DDF, com exceção da falha de gás não condensável, pois elas superestimaram o nível de carga de refrigerante.

Kim e Lee (2021) pesquisaram sobre o uso de sensores virtuais para a DDF em um equipamento *rooftop unit* (RTU) e um ar-condicionado *split* residencial, baseados nos dados de campo fornecidos pelo fabricante. Inicialmente foram analisados os dados de laboratório de três equipamentos RTU e três tipos *split* residencial, a fim de se definir os limites a serem monitorados para cada falha específica. Os sensores virtuais foram estabelecidos para monitoramento de falhas em três níveis: sistema, componente e sensor. Os principais sensores utilizados foram o de fluxo de ar virtual (VAF) e o de carga de refrigerante virtual (VRC). Os autores desenvolveram uma interface gráfica para o usuário por meio do *software* LabVIEW, com a finalidade de facilitar o monitoramento do sistema de sensores virtuais integrados, fornecendo as saídas de diagnóstico e também analisando o impacto das falhas no desempenho energético do equipamento, visto que este é um dos objetivos do artigo. O sistema de diagnóstico desenvolvido foi conectado aos dados obtidos de um ar-condicionado monitorado em campo. Como principais resultados, verificou-se a capacidade do sistema em identificar e isolar falhas simultâneas, e que o sensor virtual fornece estimativas precisas de carga de refrigerante dentro de 10% das medições reais.

Janecke, Terrill e Rasmussen (2017) implementaram um algoritmo para a DDF, modelado nos *softwares* Matlab e Simulink, baseado no conceito de sensores virtuais. O método é testado para falhas simples e múltiplas em um sistema transcrítico, no caso um refrigerador de bebidas, e esses resultados são comparados aos de um sistema subcrítico, que é um ar-condicionado tipo *split* com aplicação residencial. A pesquisa avalia o grau em que o conhecimento do comportamento dinâmico, devido a sua maior complexidade, melhora a sensibilidade da DDF em relação às abordagens estáticas publicadas. Na prática, o método proposto pode ser implementado em laboratório com um único sensor de pressão e vários sensores de temperatura. Em relação aos resultados, o sistema mostra que pode

identificar falhas de forma aceitável, mesmo quando várias falhas estão presentes. Simulações foram realizadas para identificar os casos mais promissores em que a DDF dinâmica forneceria informações adicionais sobre os métodos estáticos. Tanto na simulação quanto no experimento, a resposta dinâmica dos sistemas foi semelhante, com as maiores diferenças entre as respostas ocorrendo no estado estacionário. Isso implica na limitação para distinguir entre comportamento defeituoso e livre de falhas em sistemas dinâmicos, devido a não linearidade do sistema. Assim, na opinião dos autores, a DDF estática parece ser um método mais robusto e confiável para determinar falhas.

Algumas pesquisas de AVAC fazem o uso da simulação para a DDF nos equipamentos. No estudo de Seo *et al.* (2016) utilizaram um simulador de alta fidelidade com o método de fronteira móvel, sendo emuladas operações normais e defeituosas para desenvolvimento do algoritmo de DDF por meio dos *softwares* Matlab e Simulink. Para avaliar a viabilidade do simulador, seu desempenho foi comparado com os dados de teste em laboratório de um ar-condicionado tipo *split* residencial. O simulador mostrou uma boa concordância com os dados do teste.

2.1.3 Falhas analisadas em sistemas de AVAC

Os equipamentos de AVAC possuem muitos componentes mecânicos, elétricos, entre outros. No entanto, as falhas não ocorrem somente por algum problema no funcionamento desses componentes, sendo que em determinadas situações são ocasionadas pela falta de manutenção adequada no equipamento. Essas falhas podem causar defeitos de operação, e, consequentemente, a queda em seu desempenho. Porém, em casos extremos, podem até ocasionar a queima de seus componentes, como o compressor.

As falhas apontadas no Quadro 2.1 foram testadas nos experimentos de DDF para aplicações residenciais de ar-condicionado tipo *split*. As falhas CR, GR, e RL estão relacionadas ao gás refrigerante. Muitas vezes elas ocorrem devido a problemas provenientes da instalação do equipamento, como também devido ao desgaste natural de alguns de seus componentes.

A carga de refrigerante imprópria (CR) está relacionada à quantidade de gás presente no sistema do equipamento. Na instalação do ar condicionado, o instalador pode cometer um erro e colocar uma carga de gás maior ou menor que o necessário. Porém, a

maior parte das falhas de subcarga de gás ocorre devido a algum vazamento na tubulação de resfriamento ou suas conexões (KIM *et al.*, 2021).

A falha de gás não condensável no refrigerante (GR) é associada à presença de gases não condensáveis, como por exemplo, o oxigênio no espaço do gás refrigerante. Muitas vezes essa falha é proveniente de algum desvio no processo de vácuo na tubulação do gás refrigerante, o qual é realizado antes da introdução do gás pela válvula da unidade condensadora (HU; YUILL, 2022).

A falha de restrição da linha de líquido (RL) trata-se da formação de lodo ácido decorrente da umidade presente na tubulação do gás refrigerante, sendo uma consequência da presença de gás não condensável no sistema (HU; YUILL, 2022). Normalmente essas restrições se formam na válvula de expansão e tubulação do evaporador.

As falhas IC, IE e IF normalmente estão relacionadas com o acúmulo de poeira (ou intempéries) nas aletas ou grades do ventilador ou no filtro de ar (KIM; LEE, 2021). Muitas vezes elas ocorrem devido à falta de realização da atividade de limpeza dos componentes do ar condicionado, a qual deve ser realizada na manutenção preventiva para conservação do equipamento.

A falha de incrustação no condensador (IC) trata-se do acúmulo de sujeira na grade de entrada de ventilação da unidade externa (condensadora), enquanto a falha de incrustação na evaporadora (IE) é ocasionada pelo acúmulo de sujeira na entrada de ventilação ou nas aletas do ventilador e a falha de incrustação no filtro de ar (IF), ambas da unidade interna (evaporadora) (JANECKE; TERRILL; RASMUSSEN, 2017).

Já a falha de redução do fluxo de ar (FA) também pode ser decorrente do acúmulo de sujeira nos componentes de ventilação, no entanto, também pode ser consequência de outras falhas, como a rotação do ventilador abaixo da velocidade normal (HU; YUILL, 2022).

As falhas VE e VV estão relacionadas às válvulas do ar condicionado. Esses componentes podem apresentar vazamentos ou bloqueios durante a sua operação. A falha de válvula de expansão eletrônica colada (VE) ocorre quando a válvula fica travada em uma posição do seu percurso. Como esse componente é responsável pelo controle do fluxo de massa do refrigerante que entra na unidade evaporadora, o seu travamento tem como consequência uma sobrepressão ou subpressão no sistema, a depender da posição em que ocorrer (SEO *et al.*, 2016).

A falha de vazamento da válvula do compressor (VV) ocorre quando as vedações dentro do compressor se degradam com o tempo, permitindo assim que uma pequena quantidade de refrigerante retorne do lado de descarga do compressor para o lado de sucção. Essa falha tem como consequência a redução na vazão mássica do sistema (JANECKE; TERRILL; RASMUSSEN, 2017).

O sensor de temperatura defeituoso (ST) trata-se de uma falha que apresenta um desvio positivo ou negativo na medição da temperatura de saída do ar condicionado (LEE; WU; PENG, 2019). Normalmente ocorre devido à degradação da resistência interna do componente, a qual é responsável por informar ao controle eletrônico do equipamento sobre a temperatura ambiente. Dessa forma, o controle a compara com a temperatura desejada, a fim de definir se é necessário acionar ou não o compressor para atingir a climatização necessária para o ambiente.

A degradação do capacitor do compressor (DC) é uma falha em um componente elétrico que pode afetar o desempenho do ar condicionado, como diminuição da rotação do compressor e, consequentemente, alteração no fluxo do gás refrigerante pelo sistema. Trata-se de uma falha que muitas vezes afeta a capacidade de refrigeração do equipamento.

2.1.4 Considerações sobre o estado da arte de DDF em sistemas de AVAC

Neste levantamento do estado da arte, verifica-se que a literatura ainda é escassa em estudos de diagnóstico de falhas para equipamentos de AVAC para aplicações residenciais, como corroboram Chen *et al.* (2023) em sua pesquisa.

Uma etapa primordial no processo de DDF é a fase de aquisição de dados. Um bom resultado na classificação de falhas depende de uma medição correta e que seja o mais próximo possível das condições reais de operação do equipamento. Para isso, as pesquisas utilizaram diferentes métodos, como coleta de dados em laboratório, utilização de dados técnicos do fabricante ou simulação de condições de operação do equipamento. No entanto, nota-se ainda uma quantidade pequena de estudos de campo, onde somente nos artigos de Kim e Lee (2021), Xu *et al.* (2023), Guo e Rasmussen (2023) e Payne, Heo e Domansky (2018) foram utilizados dados de campo para análise do método de DDF, porém combinados com análises de laboratório.

A definição das falhas a serem analisadas na DDF também é importante para a escolha do método a ser utilizado. A depender do tipo e quantidade de falhas estudadas, a

complexidade da técnica utilizada pode ser maior e exigir mais recursos para medição dos sinais e também para o processamento dos dados obtidos.

Nestes artigos constata-se uma ampla utilização de sensores físicos de temperatura e pressão para coleta de dados, onde, para alguns casos, são utilizados os próprios sensores existentes no equipamento. No entanto, a depender da falha a ser analisada, faz-se necessário à implementação de sensores adicionais, assim como a utilização de métodos invasivos para monitoramento do sistema. Por outro lado, observa-se uma carência na aplicação de técnicas baseadas em medições de sinais elétricos e que pode ser bem explorada para a melhoria da DDF.

Em relação aos métodos de DDF para sistemas de AVAC, as publicações mostram métodos diversos e alguns até bem específicas para o estudo. Mas em uma grande parte das pesquisas está relacionado ao uso do aprendizado de máquina e métodos estatísticos, como SVM, ANN, MPR, BN, GA, MK, MCS, e também de métodos de simulação, como os sensores virtuais, e também o uso de algoritmos específicos de simulação modelados em softwares, como Matlab e Simulink, para o sistema analisado.

Neste presente trabalho, assim como em grande parte das pesquisas apresentadas na Tabela 2.1, os dados foram coletados por meio de um sensor. Porém, como se utilizou um sensor de corrente, os sinais obtidos são elétricos. Por este motivo foi utilizado uma técnica que também vem sendo aplicada para o processamento de sinais elétricos para a DDF, o SAC-DM. Os sinais obtidos foram comparados com a aplicação da FFT, que se trata de uma técnica mais tradicional para o estudo de sinais elétricos e que normalmente apresenta uma boa efetividade na DDF. Como resultados, além de obter uma melhor análise gráfica dos sinais para a DDF, o SAC-DM obteve uma acurácia de 100% para a DDF simples e simultânea, com exceção da falha dupla de incrustação no condensador e no filtro de ar.

2.2 TRABALHOS SOBRE MÉTODOS ELÉTRICOS PARA A DDF EM AVAC

Bem diferente dos estudos citados sobre aplicações residenciais em AVAC, a publicação de Li *et al.* (2014) utilizou a medição de sinais elétricos para a DDF de um RTU. A técnica utilizada foi a análise da assinatura elétrica, ou *Electrical Signature Analysis* (ESA), normalmente aplicada para verificar as condições de máquinas elétricas. Nela as variações nos sinais de tensões e correntes são analisadas com o intuito de relacionar certas características da assinatura às condições elétrica e mecânica do sistema.

Esta técnica requer o uso de um medidor elétrico para monitoramento destes parâmetros (LI *et al.*, 2014; BONALDI *et al.*, 2012).

Nesta pesquisa, realizada por meio de experimentos em laboratório, os sinais foram coletados por meio de dois inversores de frequência na operação do ar-condicionado. Além disso, os autores também adicionaram um sensor de temperatura ao sistema a fim de melhorar a confiabilidade da DDF, utilizando assim uma abordagem híbrida com sinais elétricos e termodinâmicos. A partir daí, foi desenvolvido um novo método baseado na combinação de medições de parâmetros elétricos e de temperatura. As gerações das falhas foram realizadas por meio de alterações nos parâmetros operacionais do inversor. Cada falha foi identificada por meio de um algoritmo que compara os dados reais com os dados da linha de base e um conjunto de critérios, identificando assim uma assinatura elétrica para cada falha a ser investigada. Os resultados experimentais demonstraram que, pelo menos em comparação com as outras abordagens, as falhas comuns testadas podem ser detectadas usando poucas medições de parâmetros.

Como foi analisado no estado da arte sobre o tema, há uma escassez de publicações que utilizam métodos por medição de sinais elétricos para a DDF. Porém, existem algumas pesquisas que estudam sobre eficiência energética predial, e utilizam este tipo de método para avaliação da eficiência de equipamentos de AVAC, o qual é utilizado amplamente em instalações prediais.

Um exemplo é a publicação de Rafati, Shaker e Ghahghahzadeh (2022), na qual é utilizado um dispositivo de monitoramento não intrusivo de carga (*Non-Intrusive Load Monitoring* – NILM, em inglês) para a DDF, além da verificação da eficiência energética em AVAC. Segundo os autores, apesar do NILM ter sido desenvolvido para identificar o consumo de energia de eletrodomésticos e equipamentos usando uma medição de energia agregada na entrada de energia, ele também pode desempenhar um papel fundamental na detecção de falhas elétricas e não elétricas que são difíceis de detectar por medições térmicas.

Corroborando com esses autores, Armstrong (2006) também estudou sobre este tema, afirmando que o NILM é realizado por amostragem de tensão e corrente em altas taxas e reduzindo os transientes de partida resultantes ou conteúdos harmônicos para "assinaturas" concisas. O autor também afirma que as alterações nessas assinaturas podem ser usadas para detectar e, em muitos casos, diagnosticar diretamente falhas em equipamentos e componentes associados a equipamentos RTU.

No entanto, a principal finalidade do NILM é analisar a carga em um edifício e deduzir quais aparelhos estão funcionando, bem como seu consumo de energia individual.

2.3 TRABALHOS SOBRE A UTILIZAÇÃO DO SAC-DM

A pesquisa de Bazeia *et al.* (2017) apresentou uma nova abordagem para identificar o caos em sistemas biológicos complexos utilizando a densidade de máximos para analisar a evolução de três espécies distintas. O estudo revela a possibilidade de distinguir entre evoluções de tempo que partem de estados iniciais ligeiramente diferentes. Como principal resultado (o qual está detalhado no tópico 3.6.2), foi mostrado que o método possibilita a medição do comprimento da correlação de um único experimento simples para o sistema sob investigação e associado à evolução caótica, calculando a densidade média de máximos. A partir dessa pesquisa surgiram novos estudos sobre este método para aplicações variadas.

No trabalho de Bastos (2017), estudou-se o caos e sua relação com a densidade de máximos em sinais de eletrocardiograma a fim de adicionar mecanismos na busca de um diagnóstico mais preciso e rápido para os exames realizados.

Já nas publicações de Medeiros *et al.* (2018) e Véras *et al*. (2019), foram realizados estudos em um motor de corrente contínua sem escovas de aplicação para drones utilizando o SAC-DM, porém com métodos diferentes. Enquanto no primeiro trabalho os autores realizaram o experimento para as falhas de velocidade e excentricidade dinâmica nos motores a partir do sinal da corrente elétrica, no segundo, o autor realizou o estudo por meio do sinal sonoro.

Outros trabalhos analisaram a aplicação do SAC-DM para o diagnóstico de falhas em um motor de indução trifásico. Na pesquisa de Deus *et al.* (2020), o método foi analisado para diferentes níveis de falhas de barras quebradas no rotor coletando os sinais de corrente de alimentação do equipamento, enquanto Silva *et al*. (2024) utilizaram a técnica para estimação da velocidade no eixo do motor. Já Lucena Júnior *et al.* (2020) caracterizaram falhas no rolamento do motor por meio do sinal sonoro. As pesquisas que utilizaram a técnica do SAC-DM aplicada a motores elétricos são sumarizadas no Quadro 2.2.

Segundo os autores destes trabalhos que utilizaram o SAC-DM, pode-se verificar que a aplicação desta técnica resulta como um bom método para a DDF e com um bom

nível de precisão. No entanto, a maioria das pesquisas foi realizada em diagnóstico de motores elétricos de aplicação industrial, sendo interessante também a sua aplicação em outros tipos de equipamentos, como por exemplo, para o ar-condicionado.

Tabela 2.2 – Trabalhos sobre a utilização do SAC-DM em motores elétricos.

Autor	Tipo de equipamento	Aplicação	Tipo de falha	Método utilizado
Medeiros *et al.* (2018)	Motor de corrente contínua sem escovas	Drone	Velocidade e excentricidade	Sinal da corrente elétrica
Véras *et al.* (2019)	Motor de corrente contínua sem escovas	Drone	Velocidade e excentricidade	Sinal sonoro
Deus *et al.* (2020)	Motor de indução trifásico	Industrial	Barras quebradas do rotor	Sinal da corrente elétrica
Lucena Júnior *et al.* (2020)	Motor de indução trifásico	Industrial	Rolamento	Sinal sonoro
Silva *et al.* (2024)	Motor de indução trifásico	Industrial	Velocidade	Sinal da corrente elétrica (armadura)

CAPÍTULO III

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica para o desenvolvimento da tese está embasada nas principais referências acerca do tema, sendo abordado sobre manutenção preditiva, sistemas de AVAC, ar-condicionado tipo *split*, sensor de corrente, sistema de aquisição de dados analógico/digital, processamento de sinais elétricos, caos, e mais especificamente sobre a análise de sinais baseada no caos utilizando a densidade de máximos.

3.1 MANUTENÇÃO PREDITIVA

A manutenção preditiva trata-se do monitoramento das condições de um equipamento ou máquina para assim prever a ocorrência de uma falha e quando pode acontecer (PRYTZ, 2014). Wang *et al.* (2017) complementam que a técnica preditiva também pode envolver o diagnóstico de falhas, previsão da vida útil restante e planos de manutenção, assim provendo base de informação científica e tecnológica para a tomada de decisão.

Segundo Shafiee (2015), dentre as técnicas usadas preventivamente para manutenção, a preditiva garante uma identificação precoce do estado dos equipamentos, permitindo que a sua manutenção seja realizada quando houver a real necessidade, reduzindo custos de paradas programadas e descarte de peças ainda em boas condições.

A manutenção preditiva inclui o uso de métodos modernos de medição e processamento de sinais para prever e diagnosticar com precisão as condições do sistema durante a operação, utilizando informações atuais e prognósticas, ou seja, não se baseia apenas na condição atual ou instantânea do equipamento (SHAFIEE, 2015). Zhu (1996)

afirma que sinais ou características operacionais, como vibrações, temperaturas, taxa de desgaste, degradação, contaminação do fluido transportador, corrente elétrica, geralmente exibem anormalidades antes que ocorra uma falha, e, se monitorados continuamente, podem ser usados com muita eficácia na previsão desta falha.

A manutenção preditiva pode ser adaptada a um modelo não invasivo para a coleta de dados elétricos e eletromecânicos, indicando a condição atual de um equipamento (WILLIANS *et al*., 2012 *apud* RIBEIRO, 2016). Geralmente, as medições de condição são coletadas e transmitidas a um servidor centralizado, para que possam ser processadas por modelos e algoritmos de diagnóstico de falhas, prognóstico e programação de manutenção (ZHANG; WANG; WANG, 2013). Porém, quando se necessita de uma alta taxa de amostragem, o processamento do sinal pode ser realizado por um software conectado diretamente ao componente a ser monitorado, para que o resultado do sinal tratado possa assim ser enviado ao servidor.

Quanto às técnicas de monitoramento utilizadas principalmente para análises preditivas em motores ou máquinas, pode-se classificá-las em dois tipos, as não elétricas, como medições de ultrassom, temperatura, desgaste, vibração e acústica, e as elétricas, como medições de descarga, resistência de isolamento e espectro da corrente (NEGOITA; SCUTARO; IONESCU, 2010; DELVECCHIO; BONFIGLIO; POMPOLI, 2018).

3.2 SISTEMAS DE AVAC

Existem diversas opções de equipamentos de AVAC para a refrigeração de ambientes, alguns com sistemas centrais, que podem servir uma ou mais zonas térmicas, e outros com sistemas locais, utilizados para a climatização de um ambiente específico. De acordo com as características e necessidade da instalação, é recomendado um tipo específico de equipamento (Figura 3.1). Mas geralmente o *chiller* e o *air handling unit* (AHU) são utilizados em instalações comerciais de grande porte, *o package rooftop unit* (RTU) em instalações comerciais de médio porte, e o ar-condicionado tipo *split* em instalações comerciais pequenas ou residências. O princípio de funcionamento de cada um pode variar a depender de suas características técnicas e aplicações.

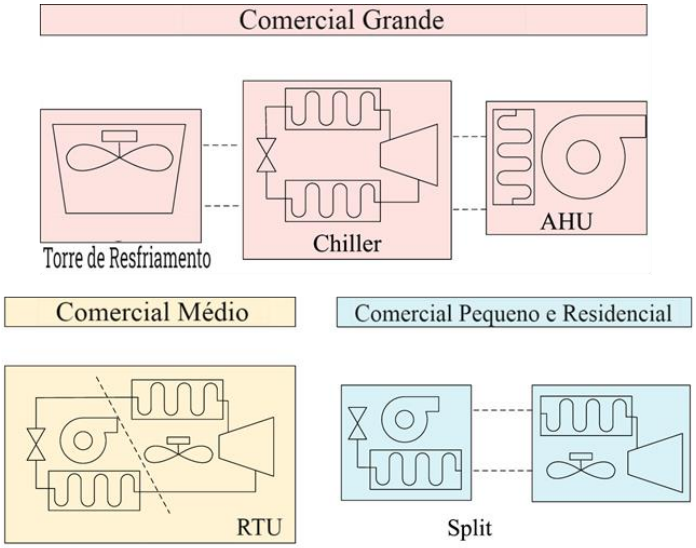


Figura 3.1 - Aplicações para os diferentes tipos de AVAC.
Fonte: Adaptado de Rogers, Guo e Rasmussen (2019).

O *chiller* funciona de forma a centralizar a produção de água gelada por meio de um grande resfriador. A água fria que é produzida pelo *chiller* (conjunto de evaporador) é distribuída por bombas de água através de uma linha de tubos hidráulicos metálicos de alta resistência (DEL´ANTONIO; NOVENTA; FERES JUNIOR, 2017). Em *chillers* resfriados a água, uma torre de resfriamento fornece água para resfriar e condensar o refrigerante. A torre de resfriamento é utilizada para rejeitar o calor recolhido do sistema para a atmosfera (SUAMIR; ARDITA; RASTA, 2018).

A AHU tem como principal função controlar a qualidade do ar interior, fornecendo o condicionamento do ar exterior. Este condicionamento é realizado passando o fluxo de ar misturado sobre as serpentinas de arrefecimento (ou aquecimento), o qual é fornecido ao ambiente interior (LEONG, 2019).

O RTU é um sistema local que pode ser ligado a dutos e servir uma zona única de grande dimensão que não pode ser servida por aparelhos de ar-condicionado menores, como o *split* ou piso teto (SEYAM, 2018).

O sistema local *split* possui uma unidade condensadora e uma evaporadora ligadas por uma tubulação no qual circula o gás refrigerante (Figura 3.2). Atende aplicações de zona única em pequena dimensão, e a unidade condensadora pode ser ligada também a várias unidades evaporadoras para servir várias zonas com condições similares (SEYAM, 2018).

Figura 3.2 - Ar-condicionado tipo split.

Fonte: Goetzler *et al.* (2016).

3.2.1 Ar-condicionado Tipo *Split*

Um ar-condicionado fornece ar frio dentro de um ambiente, removendo o calor e a umidade do ar interno. Ele retorna o ar resfriado para o espaço interno e transfere o calor e a umidade indesejados para fora. Um ar-condicionado padrão ou sistema de refrigeração usa um produto químico especializado chamado refrigerante e tem três componentes mecânicos principais: um compressor, uma bobina do condensador e uma bobina do evaporador (CARRIER, 2022), conforme ilustrado na Figura 3.3.

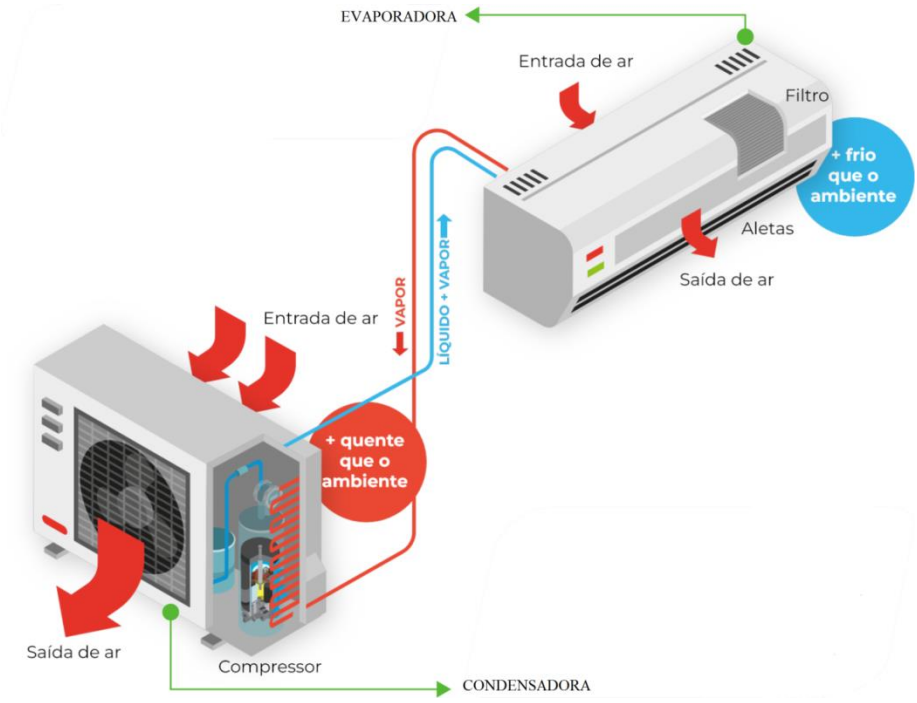


Figura 3.3 – Princípio de funcionamento de um ar-condicionado.

Fonte: Frigelar (2024).

No caso de equipamentos que possuem a função de aquecimento, este ciclo também funciona de maneira inversa, retirando o ar frio do ambiente a ser aquecido para que ele seja liberado para fora.

Esses componentes trabalham juntos para converter rapidamente o gás refrigerante para líquido e vice-versa. O compressor aumenta a pressão e a temperatura do gás refrigerante e o envia para a serpentina do condensador, onde é convertido em líquido. Em seguida, o refrigerante viaja de volta para o interior e entra na serpentina do evaporador. Neste ponto o refrigerante líquido evapora e resfria a serpentina interna. Um ventilador sopra o ar interno através da serpentina do evaporador frio, onde o calor dentro do ambiente é absorvido pelo refrigerante. O ar resfriado é então circulado por todo o ambiente enquanto o gás evaporado aquecido é enviado de volta para o compressor. O calor é então liberado para o ar externo à medida que o refrigerante retorna ao estado líquido. Este ciclo continua até que o local a ser refrigerado atinja a temperatura desejada (CARRIER, 2022).

O sistema tipo *split* é o mais utilizado e recomendado para instalações de pequeno porte (escritórios e residências), com área inferior a 70 m^2 (CREDER, 2013). Suas principais vantagens são o baixo nível de ruído, custo de aquisição e instalação relativamente baixos, possibilidade de relocação do equipamento e regulagem individual por ambiente. Como desvantagens não possui renovação de ar e necessita de procedimentos de vácuo e carga de gás na instalação (CAMPANHOLA; MICHELS; MARTINS, 2014).

O ar-condicionado tipo janela também é utilizado para aplicações residenciais ou de pequeno porte, tendo como característica não necessitar de instalação externa. Apesar de ter algumas vantagens como facilidade de instalação e manutenção, regulagem individual para o ambiente e baixo custo em locais pequenos, ele vem perdendo cada vez mais espaço no mercado quando comparado ao ar-condicionado tipo *split* devido às suas desvantagens, como pequena capacidade de refrigeração, alto nível de ruído, alteração das fachadas e baixa eficiência energética (CAMPANHOLA; MICHELS; MARTINS, 2014).

O ar-condicionado também possui componentes elétricos e eletrônicos, os quais são responsáveis pela alimentação e controle elétrico do sistema, tais como ventilador, sensor de temperatura (termostato), placas eletrônicas, painel de controle, capacitores, entre outros. Quanto aos equipamentos tipo *split* modelo *inverter*, eles possuem adicionalmente

um inversor de frequência, o qual é responsável por controlar a velocidade de operação do compressor com base nas flutuações da carga de resfriamento ou aquecimento, evitando assim que o compressor ligue e desligue várias vezes para manter o controle da temperatura almejada (LAKSHMANAN; DOIPHODE; SAMANTA, 2020).

Em relação à tensão de alimentação do ar-condicionado no Brasil, normalmente utiliza-se 220V ou 127V monofásico para os equipamentos de menor porte, a depender da região em que é comercializado.

3.3 SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS ANALÓGICO/DIGITAL

A aquisição de dados (DAQ– *Data Acquisition*) é o processo de medição de um fenômeno elétrico ou físico, como tensão, corrente, temperatura, pressão ou som, com uso de um computador. Baseia-se em sensores e hardware para aquisição e medição de dados e um computador com *software* programável (MARTINS, SANTOS, SILVA, 2021). O processo de aquisição de dados (Figura 3.4) é formado por blocos, que são divididos em sensores, condicionamento de sinais, dispositivos de medição e um software/computador para processamento (NATIONAL INSTRUMENTS, 2019).

Figura 3.4 – Diagrama funcional de um sistema de aquisição de dados genérico.
Fonte: National Instruments (2019).

Um sinal cuja amplitude pode assumir qualquer valor em uma faixa contínua é um sinal contínuo. Isto significa que a amplitude de um sinal analógico pode assumir infinitos valores. Um sinal digital, por outro lado, é aquele cuja amplitude pode assumir valores dentro de um conjunto finito. Sinais associados com um computador digital são digitais porque eles podem assumir apenas dois valores (sinais binários) (LATHI, 2008).

Os termos contínuo no tempo e discreto no tempo qualificam a natureza do sinal ao longo do eixo de tempo (eixo horizontal). Os termos analógico e digital, por outro lado, qualificam a natureza da amplitude do sinal (eixo vertical) (MARTINS, SANTOS, SILVA, 2021). A Figura 3.5 mostra exemplos de diferentes tipos de sinais.

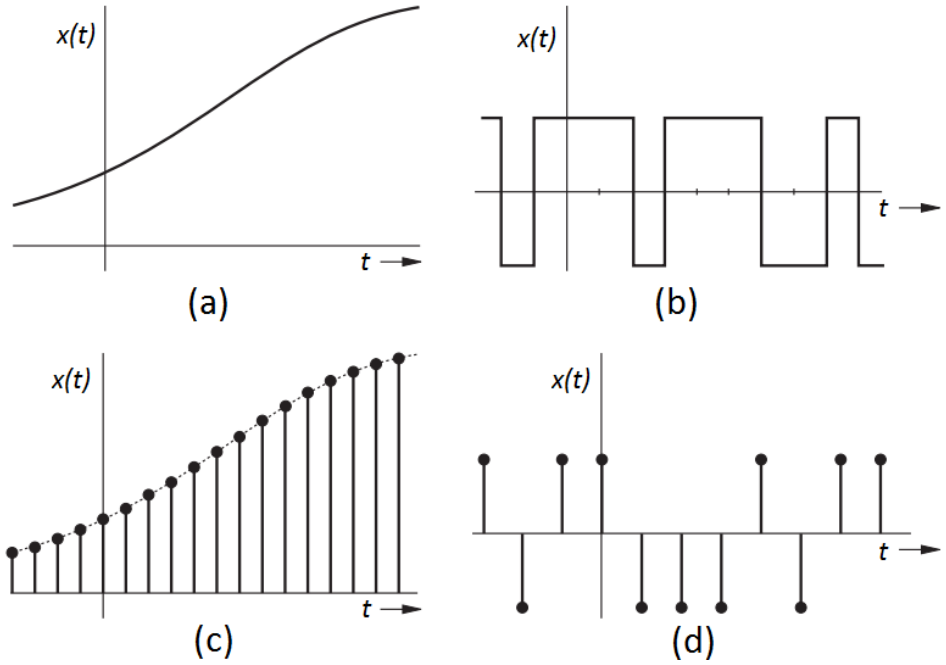


Figura 3.5 – Exemplos de sinais analógicos e digitais.

Fonte: Lathi (2008).

Os sinais mostrados na Figura 3.5 são: (a) analógico, contínuo no tempo, (b) digital, contínuo no tempo, (c) analógico, discreto no tempo e (d) digital, discreto no tempo. Um sinal analógico pode ser convertido em um sinal digital [conversão analógico/digital (A/D)] (MARTINS, SANTOS, SILVA, 2021).

Um sistema cujos sinais de entrada e saída são analógicos é um sistema analógico. Um sistema cujos sinais de entrada e saída são digitais é um sistema digital. Um computador digital é um exemplo de um sistema digital (binário). Um sinal analógico (significando em tempo contínuo) pode ser processado digitalmente pela amostragem do sinal analógico e processando as amostras por um processador digital (em tempo discreto) (LATHI, 2008). A saída do processador é, então, convertida novamente para um sinal analógico, como mostrado na Figura 3.6.

Figura 3.6 – Realização de filtro analógico através de um filtro digital.
Fonte: Adaptado de Lathi (2008).

3.4 PROCESSAMENTO DE SINAIS ELÉTRICOS

O processamento de sinais é utilizado para extrair informações de interesse em diversas aplicações. Para utilização no diagnóstico de falhas, a escolha da técnica adequada depende da natureza do sinal em questão. Os sinais podem ser obtidos pela aquisição de grandezas elétricas de um motor (CRUZ, 2015).

A análise do espectro do sinal de corrente é uma técnica muito utilizada para detecção de falhas em máquinas rotativas, reduzindo o gasto com a indesejada manutenção corretiva (BONALDI, 2005). Praveenkumar *et al*. (2018) afirmam que o monitoramento para esta análise envolve a aquisição de dados, o processamento dos dados e a tomada de decisão para propor métodos de manutenção.

Quanto à análise dos dados, pode ser realizada no domínio do tempo, da frequência e do tempo-frequência sobre os dados obtidos, de acordo com o tipo de onda gerada (JARDINE; LIN; BANJEVIC, 2006).

A frequência significa a repetição de um fenômeno periódico, em outras palavras, a frequência descreve quantas vezes um evento é repetido por unidade de tempo. O princípio da análise no domínio da frequência é a transformação dos sinais existentes no domínio do tempo em domínio da frequência. Com o uso dessa análise, a identificação e isolamento de certos componentes de frequência de interesse são possíveis (KRISTON, JÁLICS, 2021).

Assim como a amplitude pode ser traçada em função do tempo, ela também pode ser traçada em função da frequência. Esta representação é mostrada na Figura 3.7 (a) com um gráfico tridimensional da função senoidal,

$$f(t) = C_1 \cos\ (\mathrm{t} + \tfrac{\pi}{2}) \qquad (3.1)$$

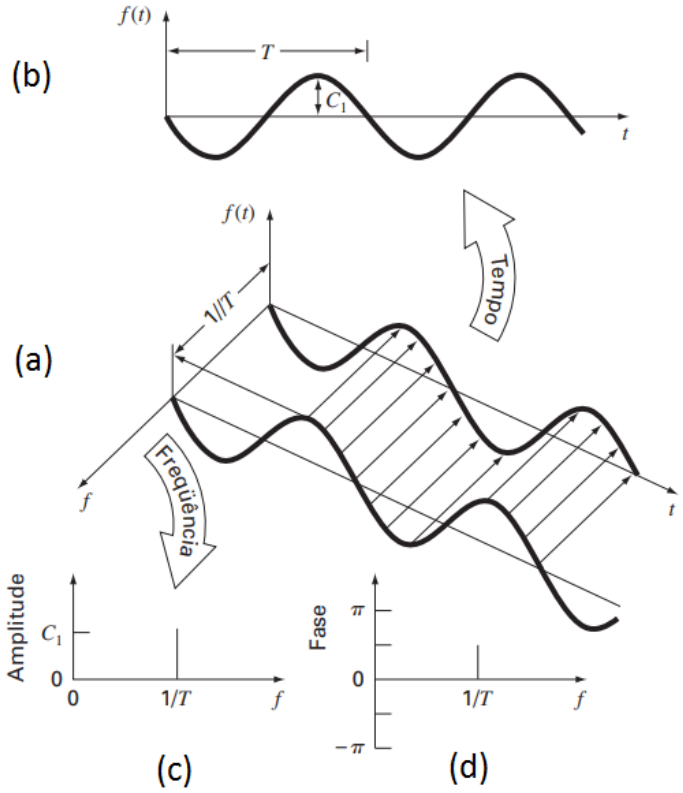


Figura 3.7 - Projeção de uma função senoidal nos domínios do tempo e da frequência.
Fonte: Chapra e Canale (2016).

Neste gráfico, a amplitude da curva, *f(t)*, é a variável dependente e o tempo *t* e a frequência $f = \omega_0/2\pi$ são as variáveis independentes, sendo ω_0 a frequência fundamental em radianos. Logo, os eixos da amplitude e do tempo formam um plano temporal e a amplitude e a frequência formam um plano de freqüências. A função senoidal pode, portanto, ser concebida como existindo a uma distância *1/T* ao longo do eixo de freqüência e correndo paralela ao eixo do tempo. Consequentemente, quando falamos sobre o comportamento de uma função senoidal no domínio do tempo, queremos dizer a projeção da curva sobre o plano temporal (Figura 3.7 (b)). Analogamente, o comportamento no domínio da frequência é simplesmente a projeção no plano da frequência (CHAPRA; CANALE, 2016).

Os mesmos autores ainda mostram na Figura 3.7 (c), que essa projeção é uma medida da amplitude positiva máxima da função senoidal C_1. A variação total pico a pico é desnecessária por causa da simetria. Juntamente com a posição *1/T* ao longo do eixo de freqüência, a Figura 3.7 (c) agora define a amplitude e a freqüência da função senoidal.

Isso é informação suficiente para reproduzir a forma da curva no domínio do tempo. Contudo, um parâmetro a mais, ou seja, o ângulo de fase, é necessário para posicionar a curva em relação a $t = 0$. Consequentemente, um diagrama de fase, como o mostrado na Figura 3.7 (d), também deve ser incluído. O ângulo de fase é determinado como a distância (em radianos) do zero ao ponto no qual um pico positivo ocorre. Se o pico ocorrer depois do zero, ele é dito atrasado.

3.4.1 Transformada Rápida de Fourier (FFT)

A transformada de Fourier é um processo matemático, cuja essência é converter um sinal dependente do tempo em um sinal dependente da frequência. O teorema de Fourier afirma que qualquer forma de onda no domínio do tempo pode ser descrita como uma soma ponderada das funções seno e cosseno (KRISTON, JÁLICS, 2021), como demonstrado na equação para uma função de período T,

$$x(t) = a_0 + \sum_{k=1}^{\infty}[a_k \cos\ (kw_0 t) + b_k \operatorname{sen}\ (kw_0 t)], \tag{3.2}$$

em que ω_0 é a frequência fundamental em radianos, e os termos a_0, a_n e b_n são os coeficientes da série de Fourier.

A série de Fourier permite analisar sinais especialmente periódicos, como as medições em baixas frequências. Um pequeno número contável de coeficientes de Fourier oferece a oportunidade de descrever perfeitamente sinais periódicos (discretos). A aplicação prática da análise resulta principalmente do fato de que cada fenômeno tem sua frequência própria. Assim, a observação de determinados fenômenos dentro das máquinas através dos componentes de frequência permite aos engenheiros identificar falhas mecânicas ou desvios operacionais (KRISTON, JÁLICS, 2021).

A transformada rápida de Fourier, ou FFT (*Fast Fourier Transform*), é um algoritmo que foi desenvolvido para calcular a transformada de Fourier discreta de uma forma extremamente econômica. Sua velocidade vem do fato de que ela utiliza os resultados dos cálculos anteriores para reduzir o número de operações. Dessa forma, ela explora a periodicidade e a simetria das funções trigonométricas para calcular a transformada com aproximadamente $N \log_2 N$ operações, como mostrado na Figura 3.8. Logo, para N = 50 amostras, a FFT é da ordem de 10 vezes mais rápida do que a

transformada padrão (TFD). Para N = 1.100, é cerca de 100 vezes mais rápida. (CHAPRA; CANALE, 2016).

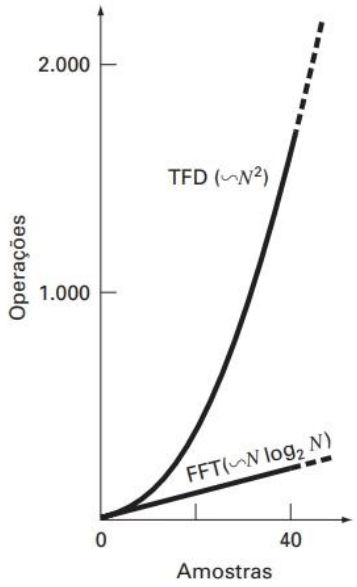


Figura 3.8 – Gráfico do número de operações em função das amostras para a TFD e FFT.

Fonte: Chapra e Canale (2016).

As ideias básicas para os algoritmos FFT foram propostas por Cooley e Tukey em 1965, porém, somente em 1994, Gilbert Strang descreveu a FFT como o algoritmo numérico (PUTHUSSERYPADY, 2021).

A FFT é amplamente utilizada no processamento de sinais digitais para aplicações em diversos campos, incluindo quase todas as disciplinas de engenharia, ciências e matemática (PUTHUSSERYPADY, 2021).

3.4.2 Transformada wavelet

A transformada *wavelet* é uma técnica para processar um sinal que compreende regiões de diferentes componentes de frequência. Entre muitas técnicas de transformada *wavelet*, a transformada *wavelet* discreta (DWT) pode fazer uma análise eficaz para a representação tempo-frequência de um sinal não estacionário (PONS-LLINARES *et al.*, 2011).

A DWT, também conhecida como análise de múltipla resolução (AMR), usa *wavelets* ortogonais, como por exemplo, as *wavelets* da família Daubechies. Nela um sinal

original é decomposto em vários lotes de sinais *wavelet*, cada um contendo a informação do sinal original dentro de uma determinada banda de frequência (MOHANTY; KAR, 2006).

O número de decomposição é conhecido como níveis. A decomposição pode ser implementada usando o processo de filtragem e amostragem (ALI; LIANG, 2020). Segundo Mohanty e Kar (2006), isso equivale a passar o sinal *(S)* através de um filtro passa-alta e, em seguida, fazer uma amostragem descendente para produzir oitavas de alta frequência conhecidas como "detalhes" *(D)* e um filtro passa-baixa e amostragem descendente para produzir um sinal de baixa frequência conhecido como "aproximação" *(A)*, como mostrado na Figura 3.9.

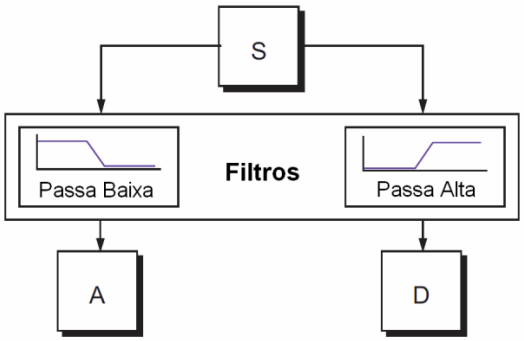


Figura 3.9 – Análise de múltipla resolução.

Fonte: Leão, Sampaio e Antunes (2013).

O sinal de aproximação pode novamente ser decomposto em outra aproximação e detalhe, como mostrado na Figura 3.10. A operação é repetida até que o sinal seja decomposto ao nível desejado.

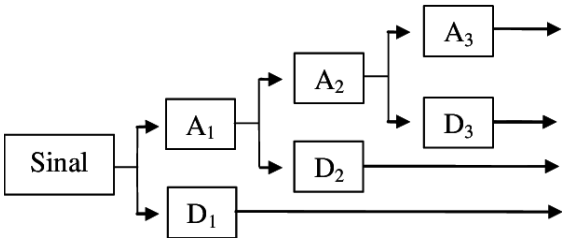


Figura 3.10 – Processo de decomposição de sinal da transformada wavelet discreta.

Fonte: Adaptado de Werlang *et al.* (2008).

A reconstrução do sinal a partir de detalhes e aproximação de último nível é regida pela seguinte expressão,

$$x = A_J \oplus D_J \oplus D_{J-1} \oplus \ldots \oplus D_1 , \quad (3.3)$$

em que *j* é o nível de decomposição, e *Ai* e *Di* são aproximados e detalhados no i-ésimo nível, respectivamente. A vantagem da DWT é que a largura de banda de frequência de cada nível será desprovida de qualquer interferência daqueles de outros níveis (MOHANTY; KAR, 2006).

A DWT pode detectar defeitos do motor, onde os resultados estão associados a bandas de frequência em escalas de múltipla resolução que são fixadas pela frequência de amostragem e pelo número específico de níveis de decomposição (BESSOUS *et al.*, 2017).

3.5 CAOS

O caos pode ser conceituado como um sistema determinístico que apresenta um comportamento aperiódico e que depende sensivelmente das condições iniciais (STROGATZ, 2018). O mesmo autor detalha este conceito:

- Determinístico: significa que o sistema não possui entradas ou parâmetros aleatórios ou com ruídos;
- Comportamento aperiódico de longo prazo: significa que existem trajetórias que não se estabelecem em pontos fixos, órbitas periódicas ou órbitas quase periódicas;
- Dependência sensível das condições iniciais: significa que trajetórias próximas se separam exponencialmente rápido, ou seja, o sistema tem um valor positivo.

Gokyildirim, Uyaroglu e Pehlivan (2016) corroboram com este conceito e acrescentam que os sistemas caóticos são sensíveis a determinados sinais e imunes ao ruído de fundo. Devido a essas propriedades dos sistemas caóticos, a teoria do Caos é usada em muitas pesquisas científicas relevantes nas mais diversas áreas do conhecimento, inclusive na parte de comunicação e processamento de sinais (LUCENA JÚNIOR, 2019).

3.5.1 Testes para o determinismo e para o comportamento caótico

Existem diferentes tipos de testes para se avaliar o comportamento dos sinais. Para se analisar o comportamento caótico de um sinal, torna-se necessário confirmar previamente se o sistema em estudo é determinístico. Dessa forma, neste tópico, são apresentados os testes da Árvore de Símbolos, a fim de se comprovar o determinismo de um sistema, e a Autocorrelação e o Expoente de Lyapunov, para confirmar se este mesmo sistema possui comportamento caótico.

3.5.1.1 Árvore de Símbolos

Em 1989, Crutchfield e Young estabeleceram o conceito de árvore de símbolos, o qual foi baseado no método proposto por Lempel e Zivde para reconstrução de sequência simbólica de séries temporais finitas como medição da complexidade de uma série temporal (YANG; ZHAO, 1998).

Segundo os mesmos autores, para elaborar o espectro simbólico, primeiramente deve-se converter a série temporal a ser analisada em uma sequência de símbolos, passando-a por uma função de limite,

$$\{x_i\} \rightarrow \{s_i\} \qquad i = 1,2,\dots,N \tag{3.4}$$

onde $s_i \in (0,1)$. A função limite é

$$\begin{aligned} &\text{se } x_i < \text{mediana}(\{x_i\}),\ s_i = 0 \\ &\text{se } x_i > \text{mediana}(\{x_i\}),\ s_i = 1 \end{aligned} \tag{3.5}$$

A partir da sequência de símbolos $\{s_i\}$ pode-se construir a árvore de símbolos, como mostrado na Figura 3.11. Neste exemplo, *p010* é a probabilidade de observar a sequência *010* em uma sequência de símbolos, etc. Cada linha corresponde a um certo nível, em que de cima para baixo, são: *L=1*, *L=2*, *L=3*, etc. Os níveis significam que cada linha tem 2^L probabilidades possíveis, por exemplo, quando *L=2*, existem quatro probabilidades possíveis, *p00*, *p01*, *p10* e *p11*, etc. Existem correlações entre cada nível.

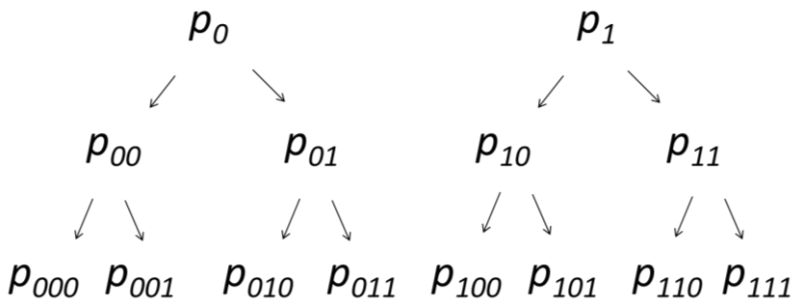


Figura 3.11 – Exemplo de uma estrutura de árvore de símbolos para L = 3.

Fonte: Adaptado de Yang e Zhao (1998).

Kulp e Smith (2011) explicam mais detalhadamente a aplicação deste conceito considerando uma série simbólica de comprimento *N*, utilizando um alfabeto binário para simplificar o exemplo, o qual é descrito a seguir.

O teste do espectro de símbolos começa particionando a série em subconjuntos disjuntos de comprimento *l*, e, a seguir, escolhe-se qual o nível *L* da árvore de símbolos será utilizado. A escolha de *L* agrupa os elementos de cada partição em "palavras" de comprimento *L*. Considerando *L*=2 para uma série binária, haverá quatro palavras possíveis na partição: *00*, *01*, *10* e *11*. Para esta mesma série, haverá 2^L palavras no *L-ésimo* nível da árvore de símbolos. Se a série tiver um alfabeto de comprimento *A* (ou seja, *A* símbolos diferentes na série), então o número de palavras será A^L para um determinado nível *L* da árvore de símbolo. Para cada partição de comprimento *l*, haverá $l-(L-1)$ palavras (ou seja, o segundo elemento de uma palavra é o primeiro elemento da próxima). A Figura 3.12 ilustra estas etapas para uma partição de uma série binária.

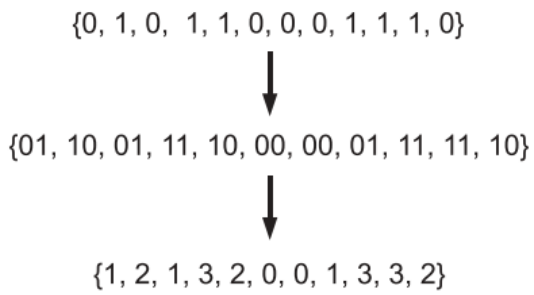


Figura 3.12 – Exemplo de partição de série binária para uma árvore de símbolos de L = 2.

Fonte: Adaptado de Yang e Zhao (1998).

A linha superior da Figura 3.12 é uma partição de algumas séries binárias onde l = 12. A linha do meio usa o segundo nível da árvore de símbolos para dividir a série em palavras de comprimento $L=2$. O comprimento da linha do meio é $l-(L-1)=11$. A terceira linha mostra a conversão para a base 10. A seguir, plota-se o número de vezes que cada "palavra" de *base 10* aparece na partição, sendo este o espectro de símbolos para a partição. Para finalizar, é traçado o espectro de símbolos para cada partição no mesmo gráfico. Se uma série é determinística, então o espectro de símbolos de cada partição será semelhante, ou seja, estarão sobrepostos no gráfico. No entanto, se a série for estocástica, deverá haver pouca ou não semelhanças entre estes espectros. Kulp e Smith (2011) sugerem que os parâmetros para realização do teste sejam definidos de forma a gerar ao menos 20 espectros de símbolos para uma melhor eficácia na sua realização.

A fim de demonstrar a aplicabilidade do método para distinguir sistemas determinísticos de estocásticos, Kulp e Zunino (2014) utilizaram exemplos de aplicações para o mundo real em sua pesquisa. Para isso foram selecionadas séries temporais complexas, dentre as quais caracterizam-se um laser caótico experimental (Figura 3.13) e a evolução histórica dos preços de uma commodity, o petróleo bruto (Figura 3.14). Como parâmetros foram utilizados para os subconjuntos um comprimento de l = 1000, enquanto que para os elementos de cada partição em "palavras" um valor de L = 4, analisando aproximadamente 9000 amostras de dados do laser e 7000 amostras de dados do petróleo.

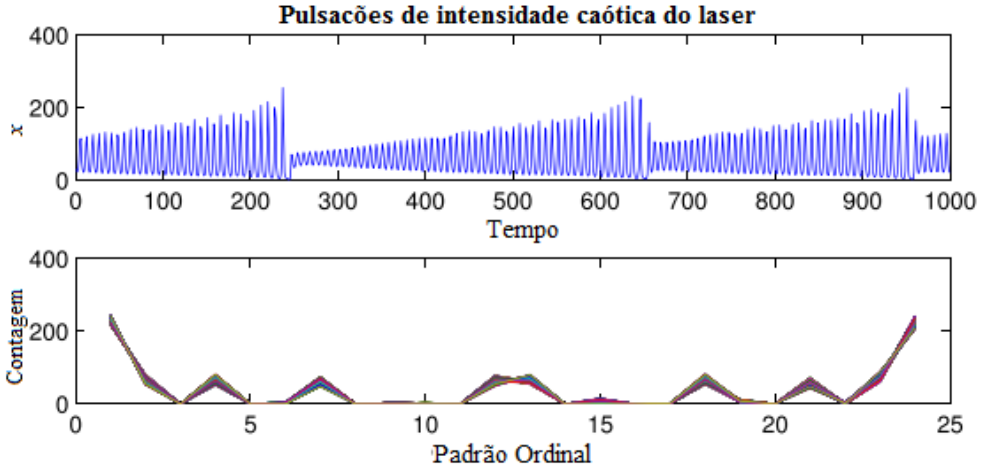


Figura 3.13 – Séries temporais para as pulsações de intensidade caótica do laser (gráfico superior) e seus espectros de permutação correspondentes (gráfico inferior).

Fonte: Adaptado de Kulp e Zunino (2014).

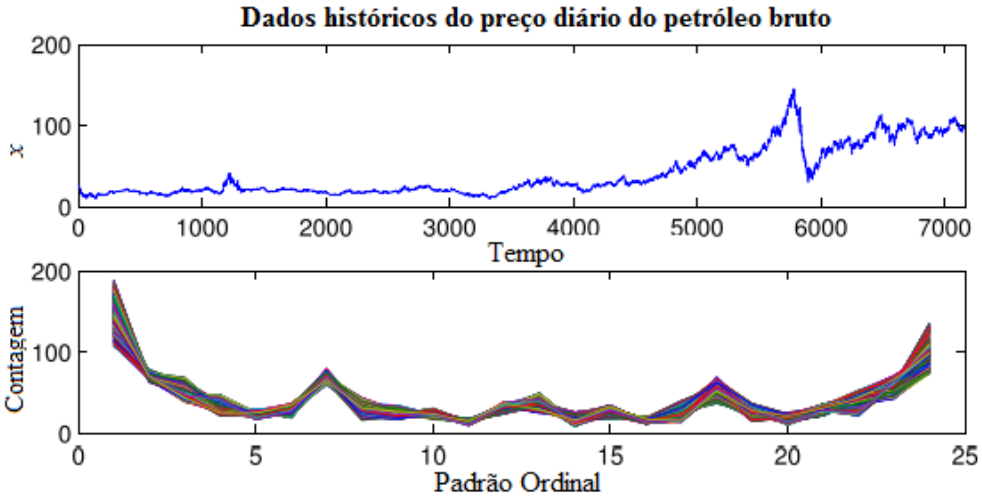


Figura 3.14 – Dados históricos da evolução do preço diário do petróleo (gráfico superior) e seus espectros de permutação correspondentes (gráfico inferior).

Fonte: Adaptado de Kulp e Zunino (2014).

As Figuras 3.13 e 3.14 mostram no gráfico superior às séries temporais dos exemplos analisados (linha azul), enquanto no gráfico inferior são apresentados os seus respectivos espectros de permutação (linhas de cores diversas).

Comparando-se os dois gráficos, nota-se uma sobreposição dos espectros para o exemplo do laser, que possui característica determinística, enquanto que não houve uma sobreposição dos espectros para o exemplo do petróleo, que possui característica estocástica. Dessa forma, os resultados apresentados possibilitaram distinguir corretamente o determinismo para a série caótica, o que não ocorreu para a série estocástica.

3.5.1.2 Autocorrelação

O caos pode ser detectado usando uma abordagem baseada na autossimilaridade de um período de tempo. Os coeficientes de autocorrelação medem a correlação de uma série temporal com uma cópia defasada dela mesma (CARRUBA *et al.*, 2021).

Os mesmos autores afirmam que o coeficiente de correlação *R* entre duas séries temporais, conforme definido pelo estatístico Karl Pearson, mede quão forte é a relação entre as duas séries. Séries fortemente correlacionadas têm valores de *R* próximos a 1, séries anticorrelacionadas têm *R* próximo de -1 e séries não correlacionadas têm *R* de aproximadamente 0.

A função de autocorrelação pode ser obtida calculando valores de *R* para a série com uma cópia defasada de si mesma. Para séries temporais fortemente autocorrelacionadas, a maioria dos valores de *R* estará próximo de 1. Séries imprevisíveis mostrariam a maioria dos valores de *R* próximos de 0 (zero), após algum atraso de tempo apropriado (CARRUBA *et al.*, 2021).

De acordo com Deus (2020), ao se observar a função de autocorrelação gerada pelos sinais processados, ocorre o processo de comprovação do comportamento teórico. A Figura 3.15 mostra as suas classificações, que podem ser periódico (a), quasi-periódico (b) e (c), ou caótico (d) (FIEDLER-FERRARA; PRADO, 1994).

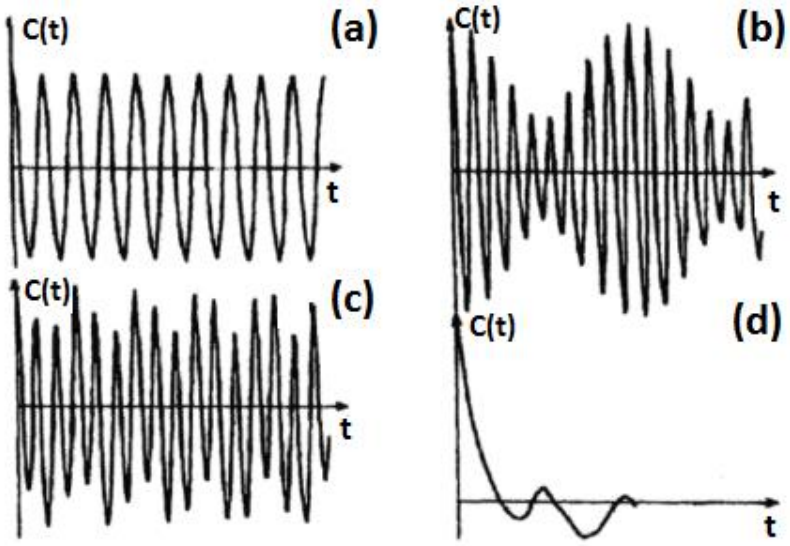


Figura 3.15 – Função de autocorrelação.
Fonte: Fiedler-Ferrara e Prado (1994).

As funções de autocorrelação de dados aleatórios partem do valor +1, visto que o conjunto de dados é comparado com ele mesmo, e segue para 0 (zero), devido os conjuntos não apresentarem interdependência em nenhum momento, como mostrado na Figura 3.16 (DEUS, 2020). No entanto, para a caracterização de sinais caóticos, outras técnicas adicionais devem ser utilizadas, como por exemplo, o Expoente de Lyapunov e o SAC-DM.

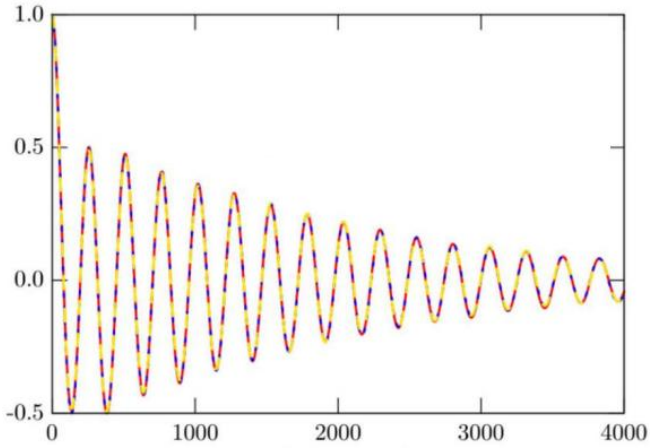


Figura 3.16 – Exemplo de função de autocorrelação.
Fonte: Adaptado de Bazeia *et al.* (2017).

3.5.1.3 Expoente de Lyapunov

Muitas vezes não é possível se apoiar somente em definições teóricas para a identificação da existência de um comportamento caótico em um determinado sistema, sendo necessário para isto a aplicação de um teste. Uma das técnicas mais utilizadas para a verificação do Caos é o teste do Expoente de Lyapunov, pois se trata de um teste de fácil implementação, contanto que o mapa logístico seja conhecido previamente (LOK, 2016).

O mapa logístico é um sistema caótico com uma noção simples, mas um comportamento complicado. Como um mapa logístico é unidimensional, cada iteração do mapa produz um único valor, que é chamado de iteração. Um único parâmetro *r* é usado em cálculos de mapas logísticos (SALUNKE *et al.*, 2023). Sua equação é descrita como

$$x_{n+1} = \mathrm{r}\, x_n\, (1 - x_n) \tag{3.6}$$

onde $n \in \{1, 2, 3, 4 \bullet \bullet \bullet N\}$, sendo *N* o número total de iterações, e $r \in 0, 4$ é chamado de parâmetro de controle.

A primeira bifurcação no comportamento do mapa logístico ocorre em $r \sim 3$, assim, seu comportamento é determinístico até esse ponto, como ilustrado na Figura 3.17.

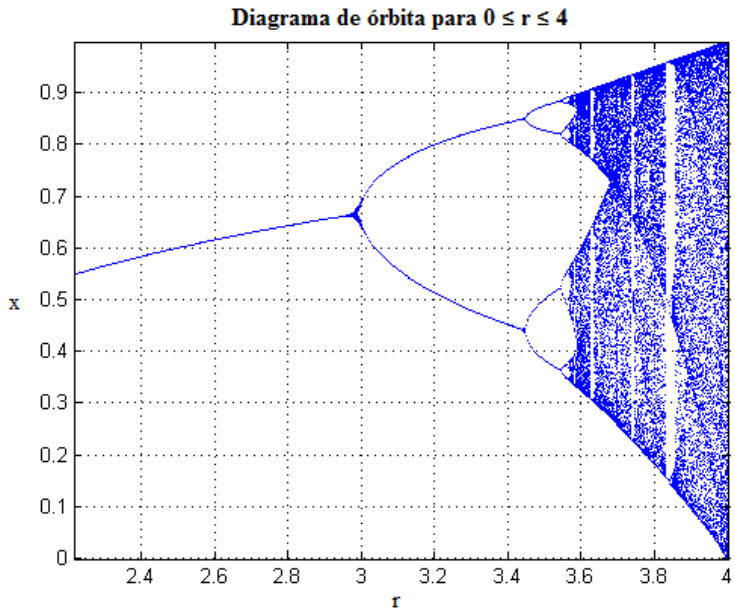


Figura 3.17 – Representação característica do mapa logístico.
Fonte: Adaptado de Soterroni, Domingues e Ramos (2008).

Torna-se difícil prever onde ficará o próximo valor de iteração após a ocorrência de muitas bifurcações, uma vez que o número de caminhos alternativos de valores de iteração cresce exponencialmente. A região em torno de $r = 4$ exibe o comportamento mais caótico, mas ainda existem regiões com caos suprimido, como em $r = 3{,}85$ (SALUNKE *et al.*, 2023).

No estudo de sistemas dinâmicos geralmente deseja-se conhecer como suas trajetórias se comportam ao longo do tempo. Para isto, pode-se utilizar o Expoente de Lyapunov, que serve para medir a taxa exponencial média do afastamento entre trajetórias de um sistema no espaço de fase. Determinando este valor, é possível caracterizar se um sistema dinâmico é caótico ou não (GALDINO, 2018).

Supondo que existam duas trajetórias que iniciam seus percursos muito próximos, atribuindo para uma o nome de $x(t)$ e para a sua trajetória vizinha denomina-se $x(t) + \delta(t)$, onde δ é um vetor distância muito pequeno, como ilustrado na Figura 3.18. Quando este sistema evolui no tempo, observa-se que estas trajetórias podem se afastar rapidamente a uma taxa exponencial (GALDINO, 2018).

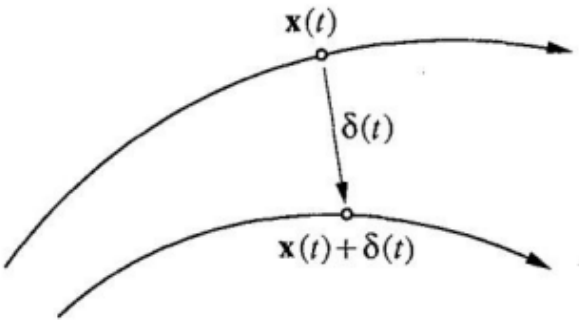


Figura 3.18 – Evolução de duas trajetórias próximas.
Fonte: Strogatz (2018).

A expressão que representa o crescimento de δ é descrita por:

$$|\delta(t)| = |\delta(0)|e^{\lambda t} \tag{3.7}$$

manipulando algebricamente a equação temos:

$$\begin{aligned} &\frac{|\delta(t)|}{|\delta(0)|} = e^{\lambda t} \\ &\ln(e^{\lambda t}) = \ln\frac{|\delta(t)|}{|\delta(0)|} \\ &\lambda t = \ln\frac{|\delta(t)|}{|\delta(0)|} \\ &\therefore \lambda = \frac{1}{t}\ln\frac{|\delta(t)|}{|\delta(0)|}, \end{aligned} \tag{3.8}$$

em que λ indica a distância na n-ésima iteração, sendo este valor chamado de expoente de Lyapunov. A partir deste valor pode-se identificar que:

- se o valor de $\lambda > 0$, as trajetórias se afastam, indicando um comportamento caótico;
- se o valor de $\lambda < 0$, as trajetórias se aproximam, indicando um comportamento não caótico.

O cálculo de λ depende da trajetória estudada, onde se calcula uma média sobre vários pontos distintos desta trajetória para encontrarmos o verdadeiro valor do expoente de Lyapunov.

3.5.2 Análise de Sinais Baseada no Caos Utilizando a Densidade de Máximos (SAC-DM)

Bazeia *et al.* (2017) seguiram um novo caminho para descrever o comportamento caótico, o qual relaciona o comprimento da correlação à densidade média dos máximos da abundância ou densidade de indivíduos de uma espécie típica no sistema biológico. Os autores mostram também que esse resultado possui um elevado nível de confiança e pode ser usado em diversas situações, para inferir o comprimento de correlação de sistemas que evoluem caoticamente no tempo.

O algoritmo implementado por Bazeia *et al.* (2017) usa como pontos de controle o conjunto de pontos disponíveis dos dados, no intervalo de tempo utilizado para contar o número de máximos. Assim, a curva do fenômeno em estudo, a qual será denominada como *q(t)*, evolui no tempo e varia para produzir o máximo local no intervalo $[t,t + \delta t]$, para uma amostra δt suficiente pequena, assim tem-se $q'(t) > 0$, e $q'(t + \delta t) < 0$, as quais representam a derivada primeira do sinal no tempo, tal que $-q"(t)\ \delta t > q'(t) > 0$. A probabilidade conjunta $P\ (q',\ q'')$ pode ser usada para calcular a densidade de máximos média $\langle \rho i\ \rangle$ por meio de um caminho simples: a probabilidade de encontrar um máximo no intervalo $[t,t + \delta t]$ é proporcional à integral que abrange a região acima, tal que:

$$\langle \rho_i \rangle = \frac{1}{\delta t}\int_{-\infty}^{0} dq_i''\ \int_{0}^{-q_i''\delta t} dq_i'\ \mathrm{P}(q_i', q_i'') = \int_{-\infty}^{0} dq_i''\ q_i''\mathrm{P}\ (0, q_i'') \tag{3.9}$$

O fato das propriedades estatísticas do número médio de picos serem invariantes sob as translações no tempo indica que ambos, q_i' e q_i'', têm valores médios tendendo a um valor nulo. Além disso, as propriedades de $P\ (q_i',\ q_i'')$ podem ser obtidas a partir do menor instante de q' e q'', e as variâncias de $P\ (q_i',\ q_i'')$ são diretamente relacionadas à função de correlação,

$$C_i(\delta t) = \langle q_i(t + \delta t) q_i(t) \rangle \tag{3.10}$$

assim, pode-se obter vários instantes, em particular:

$$\langle q_i'^2 \rangle = -\frac{d^2 C_i(\delta t)}{\mathrm{d}(\delta t)^2}|_{\delta t=0}\,;\ \langle q_i''^2 \rangle = -\frac{d^4 C_i(\delta t)}{\mathrm{d}(\delta t)^4}|_{\delta t=0} \tag{3.11}$$

O princípio da máxima entropia pode ser utilizado para construir a distribuição de probabilidade conjunta para q_i e suas derivadas das equações anteriores. Após implementar os cálculos algébricos, a integração em q_i leva a $P\ (q_i', q_i'')$ que resulta em

$$P\ (0, q_i'') = \frac{1}{2\pi}\frac{1}{\sqrt{\langle q_i'^2 \rangle \langle q_i''^2 \rangle}} \exp\left[-\frac{1}{2}\frac{q_i''^2}{\langle q_i''^2 \rangle}\right] \tag{3.12}$$

As equações de 3.9 a 3.12 podem ser usadas para descrever a densidade de máximos em termos da função de correlação.

Para análise de amostras de sinais não periódicos é aplicada a Equação 3.13, em que $\langle \rho_i \rangle$ é teórico e C_i é calculado por meio das derivadas segunda e quarta (Equação 3.11) da função de autocorrelação em zero (LUCENA JÚNIOR *et al.*, 2020). Assim, a densidade média de máximos $\langle \rho_i \rangle$ pode ser apresentada da seguinte forma,

$$\langle \rho_i \rangle = \frac{1}{2\pi}\sqrt{\frac{q_i''^2}{q_i'^2}} = \frac{1}{2\pi}\sqrt{\frac{\frac{d^4 C_i}{dt^4}(0)}{-\frac{d^2 C_i}{dt^2}(0)}} \tag{3.13}$$

Bazeia *et al.* (2017) afirmam que para validar esse método foi implementado um procedimento para criar um conjunto de eventos para obter a função de correlação, que é utilizada para calcular o comprimento da correlação. O comprimento de correlação τ é extraído da função de correlação como a largura na meia altura, então usamos a função de ajuste $C(t) = cos(\kappa t)$ para escrever $\kappa\tau = \pi/3$ e chegar à equação,

$$\rho = \frac{\kappa}{2\pi} \tag{3.14}$$

Isso permite relacionar a densidade dos máximos ρ com o comprimento de correlação τ, com a equação sendo aplicada da seguinte forma para sinais periódicos,

$$\tau = \frac{1}{6\langle\rho\rangle} \tag{3.15}$$

A função de correlação do estudo de Bazeia *et al.* (2017) é exibida na Figura 3.19 para as três espécies estudadas em uma evolução de longo tempo, mostrando o comportamento geral.

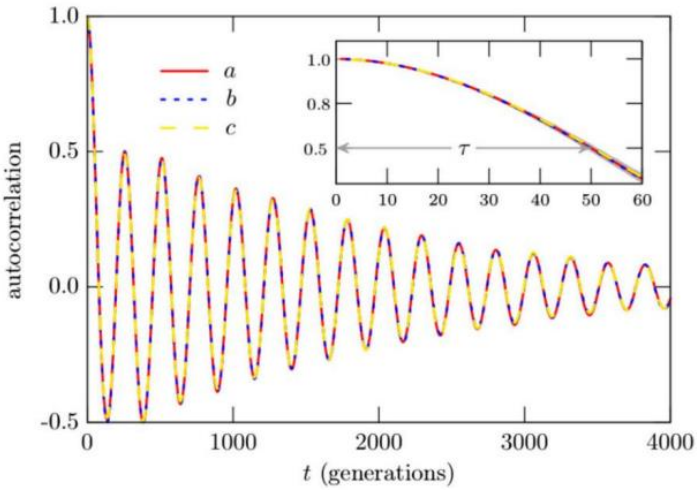


Figura 3.19 – Função de correlação para três espécies em estudo.

Fonte: Bazeia *et al.* (2017).

No detalhe superior direito deste gráfico, é representada uma evolução de tempo curto, suficiente para mostrar o comprimento da correlação na meia altura.

A análise de sinais baseada no Caos utilizando a Densidade de Máximos é uma técnica para contagem de picos que pode ser utilizada para identificar o comportamento caótico de um sistema (BAZEIA *et al*., 2017). O SAC-DM verifica a presença de caos numa evolução estocástica temporal da variável caótica em consideração e a utiliza para quantificar as medições de correlação por meio de um único e simples experimento do sistema (MEDEIROS *et al.*, 2018).

Dessa forma, para se realizar o cálculo da densidade de máximos, considera-se que ρ é o número de picos dividido pelo número de amostras. Esta formulação pode ser representada na forma da Equação 3.16, dividindo a quantidade total de picos pelo tempo de aquisição (SILVA *et al.*, 2024).

$$\text{SAC_DM} = \frac{\text{Número de picos}}{\text{Tempo de aquisição}} \tag{3.16}$$

Segundo Medeiros *et al.* (2018), a contagem dos máximos está relacionada à tendência do sistema retornar ao equilíbrio, assim, quanto maior a densidade dos máximos, mais rápida será a tendência de se aproximar do equilíbrio.

Com base nestes conceitos, torna-se possível caracterizar o caos em um sinal de corrente elétrica por meio da análise de um pequeno trecho de dados deste sinal em função do tempo.

CAPÍTULO IV

MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção aborda-se sobre a metodologia aplicada na pesquisa, os equipamentos e o modelo utilizados para a aquisição de sinais e processamento de dados, e os métodos aplicados para a geração de falhas no ar-condicionado.

Primeiramente foi realizado um estudo sobre as características técnicas do ar-condicionado tipo *split*, a fim de identificar a necessidade de manutenção de seus componentes, assim como os tipos de falhas a serem monitoradas. A partir daí foram descritos em detalhes os métodos de geração de falhas a serem aplicados, assim como os materiais e equipamentos necessários para a realização do experimento. Na sequência foram elaborados o modelo gráfico e o diagrama de blocos para aquisição de sinais por meio do *software* LabVIEW e da DAQ, para que o processamento dos dados adquiridos pudesse ser executado por um algoritmo no *software* Matlab.

O experimento inicial foi executado em etapas a fim de garantir que as condições para a medição sejam as mais próximas possíveis da operação do equipamento em uma situação operacional normal. Os resultados obtidos foram analisados para identificar possíveis erros no processo de aquisição, necessidade de filtros para o processamento dos sinais, assim como outros possíveis ajustes no projeto inicial. Ao se conseguir as condições ideais para o experimento final, este foi realizado a fim de obter os dados necessários para análise dos resultados e sua validação para o desenvolvimento da tese.

O fluxograma do método proposto nesta pesquisa é apresentado na Figura 4.1 e explicado nesta Seção, enquanto que as análises dos resultados obtidos nos gráficos são descritos de forma mais detalhada na Seção 5.

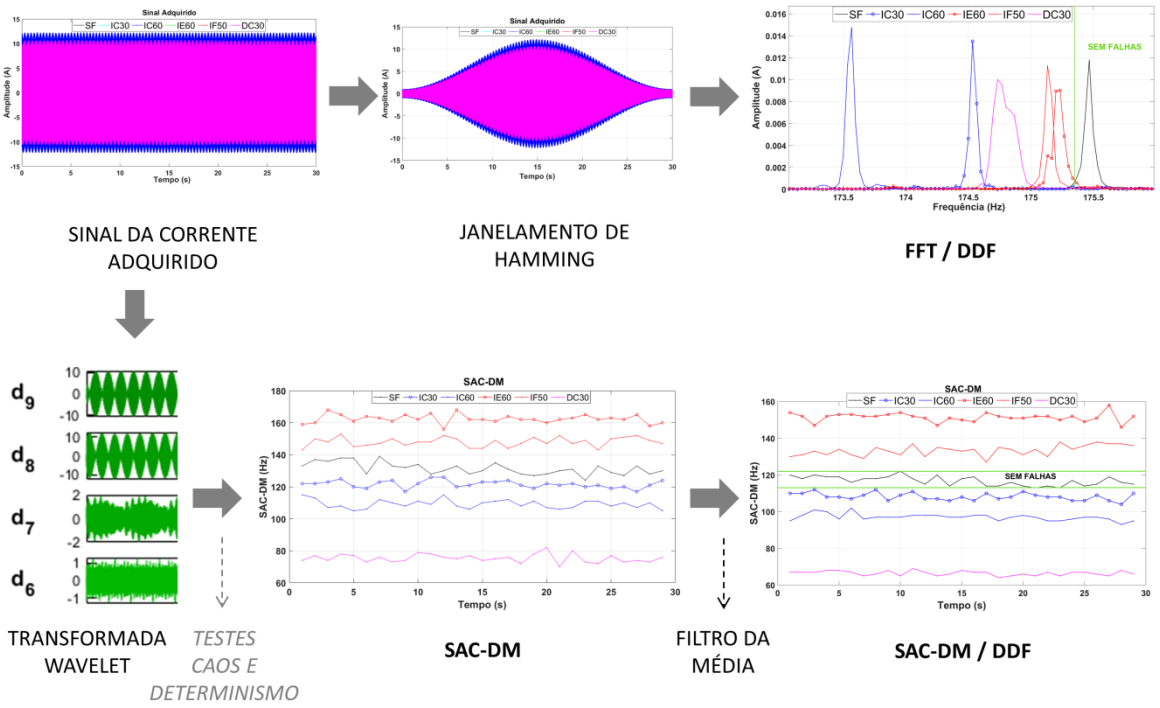


Figura 4.1 – Fluxograma do método proposto para diagnóstico de falhas.

O procedimento se inicia com a aquisição dos dados do sinal da corrente elétrica do sistema estudado em operação normal e depois com falhas. Para a aplicação da FFT, é realizado primeiramente o janelamento de Hamming para um melhor enquadramento e atenuação do sinal. Este janelamento auxiliou em uma melhor apresentação gráfica dos sinais para a DDF, como se pode comparar nos gráficos da Figura 4.2, que apresenta a FFT sem o janelamento, e o da Figura 4.3, que mostra a FFT após o janelamento.

É importante destacar que após a geração do gráfico da FFT, foram analisadas todas as faixas de frequência que apresentaram picos, sendo a faixa entre 173 e 176 Hz que apresentou uma melhor visualização das curvas dos sinais, assim como também das separações entre eles.

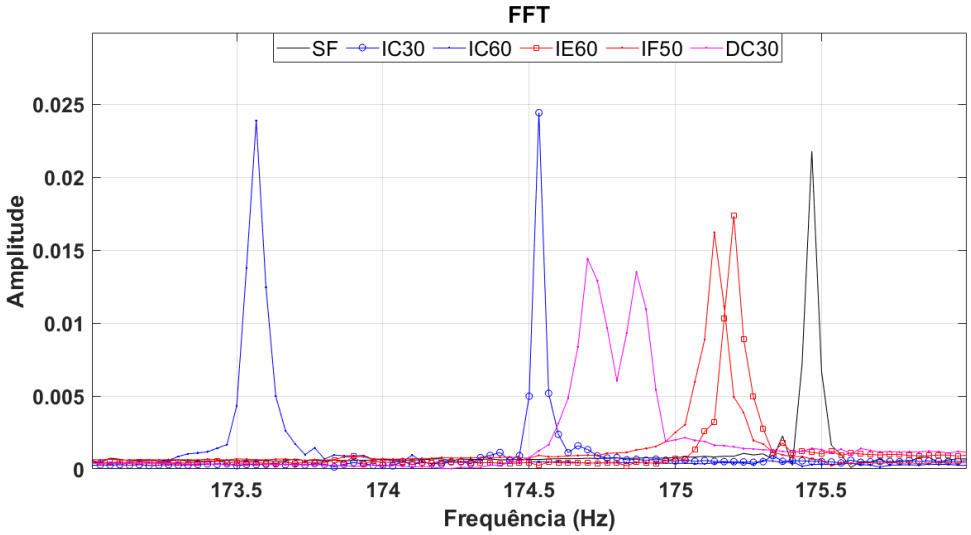


Figura 4.2 – FFT dos sinais da corrente elétrica sem janelamento.

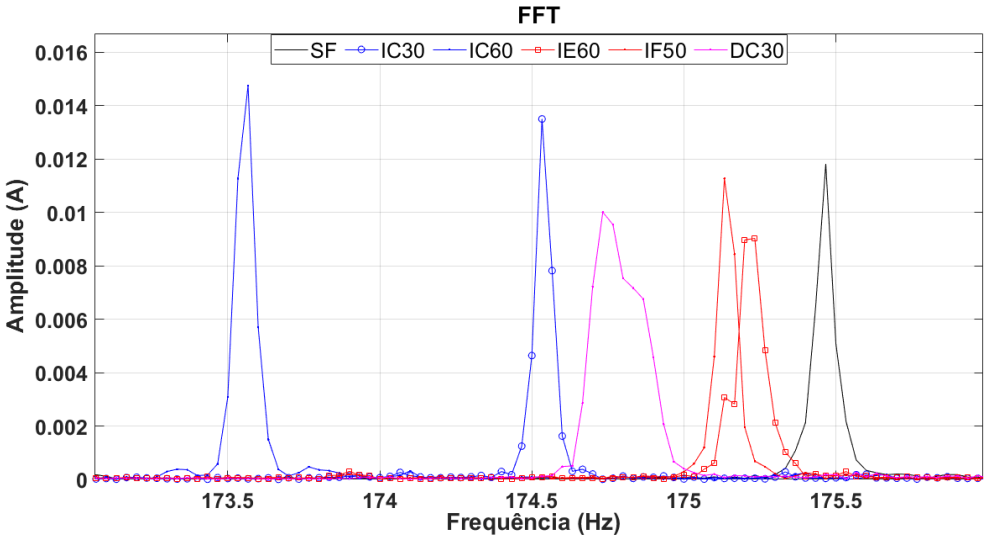


Figura 4.3 – FFT dos sinais da corrente elétrica com janelamento.

Já para a aplicação do SAC-DM, primeiramente foi utilizada a transformada wavelet para a decomposição do sinal adquirido em detalhes e aproximação, a fim de identificar as faixas de frequência que ficassem mais apropriadas para a identificação dos sinais no gráfico. A família Daubechies foi escolhida para esta decomposição por apresentar um formato de onda mais parecido com o sinal em estudo. Após a análise, foram selecionados os detalhes D6 à D9, os quais são apresentados na Figura 4.4.

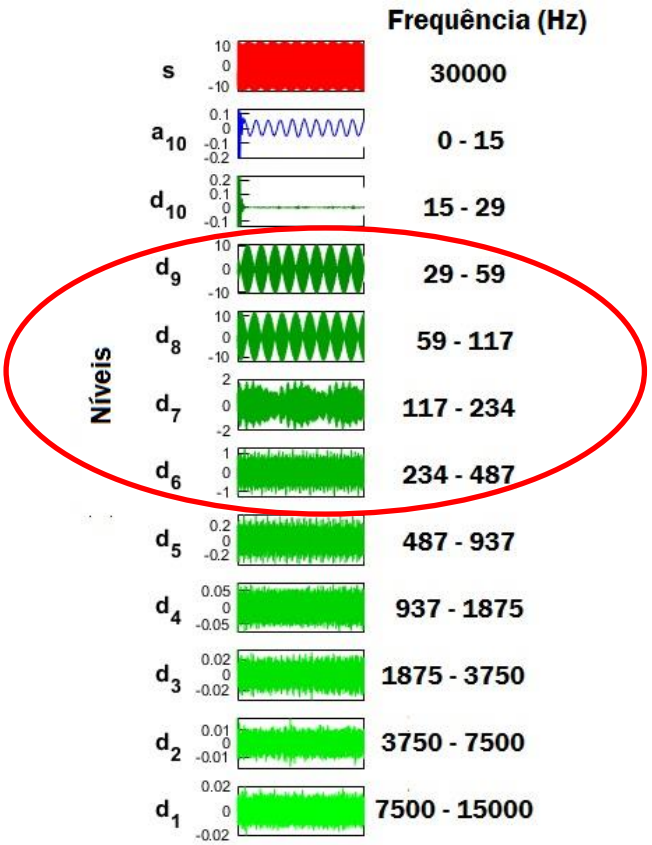


Figura 4.4 – Transformada wavelet do sinal da corrente elétrica.

Na sequência, foram realizados os testes para o determinismo, com a aplicação da Árvore de Símbolos, enquanto a Autocorrelação e o Expoente de Lyapunov foram aplicados para o caos. Os testes realizados nos sinais das operações com e sem falhas do equipamento comprovaram tanto o comportamento determinístico quanto o caótico. Assim, foi gerado o primeiro gráfico do SAC-DM para análise prévia dos sinais, como mostrado na Figura 4.5.

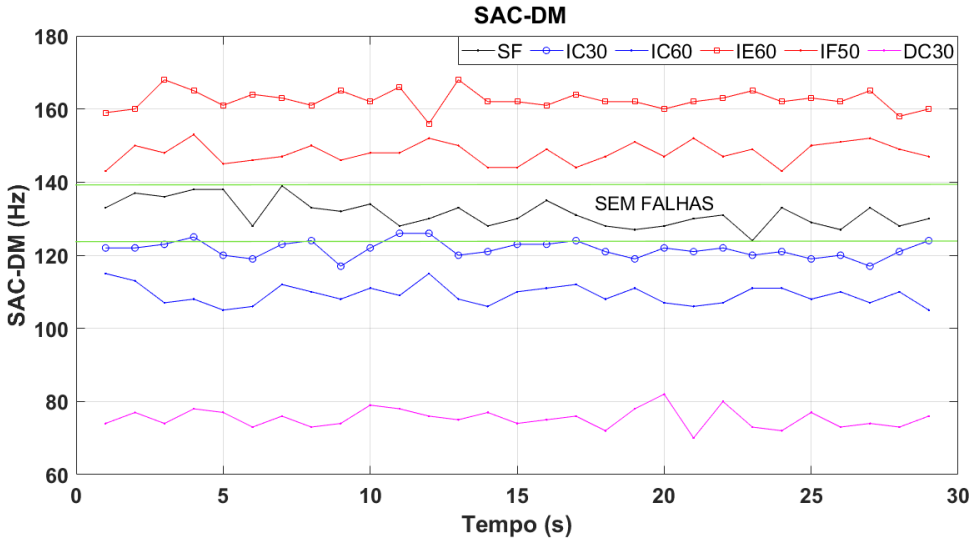


Figura 4.5 – Gráfico do SAC-DM antes da aplicação do filtro da média.

Após identificar no gráfico a região de operação sem falhas (SF) do equipamento, foi possível verificar que o sinal da falha IC30 ultrapassou a delimitação da linha inferior da operação SF. Dessa forma, aplicou-se um filtro da média para a suavização dos sinais, com a finalidade de melhorar a identificação dos sinais no gráfico, de modo que não ocorra sobreposição de sinais ou ultrapassagem da faixa de frequência ocupada por eles. Após alguns testes, verificou-se que o filtro com 6 pontos foi o mais apropriado para geração do gráfico das operações de falhas simples (Figura 4.6), o qual não apresentou ultrapassagem das faixas de frequência entre os sinais.

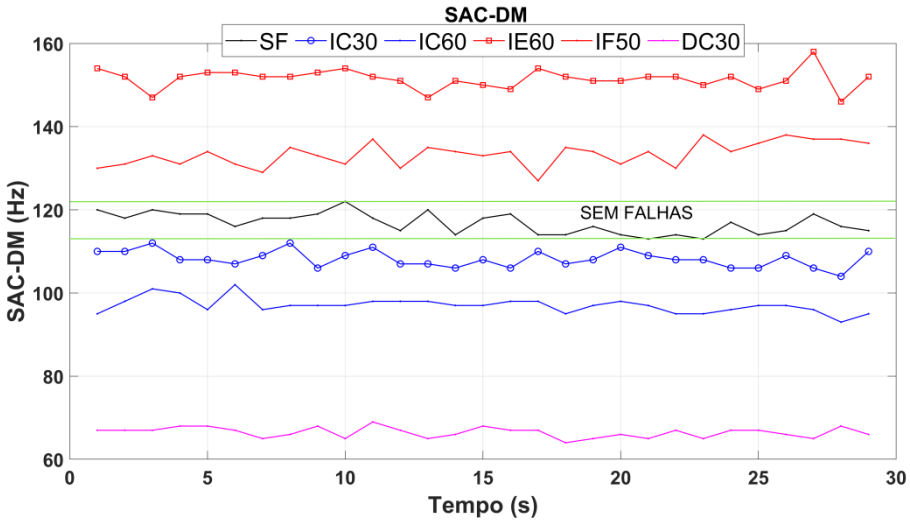


Figura 4.6 – Gráfico do SAC-DM após a aplicação do filtro da média.

Já para a geração do gráfico das operações de falhas duplas (Figura 4.7), o filtro mais apropriado foi o de 3 pontos. Porém, apesar do filtro da média ter melhorado bastante a identificação das operações com e sem falhas, ainda assim houve uma pequena ultrapassagem entre as bandas ocupadas pelos sinais de uma falha dupla, a IC60IF50, em comparação com a operação SF, como também entre ela e sua respectiva falha simples, a IC60.

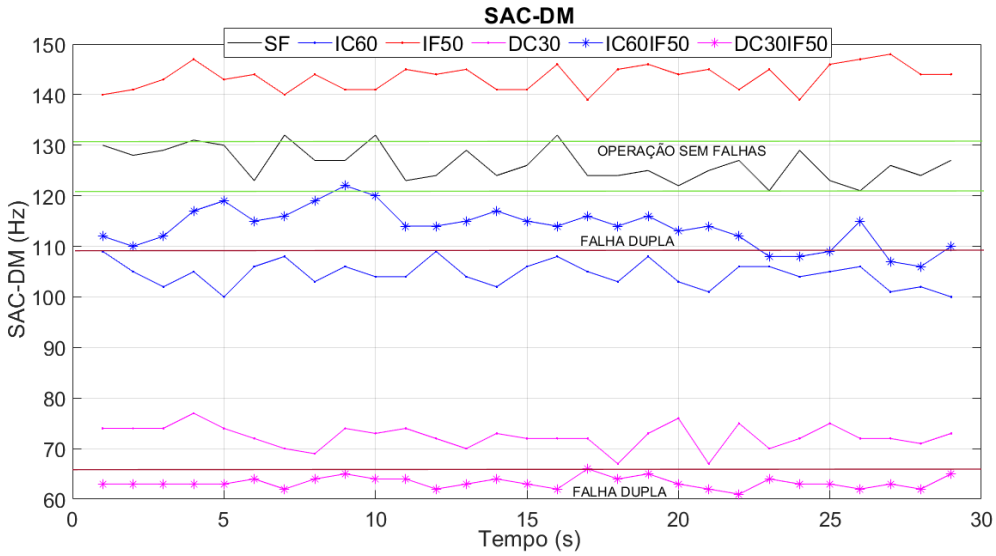


Figura 4.7 – Gráfico do SAC-DM com as linhas de DDF para condições de falhas duplas.

.

4.1 EQUIPAMENTOS UTILIZADOS PARA O EXPERIMENTO

O ar-condicionado a ser analisado foi instalado exclusivamente para este fim na sala de trabalho dos professores do laboratório do GPICEEMA da UFPB, a qual possui 28,83 m^2 (Figura 4.8).

Figura 4.8 – Sala de trabalho do GPICEEMA da UFPB.

As unidades evaporadora e condensadora do ar-condicionado instalado são mostradas na Figura 4.9.

Figura 4.9 – Ar-condicionado instalado para o experimento.

O equipamento tipo *split* convencional da marca Agratto, 18 mil Btus, tensão 220 Volts (V) monofásica, corrente 7,5 Ampères (A), potência 1580 Watts (W), conforme dados técnicos obtidos na chapa do aparelho (Tabela 4.1), está instalado em uma situação normal de uso para refrigeração da sala.

Tabela 4.1 – Dados técnicos do ar-condicionado do experimento.

Modelo	ECS18FR4-02
Voltagem	220V
Frequência	60Hz
Capacidade de Refrigeração	18000 Btus/h
Corrente	7,5A
Potência	1580W
Gás Refrigerante	410A

Para monitorar o desempenho do equipamento durante os experimentos, foi montado um circuito em uma caixa de disjuntores a fim de uma melhor organização na bancada de testes (Figura 4.10).

Figura 4.10 – Caixa de testes para o experimento.

Nesta caixa foram instaladas as tomadas para entrada da tensão de 220V da rede e saída no mesmo valor de tensão, protegida por um disjuntor de 16A (recomendado pelo fabricante). Para a parte de monitoramento da corrente e da tensão de operação do ar-condicionado no durante o experimento, foi utilizado um medidor digital modelo PZEM-022 em conjunto com um sensor de corrente não invasivo PZCT-02. Para a aquisição de sinais foi utilizado também um sensor de corrente não invasivo SCT-013 para corrente de entrada de até 20A e sinal de saída de até 1V (Figura 4.11), instalado no sinal de entrada de alimentação do ar-condicionado e conectado a um dispositivo de aquisição de sinais DAQ

NI USB-6215 da National Instruments. As especificações do sensor de corrente utilizado para geração dos sinais elétricos estão detalhadas no seu *datasheet*, mostrado no Anexo A.

Figura 4.11 – Sensor de corrente não invasivo utilizado no experimento.

A DAQ foi conectada a um *notebook* Dell Latitude E7240 com processador Intel Core I7-4600U e memória RAM de 16GB (Figura 4.12) com os *softwares* LabVIEW 2020 20.0f1 (64 bit) e Matlab R2022a instalados.

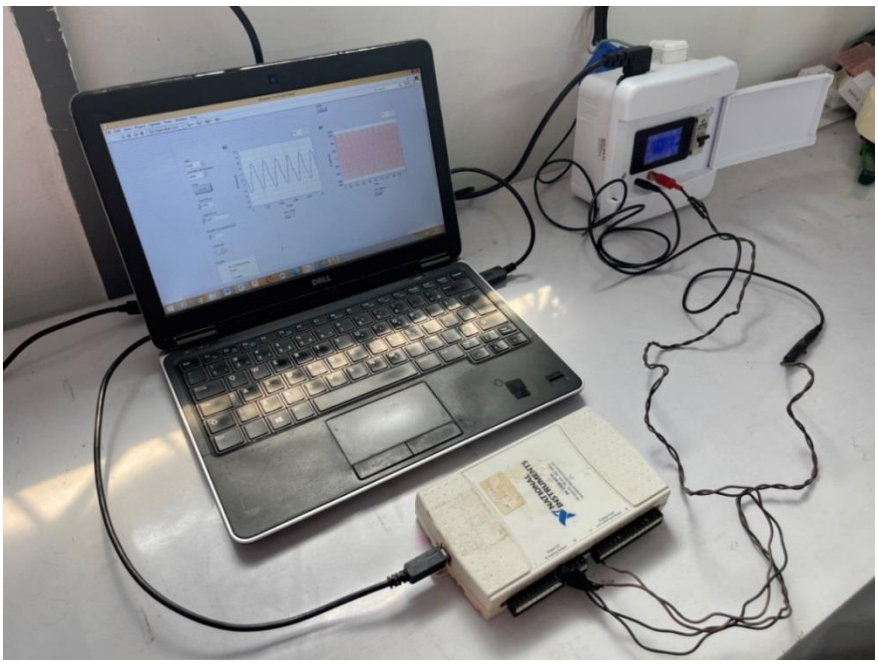


Figura 4.12 – Bancada de testes com os equipamentos para o experimento.

O diagrama de blocos simplificado do método aplicado é ilustrado na Figura 4.13, que mostra o ar-condicionado tipo *split* alimentado pela tomada de entrada com tensão alternada monofásica de 220V, sendo uma fase, um neutro e um terra. O sinal de corrente elétrica foi gerado pelo sensor de corrente não invasivo conectado ao fio fase na entrada do equipamento, o qual foi ligado ao DAQ que estava conectado ao *notebook* com o *software* LabVIEW e Matlab instalados.

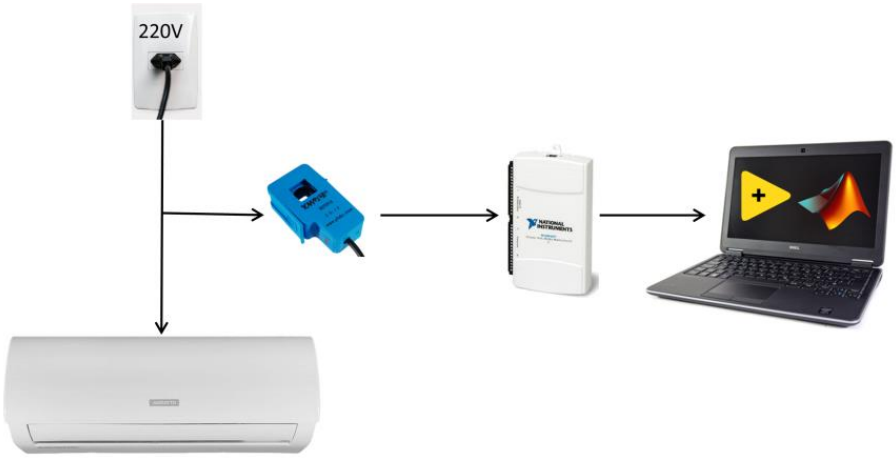


Figura 4.13 – Diagrama de blocos da bancada de testes para a aquisição de dados.

4.2 MODELO PARA AQUISIÇÃO DE SINAIS

O algoritmo para a aquisição de sinais foi desenvolvido de forma gráfica por meio do *software* LabVIEW, sendo a coleta de dados realizada com um tempo de aquisição de 60 segundos, com uma taxa de amostragem de 30.000 Hz. Esta taxa foi definida devido a ter sido realizado uma outra aquisição dos sinais com uma taxa menor para comparação, com 5.000 Hz, a qual não apresentou um bom resultado para a aplicação na técnica do SAC-DM, como mostrado no Apêndice A.17. Apesar disso, o comportamento caótico do sinal gerado para esta taxa de amostragem também foi comprovado por meio do teste do Expoente de Lyapunov, como apresentado no Apêndice A.18. Em relação à FFT, foi possível a aplicação da técnica com esta taxa de amostragem menor, como mostrado no Apêndice A.19, no entanto, obteve-se um resultado melhor para a DDF com a taxa de amostragem de 30.000 Hz.

O modelo desenvolvido é apresentado no formato de diagrama de blocos (Figura 4.14) e também no modo gráfico do programa (Figura 4.15).

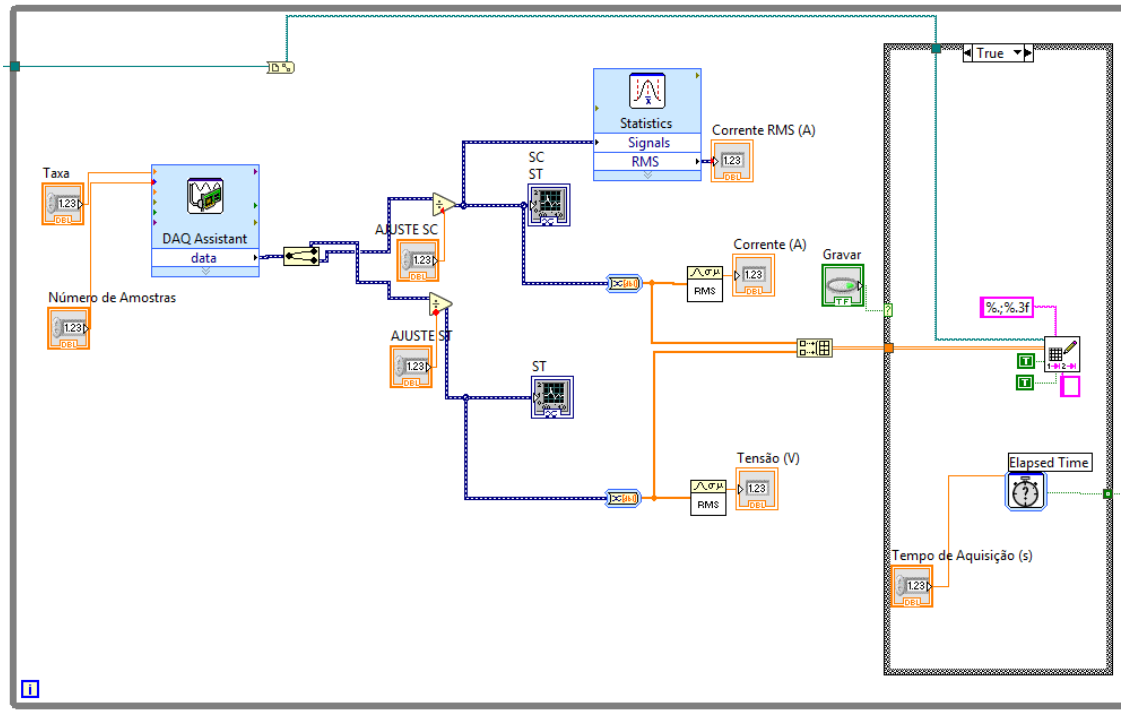


Figura 4.14 – Diagrama de blocos do modelo para aquisição de sinais.

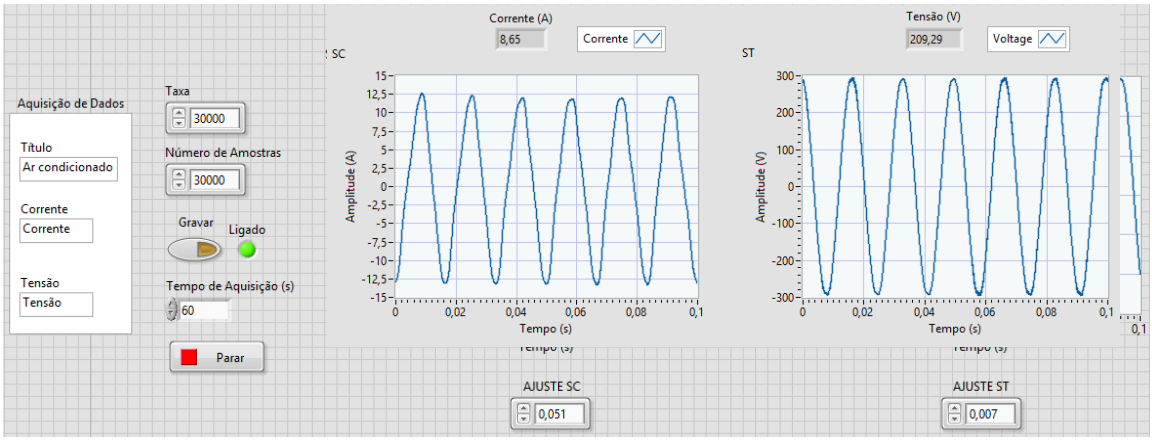


Figura 4.15 – Modo gráfico do modelo para aquisição de sinais.

4.3 MÉTODOS PARA GERAÇÃO DE FALHAS

Para a geração das condições de falhas de operação do ar-condicionado, foram selecionados quatro tipos de falhas simples, que são as falhas ocorridas individualmente, conforme mostrado no Quadro 4.2.

Tabela 4.2 – Tipos de falhas simples geradas no experimento.

Falha	Tipo	Modo	Sigla	Método
1	Incrustação na condensadora	60% 30%	IC60 IC30	Bloqueio parcial da entrada de ar da condensadora utilizando uma placa de papelão fixada com fita adesiva
2	Inscrustação na evaporadora	60%	IE60	Bloqueio parcial da entrada de ar da evaporadora utilizando uma placa de papelão fixada com fita adesiva
3	Incrustração no filtro de ar	50%	IF50	Bloqueio parcial do filtro de ar da evaporadora utilizando uma placa de papelão fixada com fita adesiva
4	Degradação do capacitor do compressor	30%	DC30	Substituição do capacitor do compressor de 35µF por um de 25µF

Para as falhas de incrustação na unidade condensadora foram testados dois percentuais diferentes de bloqueio da entrada de ar, com 60% e 30%, enquanto que na evaporadora este bloqueio foi de 60% e no filtro de ar houve um bloqueio de 50% de sua área. A definição em se analisar níveis diferentes de incrustação na ocorrência das falhas parte do princípio de que o acúmulo de sujeira nesses componentes em uma condição real pode ocorrer de formas diferentes, a depender das intempéries externas e da falta da atividade de limpeza desses equipamentos na manutenção preventiva. Para gerar essas condições, foi utilizada uma chapa de papelão bloqueando a área proporcional da entrada de ar para a falha a ser analisada (Figuras 4.16, 4.17 e 4.18).

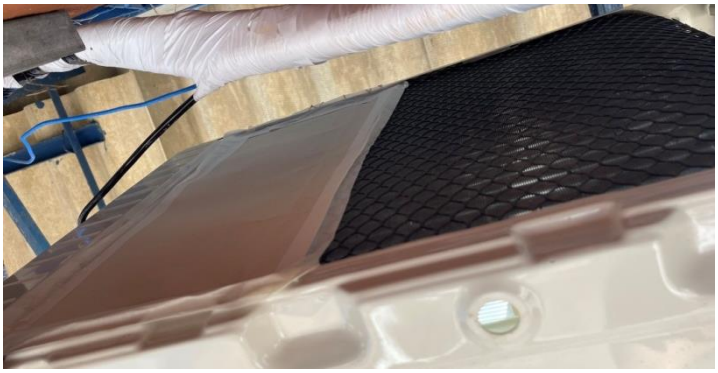


Figura 4.16 - Bloqueio parcial da entrada de ar da unidade condensadora do equipamento.

Figura 4.17 - Bloqueio parcial da entrada de ar da unidade evaporadora do equipamento.

Figura 4.18 - Bloqueio parcial do filtro de ar da unidade evaporadora do equipamento

Para a falha de degradação do capacitor do compressor, foi testada a perda de capacitância do componente substituindo o original de 35µF por um de 25µF, gerando assim uma capacitância 30% menor, aproximadamente (Figura 4.19).

Figura 4.19 – Substituição do capacitor do compressor do equipamento.

Apesar de ser um componente elétrico, uma falha no capacitor pode afetar o desempenho do ar-condicionado, como a diminuição da rotação do compressor, e, consequentemente, uma alteração do fluxo do gás refrigerante pelo sistema, podendo assim afetar sua capacidade de refrigeração.

Estas falhas foram selecionadas com base na revisão da literatura sobre artigos que pesquisaram DDF em equipamentos de AVAC, e também em consulta com técnicos de instalação e manutenção de ar-condicionado, os quais corroboraram com as informações teóricas sobre o tema.

Algumas publicações encontradas no estado da arte sobre o tema realizaram estudos também para o diagnóstico de falhas simultâneas, ou seja, com a combinação de duas ou mais falhas juntas. Assim, optou-se também neste trabalho em realizar o teste para falhas duplas, ou seja, com a combinação de duas dos quatro tipos de falhas simples analisadas, visto que elas também podem ocorrer na operação de funcionamento de um ar-condicionado. Dessa forma, foram analisadas as falhas duplas de incrustação na condensadora e incrustação no filtro de ar, e também de degradação do capacitor do compressor e incrustação no filtro de ar, como mostrado no Quadro 4.3.

Tabela 4.3 – Tipos de falhas duplas geradas no experimento.

Falha	Tipo	Modo	Sigla
5	Incrustação na condensadora e inscrustação no filtro de ar	60% 50%	IC60IF50
6	Degradação do capacitor do compressor e inscrustação no filtro de ar	30% 50%	DC30IF50

4.4 REALIZAÇÃO DO EXPERIMENTO

Após o preparo de todo o ambiente no qual o equipamento se encontra instalado, assim como a montagem da bancada de teste com os instrumentos para monitoramento dos sinais e aquisição dos dados, foi realizado um experimento inicial para análise do método de aquisição utilizado para esta pesquisa.

Inicialmente o ar-condicionado foi ligado no “modo Cool” (refrigeração) e ajustado com uma temperatura de operação de 20º C, ventilação na velocidade máxima e aletas de saída de ar da unidade evaporadora na posição de abertura em 45º.

Para que o equipamento pudesse refrigerar adequadamente o ambiente em que está instalado, aguardou-se um tempo de 30 minutos. Esse tempo foi definido como padrão baseado em testes de operação anteriores ao experimento, sendo um tempo suficiente para que o ar-condicionado operasse em uma condição similar ao seu uso normal.

Os gráficos da Figura 4.20 foram gerados pelo modelo elaborado no LabVIEW.

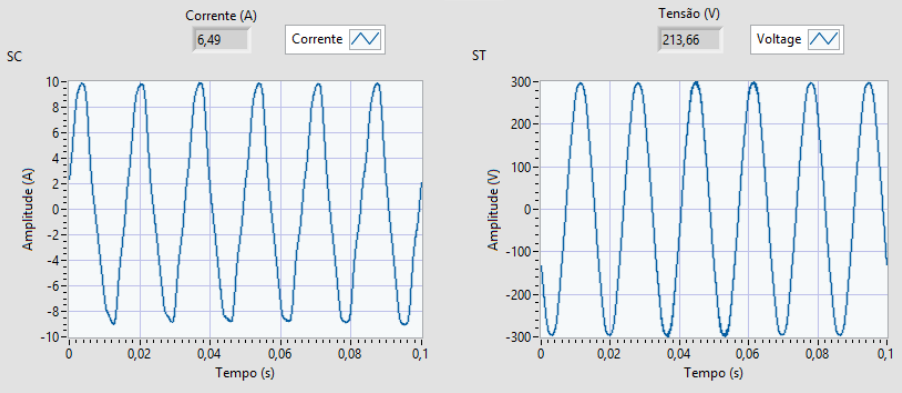


Figura 4.20 – Gráficos de corrente e tensão monitorados na operação livre de falhas.

A partir daí, o sinal de corrente monitorado na operação normal do equipamento, ou seja, livre de falhas, foi coletado pelo DAQ. Assim foi realizada a primeira aquisição de dados com o ar-condicionado nesta condição.

Após 10 minutos da primeira aquisição, foi realizado o bloqueio parcial da condensadora para realização da aquisição de sinais para a falha IC60, ou seja, com 60% da entrada de ar bloqueada. Após a aquisição, o equipamento foi reestabelecido ao seu funcionamento livre de falhas e aguardado aproximadamente 10 minutos para ser testada a próxima falha, IC30. As demais falhas foram testadas com este mesmo procedimento, e de acordo com a sequência dos Quadros 4.2 e 4.3 apresentados anteriormente.

Para se realizar o processamento dos dados obtidos para a análise dos sinais, foi utilizado um algoritmo no Matlab para cálculo das equações descritas nos tópicos 3.4 e 3.5, e assim aplicar as técnicas propostas nesta pesquisa.

Primeiramente os dados coletados da corrente elétrica do ar-condicionado em operação com e sem falhas, em formato “txt”, foram carregados no programa para que os

sinais fossem executados no domínio no tempo. Após análise dos sinais, foi definida a utilização das amostras de um tempo de 30 segundos da aquisição, a fim de otimizar o processamento dos dados, visto que não houve alteração significativa ao longo do sinal, totalizando um valor de 900.000 amostras.

Para a transformação do sinal adquirido para o domínio da frequência, primeiramente, foi utilizado o janelamento de Hamming no sinal por meio do comando "hamming" no algoritmo do Matlab. Assim, foi realizado o processamento para aplicação da técnica de FFT com o uso do comando "fft" no algoritmo para geração dos gráficos e análise das falhas no domínio da frequência.

Antes da aplicação da técnica do SAC-DM, foi realizada inicialmente a transformada *wavelet* sobre os sinais das aquisições para que estes pudessem ser decompostos em detalhes e aproximações por meio da família Daubechies, utilizando os comandos "wavedec" e "db" no algoritmo. Após a seleção dos níveis de detalhes a serem utilizados, foram aplicados os testes da Árvore de Símbolos, Autocorrelação e Expoente de Lyapunov para todos os sinais, a fim de se comprovar o determinismo e o comportamento caótico para todos eles. Estes testes também foram executados por linguagem de programação no Matlab, baseada nas equações apresentadas no tópico 3.5.1. Após a comprovação do comportamento dos sinais por meio dos gráficos gerados, foi aplicado o filtro da média por meio de uma programação específica no algoritmo para sua a execução, e assim finalmente, foram gerados os gráficos do SAC-DM por meio de programação baseada nas equações do tópico 3.5.2. E assim pode ser realizada a DDF nestes gráficos, como apresentado na Figura 4.1.

Os gráficos gerados a partir do processamento dos sinais foram analisados, e diante do bom resultado apresentado foram realizadas adicionalmente três rodadas completas do experimento com a repetição dos testes com e sem falhas do ar-condicionado, nas quais se obteve um resultado similar ao do experimento inicial, com os sinais sendo gerados nas suas respectivas faixas de frequência. Os resultados do experimento final são mostrados e discutidos na Seção a seguir.

CAPÍTULO V

RESULTADOS E ANÁLISES

Os resultados obtidos na ocorrência de seis falhas simples e duas falhas duplas, as quais já foram descritas nos Quadros 4.2 e 4.3, são apresentados a seguir por meio dos gráficos gerados, para que se possam ser feitas as análises da técnica proposta. As comparações entre os sinais gerados também são analisadas em relação à operação normal do ar-condicionado, ou seja, sem falhas, na qual é referenciada sob a sigla SF. Nos gráficos das técnicas FFT e SAC-DM para falhas duplas, também foram inseridos os sinais de suas respectivas falhas simples, a fim de facilitar a comparação e diferenciação para cada tipo de falha.

5.1 SINAL ADQUIRIDO DA CORRENTE ELÉTRICA

O gráfico da Figura 5.1 apresenta um dos sinais adquiridos da corrente elétrica do equipamento como exemplo para uma das falhas, a IC60, demonstrando a amplitude da sua amperagem no domínio do tempo. Já a Figura 5.2 apresenta todos os sinais adquiridos da corrente elétrica do equipamento, demonstrando no mesmo gráfico as suas respectivas amplitudes e formas no domínio do tempo. Para uma melhor visualização e comparação entre os sinais, especificamente para este gráfico, foram alteradas a formatação gráfica de cores das linhas que representam os sinais das falhas IC30 e IE60.

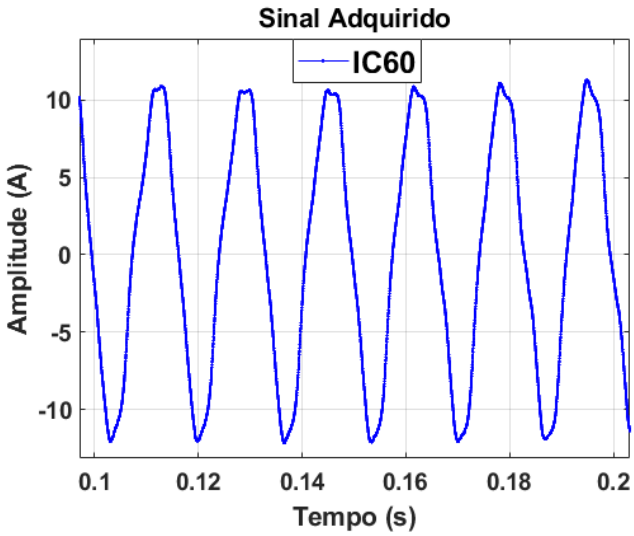


Figura 5.1 – Gráfico do sinal da corrente elétrica do ar-condicionado adquirida no domínio do tempo para uma das falhas.

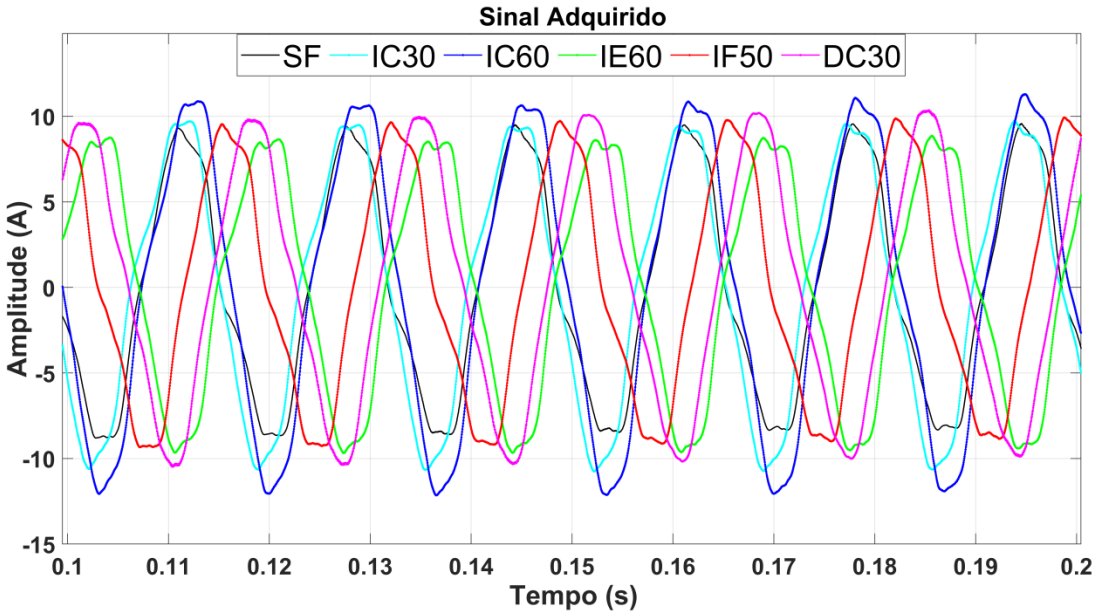


Figura 5.2 – Gráfico dos sinais adquiridos no domínio do tempo da corrente elétrica do ar-condicionado para as operações com e sem falhas.

5.2 FFT

O gráfico da Figura 5.3 apresenta o resultado após o processamento dos dados para a aplicação da técnica FFT para as falhas simples do experimento, mostrando as faixas de frequências em Hertz geradas para cada sinal nas operações com e sem falhas.

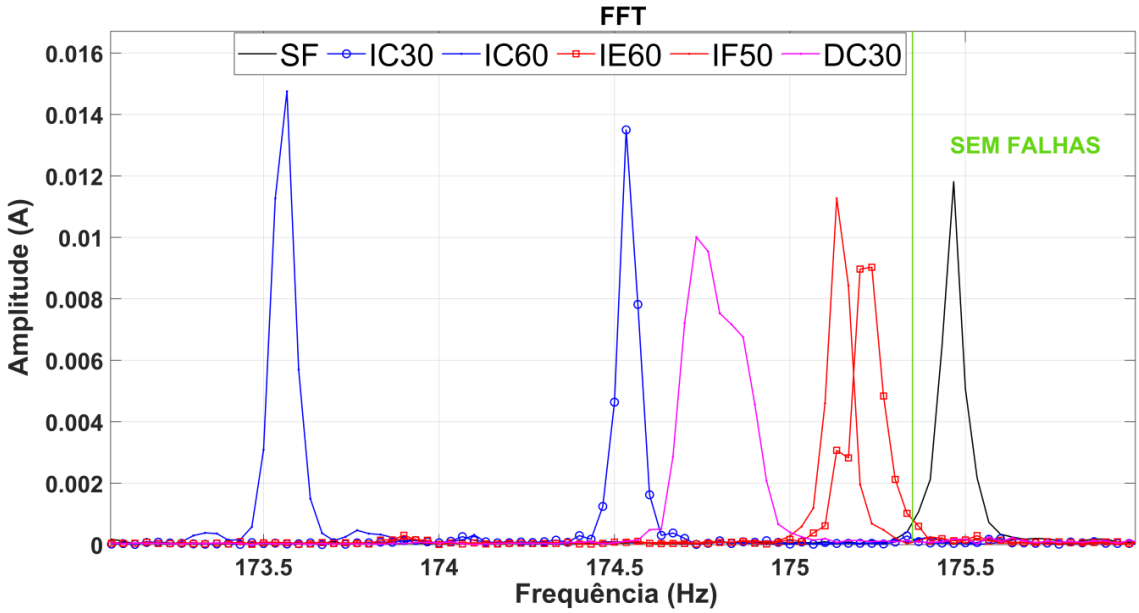


Figura 5.3 – Gráfico da FFT do sinal da corrente elétrica para condições de falhas simples.

Na análise deste gráfico também se observa a possibilidade de detecção das falhas testadas em comparação com a operação sem falhas do equipamento, a qual foi delimitada com a projeção de uma linha verde, visto que ocupam faixas de frequência distintas na área do gráfico. Em relação ao diagnóstico, apesar das distinções nos picos das frequências, pode se notar uma sobreposição entre as falhas IE60 e IF50, mas ainda assim é possível realizar o seu diagnóstico.

Já o gráfico da Figura 5.4 apresenta o resultado após o processamento dos dados para a aplicação da técnica FFT para as falhas duplas do experimento, mostrando também as faixas de frequências geradas para cada sinal nas operações com e sem falhas.

Na análise deste gráfico também se observa a possibilidade de detecção das falhas testadas em comparação com a operação sem falhas do equipamento, visto que ocupam faixas de frequência distintas do sinal SF na área do gráfico. Porém, em relação ao diagnóstico, nota-se uma sobreposição entre as faixas de frequência das falhas simples e duplas, tanto para a falha IC60 como para a falha DC30 quando combinadas com a falha IF50, ocasionando uma dificuldade para a identificação de cada falha dupla em relação às suas respectivas falhas simples com a aplicação da FFT.

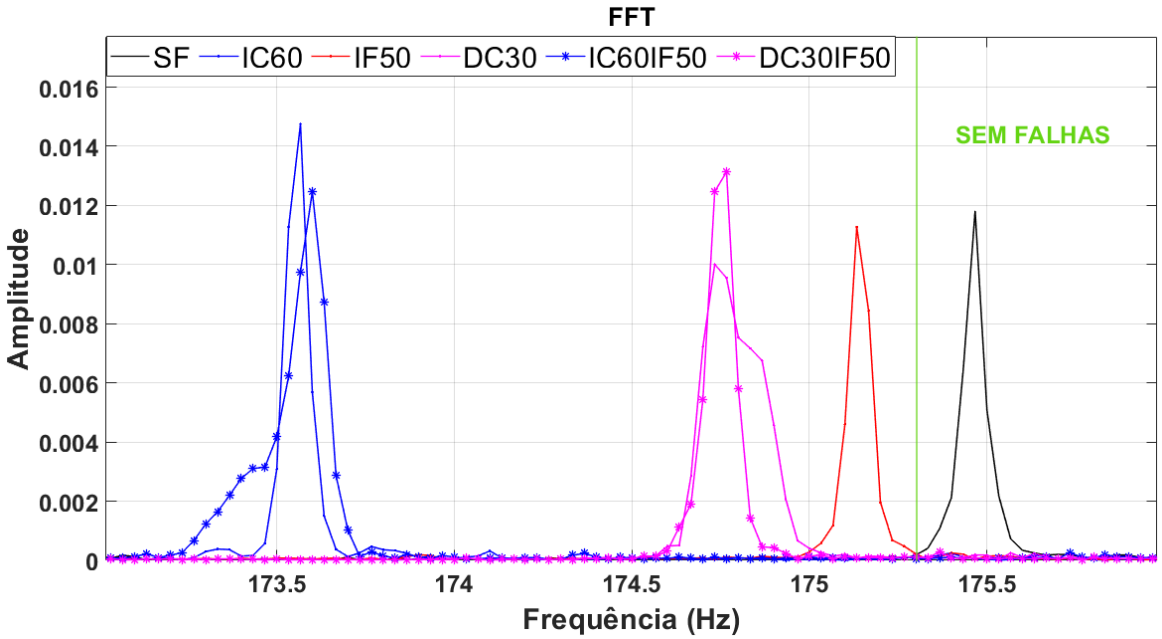


Figura 5.4 – Gráfico da FFT do sinal da corrente elétrica para condições de falhas duplas.

5.3 TESTE PARA O DETERMINISMO

Na aplicação da Árvore de Símbolos foi realizado o teste para o determinismo dos sinais analisados, visto que essa característica deve se fazer presente em um sinal com comportamento caótico. Os parâmetros adotados para o teste foram definidos baseados em aplicações já realizadas em algumas publicações, conforme o referencial teórico apresentado no tópico 3.6.1.1. Dessa forma foi definido um comprimento de subconjuntos particionados com l = 500, com grupos de elementos (palavras) L = 5 para cada partição e um número de amostra de N = 10.000, gerando assim 20 espectros no gráfico para análise da existência de sobreposição entre eles, como sugerido pelos autores na aplicação da técnica.

O gráfico da Figura 5.5 (b) apresenta os espectros gerados após a aplicação deste teste para um dos sinais de operação com falhas, a IC60. Na análise do gráfico pode-se notar a sobreposição de todos os espectros gerados no teste, caracterizando assim o determinismo presente no sinal analisado. Na Figura 5.5 (a) foi ampliado um pequeno trecho da imagem do início do gráfico para uma melhor identificação dos 20 espectros gerados no teste.

Como todos os sinais de operação com e sem falhas apresentaram um resultado positivo para o determinismo com a aplicação Árvore de Símbolos, os demais gráficos foram alocados no Apêndice A, a fim de evitar a repetitividade de informações no texto relativo a este tópico.

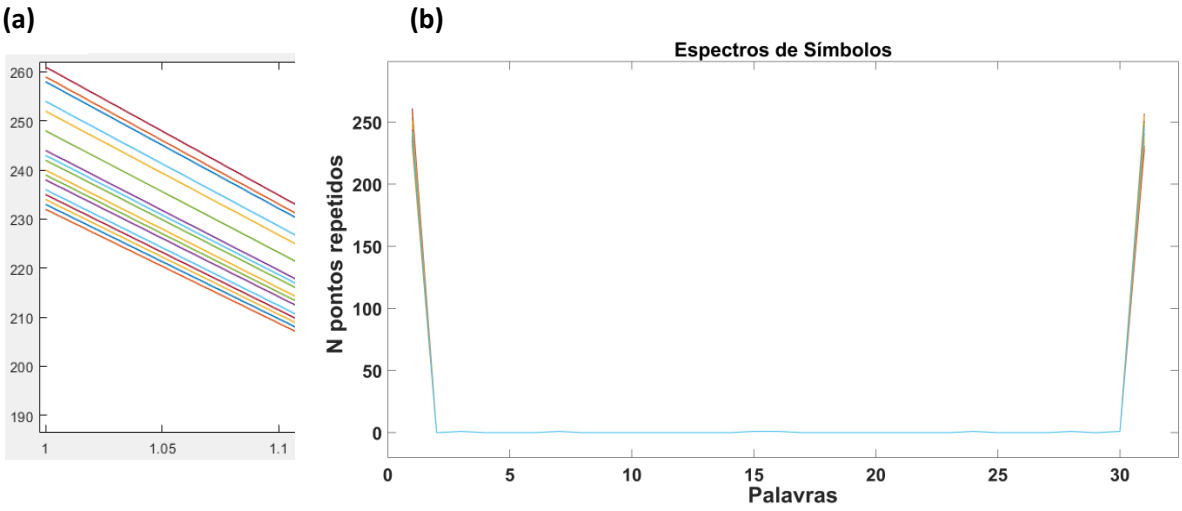


Figura 5.5 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal da corrente elétrica para a falha IC60 (b) e ponto de início dos espectros gerados em imagem ampliada (a).

5.4 AUTOCORRELAÇÃO

Os gráficos da Figura 5.6 apresentam os resultados após o processamento dos dados para a aplicação da função parcial de autocorrelação para cada sinal nas operações com e sem falhas, a fim de auxiliar no processo de determinação do comportamento caótico do sistema.

Analisando cada um dos gráficos individualmente, verifica-se a função partindo do valor +1 e seguindo para zero, com o sinal gerado tendendo a convergência e ao amortecimento. Dessa forma, pode se considerar que seu comportamento está entre uma característica estocástica ou caótica, necessitando assim aplicar um teste adicional para comprovação do seu comportamento caótico.

Já na comparação entre os gráficos, nota-se algumas pequenas variações entre o formatos dos sinais em triângulo, podendo ser observada para alguma falhas, como na pequena curvatura apresentada na reta de amortecimento da IC60, e um formato bem mais acentuada para o sinal da DC30.

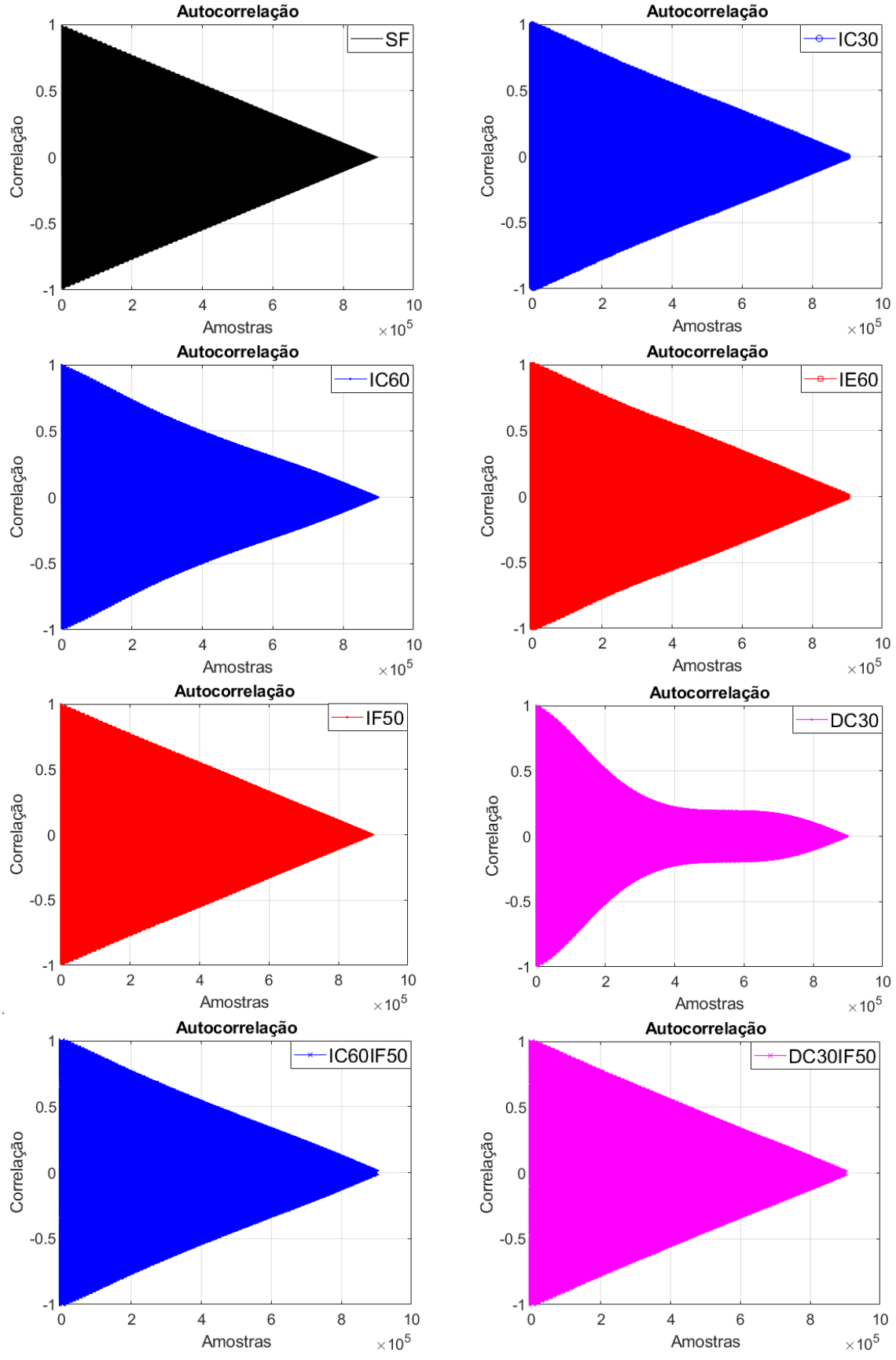


Figura 5.6 – Gráficos das funções de autocorrelação para as condições com e sem falhas.

Como características em comum, estas falhas apresentaram uma amperagem maior da corrente elétrica do equipamento durante a sua operação nas condições testadas, visto que exigiram um esforço maior para funcionamento do sistema do ar-condicionado.

Apesar de não ser objetivo desta tese em realizar uma análise sobre as características do teste de Autocorrelação, esse resultado pode auxiliar também de alguma forma no processo de DDF, sendo sugerida assim uma investigação mais aprofundada sobre este fenômeno ocorrido.

5.5 TESTE PARA O CAOS

Na aplicação do cálculo do Expoente de Lyapunov foi realizado o teste para o comportamento caótico dos sinais analisados, visto que essa característica é uma premissa importante para aplicação da técnica do SAC-DM. Os parâmetros utilizados para o teste foram definidos de acordo com o referencial teórico apresentado no tópico 3.6.1.3 para as Equações 3.4 e 3.6, conforme sugerido no mapa logístico para aplicação do teste, utilizando um coeficiente r = 4, um total de iterações de n = 1000 e a condição inicial x_0 = 0,1, sendo analisado um trecho do sinal com 100.000 amostras.

O gráfico da Figura 5.7 mostra a projeção do λ em função do coeficiente r na aplicação do teste do Expoente de Lyapunov em um dos sinais de operação com falhas, a IC60. Dessa forma, o gráfico mostra que com o coeficiente definido para o teste no valor de r = 4, o resultado de λ é um valor positivo.

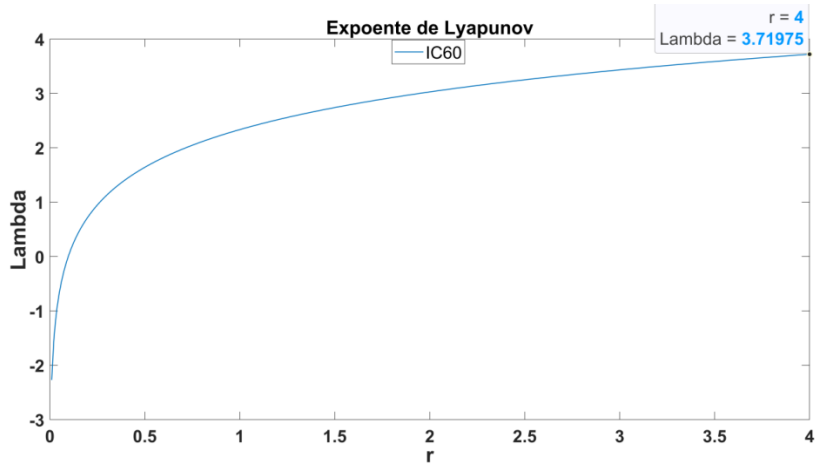


Figura 5.7 - Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal da corrente para a falha IC60.

A Tabela 5.1 apresenta o resultado do teste do Expoente de Lyapunov aplicado individualmente para todos os sinais de operação com e sem falhas, sendo seus respectivos gráficos apresentados no Apêndice B.

Tabela 5.1 – Resultados obtidos com a aplicação do teste do Expoente de Lyapunov para os sinais das operações com e sem falhas.

Falha	Expoente de Lyapunov	Sinal Caótico
SF	3,485393	Sim
IC30	3,593320	Sim
IC60	3,719749	Sim
IE60	3,525313	Sim
IF50	3,550245	Sim
DC30	3,558382	Sim
IC60IF50	3,730110	Sim
DC30IF50	3,559848	Sim

Como todos os sinais obtiveram um valor positivo para o expoente λ na aplicação do teste, foi comprovado o comportamento caótico para todos os sinais analisados, assim, pôde-se aplicar a técnica do SAC-DM a fim de buscar o objetivo proposto para o trabalho.

5.6 SAC-DM

O cálculo do SAC-DM foi realizado com a aplicação da Equação 3.16 por meio do algoritmo no Matlab, e, utilizando como exemplo o trecho do primeiro 1s do sinal da falha IC60, resultou no cálculo da Equação 5.1.

$$\text{SAC_DM} = \frac{\text{Número de picos}}{\text{Tempo de aquisição}} \frac{\text{95 picos}}{\text{1 segundo}} = 95 \text{ Hz} \tag{5.1}$$

A identificação dos picos contados no sinal para este exemplo é demonstrada graficamente na Figura 5.8.

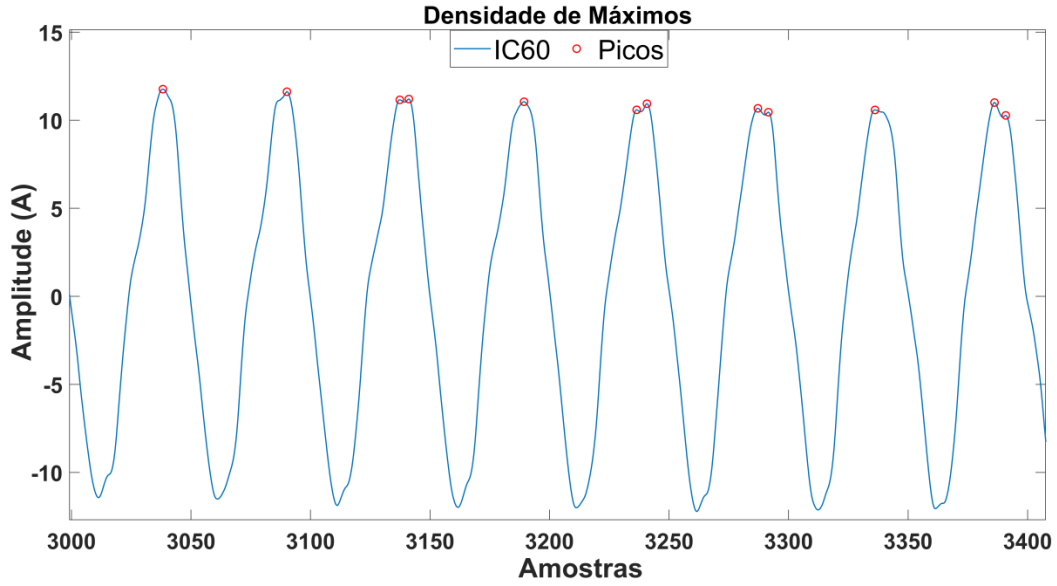


Figura 5.8 – Demonstração da identificação dos picos de um trecho do sinal da falha IC60.

A Figura 5.9 demonstra o gráfico com o processamento dos dados para a aplicação da técnica SAC-DM, mostrando as faixas de frequências para cada falha simples testada, assim como para a operação sem falhas, no domínio do tempo. O intervalo de tempo adotado para o cálculo foi de 1s.

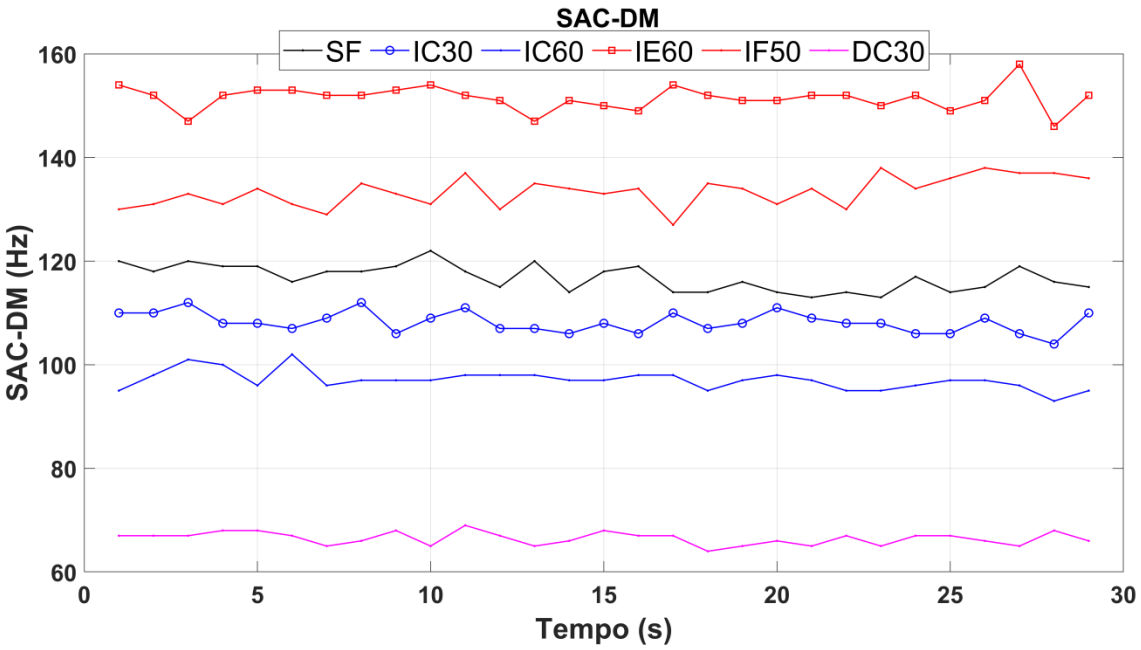


Figura 5.9 – Gráfico do SAC-DM do sinal da corrente elétrica para condições de falhas simples.

Primeiramente, pode se observar neste gráfico que as falhas relacionadas à incrustação na unidade evaporadora (sinais em vermelho) ocupam uma faixa com valor de frequência maior em comparação com a operação sem falhas, enquanto as falhas relacionadas à incrustação na unidade condensadora (sinais em azul) ocupam uma faixa com valor de frequência menor e a falha de degradação do capacitor (sinal em magenta) ocupa uma faixa de frequência com valor bem menor nesta mesma comparação.

O gráfico da Figura 5.10 mostra uma projeção de duas linhas verdes para delimitar a região com a faixa de frequência obtida com a condição normal de operação do equipamento, as quais serão utilizadas como referência para a DDF. Desta forma, acima da linha verde superior estão as falhas que ocorrem na unidade evaporadora do equipamento, IE60 e IF50, enquanto abaixo da linha verde inferior estão as falhas que ocorrem na unidade condensadora, IC30, IC60 e DC30.

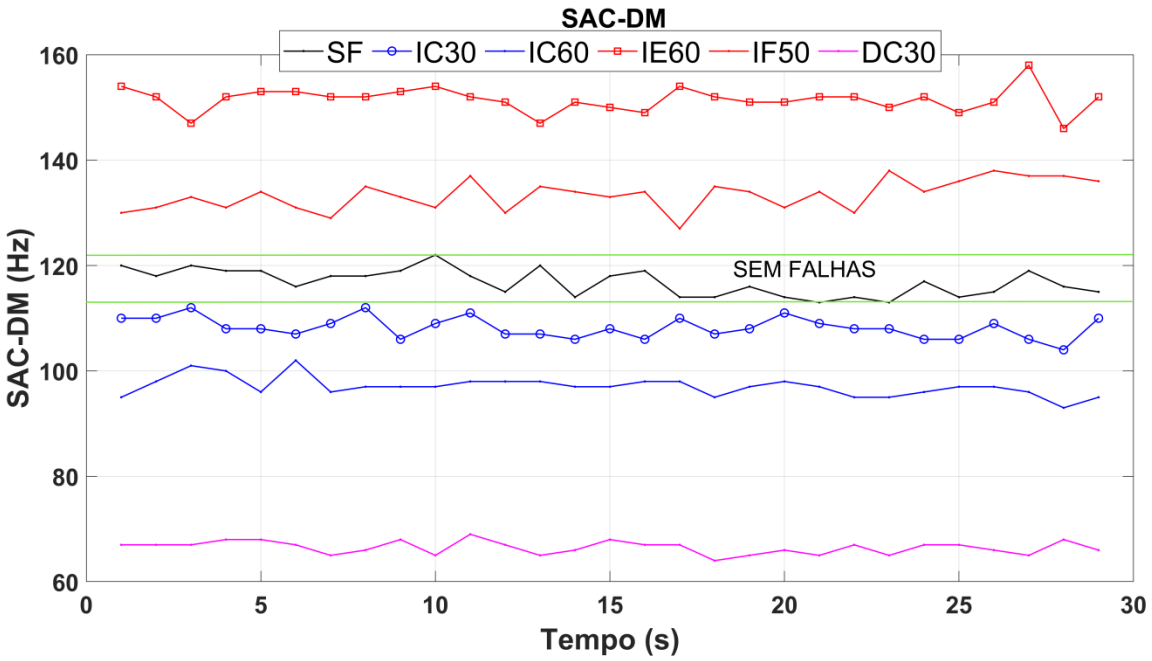


Figura 5.10 – Gráfico do SAC-DM com as linhas de DDF para condições de falhas simples.

Para a mensuração da acurácia da técnica do SAC-DM para o experimento, foi contabilizado o total de pontos que não ultrapassam a região com a faixa de frequência delimitada, dividido pelo número total de pontos do sinal e multiplicado por 100, como mostra a Equação 5.2.

$$\text{Acurácia} = \frac{\sum pontos\ do\ sinal\ dentro\ da\ faixa\ de\ frequência}{\sum pontos\ do\ sinal}\ x\ 100 \qquad (5.2)$$

Analisando a região superior do gráfico, onde estão localizadas as falhas relativas à unidade evaporadora do equipamento, verifica-se que nenhum ponto dos sinais ultrapassou a delimitação para a região central, que representa a operação sem falhas. O mesmo ocorre para a região inferior, para as falhas relativas à unidade condensadora, indicando assim, uma acurácia de 100% para a detecção de falhas no sistema. Em relação ao diagnóstico, analisando da mesma forma, nota-se que cada sinal de falha ocupa uma faixa de frequência específica. Considerando que nenhum desses sinais sobrepõe algum outro em qualquer ponto do gráfico, resulta também em uma acurácia de 100%.

A Tabela 5.2 contém os dados estatísticos da média (μ) e desvio padrão (σ), a um nível de confiança de 95%, para os resultados obtidos com a aplicação do SAC-DM para as falhas simples. Desta forma é possível analisar a faixa de frequência ocupada para cada falha com uma melhor exatidão, complementando assim a análise gráfica já realizada.

Tabela 5.2 – Média e desvio padrão para condições de falhas simples.

Falha	Média μ (Hz)	Desvio padrão σ (Hz)
SF	116,79	2,51
IC30	108,21	2,01
IC60	97,03	1,86
IE60	151,45	2,38
IF50	133,38	2,86
DC30	66,48	1,24

Já o gráfico da Figura 5.11 apresenta o resultado do processamento dos dados para a aplicação da técnica SAC-DM mostrando as faixas de frequências para cada falha dupla testada, assim como para a operação sem falhas, no domínio do tempo.

Um ponto relevante a ser ressaltado sobre este gráfico é que as falhas duplas ocupam faixas de frequências com valores abaixo da condição normal de operação do

equipamento, mesmo sendo cada falha dupla uma combinação de uma falha na evaporadora e outra na condensadora. Porém, mesmo assim, elas ocupam faixas de frequência específicas para cada tipo de falha dupla, e, apesar de estarem bem próximas das faixas das suas respectivas falhas simples, ainda é possível distingui-las.

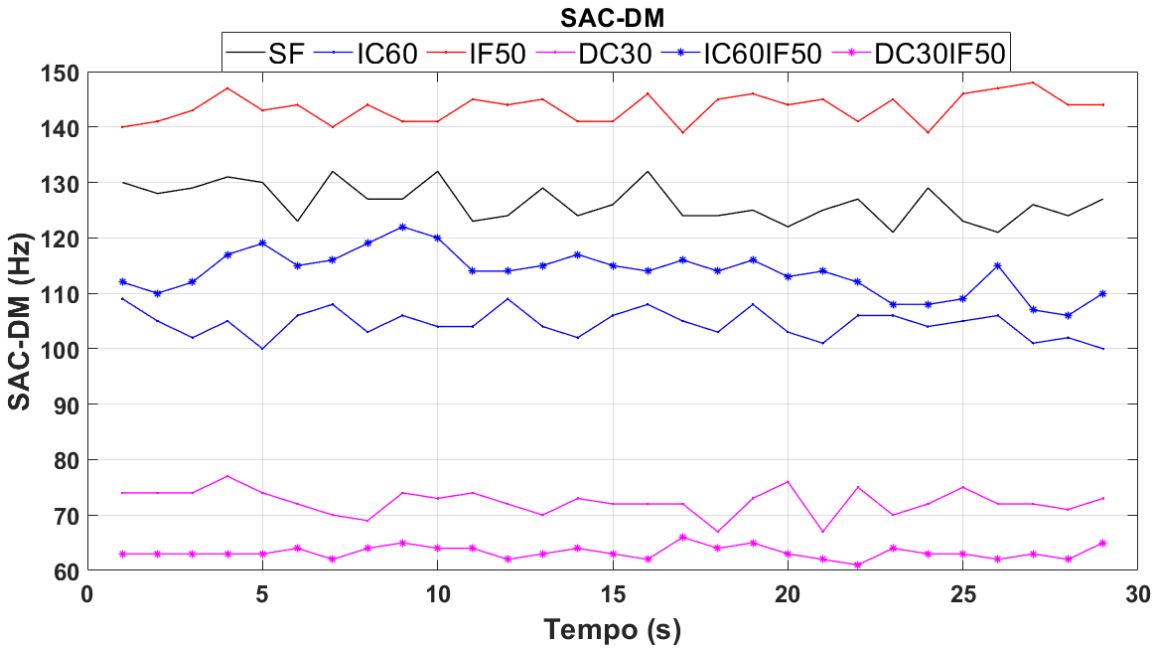


Figura 5.11 – Gráfico do SAC-DM do sinal da corrente elétrica para condições de falhas duplas.

O gráfico da Figura 5.12 também mostra a projeção das duas linhas verdes para delimitação da região com a condição normal de operação do equipamento, assim como já explicado anteriormente. Desta forma, acima da linha verde superior está à falha simples IF50, relativa à unidade evaporadora, enquanto abaixo da linha verde inferior estão as falhas simples IC60 e DC30, relativas à unidade condensadora, juntamente com suas respectivas falhas duplas IC60IF50 e DC30IF50, relativas às unidades evaporadora e condensadora. Para uma melhor análise do diagnóstico das falhas, foi inserida uma linha marrom entre cada falha dupla e simples a fim de verificar se existe sobreposição de pontos para a faixa de frequência ocupada por elas, visto que com a aplicação da técnica da FFT, não foi possível diferenciá-las com o resultado apresentado.

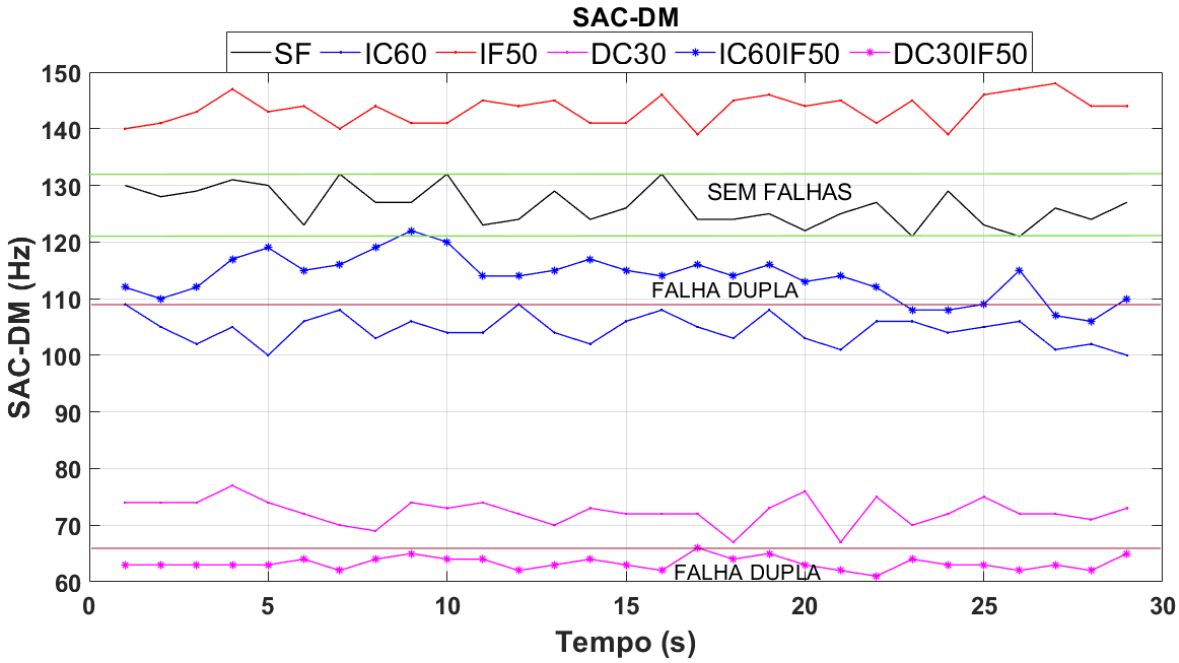


Figura 5.12 – Gráfico do SAC-DM com as linhas de DDF para condições de falhas duplas.

Na análise deste gráfico, também se observa a possibilidade de detecção das falhas testadas em comparação com a operação sem falhas do equipamento, visto que ocupam faixas de frequência distintas na área do gráfico, o que também ocorre para o diagnóstico das falhas.

Em relação à região superior do gráfico, verifica-se que nenhum ponto do sinal ultrapassou o limite que distingue a operação sem falhas. No entanto, para a região inferior, há um ponto do sinal que ultrapassa a delimitação da linha verde, indicando assim, uma acurácia de 96,55% para a detecção de falha no sistema. Analisando desta mesma forma em relação ao diagnóstico, observa-se que a falha dupla DC30IF50 não ultrapassa a delimitação da linha marrom em relação à falha simples DC30, resultando assim em uma acurácia de 100%. Porém, para a falha dupla IC60IF50, há cinco pontos do sinal que ultrapassam a delimitação da linha marrom em relação à falha simples IC60, apresentando uma acurácia de 82,76%.

A Tabela 5.3 contém os dados estatísticos da média (μ) e desvio padrão (σ), a um nível de confiança de 95%, para os resultados obtidos com a aplicação do SAC-DM para as falhas duplas. Desta forma é possível analisar a faixa de frequência ocupada para cada falha com uma melhor exatidão, complementando assim a análise gráfica já realizada.

Tabela 5.3 – Média e desvio padrão para condições de falhas duplas.

Falha	Média μ (Hz)	Desvio padrão σ (Hz)
SF	126,38	3,33
IC60	104,52	2,56
IF50	143,41	2,53
DC30	72,38	2,35
IC60IF50	113,76	3,95
DC30IF50	63,28	1,13

Para as condições de falhas duplas também foi possível atingir uma acurácia de 100% tanto para a detecção como para o diagnóstico de falhas, porém, utilizando um intervalo de tempo maior, com 1,8s, como mostrado na Figura 5.13.

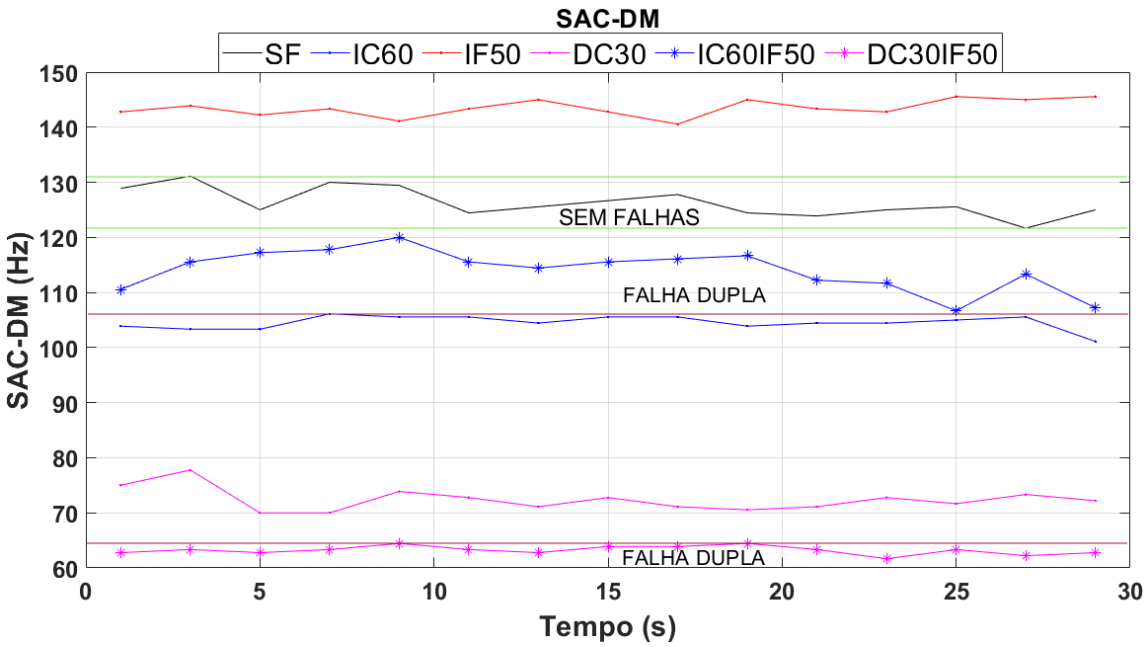


Figura 5.13 – Gráfico do SAC-DM com as linhas de DDF para condições de falhas duplas para o intervalo de tempo de 1,8s.

5.7 COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS FFT E SAC-DM

Ao se analisar os resultados obtidos para as técnicas aplicadas para a DDF, verificou-se uma grande sobreposição das frequências geradas para alguns sinais na FFT, principalmente para o caso da comparação das falhas simples com as falhas duplas, fato que não ocorreu de uma forma geral no SAC-DM e que pode ser evidenciado com clareza nos gráficos das Figuras 5.4 e 5.12, respectivamente. Estas sobreposições ocorridas na FFT foram entre as falhas IC60 e IC60IF50, relativas à incrustação na entrada de ar da condensadora e a incrustação do filtro de ar na evaporadora, como também entre as falhas DC30 e DC30IF50, relativas à degradação do capacitor do compressor e a incrustação do filtro de ar. A fim de comparação com a aplicação do SAC-DM, somente as falhas IC60 e IC60IF50 apresentaram ultrapassagem em um pequeno trecho da linha de delimitação da faixa de frequência projetada no gráfico, utilizada para fim de determinação da acurácia do método, mas sem que ocorresse a sobreposição dos dois sinais. Observando o gráfico do SAC-DM pode-se notar que a falha IC60IF50 gerou um sinal com amplitude de frequência maior que os demais, tendo este fato também contribuído para esta ultrapassagem no trecho, como pode ser verificado na Tabela 5.3.

Em relação às falhas simples, observa-se no gráfico da Figura 5.3 que com a aplicação da FFT houve somente uma sobreposição parcial entre os sinais de frequência das falhas da unidade evaporadora, a incrustação da entrada de ar (IE60) e a incrustação do filtro de ar (IF50). Este fato pode ser uma consequência destas falhas terem um grau de incrustação na unidade evaporadora com valores muito próximos, tendo somente 10% de diferença entre a área de bloqueio na entrada de ar do equipamento. No entanto, mesmo com essa diferença pequena de percentual o SAC-DM foi capaz de diagnosticar os dois sinais em faixas de frequências totalmente distintas, como mostrados na Figura 5.10 e Tabela 5.2, apresentando assim também um melhor resultado para a DDF simples.

Em uma análise geral, ambas as técnicas foram capazes de realizar a detecção de falhas no sistema do ar-condicionado de forma bem satisfatória, com o SAC-DM obtendo uma acurácia de 100% para falhas simples e entre 96,55% e 100% para falhas duplas. No entanto, o SAC-DM apresentou um melhor resultado na parte de diagnóstico de falhas em comparação com a FFT, mostrando-se capaz de distinguir até mesmo falhas simultâneas de suas respectivas falhas simples, com uma acurácia entre 82,76% e 100%, e falhas com uma

pequena diferença de nível de incrustação, com uma acurácia de 100%, como mostrado na Tabela 5.4.

Tabela 5.4 – Resultados das acurácias obtidas para as falhas com o SAC-DM.

Falha	Detecção (%)	Diagnóstico (%)
SF	100	100
IC30	100	100
IC60	100	100
IE60	100	100
IF50	100	100
DC30	100	100
IC60IF50	96,55	82,76
DC30IF50	100	100

Conforme os testes realizados, estas acurácias podem atingir um resultado melhor com o aumento do intervalo de tempo no processamento de dados.

CAPÍTULO VI

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa teve como proposta a apresentação de uma nova técnica não invasiva para o diagnóstico de falhas em ar-condicionado tipo *split* com aplicação de pequeno porte baseada na análise do sinal da corrente elétrica. Trata-se de um tema que ainda carece de mais estudos, visto que a grande maioria das publicações realizadas utilizam técnicas termodinâmicas para análise dos sinais, além de sensores invasivos para a coleta de dados, em alguns casos. É importante ressaltar que os dados coletados foram de um equipamento instalado e operando em sua condição real na operação livre de falhas, ao contrário de muitas pesquisas que foram realizadas com o equipamento montado em bancada de laboratório, as quais podem efetuar análises e apresentar resultados não tão significativos em comparação com um equipamento instalado em campo.

Em comparação com a FFT, que é considerada um método tradicional para o diagnóstico de falhas em máquinas rotativas, o SAC-DM tem como principal vantagem à possibilidade de se realizar um experimento único com uma aquisição de um sinal de curta duração, visto que na análise realizada sobre esta técnica foi possível obter bons resultados, considerando um tempo de intervalo de apenas 1 segundo.

Os resultados apresentados também mostram que o SAC-DM foi capaz de identificar diferentes níveis de frequência dos sinais de operação do equipamento para falhas simples e duplas, tanto na unidade interna como na unidade externa do ar-condicionado, considerando níveis diferentes de incrustação dessas unidades, como também o diagnóstico de um componente elétrico degradado, no caso, o capacitor do compressor. As falhas simples testadas puderam ser detectadas e diagnosticadas com 100%

de acurácia, enquanto as falhas duplas obtiveram uma detecção entre 96,55% e 100% e um diagnóstico entre 82,76% e 100%.

Dessa forma, pode-se considerar que as técnicas para análise do sinal da corrente elétrica, em especial o SAC-DM, demonstram ser métodos que possibilitam a DDF em equipamentos de ar-condicionado tipo *split* baseado nos resultados obtidos.

Baseado nestas considerações sobre o trabalho pode-se verificar que os objetivos geral e específicos do trabalho foram atendidos, tendo sido desenvolvido um método para diagnosticar as falhas de um ar-condicionado tipo *split* com a utilização do SAC-DM pela análise da corrente elétrica.

Uma limitação da pesquisa importante para ser ressaltada, é que o experimento foi realizado somente em um tipo de equipamento de ar-condicionado, assim, não podendo generalizar os resultados obtidos. Outra limitação a ser considerada é que o equipamento foi testado somente na configuração de uma temperatura pré-determinada para operação do ar-condicionado.

Apesar dos resultados terem demonstrado que o SAC-DM pode ser uma técnica promissora para a DDF no ar-condicionado tipo *split*, para aprimoramento da técnica, sugere-se como estudos futuros:

- a análise das falhas de subcarga e sobrecarga do gás refrigerante;
- a utilização da regressão linear para estimar o nível percentual específico da falha no componente em seu diagnóstico;
- a aplicação das redes neurais artificiais para a DDF para comparação dos resultados com o método aplicado neste estudo;
- o teste em um ar-condicionado tipo *split* modelo inverter, visto ter uma característica operacional elétrica diferente do modelo de equipamento convencional;
- o estudo para o desenvolvimento de um sistema embarcado para aplicação da técnica proposta;
- a análise mais aprofundada dos resultados obtidos em testes dos sinais para o determinismo e para o Caos, com a finalidade de auxiliar no processo de detecção ou diagnóstico das falhas em estudo.

REFERÊNCIAS

ALI, M. Z.; LIANG, X. Threshold-Based Induction Motors Single- and Multifaults Diagnosis Using Discrete Wavelet Transform and Measured Stator Current Signal. **Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering,** v. 43, n. 3, pp. 136-145, summer 2020.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS – ABNT. **NBR 13971:** Sistemas de refrigeração, condicionamento de ar, ventilação e aquecimento — Manutenção programada. Rio de Janeiro, p. 25, 2014.

ABRAMAN. Associação Brasileira de Manutenção e Gestão de Ativos – **ABRAMAN**. 2017. Disponivel em: <http://www.abraman.org.br/sidebar/documento-nacional/beneficiosconcedidos-aos-participantes-da-pesquisa>. Acesso em: 26 jun. 2022.

ABRAVA. ABRAVA de Portas Abertas foi um Sucesso. **ABRAVA.** 2024. Disponivel em: < https://abrava.com.br/abrava-de-portas-abertas-foi-um-sucesso-setor-do-frio-deve-faturar-r-41-bi-em-2024/>. Acesso em: 24 set. 2024.

ABRAVA. Setor de ar condicionado em evidência na ABRAVA. **ABRAVA.** 2021. Disponivel em: < https://abrava.com.br/setor-de-ar-condicionado-em-evidencia-na-abrava/>. Acesso em: 23 jun. 2022.

ARMSTRONG, P. R.; LAUGHMAN, C. R.; LEEB, S. B.; NORFORD, L. K. Detection of Rooftop Cooling Unit Faults Based on Electrical Measurements, **HVAC&R Research**, v. 12, n. 1, p. 151-175, 2006.

BASTOS, Helena Christina Piuvezam de Albuquerque. **Densidade de Máximos e Função de Correlação em Mecânica Clássica e Sinais Biológicos.** 2017. 94 f. Dissertação (Mestrado em Física). Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2017.

BAZEIA, D.; PEREIRA, M. B. P. N.; BRITO, A. V.; OLIVEIRA, B. F.; RAMOS, J. G. G. S. A novel procedure for the identification of chaos in complex biological systems. **Scientific Reports**, v. 7, n. 1, p. 1-9, 2017.

BESSOUS, N.; ZOUZOU, S. E.; SBAA, S.; BENTRAH, W. A comparative study between the MCSA, DWT and the vibration analysis methods to diagnose the dynamic eccentricity fault in induction motors. **6th International Conference on Systems and Control (ICSC),** Batna, Algeria, pp. 414-421, mai. 2017.

BONALDI, E. L. **Diagnóstico preditivo de avarias em motores de indução trifásicos com mcsa e teoria de conjuntos aproximados**. 185 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica). Universidade Federal de Itajubá. Itajubá, 2005.

BONALDI, E. L.; MARQUES, A. B.; OLIVEIRA, L. L.; LAMBERT-TORRES, G. A Aplicação da Análise da Assinatura Elétrica no Setor de Óleo e Gás – Procedimento de Coleta e Análise, Resultados e Metodologia para Redução do Custo com Paradas Não-Programadas em Refinarias Brasileiras. **IV PCIC BR**, Rio de Janeiro, Brasil, 2012.

CAI, B.; HUANG, L.; XIE, M. Bayesian Networks in Fault Diagnosis. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 13, n. 5, pp. 2227-2240, 2017.

CAMPANHOLA, F. P.; MICHELS, A.; MARTINS, G. M. **Avaliação de sistemas de condicionamento de ar para salas de prédio público**. 2014. 25 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Pós-Graduação em Eficiência Energética Aplicada aos Processos Produtivos). Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria, 2014.

CARRIER. How do air conditioners work? **Carrier**, 2022. Disponível em: <https://www.carrier.com/residential/en/us/products/air-conditioners/how-do-air-conditioners-work/#>. Acesso em: 24/06/2022.

CHAPRA, S. C.; CANALE, R. P. **Métodos numéricos para engenharia.** 7 ed. McGraw Hill, 2016.

CHEN, Chi; ZUO, Yunxing; YE, Weike; LI, Xiangguo; DENG, Zhi; ONG, Shyue Ping. A Critical Review of Machine Learning of Energy Materials. **Advanced Energy Materials**, v. 10, p. 1-36, 2020.

CHEN, Yuxuan; EBRAHIMIFAKHAR, Amir; HU, Yifeng; YUILL, David P. Generalizability of machine learning-based fault classification for residential air-conditioners. **Energy and Buildings**, v. 295, 2023.

CREDER, Helio. **Instalações de ar condicionado**. 6. Ed. LTC: Rio de Janeiro, 2013.

CRUZ, Amanda Guerra de Araújo. **Sistema híbrido para diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos com base no método vibracional, corrente de armadura e lógica fuzzy**. 2015. 121 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica). Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2015.

DEL'ANTONIO, T.; NOVENTA, D. R.; FERES JUNIOR, M. A. Sistema de refrigeração por meio de água gelada. **Ensaios & Diálogos**, Faculdade Clauretiano, v. 10, n. 1, p. 197-224, 2017.

DELVECCHIO, Simone; BONFIGLIO, Paolo; POMPOLI, Francesco. Vibro-acoustic condition monitoring of Internal Combustion Engines: A critical review of existing techniques. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 99, p. 661-683, 2018.

DEPTULA, Adam; MACEK, Wojciech; PARTYKA, Marian A. Assessing the damage importance rank in acoustic diagnostics of technical conditions of the internal combustion engine with multi-valued logical decision trees. In: ITM Web of Conferences. **EDP Sciences**, 2017.

DEUS, Danyelson Barros Bezerra de. **Diagnóstico de barras quebradas em motores de indução trifásicos através da análise da densidade de máximos do sinal de corrente.** 2020. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica). Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2020.

DEUS, Danyelson Barros Bezerra de; SOBRINHO, Carlos Alberto Nóbrega; BELO, Francisco Antonio; BRITO, Allison. Vasconcelos de; RAMOS, Jorge Gabriel Gomes de Souza; LIMA FILHO, Abel Cavalcante. Density of Maxima Approach for Broken Bar Fault Diagnosis in Low Slip and Variable Load Conditions of Induction Motors. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 69, n. 12, pp. 9797-9804, 2020.

DOCKHORN, Fernando da Silva Mello. **Manutenção 4.0 no contexto da Universidade de Brasília – UnB**. 2019. 131 f. Dissertação (Mestrado em Sistemas Mecatrônicos). Universidade de Brasília, Brasília, 2019.

FIEDLER-FERRARA, N.; PRADO, C. P. C. **Caos:** Uma introdução. Blucher, 1994.

FRIGELAR. Como funciona um ar-condicionado split? **Frigelar**, 2024. Disponível em: https://blog.frigelar.com.br/como-funciona-ar-condicionado-split/, Acesso em: 17/03/2024.

GALDINO, Vanlex Gomes. **Técnicas para Estimação de Expoentes de Lyapunov em Sistemas Dinâmicos Nâo-lineares**. 2018. 131 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática). Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2018.

GOETZLER, W.; GUERNSEY, M.; YOUNG, J., FUHRMAN, J.; ABDELAZIZ, O. The Future of Air Conditioning for Buildings. **Navigant Consulting**, Burlington, MA, United States, jul. 2016.

GOKYILDIRIM, A.; UYAROGLU, Y.; PEHLIVAN, I. A novel chaotic attractor and its weak signal detection application. **Optik – International Journal for Light and Electron Optics**, v. 127, n. 19, p. 7889-7895, 2016.

GUO, Fangzhou; RASMUSSEN, Bryan. Predictive maintenance for residential air conditioning systems with smart thermostat data using modified Mann-Kendall tests. **Applied Thermal Engineering**, v. 222, 2023.

HU, Y. Hu; YUILL, D. P. Multiple simultaneous faults impacts on air-conditioner behavior and performance of a charge diagnostic method. **Applied Thermal Engineering**, v. 215, p. 1-14, out. 2022.

JANECKE, A.; TERRILL, T. J., RASMUSSEN B. P. A comparison of static and dynamic fault detection techniques for transcritical refrigeration. **International Journal of Refrigeration**, v. 80, p. 212-224, ago. 2017.

JARDINE, Andrew K. S.; LIN, Daming; BANJEVIC, Dragan. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 20, n. 7, p. 1483-1510, 2006.

KIM, M.; YOON, S. H.; PAYNE, W. V.; DOMANSKI, P. A. Development of the reference model for a residential heat pump system for cooling mode fault detection and diagnosis. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 24, p. 1481–1489, jul. 2010.

KIM, W.; LEE, J. Fault detection and diagnostics analysis of air conditioners using virtual sensors, **Applied Thermal Engineering**, v. 191, p. 1-14, jun. 2021.

KIM, D.; KANG, S.; YOO, J.; KIM, D. K.; YOUN, B. A study on the quantitative single and dual fault diagnosis of residential split type air conditioners in static operation using support vector machine method. **International Journal of Refrigeration**, v. 131, p. 206-217, nov. 2021.

KIM, M.; PAYNE, V.; DOMANSKI, P. A.; YOON, S. H.; HERMES, C. J. L. Performance of a residential heat pump operating in the cooling mode with single faults imposed. **Applied Thermal Engineering**, v. 29, p. 770-778, mar. 2009.

KRISTON, B. J.; JÁLICS, K. Application of vibro-acoustic methods in failure diagnostics. **Journal of Physics**: Conference Series. IOP Publishing, 2021.

KULP, C. W.; SMITH, S. Characterization of noisy symbolic time series. **Physical Review E**, v. 83, n. 2, p. 1-14, 2011.

KULP, C. W.; ZUNINO, L. Discriminating chaotic and stochastic dynamics through the permutation spectrum test. **Chaos**: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, v. 24, n. 3, p. 1-9, 2014.

LAKSHMANAN, Vignesh; DOIPHODE, Pushpak; SAMANTA, Indraneel. Performance Enhancement of Air Cooled Heat Sink Used in Inverter Drives of Residential Air Conditioners. **International Journal of Air-Conditioning and Refrigeration**, v. 28, n. 1, 2020.

LATHI, B. P. **Sinais e sistemas lineares**. 2. Ed. Porto Alegre: Bookman, 2008.

LEÃO, Ruth Pastôra Saraiva; SAMPAIO, Raimundo Furtado; ANTUNES, Fernando Luiz Marcelo. **Harmônicas em sistemas elétricos**. Rio de Janeiro: Gen LTC, 2013.

LEE, K. P., WU, B. H.; PENG, S. L. Deep-learning-based fault detection and diagnosis of air-handling units. **Building and Environment**, v. 157, p. 24-33, 2019.

LEONG, C. Y. Fault Detection and Diagnosis of Air Handling Unit: A Review. In: **MATEC Web Conference**, v. 255, jan. 2019.

LI, H.; BRAUN, J. E. A Methodology for Diagnosing Multiple Simultaneous Faults in Vapor-Compression Air Conditioners. **HVAC&R Research**, v. 13, n. 2, p. 369-395, 2007.

LI, Yunhua; LIU, Mingsheng; LAU, Josephine; ZHANG, Bei. Experimental study on electrical signatures of common faults for packaged DX rooftop units. **Energy and Buildings**, v. 77, p. 401–415, jul. 2014.

LIANG, J.; DU, R. Model-based Fault Detection and Diagnosis of HVAC systems using Support Vector Machine method. **International Journal of Refrigeration**, v. 30, p. 1104-1114, 2007.

LIAO, Z.; SONG, L.; CHEN, P.; ZUO, S. An Automatic Filtering Method Based on an Improved Genetic Algorithm—With Application to Rolling Bearing Fault Signal Extraction. **IEEE Sensors Journal**, v. 17, n. 19, p. 6340–6349, 2017.

LIN, Guanjing; KRAMER, Hannah; GRANDERSON, Jessica. Building fault detection and diagnostics: Achieved savings, and methods to evaluate algorithm performance. **Building and Environment**, v. 168, 2020.

LOK, Kristel. **The Lyapunov Exponent Test and the 0 − 1 Test for Chaos compared.** 2016. 131 f. TCC (Bachelor em Project Mathematics). University of Groningen, Groningen, 2016.

LUCENA JÚNIOR, Anselmo. **Análise de falha em rolamentos de motores de indução trifásico através do som utilizando densidade de máximos**. 2019. 107 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica). Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2019.

LUCENA JUNIOR, J. A.; LIMA, T. L. V.; BRUNO, G. P.; BRITO, A. V.; RAMOS, J. G. G. S.; BELO, F. A.; LIMA FILHO, A. C. Chaos theory using density of maxima applied to the diagnosis of three-phase induction motor bearings failure by sound analysis. **Computers in Industry**, v. 123, dez. 2020.

MARTIN, D; KÜHL, N; SATZGER, G. Virtual Sensors. **Business & Information Systems. Engineering**, v. 63, p. 315-323, mar. 2021.

MARTINS, Emídio Ferreira; SANTOS, Artur Vitorio Andrade; SILVA, Laffert Gomes Ferreira da. Proposta de construção de um sistema de aquisição de dados para o estudo de

movimentos em queda livre utilizando sensores indutivos em plataforma arduino. **Brazilian Journal of Development**, v.7, n.7, p. 72158–72171, 2021.

MEDEIROS, R. L. V.; LIMA FILHO, A. C.; RAMOS, J. G.; NASCIMENTO, T.; BRITO, A. V. A novel approach for speed and failure detection in brushless DC motors based on chaos. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 66, n. 11, p. 8751-8759, 2018.

MOHANTY, A. R.; KAR, C. Fault Detection in a Multistage Gearbox by Demodulation of Motor Current Waveform. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 53, n. 4, pp. 1285-1297, jun. 2006.

NATIONAL INSTRUMENTS. **O que é aquisição de dados?** 2019. Disponível em: <http://www.ni.com/data-acquisition/what-is/pt/>. Acesso em: 18 nov., 2019.

NEGOITA, A.; SCUTARU, G. H.; IONESCU, R. M. A brief review of monitoring techniques for rotating electrical machines. Bulletin of the Transilvania University of Brasov. **Engineering Sciences**. Series I, v. 3, p. 277, 2010.

PAYNE, W. V; HEO, J.; DOMANSKI, P. A. A Data Clustering Technique for Fault Detection and Diagnostics in Field-Assembled Air Conditioners. **International Journal of Air-Conditioning and Refrigeration**, v. 26, n. 2, p. 1-12, mai. 2018.

PONS-LLINARES, J.; ANTONINO-DAVIU, J. A.; RIERA-GUASP, M.; PINEDA-SANCHEZ, M.; CLIMENTE-ALARCON, V. Induction motor diagnosis based on a transient current analytic wavelet transform via frequency B-splines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 58, n. 5, p. 1530–1544, mai. 2011.

PRAVEENKUMAR, T; SABHRISH, B.; SAIMURUGAN, M.; RAMACHANDRAN, K. I. Pattern recognition based on-line vibration monitoring system for fault diagnosis of automobile gearbox. **Measurement**, v. 114, p. 233-242, 2018.

PRYTZ, Rune. **Machine learning methods for vehicle predictive maintenance using off-board and on-board data**. 2014. 23 f. Tese de Doutorado. Halmstad University Press, 2014.

PUTHUSSERYPADY, Sadasivan. **Applied Signal Processing**. Now Publishers: Hanover, 2021.

RAFATI, Amir; SHAKER, Hamid Reza; GHAHGHAHZADEH, Saman. Fault detection and efficiency assessment for HVAC systems using Non-Intrusive Load Monitoring: A Review. **Energies**, v. 15, n. 1, p. 341, 2022.

REN, Weihe; LIANCHUAN, Ma; WANG, Yiwei. Monte Carlo analysis for safety and reliability of rail transit signal system based on Cloud Computing. **Journal of Physics**: Conference Series, v. 1654, 2020.

REVISTA DO FRIO. Recuperação do mercado de splits anima indústria de climatização. **Revista do Frio**, 14 de ago. de 2018. Disponível em: <https://revistadofrio.com.br/recuperacao-do-mercado-de-splits-anima-industria-de-climatizacao/>. Acesso em: 15/06/2022.

RIBEIRO, Diogo Aranha. **Análise de vibração em motores elétricos com mouse óptico**. 2016. 68 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistema e Automação). Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2016.

ROGERS, A. P.; GUO, F.; RASMUSSEN, B. P. A review of fault detection and diagnosis methods for residential air conditioning systems. **Building and Environment**, v. 161, p. 106236, 2019.

ROSSI, Todd M.; BRAUN, James E. A statistical, rule-based fault detection and diagnostic method for vapor compression air conditioners. **HVAC&R Research**, v. 3, n. 1, p. 19-37, 1997.

RUNGE, J.; ZMEUREANU, R. Forecasting Energy Use in Buildings Using Artificial Neural Networks: A Review. **Energies**. v. 12, n. 17, p. 1-27, ago. 2019.

SALUNKE, Sharad; SHRIVASTAVA, Ashok Kumar; HASHMI, Mohammad Farukh; AHUJA, Bharti; BODKE, Neeraj Dhanraj. Quad Key-Secured 3D Gauss Encryption Compression System with Lyapunov Exponent Validation for Digital Images. **Applied Sciences**, v. 13, n. 3, 2023.

SEBRAE. Como montar um serviço de manutenção de ar condicionado. **SEBRAE**, 2022. Disponível em: <https://www.sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/ideias/como-montar-um-servico-de-manutencao-de-ar-condicionado,aed87a51b9105410VgnVCM1000003b74010aRCRD#apresentacao-de-negocio>. Acesso em: 21 jun. 2022.

SEO, J. A.; LIM, T. H.; SHIN, Y.; LEE, S. H.; KIM, Sanghun. Case study of fault detection and diagnosis of a household air conditioner with a dynamic refrigeration cycle simulator. **Applied Thermal Engineering**, v. 94, p. 198-208, fev. 2016.

SEYAM, S. Types of HVAC Systems. In: **HVAC System**, Babol, Iran: InTech, p. 49-66, nov. 2018.

SHAFI, Uferah; SAFI Asad; SHAHID Ahmad Raza; ZIAUDDIN, Sheikh; SALEEM, Muhammad Qaiser. Vehicle remote health monitoring and prognostic maintenance system. **Journal of Advanced Transportation**, v. 2018, 2018.

SHAFIEE, M. Maintenance strategy selection problem: An MCDM overview. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, v. 21, n. 4, p. 378–402, 2015.

SILVA, Marlio Antonio; LUCENA JUNIOR, Jose Anselmo; SILVA, Julio Cesar da; BELO, Francisco Antonio; LIMA FILHO, Abel Cavalcante; RAMOS, Jorge Gabriel Gomes de Souza; CAMARA, Romulo; BRITO, Alisson Vasconcelos de. Sensorless Speed Estimation of Induction Motors through Signal Analysis Based on Chaos Using Density of Maxima. **Entropy**, v. 26, n. 5, 2024.

SINHA, P. Multivariate Polynomial Regression in Data Mining: Methodology, Problems and Solutions. **International Journal of Scientific and Engineering**, v. 4, p. 962-965, dez. 2013.

SOTERRONI, A. C.; DOMINGUES, M. O.; RAMOS F. M. Estimativa do expoente de Hurst de séries temporais caóticas por meio da transformada wavelet discreta. **Brazilian Conference on Dynamics, Control and Applications**; 2008.

STROGATZ, S. H. **Nonlinear Dynamics and Chaos with Student Solutions Manual:** With Applications to Physics, Biology, Chemistry, and Engineering. 2 ed., CRC Press, 2018.

SUAMIR, I. N.; ARDITA, I. N.; RASTA, I. M. Effects of Cooling Tower Performance to Water Cooled Chiller Energy Use: a Case Study toward Energy Conservation of Office Building. In: **International Conference on Applied Science and Technology (Icast)**, Manado, Indonesia, p. 712-717, 2018.

VÉRAS, Frank Cesar; LIMA, Thyago L. V.; SOUZA, Jefferson S.; RAMOS, Jorge G. G. S.; LIMA FILHO, Abel C.; BRITO, Alisson V. Eccentricity Failure Detection of Brushless DC Motors from Sound Signals based on Density of Maxima. **IEEE Access**, v. 7, p. 150318-150326, 2019.

WANG, Jinjiang; ZHANG, Laibing; DUAN, Lixiang; GAO, Robert X. A new paradigm of cloud-based predictive maintenance for intelligent manufacturing. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 28, n. 5, p. 1125-1137, 2017.

WERLANG, M.; RIZZI, Marlize; THEISEN, Eloisa Marciana Kolberg; FENNER, G.; FERRÃO, Marco Flôres; GERBASE, Annelise Engel; PAZOS, Rubén E. P. Avaliação do Desempenho de Ondaletas para a Construção de Modelos de Regressão Multivariada Empregando Dados de Espectroscopia no Infravermelho. **Tecno-Lógica**, v. 12, n. 1, p. 07-13, 2008.

XU, Jiaqi; WANG, Qiang; ZHOU, Juan; ZHOU, Haiting; CHEN, Jiayan. Improved Bayesian network-based for fault diagnosis of air conditioner system. **International Journal of Metrology and Quality Engineering**, v. 14, n. 10, 2023.

YANG, Z.; ZHAO, G. Application of symbolic techniques in detecting determinism in time series. In: **Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.** v. 20, n. 5, Biomedical Engineering Towards the Year 2000 and Beyond (Cat. No. 98CH36286). IEEE, p. 2670-2673, 1998.

ZHANG, Zhenyou; WANG, Yi; WANG, Kesheng. Fault diagnosis and prognosis using wavelet packet decomposition, Fourier transform and artificial neural network. **Journal of Intelligent Manufacturing**, v. 24, n. 6, p. 1213-1227, 2013.

ZHU, Kevin Xiaoguo. Sensor-based condition monitoring and predictive maintenance – an integrated intelligent management support system. **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, v. 5, n. 4, p. 241-258, 1996.

APÊNDICES

A. TESTE PARA O DETERMINIMSMO DOS SINAIS ANALISADOS COM A APLICAÇÃO DA ÁRVORE DE SÍMBOLOS

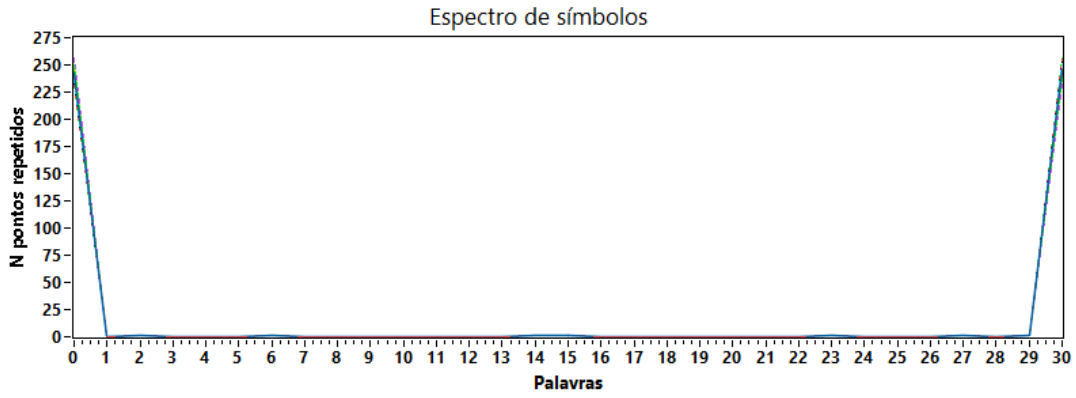


Figura A.1 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a operação sem falhas SF.

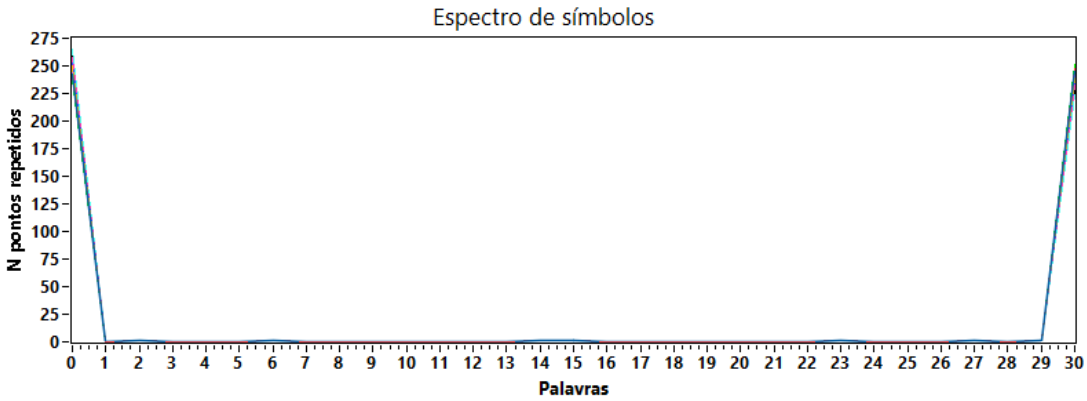


Figura A.2 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IC30.

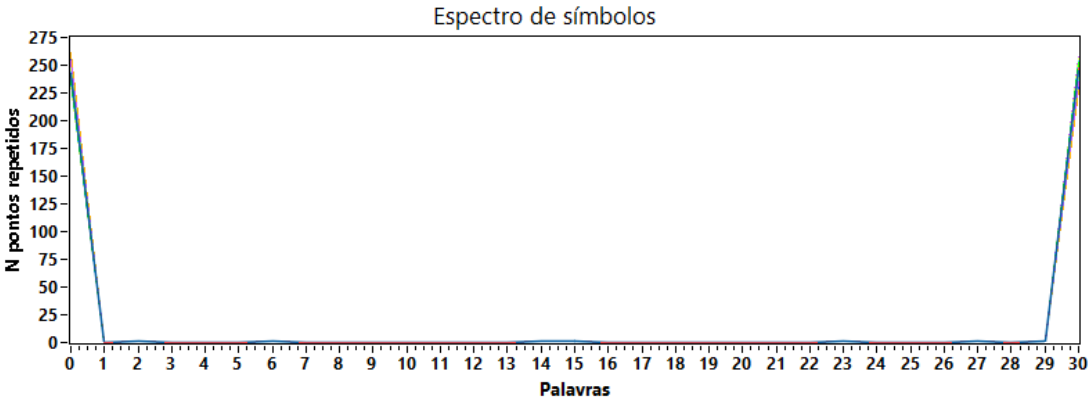


Figura A.3 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IC60.

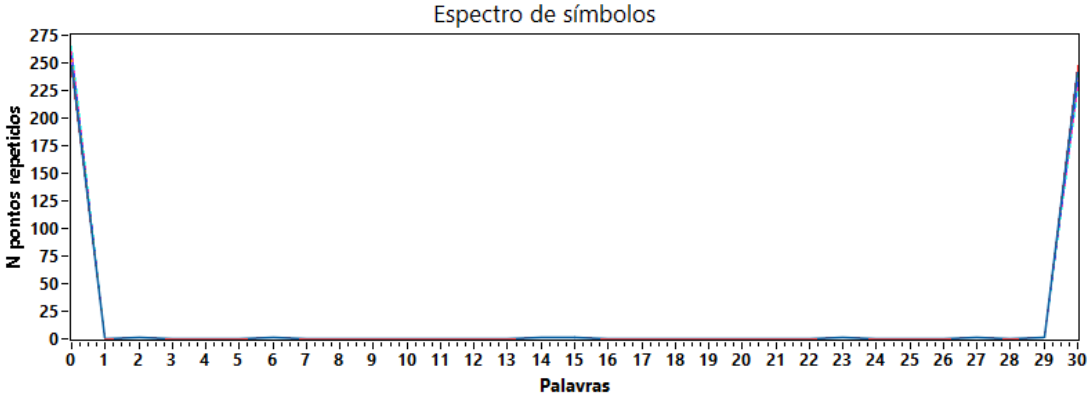


Figura A.4 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IE60.

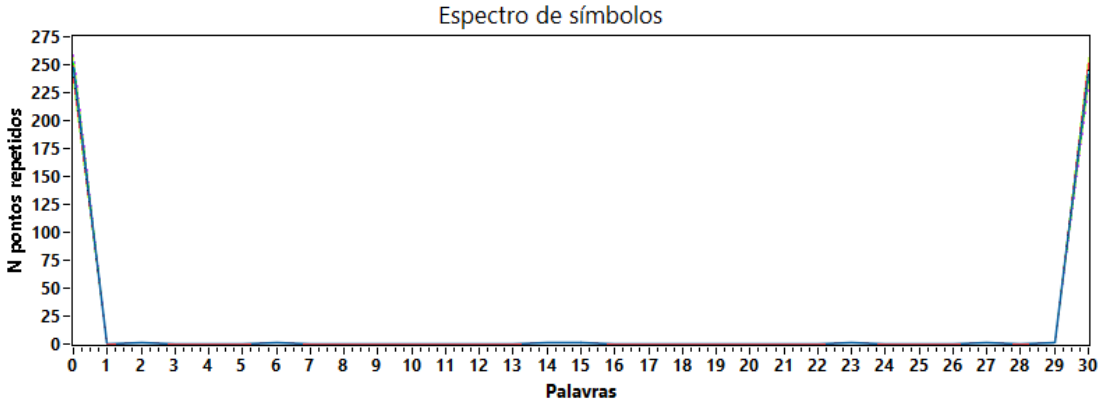


Figura A.5 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IF50.

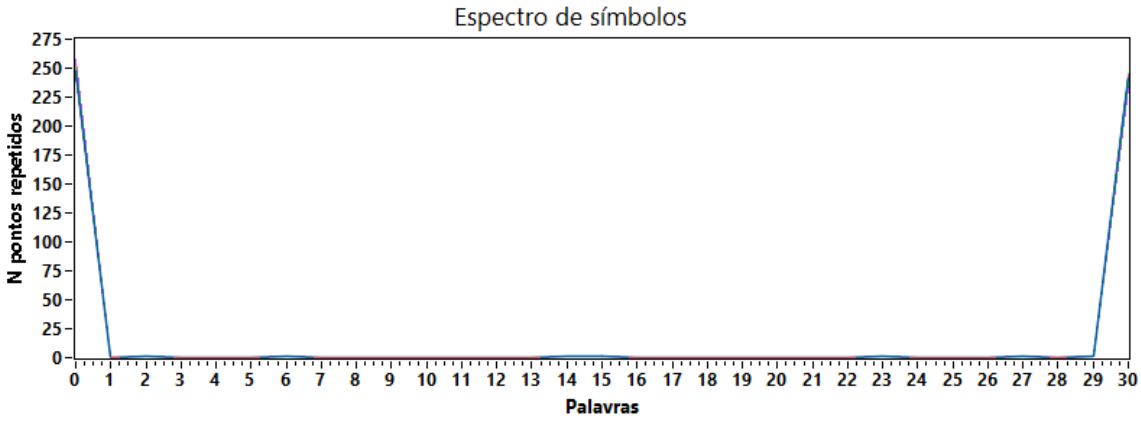


Figura A.6 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha DC30.

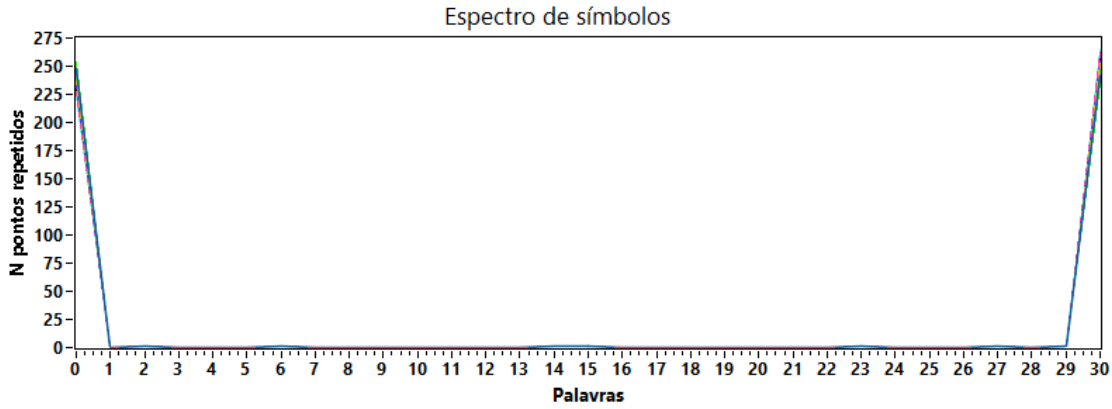


Figura A.7 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha IC60IF50.

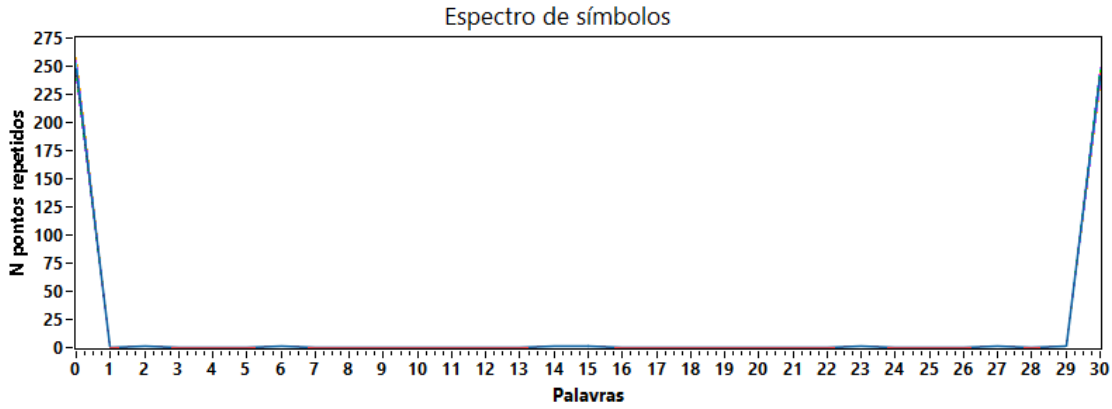


Figura A.8 – Gráfico da Árvore de Símbolos do sinal para a falha DC30IF50.

B. TESTE PARA O CAOS DOS SINAIS ANALISADOS COM A APLICAÇÃO DO EXPOENTE DE LYAPUNOV

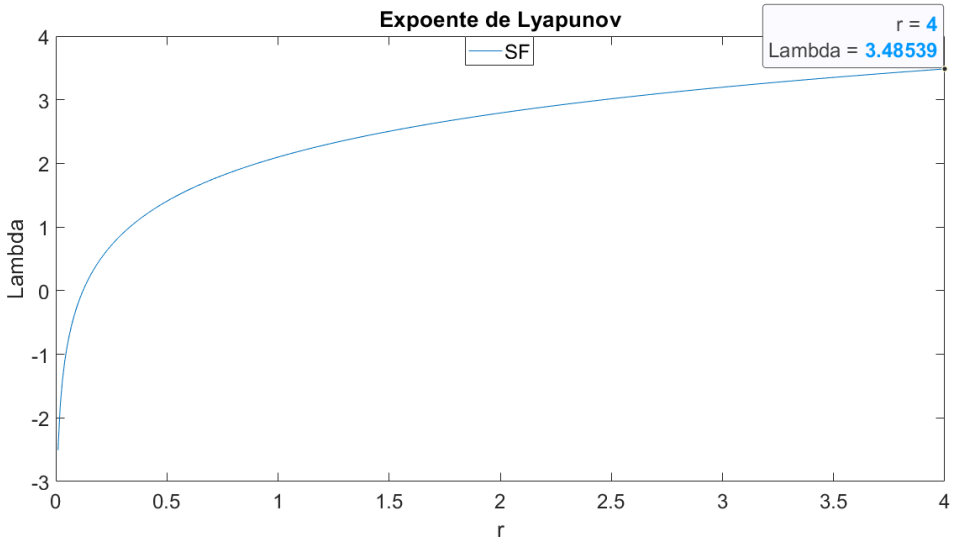


Figura A.9 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para operação sem falhas SF.

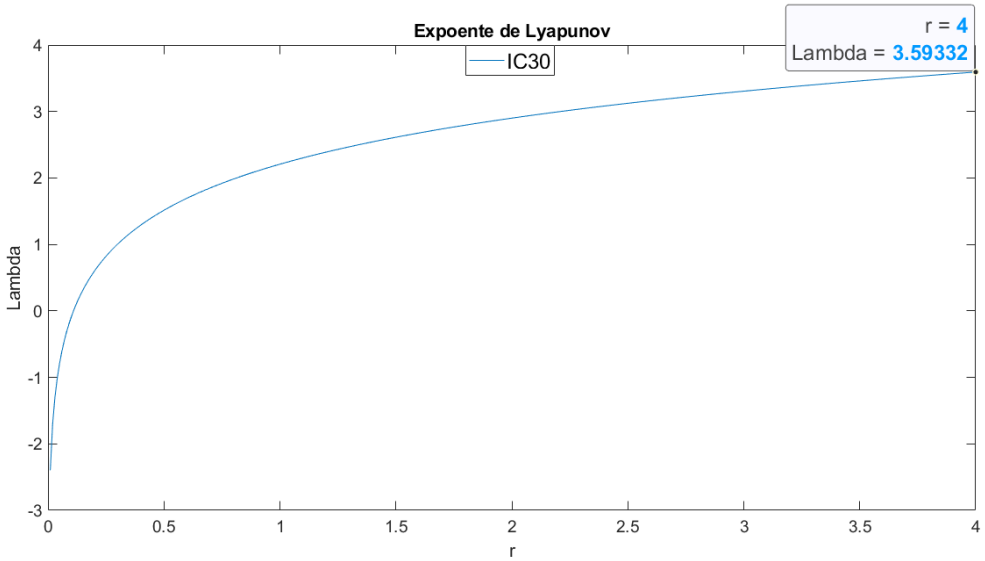


Figura A.10 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC30.

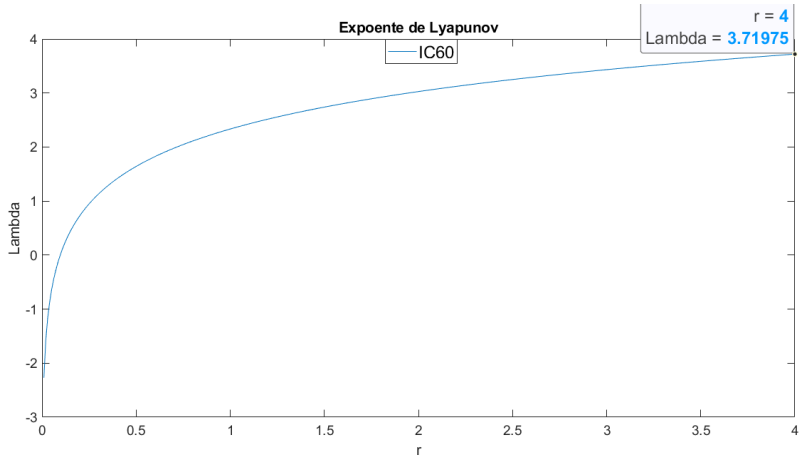


Figura A.11 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC60.

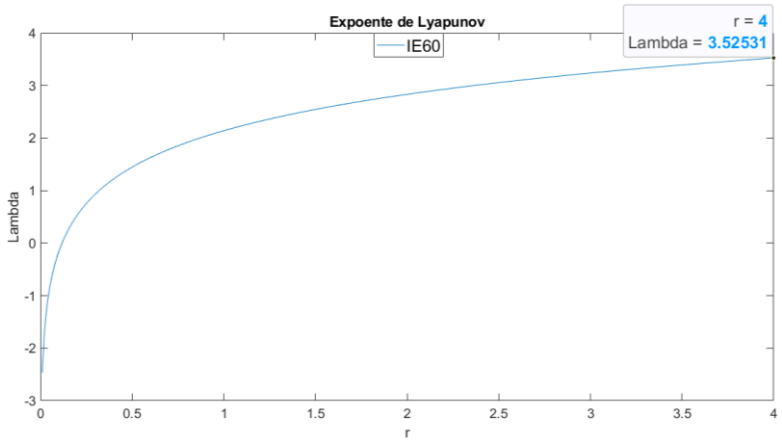


Figura A.12 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IE60.

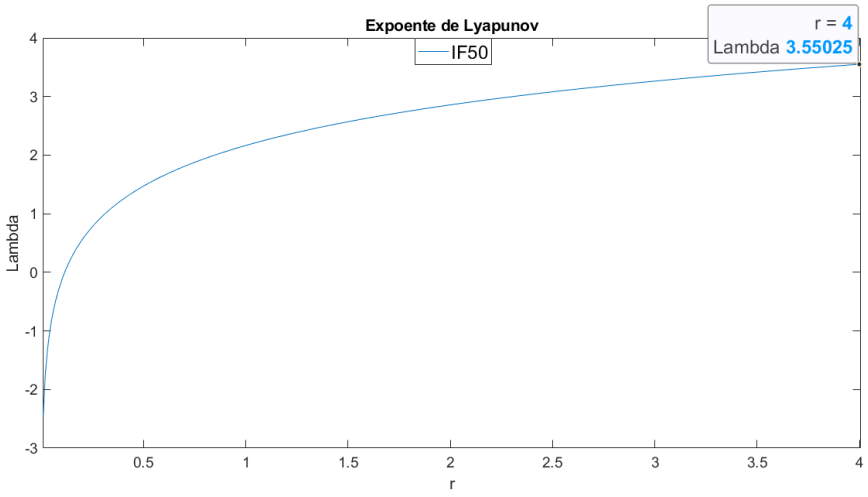


Figura A.13 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IF50.

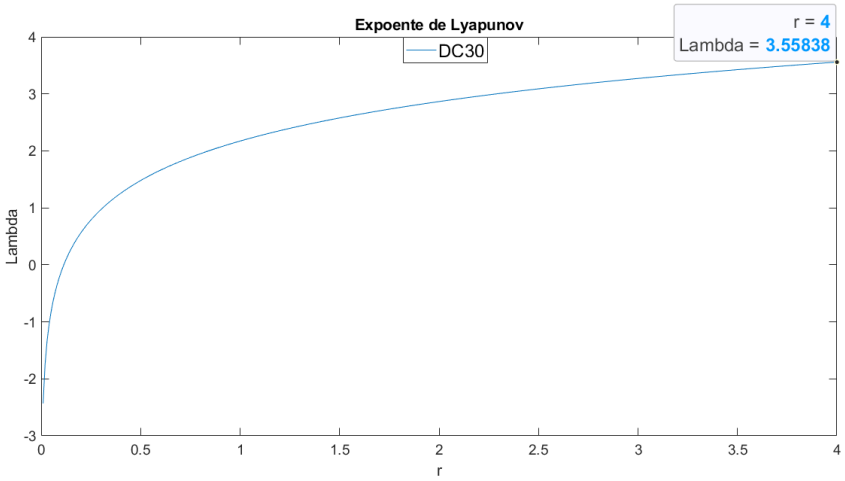


Figura A.14 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha DC30.

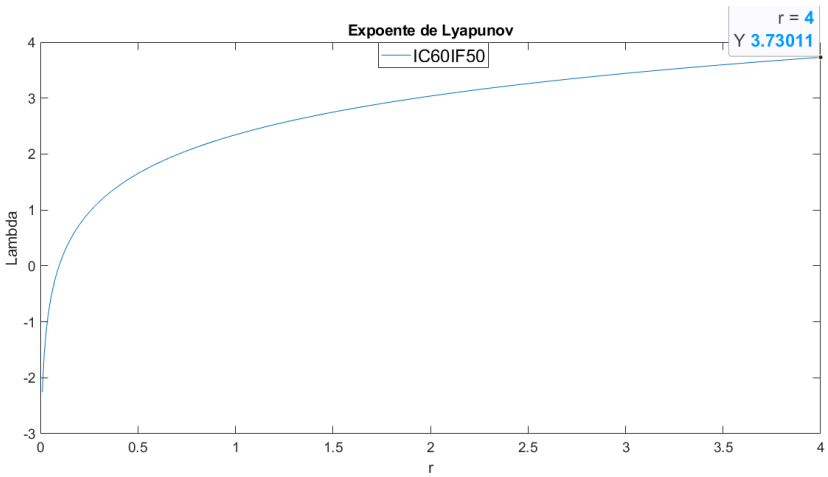


Figura A.15– Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC60IF50.

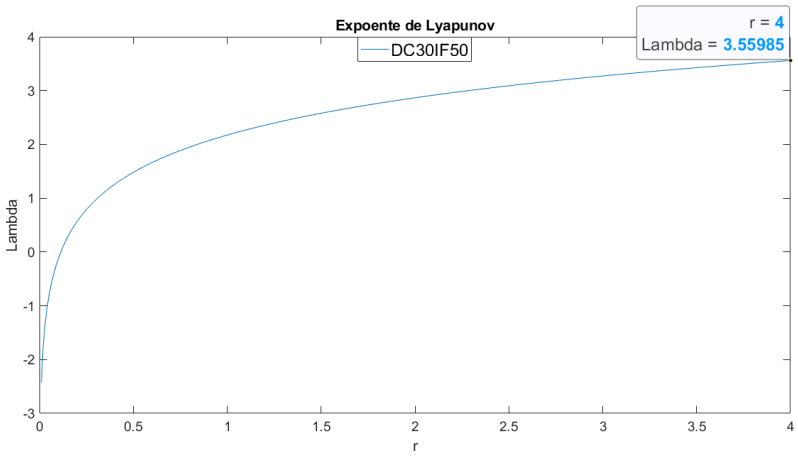


Figura A.16– Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha DC30IF50.

C. GRÁFICOS TESTADOS COM A TAXA DE AMOSTRAGEM DE 5 kHz

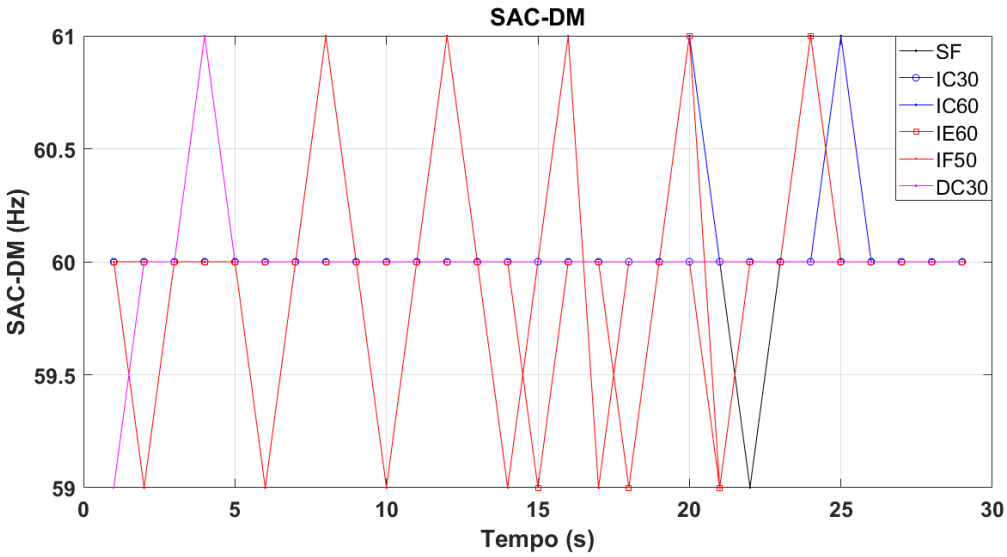


Figura A.17 – Gráfico do SAC-DM para condições de falhas simples com taxa de amostragem de 5 kHz.

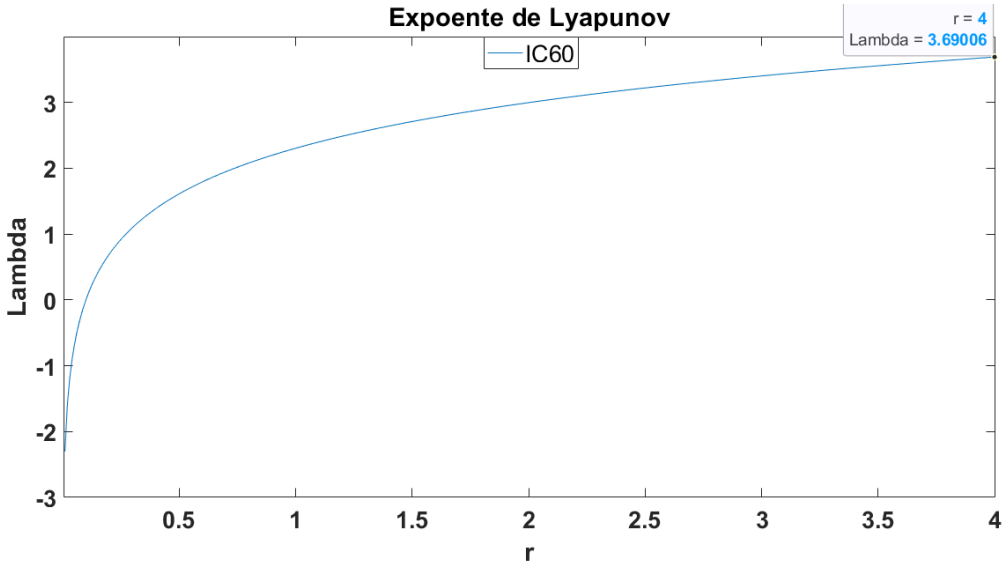


Figura A.18 – Gráfico do Expoente de Lyapunov do sinal para a falha IC60 com taxa de amostragem de 5 kHz..

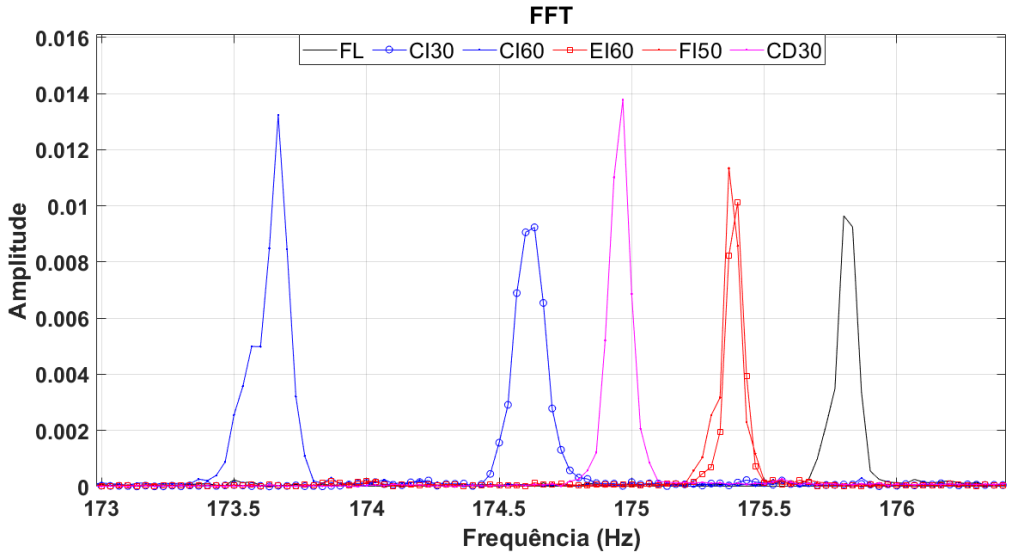
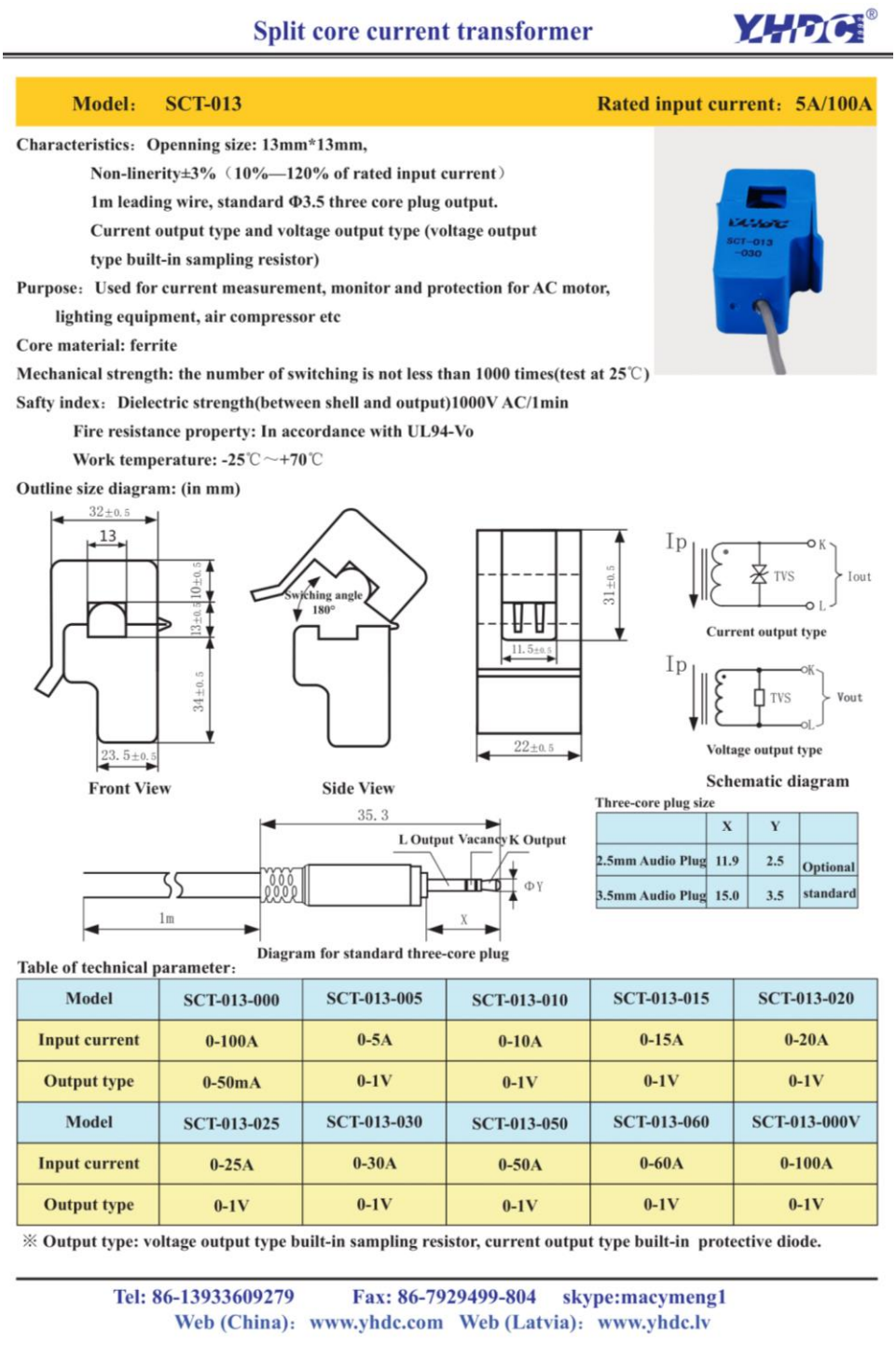


Figura A.19 – Gráfico da FFT para condições de falhas simples com taxa de amostragem de 5 kHz..

ANEXOS

A. *DATASHEET* DO SENSOR DE CORRENTE SCT-013



Split core current transformer

Model: SCT-013 **Rated input current: 5A/100A**

Characteristics: Openning size: 13mm*13mm,
Non-linerity±3%（10%—120% of rated input current）
1m leading wire, standard Φ3.5 three core plug output.
Current output type and voltage output type (voltage output type built-in sampling resistor)

Purpose: Used for current measurement, monitor and protection for AC motor, lighting equipment, air compressor etc

Core material: ferrite

Mechanical strength: the number of switching is not less than 1000 times(test at 25℃)

Safty index: Dielectric strength(between shell and output)1000V AC/1min
Fire resistance property: In accordance with UL94-Vo
Work temperature: -25℃～+70℃

Outline size diagram: (in mm)

Diagram for standard three-core plug

Three-core plug size

	X	Y	
2.5mm Audio Plug	11.9	2.5	Optional
3.5mm Audio Plug	15.0	3.5	standard

Table of technical parameter:

Model	SCT-013-000	SCT-013-005	SCT-013-010	SCT-013-015	SCT-013-020
Input current	0-100A	0-5A	0-10A	0-15A	0-20A
Output type	0-50mA	0-1V	0-1V	0-1V	0-1V
Model	SCT-013-025	SCT-013-030	SCT-013-050	SCT-013-060	SCT-013-000V
Input current	0-25A	0-30A	0-50A	0-60A	0-100A
Output type	0-1V	0-1V	0-1V	0-1V	0-1V

※ Output type: voltage output type built-in sampling resistor, current output type built-in protective diode.

Tel: 86-13933609279 Fax: 86-7929499-804 skype:macymeng1
Web (China): www.yhdc.com Web (Latvia): www.yhdc.lv

Figura B.1 - *Datasheet* do sensor de corrente