

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

**Modelagem e Tratamento dos Sinais da Assinatura Elétrica
de Máquinas para Melhoria do Diagnóstico de Falhas**

Jonas Guedes Borges da Silva

Itajubá, Fevereiro de 2015

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

Jonas Guedes Borges da Silva

**Modelagem e Tratamento dos Sinais da Assinatura Elétrica
de Máquinas para Melhoria do Diagnóstico de Falhas**

**Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica como parte dos requisitos para
obtenção do Título de Doutor em Ciências em
Engenharia Elétrica**

Área de Concentração:

Sistemas Elétricos Industriais

Orientador: Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi

Coorientador: Prof. Dr. Giscard F. Cintra Veloso

**Fevereiro de 2015
Itajubá-MG**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

Jonas Guedes Borges da Silva

**Modelagem e Tratamento dos Sinais da Assinatura Elétrica
de Máquinas para Melhoria do Diagnóstico de Falhas**

Tese aprovada por banca examinadora em 23 de Fevereiro de 2015, conferindo ao autor o título de **Doutor em Ciências em Engenharia Elétrica**.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi (Orientador)

Prof. Dr. Giscard F. Cintra Veloso (Coorientador)

Dr. Erik Leandro Bonaldi

Dr. Levy Ely de Lacerda de Oliveira

Prof. Dr. Maurílio Pereira Coutinho

Prof. Dr. Danilo Henrique Spadotti

Itajubá 2015

AGRADECIMENTOS

Agradeço a meu pai Prof. Dr. Luiz Eduardo Borges da Silva, meu melhor professor, exemplo e amigo em todas as etapas de minha vida.

Agradeço ao Prof. Dr. Germano Lambert-Torres, pela amizade e confiança no meu trabalho ao longo de toda minha vida acadêmica.

Agradeço ao Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi, por acreditar em mim e neste trabalho.

Agradeço ao Prof. Dr. Giscard F. Cintra Veloso, pelo apoio e disposição em contribuir com este trabalho.

Agradeço à Valéria Cristina Maria Nascimento Leite, pela parceria no trabalho de pesquisa e investigação que contribuíram nos resultados científicos deste trabalho.

Agradeço ao Dr. Erik Bonaldi e Dr. Levy de Lacerda de Oliveira, pela amizade, companheirismo e ensinamentos, que contribuíram para este trabalho e para o meu desenvolvimento acadêmico e profissional.

Agradeço à empresa PS Soluções, por prover o ambiente propício à pesquisa e ao desenvolvimento tecnológico, contribuindo significativamente para o conteúdo e resultados deste trabalho.

Agradeço à minha esposa Viviane Panza Borges, por quem eu me apoio e me inspiro, pelo amor, incentivo e confiança em mim depositados, em todos os momentos.

Agradeço à minha mãe Maria José Guedes Borges da Silva, pelo seu exemplo de fé, compreensão e carinho.

Agradeço aos meus irmãos, familiares e amigos, pela presença e pelo incentivo, contribuindo direta ou indiretamente neste trabalho.

RESUMO

Esta tese apresenta uma nova abordagem de análise e processamento de sinais aplicada às técnicas de Análise da Assinatura Elétrica (ESA) para o monitoramento da condição de motores de indução. Esta abordagem está baseada no estudo e implementação de técnicas de processamento de sinais que considerem a natureza dos sinais que compõem a assinatura elétrica e, assim, aplicam técnicas apropriadas de separação e filtragem, de modo que as características e efeitos de interesse possam ser destacados e os efeitos indesejados possam ser suprimidos.

Neste sentido, inicialmente, é efetuada uma revisão das principais técnicas de Análise da Assinatura Elétrica, incluindo o levantamento detalhado das etapas envolvidas na análise de sinais e no diagnóstico de falhas, e destacando os principais pontos críticos na aplicação destas técnicas em ambiente industrial. Com base nos pontos críticos da metodologia atual de análise e nas técnicas de processamento de sinal e estimação espectral estudadas, duas novas metodologias de análise são propostas: uma para a análise da condição do circuito rotórico e outra para a análise de defeitos pontuais em rolamentos.

A primeira metodologia explora a natureza determinística das modulações causadas pela interação entre circuito rotórico e o estator na assinatura elétrica, sobretudo na presença de barras quebradas no rotor, e aplica técnicas de separação de sinais aleatórios/determinísticos e técnicas avançadas de estimação não-paramétrica do espectro de frequências do sinal. Já a segunda metodologia, adota a estratégia de análise de rolamentos similar à técnica do envelope, aplicada ao sinal de vibração, assumindo a natureza ciclo-estacionária do sinal do rolamento na assinatura elétrica e, portanto, aplicando técnicas adequadas de separação e extração dos componentes de interesse para o diagnóstico.

As metodologias de análise propostas foram verificadas através de experimentos utilizando motores em ambiente de laboratório e em ambiente industrial. Os resultados obtidos mostram que a metodologia de análise do circuito rotórico se mostrou adequada para a análise, mesmo em condições de variação de carga, enquanto que a metodologia de análise de rolamentos foi capaz de identificar um defeito pontual na pista externa de um rolamento, condição não identificada através das técnicas convencionais de Análise da Assinatura Elétrica.

Finalmente, é proposta uma metodologia de avaliação da estacionariedade de sinais, condição indispensável para a análise de sinais periódicos no domínio da frequência. Através do conceito de processos fracamente estacionários, os parâmetros estatísticos de segunda ordem obtidos ao longo do sinal são analisados no domínio do tempo (função de correlação) e da frequência (espectro de potências), identificando-se não-estacionariedades locais no sinal que impedem sua aplicação no diagnóstico de falhas. Diversos sinais de motores em diferentes condições de operação foram testados para se avaliar a eficácia do método na identificação de sinais não-estacionários.

Palavras-chave: análise da assinatura elétrica; ESA; análise da corrente; MCSA; monitoramento da condição; manutenção preditiva; detecção de falhas; processamento e separação de sinais; análise do envelope.

ABSTRACT

This thesis presents a new approach to signal processing and analysis applied to Electrical Signature Analysis (ESA) techniques for condition monitoring of induction motors. Based on the study and implementation of signal processing techniques that consider the nature of the underlying signals that make up the electric signature, this approach employs proper signal filtering and separation methods for enhancing desired features and attenuating undesired effects.

In this sense, a complete review of the Electrical Signature Analysis (ESA) techniques applied in condition monitoring is presented. Through a detailed description of all the steps involved in the signal analysis and fault diagnostic process, several critical points are identified, including the ones involving in industrial environments. Based on those critical points of current analysis process and new advanced signal processing and spectral estimation methods, two new analysis techniques are proposed: one for rotor faults analysis and one for bearing faults analysis.

The first analysis technique explores the deterministic nature of modulations in the electric signature caused by the interaction between the rotor and stator circuits, especially in the presence of broken bars, and applies random/deterministic signal separation methods and advanced nonparametric spectral estimation techniques. The second analysis technique employs an approach to bearing analysis technique similar to the envelop analysis of vibration signals, where the bearing signal (of cyclo-stationary nature) in the electric signature is extracted and processed, through proper techniques, for fault diagnosis.

Then, the proposed analysis techniques were validated through experiments in motors operating at controlled laboratory conditions and real industrial environments. The obtained results showed that the proposed rotor fault analysis technique was capable of correctly identifying desired components, even at varying load conditions, and the proposed bearing fault analysis technique was able to diagnose a localized fault on bearing outer race, condition not identified by conventional ESA techniques.

Finally, given the requirement of stationarity for analysis of periodic signals in the frequency domain, a signal stationarity evaluation method is proposed. Through the concept of wide-sense stationary processes, the method verifies the behavior of the second order statistics of the signal under analysis in the time (correlation function) and frequency domain (power spectrum), identifying possible “local non-stationarities” in the signal that prevent its application in condition monitoring. Several signals, obtained from motors at several operating conditions, were tested and the method showed good results in identifying non-stationarities in the signals.

Keywords: *electric signature analysis; ESA; current analysis; MCSA; condition monitoring; predictive maintenance; fault detection; signal processing and separation; envelope analysis.*

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 – Estatística de falhas em motores de indução. Fonte: IEEE [3].	2
Figura 2 – Simulação do processo de demodulação de um sinal de corrente: frequências de modulação abaixo da frequência da portadora são demoduladas, enquanto que as demais ficam deslocadas para esquerda.	11
Figura 3 – Simulação de um sistema trifásico de frequência 60 Hz, caracterizado por três correntes estatísticas, em estado (a) equilibrado e (b) desequilibrado, seus respectivos círculos de Park (c) (d) e espectros EPVA (e) (f).	14
Figura 4 – Cavitação/turbulência em uma bomba de uma empresa siderúrgica, vista como componentes espectrais ao entorno da frequência de alimentação no espectro da corrente do motor. Fonte: PS Soluções.	26
Figura 5 – Simulação dos erros comuns na instalação dos sensores nas fases do motor: (a) troca entre os sensores de corrente da fase B e C, (b) inversão do sentido do sensor de corrente da fase C e (c) sensores invertidos de forma que os fasores de tensão estão atrasados em relação aos de corrente. Em (d) tem-se o diagrama correto, sem erros no posicionamento dos sensores.	34
Figura 6 – Assinaturas de um motor de 2 pólos, com falha de barra quebrada, operando a vazio (acima) e em plena carga (abaixo). As componentes de barra quebrada estão destacadas por “BQ” e as de rotação do eixo por “ROT.EIXO”. Fonte: PS Soluções.	36
Figura 7 – Simulação de sinais que apresentam diferentes condições de carga durante o processo de medição (esquerda) e seus respectivos espectros de frequência (direita). As linhas tracejadas em branco indicam, no sinal amostrado, o momento da mudança na carga.	37
Figura 8 – Exemplo da identificação do padrão de falha de barra quebrada em um sinal de corrente de um motor de uma empresa de energia com base em diferentes erros de estimação de velocidade rotórica: 1192,7±3,75 RPM (acima) e 1192,7±0,04RPM (abaixo). Fonte: PS Soluções.	40
Figura 9 – Componentes de excentricidade estática (a) e rotação do eixo (b) imersas no ruído do sinal de corrente em dois motores de uma empresa de energia.	46
Figura 10 – Exemplos de sinais de corrente obtidos de motores reais, cujos motores apresentaram variação de carga durante o período de medição. À esquerda, a amplitude dos sinais no tempo e, à direita, as curvas da amplitude RMS. Fonte: PS Soluções.	48
Figura 11 – Exemplo de sinal de corrente de motor de uma indústria siderúrgica que possui controle de velocidade e apresenta variação de carga durante o período de amostragem do sinal de corrente. À esquerda, a amplitude do sinal no tempo e, à direita, a curva da amplitude RMS. Fonte: PS Soluções.	49
Figura 12 – Variação da velocidade medida em um motor de 2 pólos e 0,5 HP, acoplado a um freio magnético, cuja carga pode ser considerada constante no período da medição.	50
Figura 13 – Comparação entre as componentes de excentricidade estática de dois motores distintos. No primeiro (acima) as componentes são significativas enquanto no segundo (abaixo), estão imersas no ruído. Fonte: PS Soluções.	51
Figura 14 – Variações na curva de tendência da componente de barras quebradas de um motor de 4 pólos de uma empresa de energia ao longo de 5 meses de monitoramento. Os níveis de alarme, definidos com base na Tabela 4, são atenção em 44 dB e emergência em 39 dB. Fonte: PS Soluções.	53

Figura 15 – Classificação de sinais segundo sua natureza.	56
Figura 16 – Sinais típicos nos domínios do tempo (esquerda) e da frequência (direita).	57
Figura 17 – Dois modelos para processos não-estacionários: (a) um processo estacionário determina os parâmetros de um modelo variante no tempo (continuamente); (b) um modelo de estados finitos com cada estado tendo um diferente conjunto de propriedades estatísticas. Fonte: Vasegui [39].	61
Figura 18 – Comparação entre os espectros de frequência de um sinal e de sua autocorrelação, onde os componentes periódicos são mantidos e os componentes aleatórios são atenuados.	69
Figura 19 – Redução do viés na estimação do espectro de potências (PSD) pelo periodograma. Em (a) apenas o periodograma é utilizado e em (b) é aplicada a janela de <i>Hamming</i> antes da transformada de Fourier. Fonte: Mathworks (2014).	71
Figura 20 – Comportamento da variância na estimação do espectro de potências (PSD) pelo periodograma. Os gráficos (a), (b) e (c) não apresentam redução na variância, mesmo com a alteração no número de amostras utilizadas. Fonte: Mathworks (2014).	72
Figura 21 – Diferentes estratégias de extração de segmentos de um sinal: (a) <i>Bartlett</i> , (b) <i>Welch</i> e (c) <i>Barbé</i> . Fonte: [43].	74
Figura 22 – Redução da variância na estimação espectral pelo método de <i>Welch</i> , através de segmentos sobrepostos e janelamento por <i>Hamming</i> . O sinal foi dividido em segmentos de 125 amostras ($K = 4$) com sobreposição de 2/3 de seu período.	74
Figura 23 – Fluxograma do método proposto para análise de rolamentos.	85
Figura 24 – Caso 1: velocidade rotórica ao longo da medição, medida por <i>encoder – Motor 1</i> .	92
Figura 25 – Caso 1: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.	93
Figura 26 – Caso 1: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.	93
Figura 27 – Caso 1: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 5,0 segundos – Motor 1.	94
Figura 28 – Caso 2: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição, em sinal estacionário – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.	95
Figura 29 – Caso 2: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) em sinal estacionário – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.	95
Figura 30 – Caso 2: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição em sinal não-estacionário – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.	96
Figura 31 – Caso 2: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) em sinal não-estacionário – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.	97
Figura 32 – Caso 2: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) em sinal não-estacionário – segmentos de 4,0 segundos – Motor 5.	97
Figura 33 – Caso 2: comparação entre os espectros de frequências do sinal inteiro (a) e de dois segmentos do sinal: (b) 0 a 8,0 segundos e (c) 8,0 a 16,0 segundos – Motor 5. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	98

Figura 34 – Caso 3: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo), na condição normal – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.	99
Figura 35 – Caso 3: sinal no tempo e amplitude RMS ao longo da medição, na condição de desbalanceamento mecânico – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.	100
Figura 36 – Caso 3: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo), na condição de desbalanceamento mecânico – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.	100
Figura 37 – Caso 3: comparação entre os espectros de frequências da corrente estatórica na condição normal (acima) e com desbalanceamento mecânico (abaixo) – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de rotação do eixo.	101
Figura 38 – Caso 3: sinal no tempo e amplitude RMS ao longo da medição, na condição de barras quebradas – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.	102
Figura 39 – Caso 3: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo), na condição de barras quebradas – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.	102
Figura 40 – Caso 3: comparação entre os espectros de frequências da corrente estatórica na condição normal (acima) e com barras quebradas (abaixo) – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	103
Figura 41 – Caso 4: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição – segmentos de 1,0 segundo – Motor 4.	104
Figura 42 – Caso 4: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 1,0 segundo – Motor 4.	105
Figura 43 – Caso 4: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 0,5 segundos – Motor 4.	105
Figura 44 – Caso 4: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 5,0 segundos – Motor 4.	106
Figura 45 – Sobreposição do espectro de frequências da corrente da fase A: sinal medido e sinal obtido numericamente, através da soma das correntes – Motor 1.	109
Figura 46 – Sobreposição do espectro de frequências da corrente da fase A: sinal medido e sinal obtido numericamente, através da soma das correntes [50-70 Hz] – Motor 1.	109
Figura 47 – Sobreposição do espectro de frequências do sinal medido da fase A e do sinal obtido numericamente da fase C – Motor 2.	110
Figura 48 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal medido da fase A (topo) e do sinal obtido numericamente da fase C (abaixo) [55-65 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	110
Figura 49 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original e de sua autocorrelação [48-72 Hz] – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	111
Figura 50 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original e de sua autocorrelação [60-121 Hz] – Motor 1.	112
Figura 51 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original demodulado (topo), com a média das autocorrelações de 5 (centro) e 10 (abaixo) sinais [0-4 kHz] – Motor 1.	113

Figura 52 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original demodulado com a média das autocorrelações de 1, 5 e 10 sinais [0-10 Hz] – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	114
Figura 53 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original demodulado (topo) e a média das autocorrelações de 10 sinais (abaixo) [10-125 Hz] – Motor 1.	115
Figura 54 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original demodulado (topo), após aplicação de um filtro de 3ª ordem (centro) e 10ª ordem (abaixo) [0-5 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	116
Figura 55 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original demodulado (topo), após aplicação de um filtro de 3ª ordem (centro) e 10ª ordem (abaixo) [0-60 Hz]. – Motor 2 As componentes em destaque se referem ao padrão de rotação do eixo.	117
Figura 56 – Comparação entre espectros de frequências do sinal, estimado pelo periodograma (topo) e pelos métodos de <i>Welch</i> (centro) e <i>Blackman-Tukey</i> (abaixo) [53-67 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	118
Figura 57 – Comparação entre espectros de frequências do sinal demodulado, estimado pelo periodograma (topo) e pelos métodos de <i>Welch</i> (centro) e <i>Blackman-Tukey</i> (abaixo) [0-10 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	119
Figura 58 – Comparação entre espectros de frequências do sinal demodulado, estimado pelo periodograma (topo) e pelos métodos de <i>Welch</i> (centro) e <i>Blackman-Tukey</i> (abaixo) [0-60 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de rotação do eixo.	119
Figura 59 – Sobreposição dos espectros frequências do sinal demodulado, estimados pelo periodograma e pelos métodos de <i>Welch</i> e <i>Blackman-Tukey</i> – Motor 2.	120
Figura 60 – Avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 4,0 segundos – Motor 3.	122
Figura 61 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma do sinal (topo), periodograma de um segmento (centro) e pela metodologia proposta (abaixo) [110-130/50-70 Hz] – Motor 3. A componente em destaque se refere à frequência de rotação do eixo.	123
Figura 62 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma do sinal (topo), periodograma de um segmento (centro) e pela metodologia proposta (abaixo) [290-310/230-250 Hz] – Motor 3. A componente em destaque se refere à quarta harmônica da frequência de rotação do eixo.	123
Figura 63 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma do sinal (topo), periodograma de um segmento (centro) e pela metodologia proposta (abaixo) [57-63/0-6 Hz] – Motor 3. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	124
Figura 64 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma de um sinal (topo) e pela metodologia proposta em 5 sinais (abaixo) – Motor 5 apresentando barras quebradas no rotor. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	126
Figura 65 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma de um sinal (topo) e pela metodologia proposta em 5 sinais (abaixo) – Motor 5 após o reparo (normal). As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.	127
Figura 66 – Rolamentos modelo 6203-ZZ, utilizados no experimento: condição normal e furo de ϕ 2,3 mm.	129

Figura 67 – Espectro de frequências da assinatura elétrica utilizando as técnicas MCSA (topo), assinatura demodulada (centro) e técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento em condição normal.	132
Figura 68 – Espectro de frequências do módulo do vetor de Park da corrente, utilizando a técnica de EPVA(topo) e a técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento em condição normal.	133
Figura 69 – Comparativo do espectro de frequências do sinal de vibração (topo) e de seu envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento em condição normal.	133
Figura 70 – Espectro de frequências da corrente estatórica do motor (MCSA) – Motor 2: rolamento em condição normal. Os harmônicos da alimentação (o) e as componentes de rotação do eixo (*) estão destacadas no gráfico.	135
Figura 71 – Espectro de frequências da corrente estatórica do motor (MCSA) – Motor 2: rolamento com defeito na pista externa. Os harmônicos da alimentação (o) e as componentes de rotação do eixo (*) estão destacadas.	135
Figura 72 – Harmônicos da frequência do defeito na pista externa (o), detectados pela técnica do envelope na corrente da fase C (topo), módulo do vetor de Park (centro) e vibração (abaixo) – Motor 2: rolamento com defeito na pista externa.	136
Figura 73 – Harmônicos da frequência do defeito na pista externa (o), detectados pela técnica do envelope na corrente da fase A – Motor 2: rolamento com defeito na pista externa.	136
Figura 74 – Espectro de frequências da assinatura elétrica utilizando as técnicas de análise MCSA (topo), assinatura demodulada (centro) e técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento com defeito na pista externa.	137
Figura 75 – Espectro de frequências do módulo do vetor de Park da corrente, utilizando a técnica de EPVA (topo) e a técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento com defeito na pista externa.	138
Figura 76 – Comparativo dos espectros de frequências do sinal de vibração (topo) e de seu envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento com defeito na pista externa.	138

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 – Carta de Severidade para Barras Quebradas.	18
Tabela 2 – Comparativo entre técnicas de Análise da Assinatura Elétrica de Motores de Indução	28
Tabela 3 – Estratégias de monitoramento <i>on-line</i> da assinatura elétrica.	31
Tabela 4 – Carta de Severidade para Desequilíbrio Elétrico Estatórico.	42
Tabela 5 – Dados de placa do Motor 1	88
Tabela 6 – Dados de placa do Motor 2	89
Tabela 7 – Dados de placa do Motor 3	90
Tabela 8 – Dados de placa do Motor 4	90
Tabela 9 – Dados de placa do Motor 5	91
Tabela 10 – Amplitude da frequência de barras quebradas nos sinais adquiridos.	126

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADC	<i>Analog-to-digital Converter</i> / Conversor analógico-digital
AR	Modelo Autoregressivo
CCM	Centro de Controle do Motor
dB	Decibel
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i> / Transformada Discreta de Fourier
EPVA	<i>Extended Park's Vector Approach</i> / Abordagem Estendida do Vetor de Park
ESA	<i>Electrical Signature Analysis</i> / Análise da Assinatura Elétrica
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i> / Transformada Rápida de Fourier
IIS	<i>Impedances of Inverse Sequence</i> / Impedâncias de Sequência Negativa
IPSA	<i>Instantaneous Power Signal Analysis</i> / Análise do Sinal de Potência Instantânea
MIT	Motor de Indução Trifásico
MCSA	<i>Motor Current Signature Analysis</i> / Análise da Assinatura de Corrente do Motor
OT	<i>Order Tracking</i> / Rastreamento de Ordem
PSD	<i>Power Spectrum Density</i> / Espectro de Densidade de Potências
RMS	<i>Root Mean Square</i> / Valor eficaz
RPM	Rotações por minuto
SANC	<i>Self-Adaptive Noise Cancellation</i> / Cancelamento Auto-adaptativo de Ruído
STFT	<i>Short Time Fourier Transform</i>
TC	Transformador de Corrente
THA	<i>Torque Harmonic Analysis</i> / Análise de Harmônicas do Torque
THD	<i>Total Harmonic Distortion</i> / Índice de Distorção Harmônica
TP	Transformador de Potência
TSA	<i>Time Synchronous Average</i> / Média Síncrona no Tempo

LISTA DE SÍMBOLOS

f_1	Frequência da alimentação ou frequência fundamental do sinal em Hz
f_s, v	Velocidade síncrona em Hz
f_r	Velocidade rotórica em Hz
f_e	Velocidade de giro de uma engrenagem de um sistema de redução em Hz
s	Escorregamento em p.u.
p	Número de pólos do motor
R	Número de barras do rotor
N	Número de amostras de um sinal
K	Divisor aplicado na obtenção de segmentos de um sinal
L	Número de amostras dos segmentos de um sinal
r	Fração de sobreposição de segmentos de um sinal
n	Índice da amostra de uma sequência de amostras ou sinal
m	Índice do atraso de uma sequência de autocorrelação
μ	Média de uma sequência de amostras ou sinal
σ	Desvio padrão de uma sequência de amostras ou sinal
γ	2ª ordem estatística (correlação) de uma sequência de amostras ou sinal
ρ	Correlação cruzada normalizada entre duas sequências de amostras (ou sinais)

SUMÁRIO

AGRADECIMENTOS	I
RESUMO	II
ABSTRACT	III
ÍNDICE DE FIGURAS	IV
ÍNDICE DE TABELAS	IX
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	X
LISTA DE SÍMBOLOS	XI
SUMÁRIO	XII
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Motivação e Relevância	1
1.2. Justificativas	4
1.3. Objetivos e Contribuições	5
1.4. Organização da Tese	6
2. A ANÁLISE DA ASSINATURA ELÉTRICA	7
2.1. Introdução	7
2.2. Análise Espectral da Corrente do Estator (MCSA) - Ibid [11]	8
2.3. Abordagem por Vetor de Park (EPVA)	12
2.4. Análise Espectral da Potência	15
2.5. Impedância de Sequência Negativa (IIS) – Ibid [6]	16
2.6. Efeito das Falhas na Corrente Estatórica	17
2.7. Observações Finais	28
3. METODOLOGIA ATUAL DE ANÁLISE	29
3.1. Etapas de Análise	30
3.2. Pontos Críticos na Análise	44

4. UMA NOVA ABORDAGEM DE ANÁLISE BASEADA NA MODELAGEM DE SINAIS	55
4.1. Introdução	55
4.2. Separação de Sinais para a Análise da Condição do Motor	55
4.3. Estacionariedade	59
4.4. Separação de Sinais Determinísticos e Aleatórios	64
4.5. Estimacão Não-Paramétrica do Espectro de Potências	66
4.6. Novas Metodologias de Análise	75
4.7. Observações Finais	85
5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS	87
5.1. Introdução	87
5.2. Avaliação de Estacionariedade	91
5.3. Aplicação de Técnicas Avançadas de Processamento na Análise da Assinatura Elétrica de Motores	107
5.4. Análise da Condição do Circuito Rotórico	120
5.5. Defeito na Pista Externa de Rolamento	128
6. CONCLUSÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS	140
6.1. Sugestões para Trabalhos Futuros	142
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	143
APÊNDICE A	148
APÊNDICE B	157

1. INTRODUÇÃO

1.1. Motivação e Relevância

Manutenção é uma atividade cada vez mais importante na indústria, considerando o cenário de redução de custo e eficiência da produção. Dentre os tipos de manutenção praticados pelas empresas e organizações, há um esforço constante das equipes de manutenção em reduzir a quantidade de manutenção corretiva e preventiva (periódica) e, ao mesmo tempo, aumentar os esforços em manutenção preditiva e engenharia de manutenção.

A Manutenção Preditiva, especialmente de caráter *on-line*¹, tem recebido muita atenção nas últimas décadas através do avanço tecnológico de sensores e sistemas coletores, além da redução sistemática de seus custos ao longo dos anos, permitindo a aplicação de diversas técnicas de monitoramento e identificação de falhas em equipamentos críticos ao processo produtivo da indústria. Da mesma forma, há um significativo avanço nas técnicas e metodologias de análise, resultantes dos avanços científicos obtidos nesse período, que permitiram a expansão na abrangência das falhas detectáveis, a redução do tempo necessário para detectá-las (precocidade) e o desenvolvimento de cartas de severidade mais confiáveis para diagnóstico e prognóstico.

O principal objetivo de um programa de manutenção preditiva de uma empresa é identificar uma condição insatisfatória bem antes que ela resulte em uma falha do equipamento. Paradas não planejadas e falhas catastróficas resultam em parada da produção e lucro cessante. Além do mais, o reparo nessas condições é sempre mais caro e difícil, ainda mais quando não há peças ou equipamentos para reposição prontamente disponíveis [1].

No contexto de máquinas rotativas, principalmente máquinas elétricas, os avanços obtidos pela aplicação deste tipo de manutenção trouxe grande ganho para a indústria. Isso se deve ao fato de que motores de indução trifásicos (MIT) representam mais de 90% das máquinas utilizadas

¹ *On-line* – condição de operação da máquina onde a mesma se encontra em pleno funcionamento. Na manutenção preditiva feita de forma *on-line*, o monitoramento do equipamento é efetuado com o mesmo em pleno funcionamento, sem que este monitoramento tenha qualquer tipo de interferência na operação da máquina.

nos processos industriais, resultado de sua versatilidade, robustez e eficiência. Tais motores são as máquinas elétricas mais utilizadas e a principal fonte de trabalho mecânico de uma indústria, o que representa aproximadamente 40% de toda a energia elétrica consumida no Brasil e 50% da energia consumida no setor industrial [2].

A estatística de falhas em motores de indução, segundo pesquisa publicada no IEEE em 1994 e apresentada na Figura 1, constata que só os defeitos em rolamentos representam 51% de todas das falhas encontradas em motores de indução, enquanto os defeitos no circuito estatórico contabilizam 16%. As demais falhas identificadas são: fatores externos 16% (ambiente, tensão e carga), circuito rotórico 5% e problemas no eixo/acoplamento 2%. Em outra pesquisa conduzida pelo IEEE-IAS e EPRI (*Electric Power Research Institute*), em 1985, constatou-se que 10% das falhas em motores são causadas por problemas no rotor, 41% em mancais, 37% no estator e 12% nas demais causas. É importante salientar que a maioria das pesquisas que investigam as causas de falhas em motores é influenciada por um tipo de indústria em particular, pela localização geográfica e a combinação dos motores em uso. Portanto, é difícil identificar a real causa dessas falhas, visto que tais pesquisas se concentram nos componentes da máquina que falharam e não no componente que realmente as causaram.

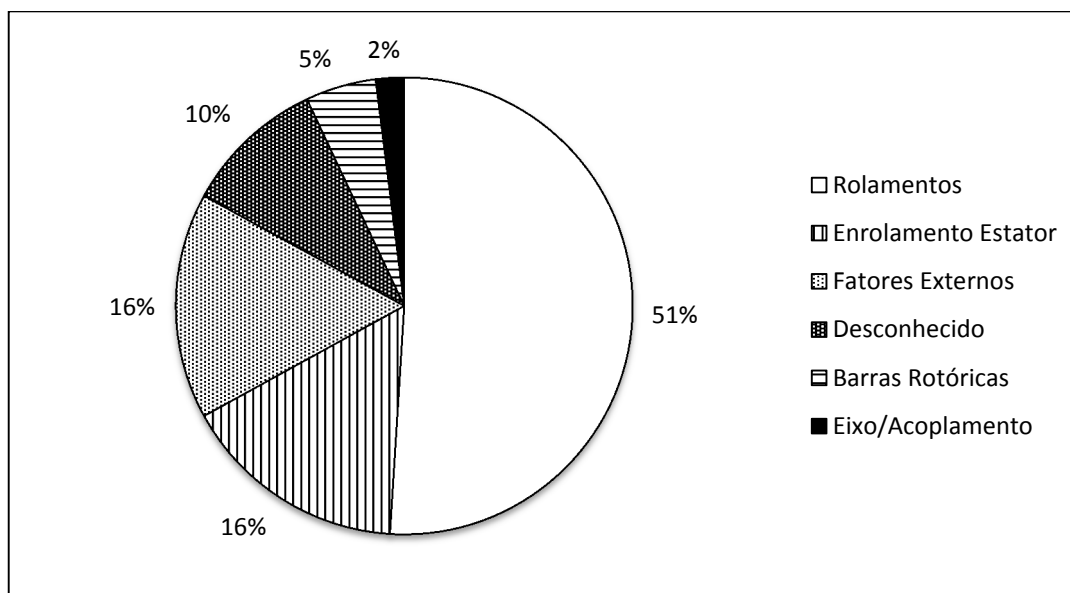


Figura 1 – Estatística de falhas em motores de indução. Fonte: IEEE [3].

Portanto, identificar falhas nestes motores antes que elas ocorram é um desafio para as equipes de manutenção, sobretudo num cenário de alta produtividade e mínima intervenção no processo

produtivo. Neste contexto, os principais métodos de monitoramento *on-line*² de falhas em motores de indução utilizados pela indústria são:

- Análise de Vibração;
- Análise da Assinatura Elétrica (ESA);
- Análise Acústica (sônica e ultrassônica);
- Análise de Infravermelho;
- Análise Termográfica.

Dentre essas técnicas, destacam-se a Análise de Vibração e a Análise da Assinatura Elétrica como principais técnicas de monitoramento *on-line* e preditivo de motores de indução.

A primeira é amplamente aplicada na indústria, resultado de diversos anos de avanços científicos na metodologia de análise e ampla disponibilidade de equipamentos e softwares de análise [4]. É principalmente utilizada na detecção de defeitos em rolamentos, desbalanceamento e desalinhamento do motor e de sua carga, engrenamento e estruturas em geral.

Já a Análise da Assinatura Elétrica vem se desenvolvendo nos últimos anos e ainda possui uma adoção pequena se comparada à Análise de Vibração. É principalmente utilizada em indústrias com alto amadurecimento em técnicas de manutenção preditiva, como a indústria nuclear, óleo e gás, mineradora e siderúrgica [5]. Permite a detecção precoce de falhas no circuito rotórico, desalinhamento/desbalanceamento rotórico e, de forma menos precoce, falhas elétricas no circuito estatórico. Por ser baseada no monitoramento de grandezas elétricas, além de oferecer o monitoramento *on-line* e não invasivo, tem a vantagem de ser remota, ou seja, não há necessidade de acesso direto ao motor, mas sim aos cabos que o alimentam a partir de qualquer ponto.

Por fim, nos últimos anos, no Brasil, há uma tendência de adoção da assinatura elétrica por empresas de grande porte do setor siderúrgico, mineração, energia e de óleo e gás, sobretudo em conjunto com outras técnicas, de forma a complementar o poder de diagnóstico de sistemas de monitoramento já em uso. Sobretudo pela sua possibilidade de detecção de falhas no circuito

² Especialmente fora do ambiente científico, é comum o termo “*on-line*” ser empregado para denominar equipamentos de monitoramento que oferecem o acesso direto e remoto via uma conexão de rede. Contudo, este termo está associado à condição de operação do equipamento durante o processo de medição.

elétrico estatístico e rotórico do motor, empresas como a PETROBRAS, principal empresa brasileira do setor de óleo e gás, vem adotando esta técnica em motores de plantas industriais de sua rede de abastecimento (refinarias de petróleo) e transporte de petróleo (através de sua subsidiária TRANSPETRO). Além da adoção desta técnica em motores críticos de média tensão já em serviço, a empresa tem incluído esta técnica como requisito de monitoramento em instalações futuras.

1.2. Justificativas

Com o aumento da adoção de técnicas de análise de assinatura elétrica pelas empresas, sobretudo para a detecção de defeitos no circuito rotórico [6], também aumentaram os desafios impostos na detecção e diagnóstico de falhas. As condições de operação em que os motores são submetidos e as limitações técnicas no processo de aquisição e análise de sinais, muitas vezes se diferem significativamente do que se encontra no ambiente de laboratório.

Desta forma, apesar da comprovação da aplicabilidade da técnica na detecção de diversos defeitos, verifica-se que, em ambiente industrial, muitas vezes as componentes espectrais de interesse são baixas e imersas no ruído. Além disso, dependendo do conjunto monitorado, os efeitos de pequenas variações na velocidade ou na carga podem representar significativa degradação na qualidade do espectro obtido e, conseqüentemente, dificultar a análise.

Outro fator que dificulta adoção destas técnicas é a ausência de uma metodologia efetiva de detecção de defeitos em rolamentos. Apesar de trabalhos científicos que comprovam a sensibilidade da assinatura elétrica a defeitos em rolamentos, o diagnóstico precoce não é possível e, na maioria dos casos, o diagnóstico definitivo só é obtido em estágio demasiadamente avançado.

Nesse sentido, apesar da proposição de diversas técnicas e métodos de processamento destes sinais da assinatura elétrica nos últimos anos [6] [7] [8] [9], ainda há a necessidade de desenvolver uma metodologia completa de análise capaz de obter os seguintes resultados:

- Detecção efetiva de variações nos sinais medidos que os tornam inviáveis para a análise no domínio da frequência, independente de sua origem (carga, sistema de controle, etc.);
- A redução sistemática do ruído nos sinais medidos, especialmente do ruído oriundo do sistema de medição;
- Redução significativa dos efeitos de turbulência/cavitação em bombas no espectro de corrente.

- Compensação dos efeitos da variação aleatória da carga para melhor detecção dos padrões de falha no espectro de frequências;
- Processamento dos sinais da assinatura elétrica com o objetivo de se isolar os sinais de rolamentos.

Desta forma, os pontos mencionados acima motivaram o estudo e implementação de técnicas de processamento de sinais que considerem a natureza dos sinais que compõem a assinatura elétrica e, assim, possibilitem aplicar técnicas apropriadas de separação e filtragem, de modo que as características e efeitos de interesse possam ser destacados e os efeitos indesejados possam ser suprimidos. Além disso, adotar técnicas mais avançadas de estimação espectral, capazes de reduzir a variância e o ruído presente no espectro de frequências. Com isso, a metodologia atual de análise e diagnóstico de falhas pode ser melhorada, e resultados mais eficazes e confiáveis no monitoramento da condição de máquinas podem ser obtidos.

1.3. Objetivos e Contribuições

O objetivo desta tese é avaliar as técnicas de Análise da Assinatura Elétrica utilizadas no monitoramento *on-line* de motores de indução e propor novas metodologias de análise, embasadas na hipótese de que:

A natureza dos sinais que compõem o sinal de corrente é a mesma dos sinais que compõem o sinal de vibração.

Assim, a partir da aplicação de técnicas e métodos de processamento adequados, desenvolver uma metodologia de análise que contribua para o diagnóstico mais efetivo e precoce de falhas, sobretudo tratando das limitações técnicas e práticas de sua aplicação em ambiente industrial. Neste contexto, as contribuições desta tese podem ser pautadas nos seguintes itens:

- Desenvolvimento de pesquisa abrangente dos métodos e técnicas atuais de Análise da Assinatura Elétrica, dos principais padrões de falhas utilizados e identificação dos pontos críticos e problemas de cunho prático no processo de análise e diagnóstico de falhas;
- Proposição de uma metodologia de análise de estacionariedade de sinais da assinatura elétrica, baseada no conceito de processos fracamente estacionários, que avalia parâmetros estatísticos de segunda ordem do sinal no domínio do tempo (função de correlação) e no domínio da frequência (espectro de potências);

- Provar que a separação de sinais, segundo a sua natureza, pode contribuir significativamente para a identificação de padrões de falhas no espectro de frequências e, conseqüentemente, para o diagnóstico de falhas;
- Proposição de uma nova metodologia de análise da assinatura elétrica para o diagnóstico de barras quebradas em motores de indução, baseada em técnicas de separação de sinais e redução de variância no espectro por técnicas de estimação espectral; e, através desta metodologia, aumentar a confiabilidade de diagnósticos em motores de bombas em ambientes industriais com alto grau de variação de carga;
- Proposição de uma nova metodologia de análise da assinatura elétrica para o diagnóstico de defeitos pontuais em rolamentos de motores de indução, baseada em técnicas de separação de sinais e aplicação da técnica do envelope; e, através desta metodologia, aumentar a capacidade de se detectar estes tipos de defeitos em estágios mais incipientes.

1.4. Organização da Tese

O presente Capítulo 1 apresentou um panorama geral sobre o tema de Análise da Assinatura Elétrica em motores de indução trifásicos, discorrendo sobre os principais aspectos envolvidos na sua aplicação, além das justificativas, objetivos e contribuições desta tese.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão de Análise da Assinatura Elétrica e suas principais técnicas e padrões de falha.

No Capítulo 3, é desenvolvida uma avaliação geral da sua aplicação em ambiente industrial, com foco nas principais limitações e pontos críticos na análise.

Em seguida, no Capítulo 4, com base na descrição de diferentes técnicas de processamento digital, modelagem de sinais e estimação espectral, uma nova abordagem de análise é apresentada, visando a sua aplicação em sinais elétricos.

No Capítulo 5, são apresentados ensaios laboratoriais e casos de motores reais da indústria com a finalidade de se validar as metodologias de análise propostas no Capítulo 4.

Por fim, o Capítulo 6 apresenta as conclusões gerais do trabalho e a sugestão de trabalhos futuros.

2. A ANÁLISE DA ASSINATURA ELÉTRICA

2.1. Introdução

A Análise da Assinatura Elétrica, também conhecida pela sigla ESA, compreende o conjunto de técnicas e metodologias de análise da condição e prognóstico de falhas em equipamentos elétricos e dispositivos eletromecânicos, através do monitoramento de seus respectivos sinais elétricos. Aplicada principalmente a motores de indução, seu potencial de detecção é extenso, podendo identificar falhas na alimentação, no próprio motor, na transmissão e na carga acoplada, utilizando apenas a leitura de sinais de corrente e tensão do motor.

Apesar de oferecer resultados comparáveis à Análise de Vibração, não requer acesso direto ao equipamento, pois as medições são feitas nas linhas de alimentação do mesmo. As técnicas são aplicadas sobre sinais extraídos com o equipamento em plena operação (*on-line*), caracterizando o monitoramento “não invasivo” e verdadeiramente remoto³ da máquina.

Atualmente, já foi testada e aplicada com sucesso em uma larga gama de sistemas, incluindo sistemas militares, industriais e produtos de consumo [10]. No mercado internacional há diversos fabricantes de equipamentos e softwares de análise para equipes de manutenção preditiva de plantas industriais. Alguns destes fabricantes são: PdMA, Iris Power, Areva, SKF e GE. No mercado nacional, destaca-se um fabricante nacional, a PS Soluções, e dois produtos importados, das fabricantes All Test Pro e PdMA. Alguns destes equipamentos também oferecem a possibilidade de análise de motores através de técnicas *off-line* de análise (MCA).

As primeiras publicações em ESA datam da década de 1980 e, desde então, tem sido constante foco de estudo, especialmente nas técnicas de monitoramento *on-line*. Os principais desenvolvimentos em ESA têm sido no monitoramento de motores de indução, mas há diversos trabalhos publicados para a detecção de falhas em motores elétricos de corrente contínua (CC)

³ As técnicas de ESA são caracterizada como verdadeiramente remotas porque a medição de sinais pode ser feita em toda a extensão dos cabos de alimentação do equipamento. Demais técnicas só conseguem tal acesso por meio de equipamentos de medição avançados e conectados via rede, contudo, seus sensores ainda necessitam ser conectados diretamente ao equipamento.

e máquinas síncronas. Neste trabalho, será dado enfoque somente nas técnicas de análise e diagnóstico de falhas em motores de indução.

As técnicas que compõem ESA exploram a capacidade intrínseca de motores e geradores elétricos de atuar como transdutores. Variações na carga e na velocidade geralmente produzem variações correlacionadas na corrente e tensão da máquina. Considerando que os sinais elétricos correspondem a assinatura destes equipamentos, tais variações alteram as assinaturas de forma que a detecção, análise e correlação das mesmas com a sua fonte, é o objetivo das técnicas de diagnóstico por ESA. A análise dessas assinaturas, e suas respectivas tendências de evolução no tempo, permitem a obtenção de dados sobre a condição de carga, estresse e saúde de seus componentes individuais e do sistema eletromecânico como um todo e, por isso, tem se mostrado muito eficaz quando aplicada ao setor produtivo, que necessita de confiabilidade e alta disponibilidade de tais equipamentos.

Em motores elétricos, além da detecção de barras quebradas, excitações dinâmicas, assimetrias estatóricas e desvios na carga acoplada, ESA permite a identificação de parâmetros de qualidade de energia como desequilíbrio elétrico, harmônicos, THD, fator de potência e potência consumida. É particularmente útil na identificação de problemas elétricos e problemas mecânicos em máquinas de difícil acesso, alimentados ou não com inversor de frequência, além das situações onde a Análise de Vibração não é aplicável [11].

Neste Capítulo, serão apresentadas algumas das principais técnicas de Análise da Assinatura Elétrica, bem como suas principais características, vantagens e desvantagens do ponto de vista da análise da condição de motores de indução trifásicos.

2.2. Análise Espectral da Corrente do Estator (MCSA) - Ibid [11]

Também conhecida como *Motor Current Signature Analysis* (MCSA), esta técnica efetua a análise espectral da medida de corrente de uma das três fases de alimentação do motor de indução. Das técnicas de ESA aplicadas a motores de indução, esta é a mais utilizada delas. Possibilita a detecção de falhas de origem mecânica e elétrica e se assemelha muito à técnica de Análise de Vibração, uma vez que utiliza o domínio da frequência na identificação de padrões de falhas.

Quando uma falha está em desenvolvimento, há uma modulação do entreferro e produzem-se frequências harmônicas na autoindutância e indutâncias mútuas da máquina. Uma vez que o fluxo oscila somente na frequência de alimentação, estas indutâncias harmônicas resultam em

componentes de frequência ao entorno da componente fundamental [12]. Oscilações no escorregamento, causadas por oscilações de torque na carga, também causam o aparecimento de modulações na corrente estatórica em forma de frequências específicas que modulam a frequência de alimentação. De forma geral, as componentes de falha se apresentam no espectro de frequências segundo a seguinte equação:

$$f_E = f_1 \pm k \cdot f_C \quad (1)$$

onde:

f_E é a frequência da falha no espectro de frequências;

f_1 é a frequência de alimentação, ou frequência fundamental, em Hz;

k é o número do harmônico, que assume valores $k = 1, 2, 3, \dots$;

f_C é a frequência característica da falha.

Note que frequência característica da falha (f_C) sempre aparece em forma de uma modulação da frequência fundamental, cujas harmônicas são definidas pela variável k . Como será visto ainda nessa seção, os padrões de falhas mecânicas sempre apresentam f_C como um múltiplo da velocidade rotórica em Hz (f_r). Já os padrões de origem elétrica envolvem relações com a própria frequência de alimentação f_1 , a chamada frequência fundamental. Os principais padrões de falhas são apresentados na seção 2.6 deste capítulo.

Uma vez que as frequências de falhas são identificadas no espectro, a sua amplitude representa uma medida de severidade da falha sendo monitorada. Uma falha em evolução irá apresentar subsequentes aumentos na amplitude de sua frequência característica. Devido a variações de corrente em função da carga, é comum avaliar a amplitude da falha em relação à amplitude da frequência fundamental. Normalmente, uma escala logarítmica (em geral dB) é usada devido à imensa diferença de magnitude entre essas componentes e o caráter exponencial de evolução apresentado pela maioria das falhas conhecidas.

De qualquer forma, é importante ressaltar que o diagnóstico é algo extremamente complicado, ou seja, a definição de parar ou não o processo produtivo em virtude das indicações do espectro de corrente é sempre difícil e exige experiência e conhecimento do processo. Nessa decisão, torna-se importante o conhecimento do especialista e a análise do histórico de comportamento do conjunto.

2.2.1. DEMODULAÇÃO

Em muitos casos, é possível obter o espectro da corrente estatórica de forma demodulada. Nesse espectro, as frequências características que antes se apresentavam como uma modulação da frequência fundamental (pares de componentes laterais), agora aparecem diretamente na sua frequência característica. A vantagem desta abordagem está na obtenção de um espectro de frequências onde as componentes de falha são independentes da frequência de alimentação e aparecem de forma direta no espectro, o que evita confusão com outras frequências.

Assim, um par de componentes de frequência associadas a uma modulação da componente fundamental aparecem apenas como uma frequência no espectro demodulado. Para modulações cuja frequência é superior à frequência de alimentação, tem-se uma inversão, e a frequência modulada (frequência fundamental) passa a ser modulante e, portanto, seus pares de frequência continuam presentes no espectro demodulado. Este fato é pouco explorado nos trabalhos publicados e, portanto, frequências características de falha são muitas vezes desprezadas pelo desconhecimento de sua origem.

A demodulação em amplitude de um sinal consiste em se detectar a envoltória do mesmo, e pode ser obtida através de diversas técnicas, dentre elas:

- **Filtro RMS:** é um filtro digital do tipo FIR⁴ que calcula o valor RMS de um período da frequência fundamental amostra a amostra. Com isso, se obtém o espectro demodulado que, em teoria, reduz o efeito da alimentação;
- **Transformada de Hilbert:** é um filtro capaz de deslocar a fase de todas as frequências de um sinal em 90°. Sua vantagem está na obtenção de uma envoltória que desconsidera variações de fase da portadora.

Através da transformação de *Hilbert*, obtém-se a amplitude instantânea (modulação de amplitude) e a fase instantânea (modulação de frequência) do sinal. A partir da derivada da fase instantânea, é possível obter a frequência instantânea, cujo espectro é uma forma de se ver a corrente estatórica demodulada, contudo, com ênfase nas modulações causadas por variações da fase. Conforme Blödt [13], variações de fase são características de alterações no torque da carga e, portanto, tal metodologia consiste em um meio de se avaliar tais alterações na corrente. Consequentemente, o espectro da frequência instantânea também apresenta pares de

⁴ FIR, do inglês *Finite Impulse Response*, é um filtro digital que é aplicado a um sinal através de convolução.

componentes ao entorno da componente principal, mas estas são independentes e não relacionadas às modulações de amplitude.

De forma geral, a demodulação do sinal da corrente estatórica tem se mostrado útil para análise com reduzida ambiguidade, a um custo de uma banda de análise mais reduzida. Considera-se banda reduzida porque somente são demoduladas as componentes cuja frequência de modulação é inferior à frequência da portadora. As frequências que não são demoduladas aparecem deslocadas para a esquerda no valor da frequência da portadora, ou seja, se a frequência fundamental do sinal é de 60 Hz, todas as componentes de frequência acima de 60 Hz aparecem deslocadas em 60 Hz para a esquerda no espectro demodulado. A Figura 2 ilustra este efeito.

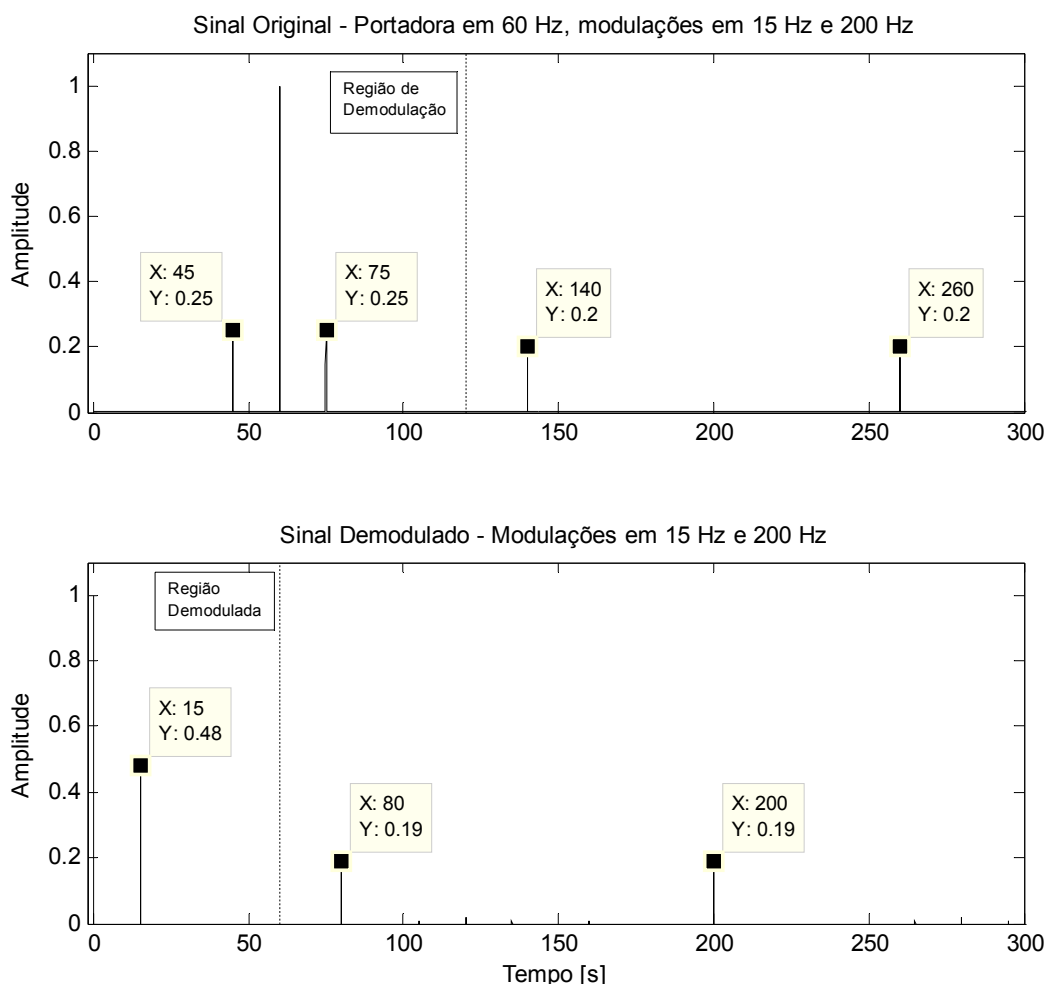


Figura 2 – Simulação do processo de demodulação de um sinal de corrente: frequências de modulação abaixo da frequência da portadora são demoduladas, enquanto que as demais ficam deslocadas para esquerda.

2.3. Abordagem por Vetor de Park (EPVA)

O vetor de Park é uma representação bidimensional proposta por Cardoso e utilizada para a descrição de fenômenos em um motor de indução trifásico [14]. Há trabalhos publicados que propõem métodos de diagnóstico de avarias em motores, tais como: curto-circuito entre espiras, excentricidade do entreferro, barras quebradas, danos em rolamentos, etc., com base na análise da corrente estatórica do motor nesta representação.

Concebida inicialmente para a representação bidimensional das correntes estatóricas do sistema trifásico, a detecção de avarias se baseava apenas nas distorções sofridas nesta representação (chamada círculo de Park) em função do surgimento e do agravamento das avarias [15]. Mais recentemente, a técnica foi aprimorada, incorporando a análise espectral.

Para ser obtida, inicialmente definem-se as correntes das três fases de alimentação de um motor, que são defasadas em 120° (ou $2\pi/3$ rad) uma da outra e podem ser descritas pelas equações a seguir:

$$i_A = i_M \cos(\omega t - \alpha) \quad (2)$$

$$i_B = i_M \cos\left(\omega t - \alpha - \frac{2\pi}{3}\right) \quad (3)$$

$$i_C = i_M \cos\left(\omega t - \alpha + \frac{2\pi}{3}\right) \quad (4)$$

onde:

i_M é a o valor de pico da corrente de alimentação;

ω é a frequência angular em rad/s;

α é o angulo de fase inicial em rad;

t é a variável tempo;

i_A, i_B, i_C são respectivamente as correntes nas fases A, B e C.

A partir delas, as componentes da corrente do vetor de Park são dadas pelas equações:

$$i_D = \left(\frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}}\right) i_A - \left(\frac{1}{\sqrt{6}}\right) i_B - \left(\frac{1}{\sqrt{6}}\right) i_C \quad (5)$$

$$i_Q = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right) i_B - \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right) i_C \quad (6)$$

$$i_0 = \left(\frac{1}{\sqrt{3}}\right) \cdot (i_A + i_B + i_C) \quad (7)$$

No caso do motor de indução, a corrente i_D é a corrente direta, i_Q é a corrente de quadratura e i_0 é a corrente de sequência zero. Em geral, as informações contidas na corrente de sequência zero não são utilizadas. Em condições ideais tem-se:

$$i_D = \left(\frac{\sqrt{6}}{2}\right) i_M \cos(\omega t - \alpha) \quad (8)$$

$$i_Q = \left(\frac{\sqrt{6}}{2}\right) i_M \sin(\omega t - \alpha) \quad (9)$$

Graficamente, as condições ideais geram um círculo de Park perfeito e centrado na origem das coordenadas (Figura 3-(b)). Sob condições anormais de operação, ou seja, quando há o surgimento de avarias de origens mecânicas ou elétricas, as equações (8) e (9) sofrem variações (em sua amplitude ou fase), e o círculo de Park passa a sofrer distorções, conforme ilustra a Figura 3-e.

Como essas alterações no círculo de Park são difíceis de serem mensuradas, foi proposto por Cruz e Cardoso [16] um novo método de análise do vetor de Park, chamado *Extended Park's Vector Approach* (EPVA), ou Abordagem Estendida do Vetor de Park, onde é feita a observação no espectro de frequências do módulo do vetor de Park. No caso, o módulo do vetor de Park indica alterações no diâmetro do círculo no tempo e contém toda a informação de falha originalmente presente nos sinais de corrente. Essa abordagem combina a simplicidade do método anterior (análise do círculo de Park) com as vantagens da análise espectral (identificação de padrões de falhas nas frequências características das mesmas).

No espectro de frequências obtidos pela técnica de EPVA, a componente fundamental da alimentação do motor é automaticamente subtraída do espectro pela transformação de Park, fazendo com que as componentes características de falha apareçam demoduladas e com destaque. Um desequilíbrio elétrico presente nas correntes do motor, considerando uma alimentação equilibrada, é um forte indício de problemas no isolamento ou enrolamentos do estator. Tal efeito pode ser monitorado em duas vezes a frequência de alimentação, visto que esta frequência está associada aos harmônicos de sequência negativa. Com o agravamento deste desequilíbrio, a amplitude da frequência da falha aumenta. A Figura 3-f mostra o efeito de um desequilíbrio elétrico no espectro do módulo do vetor de Park.

Por fim, o ponto mais importante é o fato da técnica considerar as três fases de corrente, gerando um espectro mais significativo e que engloba as informações das três fases. Esta característica

é extremamente útil em casos onde a falha só pode ser detectada se consideradas as três fases. Este é o caso de desequilíbrio elétrico estático em motores alimentados em malha aberta, exemplo visto na Figura 3.

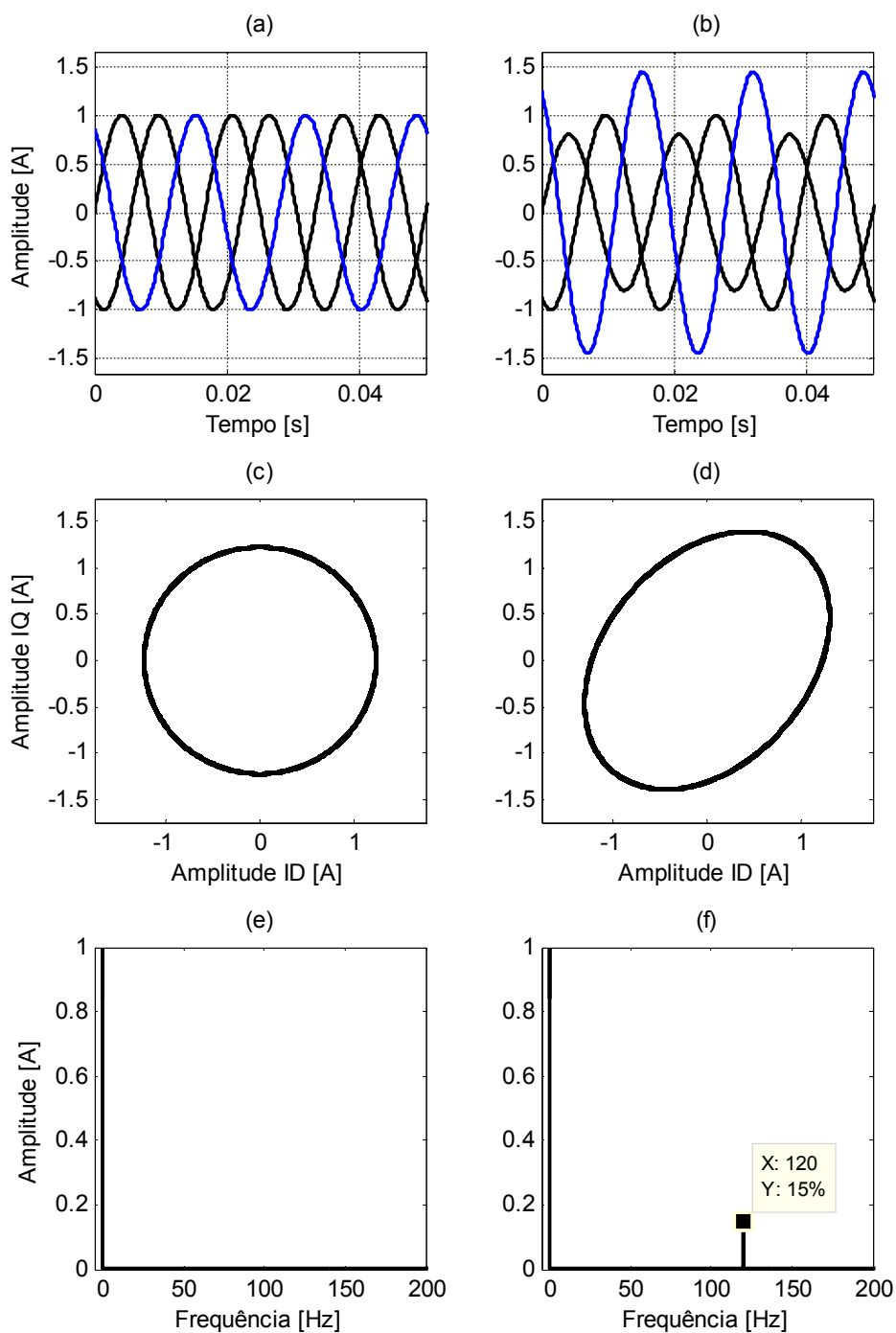


Figura 3 – Simulação de um sistema trifásico de frequência 60 Hz, caracterizado por três correntes estáticas, em estado (a) equilibrado e (b) desequilibrado, seus respectivos círculos de Park (c) (d) e espectros EPVA (e) (f).

2.4. Análise Espectral da Potência

Esta técnica engloba a análise espectral da potência elétrica total utilizada pelo motor, pelas potências parciais (por fase) ou pela análise do torque elétrico. Proposta por Maier [17], é conhecida por *Instantaneous Power Signature Analysis* (IPSA) ou *Torque Harmonic Analysis* (THA) e, apesar dos estudos de Legowski e Trzynadlowski [18] [19] com foco na detecção de falhas mecânicas, ainda há necessidade de mais publicações com estudos de caso, onde padrões de falhas são identificados em casos reais da indústria. Contudo, esta técnica tem a capacidade de detectar as falhas comuns que ocorrem em motores [6].

A análise da potência elétrica parcial, ou seja, a potência elétrica obtida a partir da corrente e tensão de uma das fases do motor, é denominada IPSA. À primeira vista, a tensão de alimentação pode não parecer útil, uma vez que ela não depende da condição de operação do motor, mas a potência elétrica instantânea (obtida através da corrente e a tensão) carrega mais informação do que com a corrente sozinha. Isso se deve pelo fato da condição normal de operação do motor ser afetada tanto pela forma de onda da corrente como pela diferença de fase entre a corrente fundamental e a tensão de alimentação. Consequentemente, a potência elétrica se mostra mais sensível a mudanças no escorregamento do que a corrente sozinha. Com isso, torna-se possível a detecção de falhas relacionadas a uma variedade de condições anormais no conjunto eletromecânico, que se manifestam em forma de modulações do escorregamento do motor.

No espectro de frequências da potência elétrica, é possível encontrar as frequências características de falha de duas formas:

- Através de modulações da frequência fundamental, como no espectro da corrente. No caso, a frequência fundamental do sinal é igual a duas vezes a frequência de alimentação;
- Em forma demodulada, diretamente no espectro e na própria frequência de oscilação da componente de interesse.

A análise da potência elétrica instantânea do estator possui pelo menos duas vantagens em relação às técnicas que tradicionalmente utilizam somente a corrente estatórica. Primeiro, ela oferece frequências características de forma demodulada no espectro da potência elétrica. Isso é muito útil em sistemas automáticos de diagnóstico, uma vez que as componentes de falha ficam melhor distribuídas no espectro, facilitando os algoritmos de busca e identificação de componentes. A segunda vantagem é que as componentes de falha se mostram mais

proeminentes no espectro da potência elétrica do que no espectro da corrente, especialmente para casos advindos de variações da carga [18].

Por fim, tanto a análise da potência elétrica instantânea como da corrente do estator não descartam a análise na tensão estatórica, pois distúrbios na corrente e no escorregamento podem ser originados da tensão. Mesmo assim, o uso da potência elétrica do estator como um meio alternativo, ou complementar, à corrente estatórica merece séria consideração.

2.5. Impedância de Sequência Negativa (IIS) – Ibid [6]

O teste da sequência negativa é um método utilizado para a detecção de estágios incipientes de degradação do isolamento do estator, inclusive curto-circuito entre espiras. Ela é uma componente simétrica calculada a partir dos fasores de corrente e tensão do estator nas três fases.

As componentes simétricas são obtidas a partir da transformação linear de componentes de fase de um sistema trifásico e são usadas para calcular as condições de desbalanceamento deste sistema, usando somente o cálculo monofásico. Consistem de grandezas positivas, negativas e de sequência zero. A componente de sequência positiva possui a rotação vetorial A-B-C, a componente de sequência negativa possui rotação vetorial C-B-A e a componente de sequência zero não possui rotação vetorial. Com o surgimento de uma degradação no isolamento, correntes de sequência negativa são produzidas, causando aquecimento do equipamento e aumentando a severidade da falha.

Em uma situação ideal, onde a alimentação (tensão) é perfeitamente balanceada, somente o monitoramento da componente de sequência negativa da corrente é suficiente para se detectar falhas nos enrolamentos estatóricos, contudo, em situações práticas, é necessário considerar que as mudanças dinâmicas no equilíbrio da alimentação estão sempre presentes. A partir da impedância de sequência negativa, calculada a partir da sequência negativa da corrente e tensão de cada fase, é possível monitorar tais falhas de forma sistemática, visto que a mesma mantém sensibilidade à falha desejada e, ao mesmo tempo, apresenta um valor estável (e independente da velocidade rotórica/condição de carga) para motores em boas condições.

2.6. Efeito das Falhas na Corrente Estatórica

Os padrões de falhas a seguir decorrem de inúmeros trabalhos publicados nos últimos 30 anos que têm por base a análise espectral da corrente (MCSA) [20] [21]. Tais padrões estão intimamente ligados às características mecânicas e elétricas de motores de indução trifásicos e foram obtidos em sua maioria através da experimentação – mais tarde, alguns deles foram provados por modelos matemáticos [22]. A maioria dos trabalhos publicados em técnicas de ESA traz padrões de falhas referentes a barras quebradas e excentricidade do entreferro.

Nesta seção, é feita uma breve descrição dos principais padrões de falhas conhecidos. Destes padrões, aqueles que se relacionam com as partes mecânicas do conjunto, dependem diretamente da velocidade síncrona (v), do escorregamento (s) e, conseqüentemente, da velocidade rotórica do motor (f_r). As equações (10), (11) e (12) evidenciam a relação entre essas grandezas.

$$v = \frac{2 \cdot f_1}{p} \quad (10)$$

$$s = \frac{v - f_r}{v} \quad (11)$$

$$f_r = f_1 \cdot \left(\frac{1 - s}{p/2} \right) \quad (12)$$

onde:

s é o escorregamento em pu;

v é a velocidade síncrona em Hz;

f_r é a velocidade rotórica em Hz;

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

p é número de pólos do motor.

2.6.1. DEFEITOS NO CIRCUITO ROTÓRICO (BARRAS QUEBRADAS)

Em ESA, a detecção de falhas no circuito rotórico (barras quebradas em motores do tipo gaiola de esquilo), é feita através do monitoramento de frequências específicas, consequência dos efeitos da interação magnética entre o circuito rotórico e estatórico do motor. Tais efeitos no circuito elétrico do rotor, geralmente causados por barras quebradas ou pontos de alta resistência no circuito rotórico, induzem correntes no estator em frequências bem definidas. Estas frequências aparecem no espectro igualmente distantes (e próximas) da frequência de

alimentação, ou seja, modulando a frequência fundamental do sinal. Este padrão de frequências (f_{bb}) é definido pela equação (13).

$$f_{bb} = f_1 \cdot (1 \pm k \cdot 2 \cdot s) \quad (13)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...;

s é o escorregamento em pu.

Uma vez identificado o padrão de frequências no espectro, a severidade do defeito pode ser estimada pela amplitude dessas frequências. Em geral, consideram-se os primeiros harmônicos (onde k é igual a 1), visto que estes se relacionam diretamente ao defeito e possuem maior energia (amplitude).

Como essa assinatura é muito conhecida e amplamente usada, existe uma carta de severidade (ver Tabela 1) que classifica a condição do rotor de acordo com a amplitude do primeiro harmônico da direita. Em alguns casos essa carta não se aplica, uma vez que condições de operação e de fabricação podem determinar padrões de amplitude ligeiramente diferentes. Mesmo considerando possíveis variações, tal carta é uma das poucas cartas confiáveis em ESA e sofre pouca variação de motor para motor.

Tabela 1 – Carta de Severidade para Barras Quebradas.

<i>Severidade</i>	<i>Diferença em dB</i>	<i>Condição Rotórica</i>	<i>Ação Recomendada</i>
1	> 60	Excelente	Nenhuma
2	54-60	Bom	Nenhuma
3	48-54	Moderado	Verificar tendência
4	42-48	Possibilidade de pontos de alta resistência ou barra quebrada	Estado de atenção
5	36-42	1 ou 2 barras quebradas	Estado de emergência
6	30-36	Múltiplas barras trincadas ou quebradas	Reparo
7	< 30	Múltiplas barras trincadas ou quebradas e ou anel de curto	Reparo

Fonte: Bonaldi [23].

Alguns fatores que impõem dificuldades na detecção deste defeito são:

- Diferentes projetos de motores;
- Diferentes condições de carga;
- Características mecânicas da carga;
- Componentes mecânicas do conjunto;
- Barras quebradas em configuração não contígua⁵.

Dando devida atenção a essas condições, aumenta-se a confiabilidade no diagnóstico deste defeito. Outros aspectos como resolução espectral e condições estacionárias de operação na medição são fatores importantes para melhores resultados.

2.6.2. EXCENRICIDADE DO ENTREFERRO

Excentricidade do entreferro (ou *airgap*) representa distâncias não uniformes entre o rotor e a superfície interna do estator. Caracteriza-se o padrão de excentricidade (f_{ecc}), com base no escorregamento, com a seguinte equação:

$$f_{ecc} = f_1 \cdot \left[(k \cdot R \pm n_d) \cdot \left(\frac{1-s}{p/2} \right) \pm n_s \right] \quad (14)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem de excentricidade e igual 1, 2, 3, ...

R é o número de barras rotóricas do rotor;

n_d é a ordem da harmônica da excentricidade dinâmica e igual a 0, 1, 2, 3, ...

s é o escorregamento em pu;

p é número de pólos do motor;

n_s é a ordem da harmônica da excentricidade estática e igual a 1, 3, 5, 7, ...

Quando n_d é zero, tem-se as frequências características de excentricidade estática. No espectro demodulado tem-se n_s igual a 0, 2, 4, 6, Caso n_d seja maior que zero, tem-se as frequências características de excentricidade dinâmica. Em geral, a severidade da excentricidade estática é avaliada considerando a diferença em dB entre a maior das harmônicas monitoradas e a

⁵ No espectro da corrente, não é possível obter informação de múltiplas barras quebradas em configuração não contígua. Contudo, um sistema inteligente proposto por Bonaldi [23], analisando os vários harmônicos das frequências características de barras quebradas, foi capaz de indicar a presença de barras quebradas em posição diametralmente oposta.

frequência fundamental. Já a excentricidade dinâmica é avaliada utilizando a diferença em dB da amplitude da componente de excentricidade dinâmica com relação à amplitude da componente de excentricidade estática que ela modula.

No processo de fabricação, espera-se uma excentricidade de no máximo de 10%, apesar do esforço de alguns fabricantes em reduzir este nível para 5% [23]. Tal excentricidade é a excentricidade radial do entreferro, o que inclui a excentricidade estática e dinâmica.

A grande desvantagem deste método é a necessidade de se conhecer aspectos construtivos da máquina como o número de barras do rotor. Em contrapartida, utilizando-se esta região do espectro para o monitoramento, tem-se a separação dos efeitos das falhas relacionadas à excentricidade estática e a dinâmica.

Rotação do Eixo

Também conhecido como excentricidade em baixa frequência (f_{re}), este padrão é facilmente extraído e se relaciona a defeitos nas partes que estão girando na velocidade do rotor. Ele representa uma forma alternativa de se monitorar a excentricidade do entreferro, uma vez que reflete a presença de desalinhamento, desbalanceamento. Esse padrão também reflete problemas em rolamentos e na carga.

A detecção consiste em acompanhar o comportamento da frequência de giro do motor e suas harmônicas. Em MCSA, o padrão é uma modulação da frequência de alimentação e, portanto, aparece nas frequências dadas pela equação (15).

$$f_{re} = f_1 \cdot \left[1 \pm k \cdot \left(\frac{1-s}{p/2} \right) \right] \quad (15)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...

s é o escorregamento em pu;

p é número de pólos do motor.

Vê-se que a vantagem do método está justamente no fato de não ser necessário conhecer os aspectos construtivos da máquina além do número de pólos para se obter o padrão.

2.6.3. DEFEITOS EM ROLAMENTOS

Em ESA, os defeitos em rolamentos podem ser classificados em dois tipos: defeitos pontuais e defeitos distribuídos [24] [25] [26]. No caso de defeitos pontuais (ou localizados), somente um componente do rolamento é afetado e, à medida que a severidade aumenta, o defeito se espalha para outros componentes. Já os defeitos distribuídos afetam o rolamento de uma forma generalizada e os efeitos produzidos não são associados a uma frequência em particular, tornando a detecção mais complexa [27]. De forma geral, os diversos estudos e metodologias de diagnóstico disponíveis na literatura dependem basicamente de dois modelos de detecção: deslocamento radial e variações de torque [13].

No primeiro modelo, vibrações ou deslocamentos absolutos em um motor de indução não afetam sua corrente estatórica. Contudo, deslocamentos relativos entre o rotor e estator (ou seja, variações no entreferro) se refletem na corrente. De acordo com Schoen [28], um defeito pontual no rolamento causa um deslocamento radial entre o rotor e o estator (visto que o rolamento suporta o rotor) e este deslocamento afeta a corrente estatórica de forma similar a uma excentricidade no entreferro. Assim, o padrão de defeitos pontuais pode ser determinado pela equação (16), em forma de uma modulação em amplitude da frequência de alimentação.

$$f_b = f_1 \pm k \cdot f_c \quad (16)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...

f_c é a frequência característica do rolamento em Hz.

As frequências características (f_c) estão intimamente relacionadas com os aspectos construtivos do rolamento e, conseqüentemente, com as vibrações causadas pelo mesmo, especialmente quando danificado [29]. Existem frequências características para detecção de defeitos na pista interna, pista externa, gaiola e elementos girantes do rolamento.

Defeitos distribuídos não produzem frequências características, contudo, alteram a vibração e a corrente estatórica do motor de uma forma mensurável. Este tipo de falha geralmente causa o aumento do valor RMS da vibração e da corrente do motor em uma banda de frequência específica [24].

A segunda abordagem considera outro modelo analítico, onde o defeito causa variações de torque. Estas variações são definidas como modulações em fase e também podem ser detectadas

no espectro de frequências da corrente estatórica em forma de pares de componentes ao entorno da frequência de alimentação, também dadas pela equação (16).

2.6.4. EFEITOS DA CARGA

A corrente do estator é afetada por oscilações de torque da carga da mesma forma que é afetada por falhas mecânicas no motor. Em um estado estável de operação, uma oscilação de torque da carga produz uma oscilação no torque desenvolvido. Assumindo um sistema mecânico linear, o torque desenvolvido por um motor de indução contém todas as frequências componentes do torque da carga. A magnitude das harmônicas do torque desenvolvido depende primordialmente da inércia do sistema. Qualquer alteração periódica no torque da carga, proporcional à velocidade rotórica, como em compressores alternativos, produz correntes no estator que modulam a frequência de alimentação, conforme dado pela equação (1).

Assim, defeitos na carga que produzem oscilação de torque podem ser detectados na corrente estatórica. Porém, a eficiência na detecção e diagnóstico de falhas fica sujeita ao tipo de transmissão e características da carga. De qualquer forma, isto permite que a técnica MCSA seja expandida para todo o conjunto eletromecânico, não ficando somente restrita ao motor.

Entende-se como carga, o sistema de transmissão e a carga propriamente dita, sendo que o sistema de transmissão pode ser composto por caixa de engrenagens, polias e correias. Sua função é transferir energia mecânica do motor à carga. Neste processo pode haver uma ampliação ou redução na velocidade de giro do motor na carga. Se não houver transformação de velocidade, não é possível identificar a localização exata de falhas na transmissão. Alguns dos principais padrões de detecção de falhas na carga foram verificados por Bonaldi [23] e são apresentados a seguir.

Redutor

Os tipos de falhas em redutores incluem desgaste ou quebra de dentes das engrenagens e folga ou empeno nos eixos e acoplamentos. Estas falhas podem ser monitoradas pela frequência de giro da entrada do redutor, pela frequência de giro da saída e pela frequência do engrenamento, que identifica problemas no contato entre engrenagens.

Defeitos pontuais sempre estão diretamente relacionadas à frequência de giro de uma engrenagem do redutor (antes ou depois da redução). A frequência característica de uma dada engrenagem (f_g) é dada pela equação (17).

$$f_g = f_1 \pm k \cdot f_e \quad (17)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...

f_e é a velocidade rotórica em Hz.

Para se obter a frequência de giro (f_g) de cada engrenagem, basta identificar a relação de transformação entre elas, dada pelo número de dentes. No caso de uma engrenagem localizada após a redução, e considerando um redutor de duas engrenagens, é possível monitorar a engrenagem movida (após a redução) através da equação (18).

$$f_g = f_1 \pm k \cdot \left(\frac{n_1}{n_2}\right) \cdot f_r \quad (18)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...

n_1 é o número de dentes da engrenagem motora (acoplada ao motor);

n_2 é o número de dentes da engrenagem movida (acoplada à carga);

f_r é a velocidade rotórica em Hz.

Caso haja mais de uma engrenagem no redutor, a formulação acima pode ser estendida para as transformações intermediárias.

As falhas distribuídas no redutor (f_d) estão relacionadas ao contato entre os dentes da engrenagem motora com a movida. A frequência de monitoramento pode ser dada pela equação (19).

$$f_d = f_1 \pm k \cdot (n_1 \cdot f_{r1}) = f_1 \pm k \cdot (n_2 \cdot f_{r2}) \quad (19)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...

n_1 é o número de dentes da engrenagem motora;

f_{r1} é a velocidade da engrenagem motora em Hz;

n_2 é o número de dentes da engrenagem movida;

f_{r2} é a velocidade da engrenagem movida em Hz.

Quando há o aumento na severidade nas falhas que estão relacionadas a este padrão, vê-se a presença de uma “turbulência” no entorno das frequências características, ou seja, um aumento nas amplitudes das frequências próximas à frequência do engrenamento.

Polias e Correias

Os tipos de falhas no sistema de polia e correia incluem polia excêntrica, polia com folga e desbalanceamento do conjunto. Da mesma forma que em redutores, monitoram-se as polias através de suas frequências de giro. Assim, os defeitos na polia motora são identificados através da equação (15) (rotação do eixo), visto que a mesma está acoplada ao rotor do motor e gira na mesma velocidade. Para se identificar problemas na polia movida (f_p), ou seja, da polia acoplada à carga, utiliza-se a relação de transformação do sistema, e assim tem-se:

$$f_p = f_1 \pm k \cdot \frac{d_1}{d_2} \cdot f_r \quad (20)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...

d_1 é o diâmetro da polia motora (acoplada ao motor);

d_2 é o diâmetro da polia movida (acoplada à carga);

f_r é a velocidade rotórica em Hz;

Se não houver uma relação de transformação do conjunto de polia e correia (polias motora e movida de mesmo tamanho) não será possível identificar qual polia está com defeito, visto que ambas estarão na mesma frequência de giro.

Já a correia pode apresentar problemas como correia rachada, bem como instalação frouxa ou esticada em excesso. A correia também sofre os efeitos de problemas oriundos na carga que aumentam a vibração na mesma e contribui para o aumento da amplitude de suas componentes espectrais. A frequência da correia (f_c) é facilmente identificada no espectro da corrente é dada pela equação (21).

$$f_c = f_1 \pm k \cdot \left(\frac{d}{l} \cdot \pi \cdot f_r \right) \quad (21)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual 1, 2, 3, ...

d é o diâmetro da polia motora (acoplada ao motor);

l é o comprimento interno da correia;

f_r é a velocidade rotórica em Hz.

Tanto na equação (20), como na equação (21), as medidas dos diâmetros da polia motora, polia movida e do comprimento interno da correia devem estar na mesma unidade.

Ventiladores e Bombas Centrífugas

Nesta seção serão vistos os padrões característicos de ventiladores e bombas. Ambos possuem princípio de funcionamento parecido e, portanto, seus padrões de monitoramento são iguais.

É importante ressaltar que problemas na carga são mais difíceis de se detectar. Dificilmente um desalinhamento ou desbalanceamento da carga causa o mesmo efeito no motor. Neste caso, transmissões não diretas ou elásticas fazem com que os efeitos cheguem atenuados ao motor. Assim, a identificação de problemas na carga depende primordialmente dos efeitos da oscilação do torque da carga no motor e de suas características de operação. Oscilação essa que é dada pelas frequências características da carga.

Analisando a frequência de giro do ventilador/bomba, identificam-se desalinhamentos e desbalanceamentos. Essas frequências podem ser obtidas substituindo-se a frequência de giro do motor pela frequência de giro do ventilador/bomba na equação (15) – caso o acoplamento seja direto, essa frequência é a mesma do motor. A frequência de passagem de pás (f_p), dada pela equação (22), identifica problemas de deterioração das palhetas na bomba ou pás deterioradas ou trincadas no ventilador.

$$f_p = f_1 \pm k \cdot (n \cdot f_r) \quad (22)$$

onde:

f_1 é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem da harmônica e igual a 1, 2, 3, ...

n é o número de pás do ventilador/bomba.

f_r é a velocidade de giro do ventilador/bomba em Hz;

A cavitação em bombas pode ser identificada quando há um aumento considerável nas amplitudes das frequências no entorno da frequência de alimentação. Este aumento de conteúdo harmônico, informalmente denominado **turbulência**, é exemplificado na Figura 4.

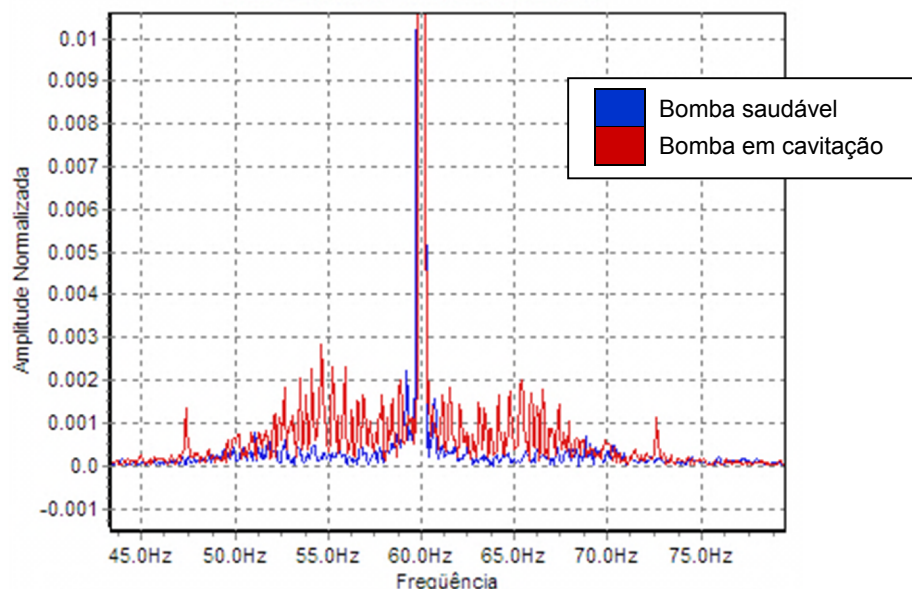


Figura 4 – Cavitação/turbulência em uma bomba de uma empresa siderúrgica, vista como componentes espectrais ao entorno da frequência de alimentação no espectro da corrente do motor. Fonte: PS Soluções.

2.6.5. AVARIAS NOS ENROLAMENTOS DO ESTATOR

Conforme visto anteriormente, a maioria das avarias no estator está associada às falhas no isolamento dos enrolamentos, que evoluem para diferentes tipos de curtos-circuitos e falhas de natureza elétrica no motor.

O principal efeito da presença de falhas nos enrolamentos do estator é uma mudança no equilíbrio entre as correntes das fases do motor. Em motores em malha aberta, ou seja, sem controle de velocidade ou torque (maior parte dos casos), esse efeito dessas assimetrias entre as correntes pode ser monitorado através da componente de sequência negativa da corrente [15] [30]. A amplitude dessa componente pode ser obtida através decomposição dos fasores das correntes medidas. No espectro do módulo do vetor de Park, o primeiro harmônico de sequência negativa pode ser visto na frequência dada por duas vezes a frequência de alimentação ($2f_1$).

Já a identificação de avarias no isolamento, especialmente para motores de alta tensão, pode ser detectada através de pequenos e rápidos surtos na corrente, decorrentes de uma baixa isolamento entre enrolamentos ou entre a carcaça e o enrolamento. Tais surtos na corrente são chamados descargas parciais e requerem técnicas e equipamentos adequados para serem detectados.

A detecção de falhas de origem elétrica no motor é considerada difícil, pois a severidade das mesmas evolui muito rapidamente após o surgimento da avaria, especialmente para motores de

alta tensão. Contudo, o acompanhamento do desequilíbrio elétrico tem se mostrado uma alternativa viável, mesmo que limitada, na detecção incipiente de problemas desse tipo de falha.

2.6.6. QUALIDADE DE ENERGIA

Qualidade de energia é um termo utilizado para descrever o comportamento da energia elétrica que alimenta uma carga elétrica e a capacidade dessa carga de funcionar adequadamente com essa energia elétrica. Sem a energia adequada, um dispositivo elétrico (ou carga) pode apresentar mau funcionamento, falha prematura ou mesmo não funcionar.

No contexto de ESA aplicada a motores de indução, informações de qualidade de energia fornecem um conjunto de medidas sobre a energia fornecida ao equipamento monitorado. Dessas medidas, é possível avaliar o seu rendimento e condições de operação, que são ponto de partida para a identificação de alguns tipos de falhas no equipamento. Em 2001, Abreu e Emanuel investigaram o efeito de distorções e desequilíbrios de tensão no envelhecimento térmico do isolamento de motores de indução de baixa tensão e estimaram que o custo total da perda de vida útil de motores, nos EUA, está entre 1 e 2 bilhões de dólares por ano [31]. Estas perdas são devido à poluição harmônica e desequilíbrio de tensão.

Alguns dos principais parâmetros monitorados através da corrente estatórica e tensão de alimentação são definidos a seguir.

Harmônicos

O sistema elétrico trifásico foi projetado para trabalhar com tensões e correntes senoidais, mas na prática só há formas distorcidas dessas ondas. Um modo conveniente de se caracterizar tais deformações é listar as ondas senoidais que, quando somadas, reproduzem a onda deformada. Tais senóides são múltiplos, ou harmônicos, da frequência de alimentação (50 Hz ou 60 Hz).

O THD, do inglês *Total Harmonic Distortion*, é uma medida da distorção total do sinal. Ela é a soma do RMS dos harmônicos da alimentação dividida pelo valor da fundamental (em outra definição utilizada, divide-se pelo RMS da onda toda), ou seja, ela indica a significância do conteúdo harmônico de um sinal quando comparado à componente fundamental.

Muitos sistemas, inclusive motores de indução, respondem mal a ondas não senoidais. Harmônicos balanceados em múltiplos de três da fundamental (3º, 9º, 15º, etc.) falham em rodar sistemas trifásicos. Como resultado, condutores neutros podem aquecer e equipamentos elétricos se tornam menos eficientes.

2.7. Observações Finais

Conclui-se este capítulo observando que ainda há outras técnicas utilizadas na análise *on-line* da assinatura elétrica de máquinas (i.e. fluxo axial, descargas parciais), e diversas outras abordagens de identificação de padrões de falhas nas assinaturas apresentadas, como a utilização de redes neurais artificiais [32], transformada de *Wavelet* [33], etc. Contudo, estas técnicas e abordagens de análise, assim como as técnicas que envolvem as análises *off-line* da máquina, não são abordadas neste trabalho, pois, na prática, as baseadas em espectrogramas são mais utilizadas.

Por fim, uma comparação entre as principais técnicas de monitoramento *on-line* para motores é apresentada na Tabela 2.

Tabela 2 – Comparativo entre técnicas de Análise da Assinatura Elétrica de Motores de Indução

<i>Técnica</i>	<i>Medição Requerida</i>	<i>Falhas Detectáveis</i>	<i>Principais Vantagens</i>	<i>Principais Desvantagens</i>
MCSA	Corrente de uma das fases	- Barras quebradas no rotor - Excentricidade do entreferro - Falhas mecânicas na carga	- Baixo custo - Não invasivo	- Sem diagnóstico em alguns modos de carga do motor
EPVA	Corrente de duas fases Opcionalmente, a tensões de duas fases	- Barras quebradas no rotor - Excentricidade do entreferro - Curto-circuito nos enrolamentos do estator	- Considera todas as fases na análise - Não invasivo	- Desequilíbrios na corrente requerem verificação da alimentação (tensão)
IPSA/ THA	Corrente e tensão de uma das fases	- Barras quebradas no rotor - Curto-circuito nos enrolamentos do estator - Falhas mecânicas na carga	- Não invasivo	- Não é efetivo na detecção de curto-circuito
IIS	Duas correntes e duas tensões do estator	- Curto-circuito nos enrolamentos do estator	- Detecção em estado incipiente da falha - Não invasivo	- Requer alta precisão na medição

Fonte: tabela baseada em Verucchi [6]

3. METODOLOGIA ATUAL DE ANÁLISE

Este capítulo visa descrever em detalhes a metodologia atual de análise e diagnóstico de motores utilizando a análise da assinatura elétrica do motor. Algumas das observações e os pontos críticos apresentados foram baseados na experiência de 10 anos do autor na análise de motores de empresas do setor de mineração, siderurgia, energia e óleo e gás.

Inicialmente, observa-se que o diagnóstico de falhas em motores, sobretudo por meio de técnicas de Análise da Assinatura Elétrica, ainda é um processo que requer a competência de um especialista, visto há uma série de verificações e considerações de cunho prático que são necessárias para se possibilitar o diagnóstico. Na maioria das referências e artigos citados neste trabalho, a comprovação das técnicas e padrões de falha para o diagnóstico de uma falha é feita através de ensaios controlados em laboratório e, em muitos casos, a severidade da falha não é controlada.

De forma geral, quando estas técnicas são aplicadas em ambiente industrial, pode-se definir um cenário de monitoramento *on-line*, que é dado pelas seguintes características:

- Tamanho e classe de motores são diversas;
- Condição de carga não é controlada, sendo necessário descartar medições em razão disso;
- A qualidade da alimentação não é garantida;
- Há sempre uma restrição no número de sensores (especialmente no uso de sensores de tensão);
- É muito comum a presença de um motor de reserva ou “irmão”, que possui as mesmas características de carga e mesmas especificações técnicas (modelo e fabricante);
- As informações técnicas do motor e de sua carga geralmente se resumem aos dados de placa. Demais informações nem sempre são conhecidas ou estão prontamente acessíveis, como por exemplo, o número de barras rotóricas;
- As informações de histórico de falhas ou histórico de manutenção nem sempre estão organizadas ou prontamente disponíveis;

- Aplica-se a técnica MCSA para identificação de falhas no rotor e demais falhas de origem mecânica em todo o conjunto (motor e carga);
- Aplica-se a técnica EPVA para identificação de falhas de curto-circuito no enrolamento estatórico, com base no acompanhamento da componente de sequência negativa em duas vezes a frequência de alimentação.

Estas características envolvem técnicas comprovadas na indústria que podem ser aplicadas de forma consistente na identificação de falhas. Neste processo, diversas etapas podem ser automatizadas, enquanto as demais, por meio de uma sistemática de análise, podem trazer bons resultados de diagnóstico.

A metodologia, portanto, é descrita por uma sequência de etapas de análise, que são apresentadas na seção a seguir.

3.1. Etapas de Análise

As seções a seguir descrevem cada uma das etapas no processo de diagnóstico de falhas utilizando as técnicas de assinatura elétrica. Juntamente com uma descrição detalhada da etapa, são apresentados os seus respectivos pontos críticos, ou seja, características e observações que dificultam ou atrapalham a execução da etapa.

3.1.1. COLETA DE SINAIS

Esta etapa parte da seleção do motor a ser monitorado e o local de onde as medições serão efetuadas. É muito comum utilizar os painéis elétricos (ou CCM) dos motores para acesso aos cabos que alimentam o motor. Geralmente, a sala elétrica onde se encontram estes painéis oferecem ambiente amplo e mais seguro, além de acesso mais fácil aos cabos que alimentam do motor.

Frente aos terminais de acesso, determinam-se quais sinais serão medidos. Em soluções portáteis, o operador pode reutilizar os sensores e monitorar diversos motores, restando apenas o trabalho de se deslocar até cada motor e instalar os sensores antes de efetuar a medição. Já numa solução de monitoramento remota, os sensores são fixos e dedicados a um único motor. Nestes casos, a utilização de apenas dois sensores de corrente e nenhum de tensão costuma ser a solução mais viável economicamente. A Tabela 3 resume os possíveis modos de monitoramento e suas vantagens.

Tabela 3 – Estratégias de monitoramento *on-line* da assinatura elétrica.

Sinais Medidos	Falhas Monitoradas	Principais Vantagens
Corrente de uma fase	- Barras quebradas - Excentricidade do entreferro - Falhas mecânicas na carga	- Baixo custo com sensores
Corrente de duas ou três fases	- Barras quebradas - Excentricidade do entreferro - Falhas mecânicas na carga - Curto-circuito nos enrolamentos do estator	- Menor custo com sensores (duas correntes) - Acrescenta avaliação do circuito estatórico
Corrente e tensão de duas ou três fases	- Barras quebradas - Excentricidade do estator - Falhas mecânicas na carga - Curto-circuito nos enrolamentos do estator - Qualidade da alimentação	- Diagnóstico mais confiável de curto-circuito nos enrolamentos do estator - Acrescenta informações de potência e parâmetros de qualidade de energia

A instalação dos sensores sempre é uma questão crítica no processo de medição. Apesar de serem sensores de instalação relativamente simples e de serem de natureza não invasiva (não interferem no processo), há casos onde as normas de segurança são muito rígidas⁶, impedindo ou dificultando o seu processo de instalação. Especialmente no caso dos sensores de tensão, onde os mesmos precisam de acesso a uma parte desprotegida do barramento ou cabo que alimenta o motor, há sempre procedimentos e autorizações complexas para a instalação dos mesmos. Nos casos onde o objetivo é o monitoramento remoto e os sensores são dedicados ao motor em análise, a instalação é feita uma única vez. Já nos casos onde um sistema portátil de coleta é empregado, a medição periódica e sistemática torna-se uma tarefa difícil.

Nos casos onde as normas e procedimentos de segurança são muito rígidos, uma opção de acesso aos sinais de corrente e tensão é através do Transformador de Corrente (TC) e Transformador de Potencial (TP) de medição, de onde são retirados, respectivamente, os sinais de corrente e tensão em amplitudes próprias para sistemas de supervisão e controle de processo. Em instalações mais antigas, há o risco desses transformadores filtrarem algumas faixas de interesse, contudo, em instalações mais modernas, eles são sempre uma opção viável e segura de se obter a corrente e a tensão de alimentação do motor.

Por isso, a decisão de se medir sinais de tensão sempre é uma questão difícil. Do ponto de vista de diagnóstico, os sinais de tensão podem ser decisivos na identificação de efeitos na corrente

⁶ A norma NBR–NR10 proíbe a abertura de painéis elétricos quando os mesmos estiverem energizados.

que são oriundos da alimentação, ou seja, que não representam caso de falha. Do ponto de vista financeiro, há o acréscimo no custo com sensores e maior complexidade na instalação. Por fim, como já mencionado, há a questão de custo prático que, nos casos onde o operador utiliza um sistema portátil de medição, ele deve fazer a instalação dos sensores sempre que uma medição deve ser efetuada. Quando a tensão não é medida, parte-se do pressuposto que a mesma é adequada.

Por fim, têm-se as questões relacionadas com o sistema de aquisição e a escolha dos parâmetros de amostragem. Os principais fatores que determinam a qualidade estão relacionados ao conversor analógico-digital (ADC) e à frequência e período de amostragem (isto é, o período é determinado pelo número de amostras). Diferente da técnica de Análise de Vibração, a Análise da Assinatura Elétrica requer melhor resolução espectral, visto que as frequências de interesse encontram-se em baixa frequência e, dependendo do número de pólos do motor e de sua condição de operação, elas podem ficar muito próximas umas das outras. Para se separar tais componentes no espectro, recomenda-se uma resolução espectral de pelo menos 0,1 Hz. Com relação à taxa de amostragem, apesar de a maioria de componentes de interesse se encontrar no entorno da frequência de alimentação (60 Hz), há componentes em alta frequência relacionadas à excentricidade estática e componentes da carga⁷. Portanto, uma taxa de amostragem de pelo menos 8 kHz é recomendada.

Do ponto de vista tecnológico, os sensores e sistemas de aquisição e amostragem de sinais atualmente disponíveis no mercado possuem especificação mais do que suficiente para o monitoramento da assinatura elétrica.

3.1.2. PROCESSAMENTO

A etapa de processamento opera sobre o sinal após a sua obtenção com o sistema de medição. Esta etapa prepara os sinais para a análise através da aplicação de diversas operações de verificação e correção de sinais, aplicação de transformadas, bem como na obtenção dos espectros de frequência e parâmetros de monitoramento.

⁷ As componentes da carga se apresentam em alta frequência quando há uma relação de ampliação de velocidade (ex.: compressores a parafuso) ou número elevado de pás/palhetas em ventiladores e bombas, etc.

Antes de se processar os sinais para análise, as seguintes operações são efetuadas:

- Verificação dos sinais obtidos pelo conversor ADC, para verificar se o sinal de entrada não excedeu os limites de entrada do mesmo, ou se a sua amplitude é suficiente para não apresentar um erro de quantização excessivo;
- Conversão dos sinais obtidos pelo conversor ADC (números inteiros) para sinais que representem amplitude de corrente em Amperes e tensão em Volts;
- Remoção do valor médio dos sinais medidos – há sensores que medem apenas corrente e tensão alternada, portanto, qualquer valor médio representa um erro sistemático do próprio sistema de medição;
- Cálculo da terceira corrente, quando apenas a corrente de duas fases é medida;
- Cálculo da terceira tensão, quando apenas a tensão de duas fases é medida;

Em seguida, a assinatura de cada sinal é obtida com o intuito de se obter o diagrama fasorial. Através do diagrama fasorial é possível identificar troca de fases e inversões na instalação dos sensores – a troca de fase é causada pela instalação de um sensor na fase errada e a inversão de fase é decorrente da inversão no sentido da corrente ou inversão das pontas de prova de tensão no momento da instalação. Quando efetuada de forma automática, a identificação parte do pressuposto de que as tensões entre as fases devem ser defasadas de 120° entre si e de que as correntes, que também devem apresentar esta defasagem entre si, devem também estar atrasadas com relação à tensão, devido à natureza da carga do motor ser do tipo indutiva (a fase da tensão é adiantada com relação à corrente).

O diagrama fasorial é uma representação em gráfico polar dos fasores de corrente e tensão, e cada fasor é definido pela amplitude e fase da frequência fundamental da respectiva corrente ou tensão. A Figura 5-(a),(b),(c) exemplifica um diagrama fasorial onde os sensores foram instalados de forma incorreta, sendo que o gráfico na Figura 5-(d), representa o diagrama fasorial correto.

Uma vez que os sinais de corrente e tensão estão prontos e são adequados, eles serão processados para se obter as suas respectivas assinaturas, ou seja, a representação no domínio da frequência através da transformada de Fourier. A obtenção das assinaturas segue a seguinte sistemática:

- “Janelamento” por *Blackman* ou *Hamming*, para diminuição do *leakage*⁸;
- Inserção de zeros (*zero-padding*), caso o número de amostras não seja adequado para a execução da FFT (Transformada Rápida de Fourier) – sem este recurso, a DFT (Transformada Discreta de Fourier) comum deveria ser utilizada, com custo computacional muito superior à FFT;
- Aplicação da FFT com a correção das amplitudes (espectro de potências) e obtenção das amplitudes e fases para cada componente espectral do sinal.

No caso da técnica EPVA, as componentes do vetor de Park são obtidas a partir das correntes e tensões das três fases (veja a seção 2.3). A partir do cálculo do módulo do vetor de Park e de seu espectro de frequências, com base nas componentes de sequência direta (I_D) e de quadratura (I_Q), tem-se a assinatura de corrente e tensão EPVA.

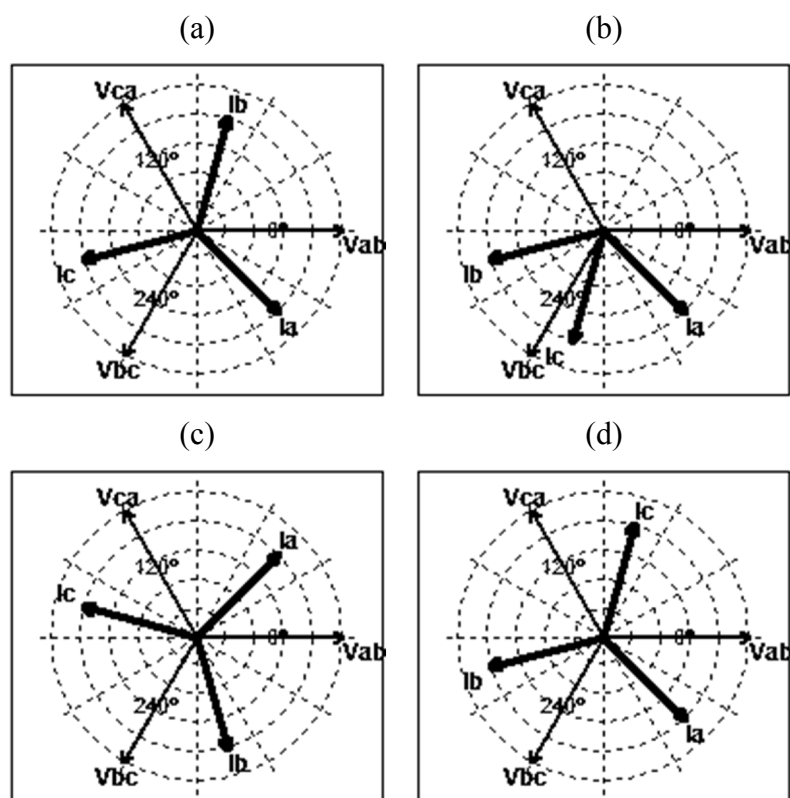


Figura 5 – Simulação dos erros comuns na instalação dos sensores nas fases do motor: (a) troca entre os sensores de corrente da fase B e C, (b) inversão do sentido do sensor de corrente da fase C e (c) sensores invertidos de forma que os fasores de tensão estão atrasados em relação aos de corrente. Em (d) tem-se o diagrama correto, sem erros no posicionamento dos sensores.

⁸ O *leakage* é um termo em inglês utilizado para caracterizar o “espraiamento” das raiais espectrais em um espectro de frequências obtido pela transformada de Fourier.

3.1.3. ANÁLISE DA CONDIÇÃO DE CARGA E OPERAÇÃO DO MOTOR

O diagnóstico pelas técnicas de monitoramento de falhas discutidas neste trabalho são totalmente dependentes da análise comparativa dos parâmetros e características extraídos ao longo do tempo. Garantir que tais amostras sejam compatíveis com relação à sua condição de carga é o objetivo desta etapa.

Sabe-se que a condição de operação do motor afeta consideravelmente os resultados obtidos. Neste sentido, a importância de se obter parâmetros de monitoramento em condições próximas, é de suma importância. Isto se torna ainda mais relevante quando o regime de trabalho do motor não é constante, variando ao longo do dia ou em função de diferentes requisitos do processo.

A Figura 6 apresenta o espectro de frequências da corrente de um motor a vazio e em plena carga, onde é possível observar que as componentes destacadas não só possuem menor energia (amplitude em dB) se comparadas à componente fundamental, mas também estão próximas ao ruído. Diferente das componentes de barras quebradas e de excentricidade (destacadas na figura), é importante observar que algumas componentes não são visíveis na condição a vazio porque são relacionadas à carga, que, no caso, estava desacoplada do motor.

Para se determinar qual é a condição de carga, a melhor estimativa disponível é a corrente RMS medida. Quando comparada ao valor nominal, é possível determinar com boa segurança qual foi o percentual de carga imposto ao motor no momento da medida. Uma regra prática muito utilizada é a de que melhores resultados são obtidos com a carga acima de 70% da corrente nominal, sendo que é recomendável pelo menos 50% da corrente nominal para se efetuar um diagnóstico. A análise de motores a vazio só é possível em motores de grande porte.

Outra consideração importante sobre a condição de operação deve ser destacada. Quando a máquina não estiver operando de forma estável (isto é, presença de variações de velocidade no motor ou variações no torque da carga), os sinais de corrente e tensão não serão periódicos. Por ser um requisito da própria análise espectral, os sinais adquiridos devem apresentar característica puramente periódica e, caso este requisito não seja atendido (por mudanças significativas na carga, por exemplo), os espectros de frequências podem se apresentar confusos e impróprios para a análise. A Figura 7 ilustra como a obtenção de sinais em condições não estáveis durante o processo de amostragem afeta o seu espectro de frequências.

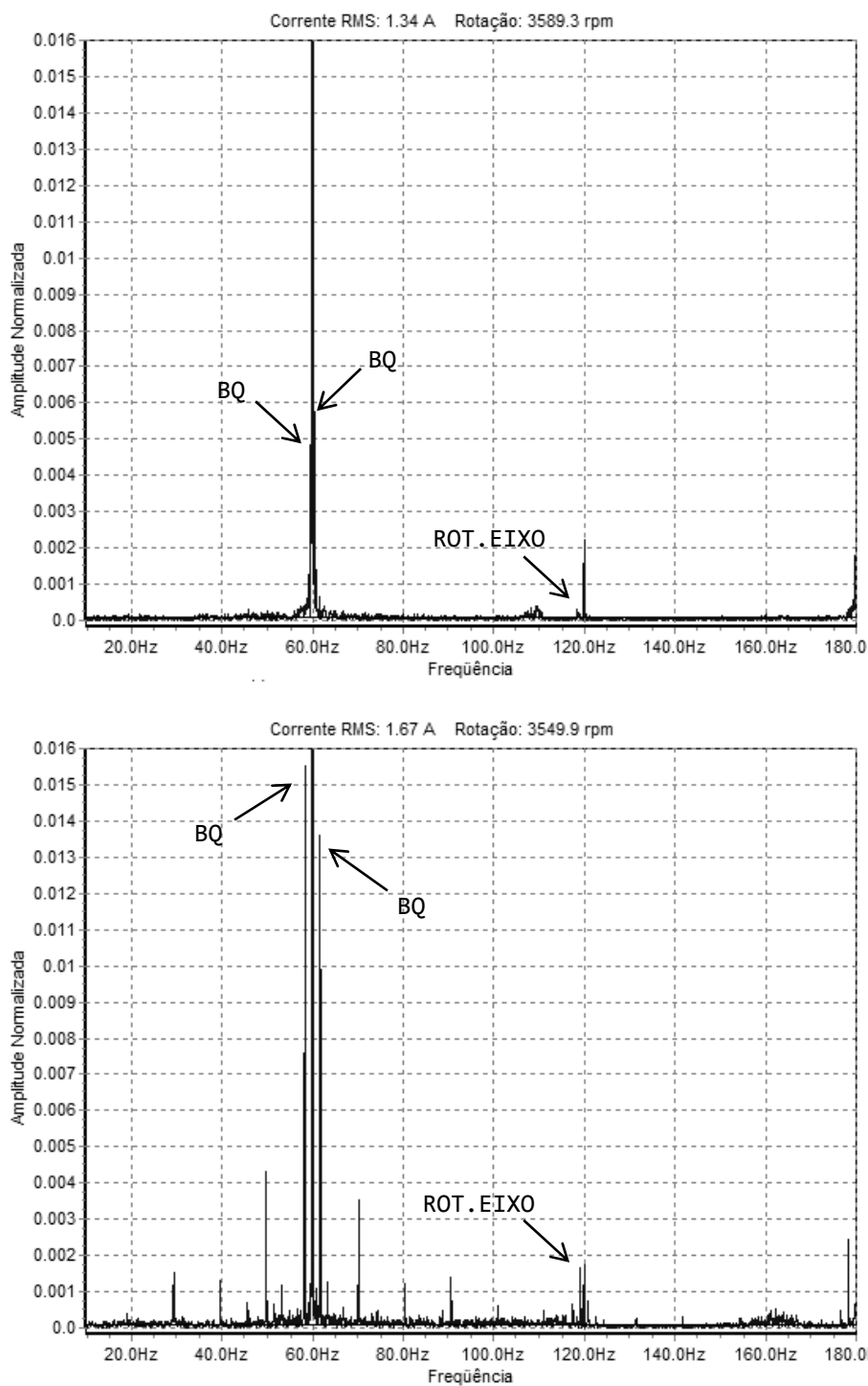


Figura 6 – Assinaturas de um motor de 2 pólos, com falha de barra quebrada, operando a vazio (acima) e em plena carga (abaixo). As componentes de barra quebrada estão destacadas por “BQ” e as de rotação do eixo por “ROT.EIXO”. Fonte: PS Soluções.

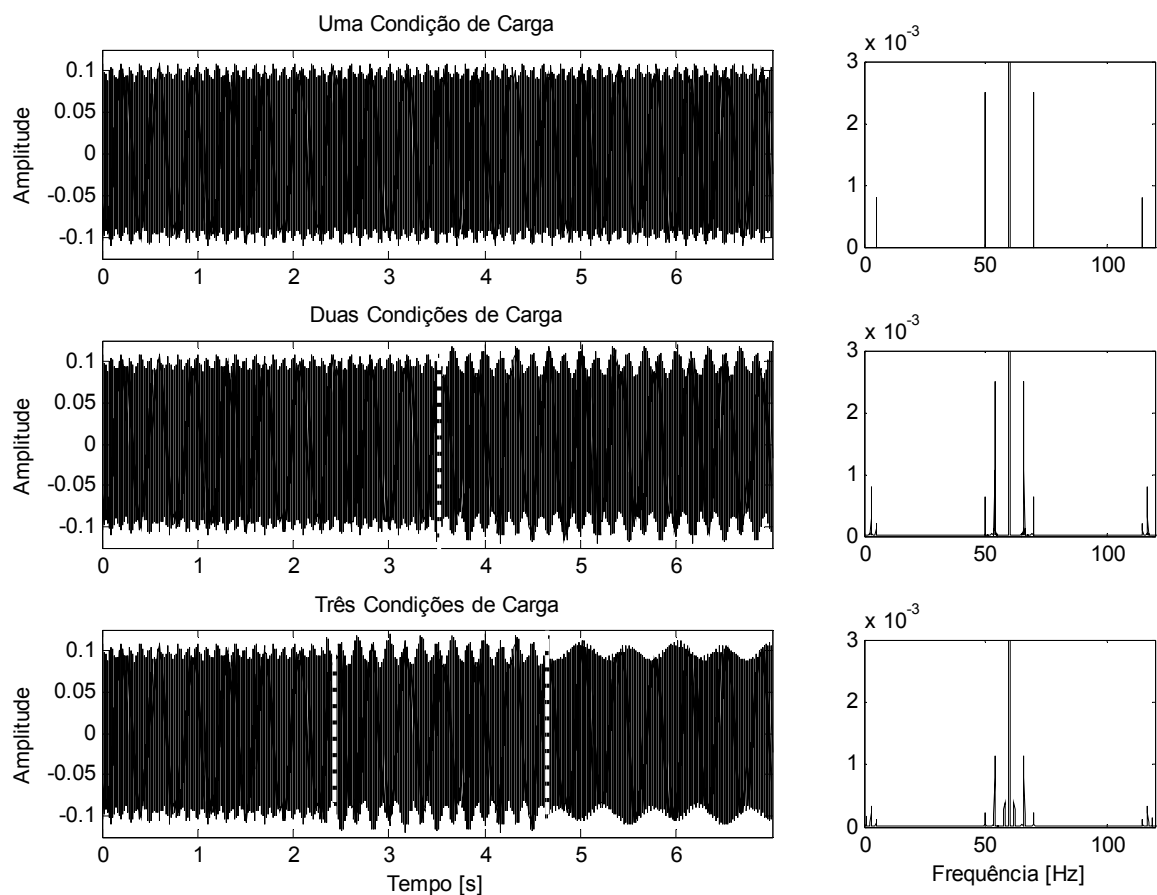


Figura 7 – Simulação de sinais que apresentam diferentes condições de carga durante o processo de medição (esquerda) e seus respectivos espectros de frequência (direita). As linhas tracejadas em branco indicam, no sinal amostrado, o momento da mudança na carga.

Através da análise da amplitude RMS⁹ no tempo, é possível observar como o valor RMS do sinal variou ao longo do período de amostragem, partindo do princípio que o valor RMS é um reflexo da carga. Neste tipo de sinal são observadas alterações e/ou oscilações significativas de amplitude, descontinuidades, variações bruscas e eventos que não caracterizam uma carga estável. Nestes casos, os dados devem ser descartados.

Nos casos onde o motor é alimentado por um inversor de frequência em regime não constante, é possível analisar o valor da frequência instantânea do sinal, obtido através de estimação pelo espectro de frequências ou através dos valores de fase instantânea resultante da Transformada de *Hilbert* do sinal.

⁹ Também conhecida como “Curva RMS”, o comportamento da amplitude RMS é obtido com processo similar ao da média móvel. Contudo, o tamanho da janela é definido pelo inverso da frequência fundamental do sinal, e o valor calculado pela janela é o valor RMS ao invés da média.

Por fim, é importante ressaltar que pequenas variações são esperadas, pois são inerentes ao processo. As próprias condições de falta da máquina se traduzem no sinal por variações periódicas de amplitude. As variações externas é que devem ser identificadas e descartadas.

3.1.4. ESTIMAÇÃO DE VELOCIDADE ROTÓRICA

A estimação da velocidade rotórica do motor é uma etapa crucial no processo de diagnóstico. A grande maioria das falhas monitoradas se apresentam em frequências que são diretamente relacionadas à rotação da máquina. Desta forma, quanto mais exata e precisa for esta estimação, maior será a confiabilidade do diagnóstico.

A estimação da velocidade é feita com base na identificação de componente cuja relação com a velocidade seja conhecida. Esta componente deve ser bem definida no espectro e, uma vez que sua frequência exata é conhecida (por identificação no espectro), é feito o cálculo da velocidade rotórica (em Hz ou RPM). As componentes mais comumente usadas para estimação são aquelas que sempre aparecem no espectro, mesmo em condição normal, como as componentes relacionadas à condição rotórica (barras quebradas), rotação do eixo e excentricidade estática.

O resultado desta estratégia de estimação sempre carrega um erro intrínseco, decorrente dos valores discretos de frequência do espectro onde a estimação é feita. Tal erro tem grande influência na capacidade de identificação das componentes de falha, especialmente se as mesmas são identificadas de forma automática. A estimação utilizando excentricidade estática ou barra quebrada oferece menor erro, visto que o cálculo da velocidade envolve, respectivamente, a divisão pelo número de barras e o cálculo pela equação do escorregamento.

A estimação pode ser feita pelo próprio operador ou através de algoritmos automáticos de busca. Quando automática, há uma sistemática de busca feita com base em parâmetros construtivos do motor e parâmetros extraídos do próprio sinal em análise. Um algoritmo geral de busca pode utilizar algumas das seguintes estratégias:

- Limitação do intervalo de busca considerando a operação nominal;
- Limitação do intervalo de busca considerando o escorregamento inferior a 0,5 e nunca igual a zero;
- Sempre desconsiderar harmônicos da rede;
- Estimação inicial da velocidade através do valor da corrente RMS;

A estimação inicial pelo valor da corrente RMS utiliza a curva de velocidade em função do torque. Depois que a máquina partiu, a região ao entorno da velocidade nominal pode ser aproximada a uma reta, cujos pontos conhecidos são: velocidade nominal, quando a corrente for nominal; e velocidade síncrona, quando a corrente for igual à corrente a vazio (I_0). Assim, se a corrente RMS é uma aproximação do torque (veja seção anterior), pode-se dizer que se a corrente é superior à nominal, a velocidade será inferior à nominal e vice-versa.

Ainda assim, a facilidade na estimação de velocidade, seja por um operador ou por um sistema automático, é muito sujeita às próprias características da assinatura do motor. As principais características que influenciam a correta estimação de velocidade são:

- Intervalo de busca;
- Amplitude da componente de interesse, e se as mesmas são facilmente identificadas no espectro;
- Nível de ruído e características do espectro de frequências;
- Condição de carga e operação do motor;
- Aspectos construtivos do motor.

A tarefa de automatização deste processo, especialmente para os casos em campo, requer algoritmos robustos e que se adaptem aos diferentes casos. No trabalho de Oliveira [34], é feito um estudo abrangente das metodologias de estimação, sendo que um algoritmo inteligente de estimação é proposto. Através desta metodologia, os dados do motor e informações sobre as características da assinatura do motor são utilizadas pelo algoritmo para estimar o valor correto, inclusive com táticas para redução do erro de estimação.

3.1.5. IDENTIFICAÇÃO DOS PADRÕES DE EXCENTRICIDADE

Uma vez que a velocidade rotórica foi estimada, a primeira componente de falha a ser analisada é o padrão de rotação do eixo, dado pela equação (15). Conforme visto no capítulo anterior, ela está relacionada a possível desbalanceamento ou desalinhamento rotórico.

Nos casos onde o número de barras rotóricas é conhecido (o que na maioria dos casos não é, visto que os fabricantes não consideram este dado com um “dado de placa”), o padrão de excentricidade estática deve ser verificado. As frequências onde elas se encontram podem ser obtidas através da equação (14). A análise da severidade varia muito de motor para motor e, portanto, deve ser feita somente de forma comparativa. Conforme será visto na seção 3.2.4,

nem sempre este padrão está visível no espectro de frequências, ou seja, nenhuma de suas componentes se destaca além do ruído na região de busca, impedindo o seu monitoramento.

3.1.6. IDENTIFICAÇÃO DO PADRÃO DE BARRAS QUEBRADAS

No entorno da componente fundamental no espectro da corrente, encontram-se as componentes referentes ao circuito rotórico (barras quebradas), cuja frequência característica é obtida através da equação (13). Quanto menor o escorregamento, mais próximas à frequência de alimentação estas componentes se localizam.

Dependendo das características do motor e de sua assinatura, elas são facilmente identificadas no espectro. Nos casos onde o erro de estimação de velocidade é grande e mais de uma componente significativa se encontra na região de busca, o operador deve verificar as harmônicas deste padrão, observando se as componentes e seus múltiplos (em ambos os lados) estão espaçados entre si de forma consistente (bem próxima à frequência característica da falha). A Figura 8 ilustra um caso onde um erro grande na estimação pode interferir na correta identificação deste padrão de falha, sendo que o gráfico com o menor erro apresenta o diagnóstico correto.

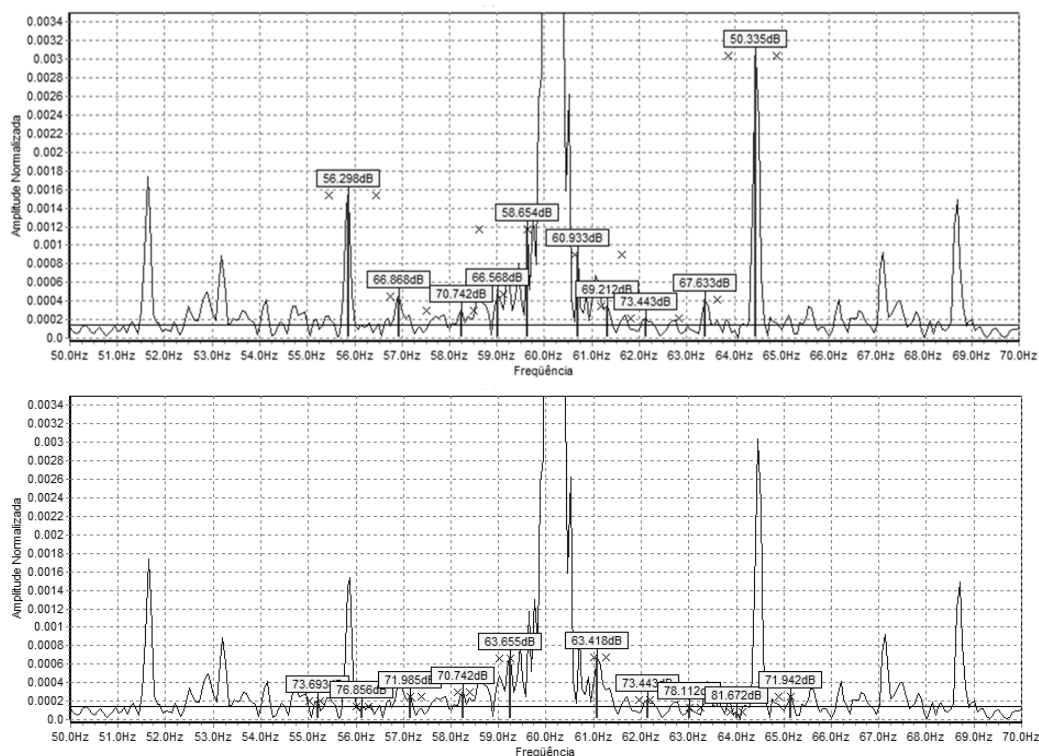


Figura 8 – Exemplo da identificação do padrão de falha de barra quebrada em um sinal de corrente de um motor de uma empresa de energia com base em diferentes erros de estimação de velocidade rotórica: $1192,7 \pm 3,75$ RPM (acima) e $1192,7 \pm 0,04$ RPM (abaixo). Fonte: PS Soluções.

Em casos muito particulares, onde não é possível ter certeza de quais são as componentes do padrão, utiliza-se uma estratégia de pior caso, onde a componente de maior amplitude na região de busca determina qual é a severidade da falha.

A severidade da falha pode ser estimada através da Tabela 4, sendo que a mesma pode ser aplicada com boa confiabilidade em qualquer tipo de motor (e em diferentes tipos de carga). Em alguns casos particulares, o operador pode fazer ajustes nestes limites para garantir o diagnóstico e prognóstico adequados.

3.1.7. IDENTIFICAÇÃO DE PADRÕES ADICIONAIS

Em uma análise padrão, quaisquer outros padrões mecânicos dependem de informações adicionais sobre o motor e sua carga (isto é, transmissão e carga). Estas informações geralmente envolvem aspectos construtivos muito particulares da máquina, o que nem sempre é acessível. Desta forma, somente nos casos onde já existe um monitoramento por outra técnica (de onde estes dados já foram levantados) ou quando há histórico de falhas e criticidade na carga, é que estas componentes serão monitoradas.

Nos casos onde estes padrões mecânicos são muito bem definidos no espectro, ou seja, sua frequência é bem definida e sua amplitude é alta, elas podem contribuir na estimação de velocidade. O monitoramento de correias é um bom exemplo.

Por fim, conforme visto no capítulo anterior, o monitoramento de falhas em rolamentos pela assinatura elétrica não é recomendado para a detecção de falhas incipientes, visto que seus efeitos serão vistos de forma contundente no espectro da corrente somente quando a severidade for muito alta (esta questão é abordada na seção 3.2.5).

3.1.8. ANÁLISE DO PADRÃO DE DESEQUILÍBRIO ELÉTRICO ESTATÓRICO

No capítulo anterior, no item 2.6.5, foi visto que falhas no isolamento do motor podem causar o desequilíbrio entre as fases se tal falha evoluir em forma de um curto-circuito entre espiras. Caso o motor esteja em malha aberta (isto é, sem controle de velocidade ou torque), são observados três parâmetros:

- Valor convencional do desequilíbrio, obtido através da diferença da amplitude RMS de cada fase com relação à média da amplitude nas três fases;

- Amplitude normalizada da componente em duas vezes a frequência da alimentação no espectro do módulo do vetor de Park (EPVA) – apesar de similar ao parâmetro anterior, é mais sensível a diferença na amplitude e ângulo entre os fasores;
- Impedância de sequência inversa (IIS), obtida a partir dos valores de corrente e tensão de sequência inversa do motor.

Para os dois primeiros parâmetros, que são dados em forma de percentual, utiliza-se a referência de severidade dada pela Tabela 4. Quando um desvio é identificado, é necessário verificar se há um desequilíbrio na tensão, de forma a garantir que a alimentação não é a origem do desequilíbrio. Na ausência de dados da tensão, é comum verificar o desequilíbrio em motores que estejam no mesmo barramento.

Tabela 4 – Carta de Severidade para Desequilíbrio Elétrico Estatístico.

<i>Severidade</i>	<i>Percentual</i>	<i>Condição do Isolamento</i>	<i>Ação Recomendada</i>
1	< 1,0	Excelente	Nenhuma
2	1,0-5,0	Bom	Nenhuma
3	5,0-10,0	Ruim	Verificar tendência
4	> 10,0	Muito Ruim	Reparo

Fonte: Sistema Preditor® (2014)¹⁰

O cálculo da impedância de sequência inversa só pode ser obtido caso haja dados da tensão, o que nem sempre é possível. Este parâmetro é bem confiável e sensível à falha no isolamento e robusto a variações na condição de operação [35].

Em motores de alta tensão, ou em motores situados em ambientes agressivos, ao menor sinal de aumento destes parâmetros, o operador deve agir – seja na redução do tempo entre medições ou no planejamento da próxima intervenção no motor. Isto porque o tempo entre a detecção de desequilíbrio e a ocorrência da falha é pequeno, e uma ação efetiva pode não ser feita em tempo hábil.

¹⁰ Sistema Preditor®” [Online]. Disponível em: <http://www.pssolucoes.com.br/preditor.html> . [Acesso em agosto de 2014.]

3.1.9. ANÁLISE DE PARÂMETROS DE QUALIDADE DE ENERGIA

O principal parâmetro verificado nesta etapa é o índice de distorção harmônica através do THD da corrente (seção 2.6.6), visto que valores acima do recomendado podem causar sobreaquecimento e redução da eficiência do motor. O valor do THD deve ser inferior a 10% na corrente das três fases. Caso o valor esteja alto na corrente, a tensão também deve ser verificada. Se os dados da tensão não estiverem disponíveis, o THD da corrente de motores que estejam no mesmo barramento pode ser utilizado para comparação. Como o THD está intimamente ligado às amplitudes dos harmônicos da alimentação, a análise das mesmas pode auxiliar na identificação de anomalias.

Outros parâmetros de qualidade de energia como as potências (aparente, ativa, reativa) e fator de potência da cada fase e do motor como um todo podem ser indícios de problemas – o consumo de energia fora do esperado é um indicativo de falha.

3.1.10. ANÁLISE DAS TENDÊNCIAS E SEVERIDADE

Por fim, a análise das tendências dos parâmetros monitorados e o seu comportamento ao longo do tempo, configuram a forma mais eficaz de se efetuar o diagnóstico de falhas no motor.

Tal diagnóstico vem da observação de diferenças significativas entre duas observações, considerando que uma delas representa o sistema em uma condição considerada normal. Se há amostras o suficiente, é possível acompanhar a alteração no tempo e, se houver conhecimento do histórico dessa falha (e ferramentas adequadas), um prognóstico pode ser obtido. É importante garantir que as observações que compõem estas curvas sejam obtidas em condições similares de operação e carga.

É importante notar, que as curvas de tendência representam o histórico dos parâmetros sendo monitorados e, por isso, devem possuir as amplitudes destes parâmetros quando o motor se encontrava em situação reconhecidamente normal, sem falhas. Na ausência deste tipo de informação, é comum utilizar motores similares (motores com especificação e carga parecida) para comparação. As diferenças entre os motores nos mesmos parâmetros são um forte indício de falha, além de configurar uma boa forma de se determinar, sem conhecimento prévio, os níveis de severidade das mesmas.

Com uma análise minuciosa das assinaturas do motor e definição dos parâmetros e padrões de monitoramento, sistemas automáticos de medição e identificação de componentes podem ser

utilizados para que se tenha o monitoramento contínuo. Desta forma, o trabalho do operador se resume a acompanhamento das curvas de tendência.

Nesse sentido, é importante ressaltar a importância de se ter uma sistemática de monitoramento, que especifica claramente as atividades e objetivos [36]. Nesta sistemática, deve ser considerado o seguinte:

- Definição dos motores a serem monitorados, segundo um critério de criticidade e custo;
- Levantamento das falhas a serem monitoradas, segundo as características do motor, seu histórico de falhas e a possibilidade de monitoramento das mesmas;
- Estratégia de coleta de dados¹¹, com base em intervalos de medição definidos segundo critérios práticos e relacionados às falhas sendo monitoradas;
- Definição de um período de aprendizado, para definição de níveis de alarme e características do motor sendo monitorado;
- Definição de responsabilidades de análise e acompanhamento;
- Padronização de relatórios.

Assim, melhores resultados são obtidos quando a sistemática de monitoramento é bem definida e executada com rigor.

3.2. Pontos Críticos na Análise

Apesar dos grandes avanços nas técnicas de análise e na inserção das técnicas de ESA na indústria, a metodologia atual de análise e diagnóstico apresenta limitações. Estas limitações influenciam a detecção precoce de falhas e a avaliação de sua severidade, além da identificação de suas componentes através de algoritmos automáticos. Dependendo das condições e características do motor em análise, elas contribuem significativamente para a ausência de um diagnóstico confiável ou mesmo conclusivo.

¹¹ Como regra geral, recomenda-se a obtenção de pelo menos duas medições por vez, em intervalos diários para motores monitorados por sistemas remotos (e automáticos), e em intervalos quinzenais ou mensais em sistemas portáteis para medição *in-locu*, dependendo do regime de operação, histórico de falhas e facilidade para se efetuar de coleta.

Considerando-se isso, os principais fatores que influenciam o diagnóstico, aqui denominados pontos-críticos, são:

- Ruído;
- Variações de carga e velocidade rotórica;
- Estimativa de velocidade rotórica;
- Identificação de componentes de barra quebrada;
- Identificação de componentes de excentricidade estática;
- Detecção de defeitos em rolamentos;
- Efeitos da turbulência/cavitação em bombas no espectro;
- Curvas de tendência e cartas de severidade.

Esta seção tem o objetivo de descrever estes principais pontos críticos e a sua influência na análise por ESA, identificando as possíveis causas e exemplificando com casos reais encontrados na indústria¹².

3.2.1. RUÍDO

Todos os sistemas de medição, tanto digitais como analógicos, possuem características que os tornam susceptíveis ao ruído. Desta forma, os sinais elétricos utilizados em ESA também são susceptíveis a este tipo de efeito.

O ruído presente nos sistemas pode ser de dois tipos: o ruído branco, definido por valores aleatórios e não correlacionados, e o ruído sistemático, introduzido pela eletrônica do dispositivo ou de seus algoritmos de processamento. Quando no domínio da frequência, o ruído branco se apresenta através de incontáveis componentes espectrais espalhadas em toda a faixa espectral, visto que todas as frequências são igualmente possíveis.

Apesar de inerente a qualquer processo de medição, o ruído torna-se um ponto crítico na análise quando a sua intensidade é superior às características e efeitos que se quer monitorar. Isto é muito comum para efeitos mecânicos de baixa energia e falhas ainda em estágio incipiente.

¹² Os exemplos foram extraídos da base de conhecimento da empresa PS Soluções. A empresa tem experiência de dez anos no mercado brasileiro em monitoramento e análise da condição de motores de indução. Seus equipamentos são utilizados pelas principais empresas do setor de minério, siderurgia, energia nuclear e óleo e gás do país.

As figuras a seguir ilustram, em motores de uma empresa de energia, dois casos comuns: a componente de excentricidade estática (Figura 9-(a)) e a componente de rotação do eixo (Figura 9-(b)) imersas no ruído. A relação entre a intensidade de ruído e intensidade das componentes de interesse pode variar muito entre sistemas, visto que a alimentação, operação, sistema de medição e ambiente onde o sistema está inserido, contribuem para a formação do ruído.

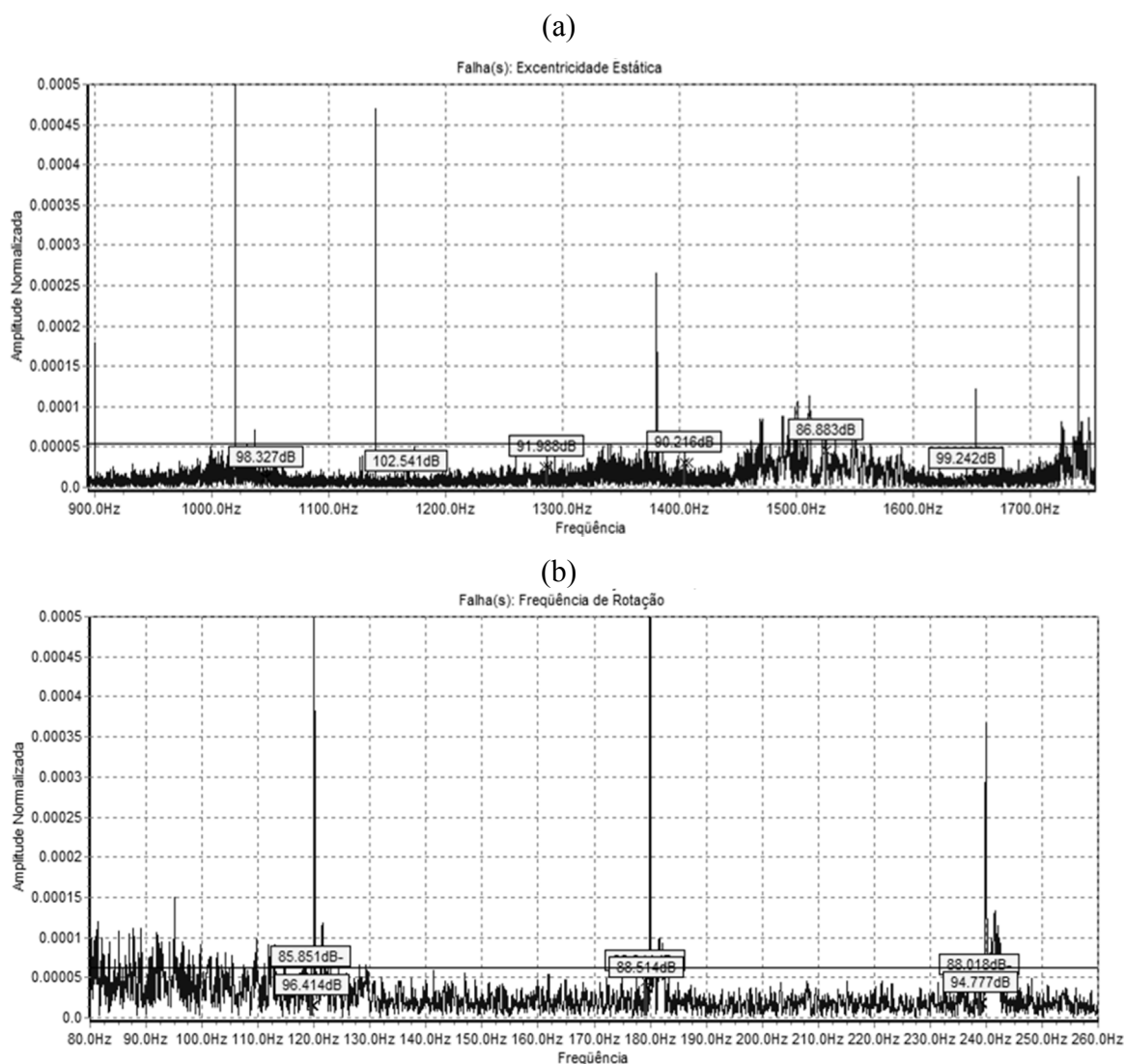


Figura 9 – Componentes de excentricidade estática (a) e rotação do eixo (b) imersas no ruído do sinal de corrente em dois motores de uma empresa de energia.

Por fim, pode-se observar que o ruído branco presente nos sinais de análise pode ser atenuado e até filtrado, visto que o mesmo apresenta algumas características bem definidas como média zero e valores não correlacionados entre si.

3.2.2. VARIAÇÕES DE CARGA E VELOCIDADE

A abordagem geral para análise da condição de motores utiliza técnicas baseadas na análise dos sinais oriundos do motor no domínio da frequência e, portanto, é assumido que o sinal medido seja periódico, ou seja, o seu espectro de frequências é invariante no tempo.

Mesmo em uma condição de operação considerada estável, os sinais adquiridos deste motor nem sempre apresentam características periódicas constantes, visto que variações no torque da carga e, conseqüentemente, na velocidade rotórica, são inerentes ao processo. Em bombas, há variações aleatórias causadas pela passagem do fluido, especialmente quando há o efeito de cavitação. Estes e outros efeitos causam variações no torque apresentado pela carga, o que torna confuso o espectro de frequências da corrente, especialmente na região ao entorno da fundamental, conforme já visto na Figura 4.

Quando se trata de variações significativas na carga durante o processo de medição, descartar a medição é a melhor decisão. Nesse sentido, o processo de identificação destes casos, especialmente de forma automática, é uma questão que requer maiores estudos. A Figura 10 ilustra três casos de motores reais, onde variações indesejadas são observadas através dos gráficos de amplitude e amplitude RMS ao longo de sinais de corrente.

Um operador é capaz de identificar boa parte dos padrões de variação indesejados, contudo, nem sempre é viável em ambiente industrial, visto que todas as medições teriam que ser verificadas. Além do mais, há casos onde tais variações não são visíveis.

Por fim, ainda há os casos onde o regime de operação não é constante, em decorrência de um sistema de controle de velocidade ou torque (veja o exemplo da Figura 11). Extrair um conjunto de dados adequados para análise é uma tarefa difícil, apesar de haver tentativas de compensação deste efeito. Nos casos onde o motor está em condições de partida, técnicas do tipo “*time-frequency*”, como a *Short Time Fourier Transform* (STFT) são mais adequadas.

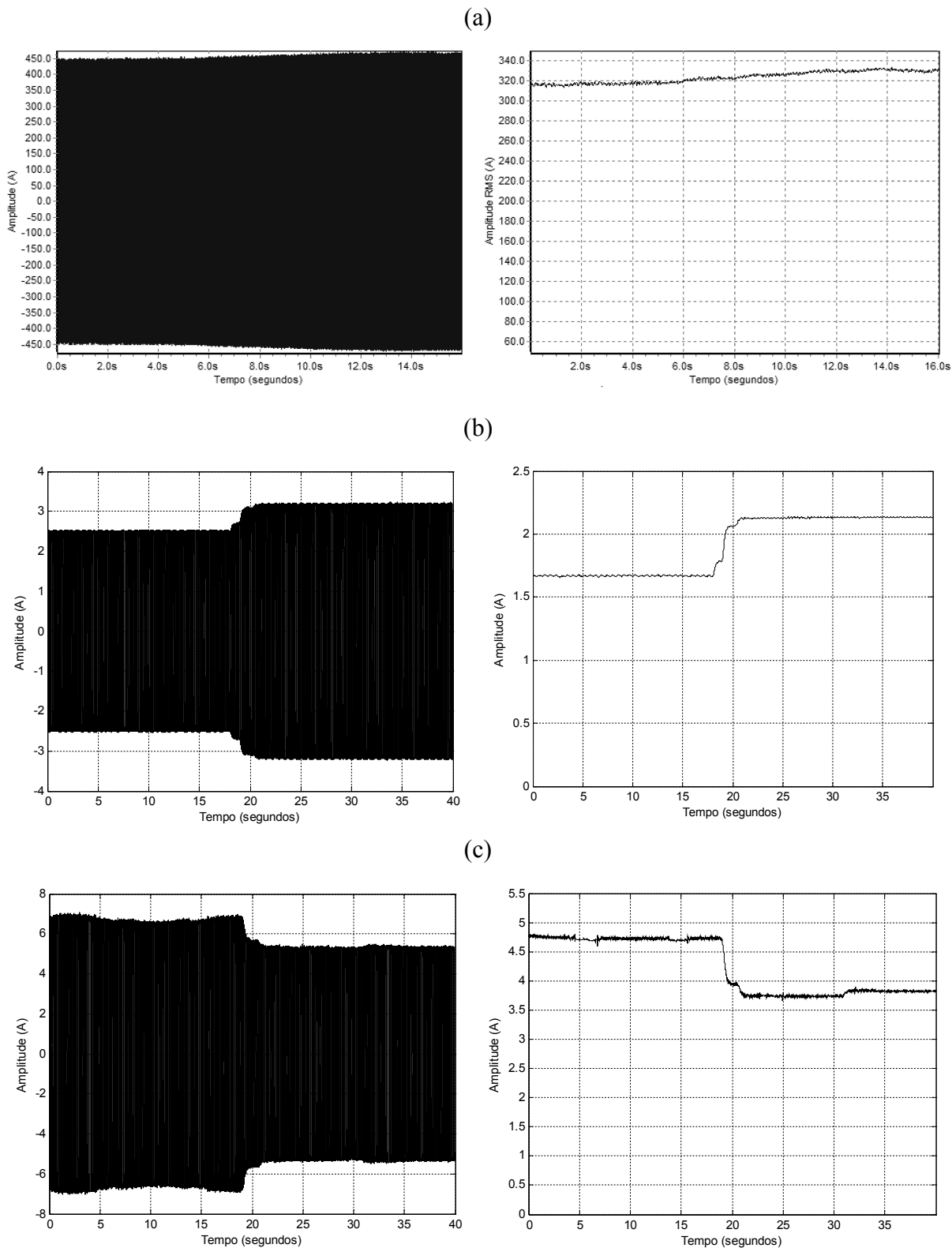


Figura 10 – Exemplos de sinais de corrente obtidos de motores reais, cujos motores apresentaram variação de carga durante o período de medição. À esquerda, a amplitude dos sinais no tempo e, à direita, as curvas da amplitude RMS. Fonte: PS Soluções.

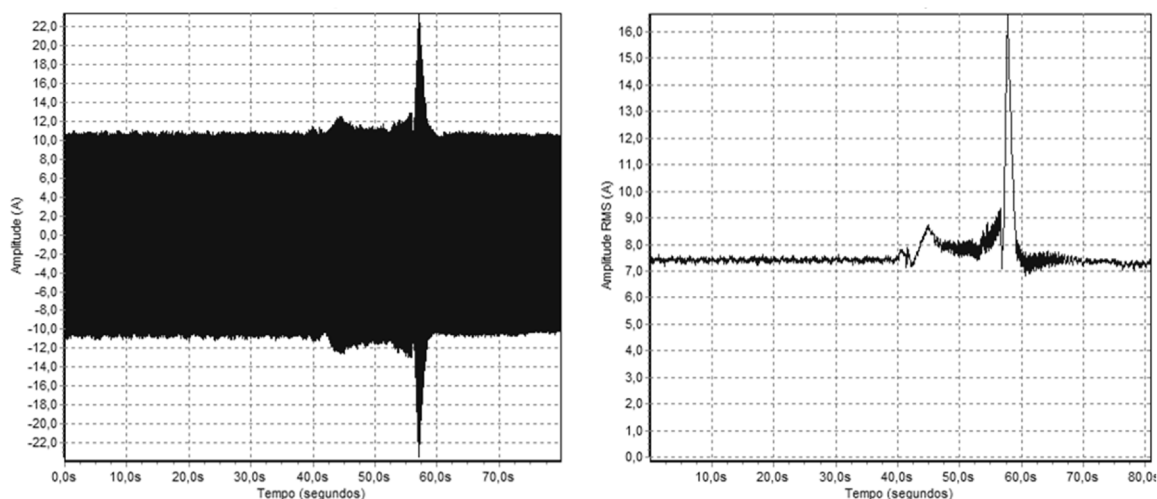


Figura 11 – Exemplo de sinal de corrente de motor de uma indústria siderúrgica que possui controle de velocidade e apresenta variação de carga durante o período de amostragem do sinal de corrente. À esquerda, a amplitude do sinal no tempo e, à direita, a curva da amplitude RMS. Fonte: PS Soluções.

3.2.3. ESTIMAÇÃO DE VELOCIDADE

O valor exato da velocidade rotórica do motor no momento da medição deve ser usado para se obter o escorregamento e as frequências críticas de diagnóstico de falhas e, portanto, a correta estimativa deste valor, com o menor erro possível, sempre será uma questão crítica na análise.

Mesmo com os avanços na metodologia e algoritmos de estimativa, há casos onde as próprias limitações do sinal medido impedem a estimativa. Os fatores que contribuem para os erros na estimativa de velocidade são:

- Dados técnicos do motor incorretos ou ausentes;
- Pouco conhecimento sobre o regime de operação da máquina;
- Excesso de ruído presente nos sinais;
- Resolução espectral insuficiente;
- Componentes características do motor desconhecidas;
- Motor sujeito a variações de carga, onde a velocidade rotórica varia com o tempo.

Além desses fatores, todo o processo considera que o valor da velocidade é constante ao longo da medição, dado que um valor único é estimado para a velocidade rotórica e, como visto na seção anterior, a maioria dos motores em condições reais apresentam variações na velocidade. Portanto, o valor estimado carrega sempre um erro intrínseco, relacionado à utilização de um valor único para caracterizar um fenômeno variante no tempo.

A Figura 12 ilustra como o valor instantâneo da velocidade rotórica não é constante, mesmo que a carga seja considerada estável. No caso, trata-se de um motor de 2 pólos e 0,5 HP, acoplado a um freio magnético, cuja a velocidade é medida através de um *encoder* de 20 divisões e precisão de $\pm 0,02$ RPM. A variação no período é considerada baixa (não superior a 1 RPM) e, neste caso, não prejudica significativamente a estimativa.

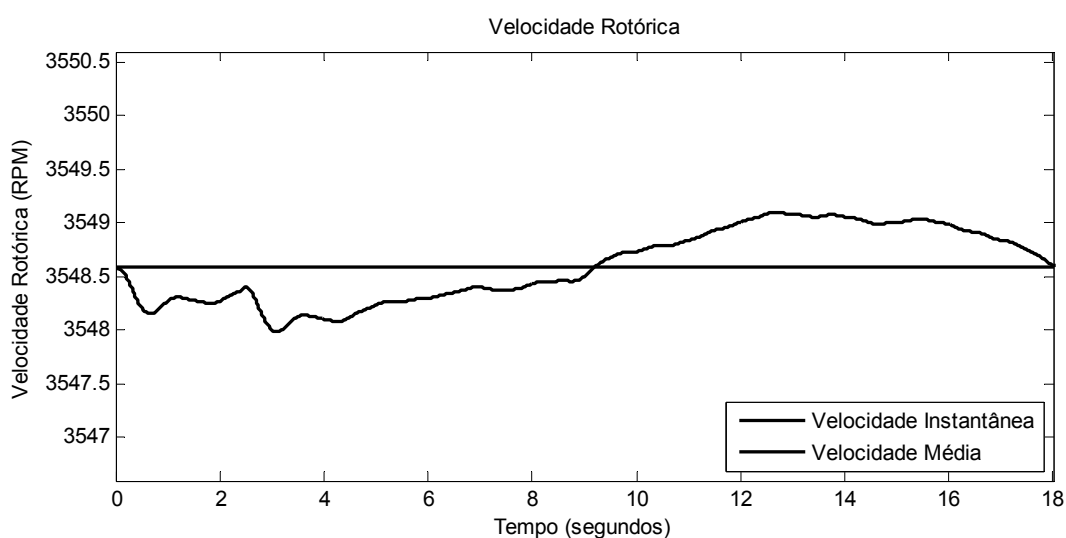


Figura 12 – Variação da velocidade medida em um motor de 2 pólos e 0,5 HP, acoplado a um freio magnético, cuja carga pode ser considerada constante no período da medição.

3.2.4. IDENTIFICAÇÃO DE COMPONENTES DE EXCÊNTRICIDADE ESTÁTICA

As componentes de excentricidade estática são muito interessantes para o processo de análise e diagnóstico de falhas no motor. Além de possibilitar a detecção de uma falha bem específica (desalinhamento rotórico), este padrão auxilia na redução significativa do erro na estimativa de velocidade e, conseqüentemente, leva a diagnósticos mais confiáveis.

Contudo, na prática estas componentes nem sempre são passíveis de serem monitoradas, visto que elas podem não ser identificadas no espectro – casos onde sua energia é muito baixa e elas se encontram imersas no ruído do sinal. A Figura 13 ilustra, em diferentes motores, um caso onde o padrão é visível e significativo e outro onde as componentes encontram-se imersas no ruído.

Não há uma regra ou condição específica que determine se o motor apresentará tal padrão na sua assinatura, mas neste trabalho, são propostas três possíveis causas que podem ser investigadas separadamente:

1. Ruído do sistema de medição – como o dispositivo de medição, sensores utilizados e níveis de sinais são diferentes para cada caso, a relação sinal-ruído do conjunto pode ser decisiva na formação do ruído no sinal medido;
2. Variação de velocidade – a localização da falha no espectro é diretamente proporcional ao número de barras (que costuma ser um número alto) e pequenas variações na velocidade rotórica fazem com que o deslocamento na frequência seja alto. Com isso a energia do sinal se espalha no espectro, não compondo uma componente significativa e visível;
3. A assimetria do entreferro não provoca uma modulação de corrente perceptível.

Além das possíveis causas citadas, há certas condições construtivas do motor que causam o não aparecimento destas componentes. [37]

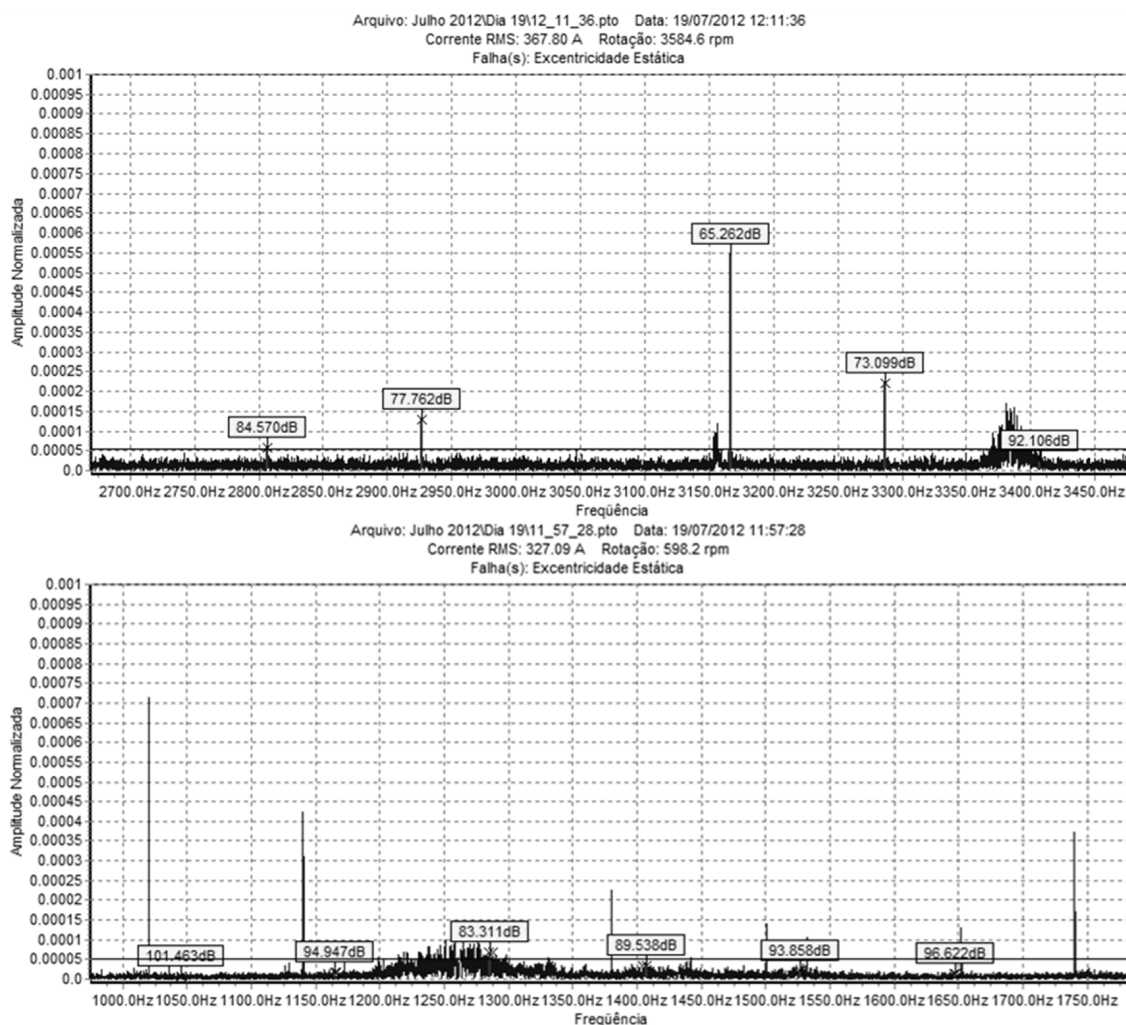


Figura 13 – Comparação entre as componentes de excentricidade estática de dois motores distintos. No primeiro (acima) as componentes são significativas enquanto no segundo (abaixo), estão imersas no ruído. Fonte: PS Soluções.

3.2.5. DETECÇÃO DE DEFEITOS EM ROLAMENTOS

A detecção de defeitos em rolamentos, sobretudo em fase incipiente, é uma das grandes limitações da Análise da Assinatura Elétrica. Mesmo com diversos trabalhos e casos publicados que comprovam a possibilidade de se detectar tais defeitos [13] [24]- [29], os casos de estudo geralmente são em ambiente controlado e os defeitos considerados são de alta severidade (extremo desgaste).

Na prática, a detecção em estágio incipiente é um desafio devido à baixa relação sinal-ruído, decorrente de baixas amplitudes nas frequências características dos defeitos monitorados [27]. Em ambiente industrial, esta relação sinal-ruído pode variar significativamente dependendo da aplicação [38].

É importante ressaltar que a identificação de defeitos pontuais através da corrente é significativamente mais difícil do que na análise de vibrações do motor [29]. Isto se deve à dificuldade de se distinguir, no espectro da corrente estatórica, as componentes de interesse (relacionadas aos defeitos) das componentes do ruído e das demais presentes no espectro de frequências [24]. Além do fato da vibração ser mais sensível aos efeitos gerados pelos defeitos no rolamento, seus sensores podem ser instalados bem próximos ao rolamento, o que aumenta a relação sinal-ruído e, conseqüentemente a confiabilidade e precocidade do diagnóstico.

Portanto, na indústria, este tipo de defeito é desconsiderado na Análise da Assinatura Elétrica, especialmente onde há um plano de monitoramento pela Análise de Vibração. Contudo, em motores onde a Análise de Vibração não é possível (difícil acesso, risco de segurança ou ambiente agressivo ao operador ou equipamentos), esta limitação reduz a capacidade da equipe de manutenção de identificar falhas no motor, visto que falhas em rolamentos representam 50% do total de falhas no motor.

3.2.6. CURVAS DE TENDÊNCIA E CARTAS DE SEVERIDADE

Como já é sabido, principalmente devido ao seu caráter preditivo, a tarefa de se fazer o monitoramento sistemático é essencial na Análise da Assinatura Elétrica. Contudo, as amplitudes dos parâmetros monitoradas estão sujeitas a variações devido a diversos fatores, conforme foi discutido nas seções anteriores. Como consequência, é muito comum ter-se curvas de tendência mal comportadas, que apresentam valores oscilando e que mascaram a tendência de crescimento da severidade da falha sendo monitorada. A ausência de ferramentas para

tratamento destas curvas, que na estatística são consideradas séries temporais, diminui a capacidade do operador de identificar padrões de falhas em desenvolvimento.

Para diminuir tais efeitos e caracterizar melhor as mudanças na curva de tendência há a necessidade de se selecionar as amostras em uma condição de operação parecida. Adicionalmente, devem-se aplicar técnicas de normalização de componentes e seleção de escalas adequadas (ex.: escala em decibel [dB] para parâmetros da técnica MCSA). Ainda assim, o operador deve identificar a “tendência” de piora por trás das oscilações e variações na curva de tendência apresentada.

A título de exemplo, a Figura 14, ilustra como a curva de tendência da componente de barras quebradas não se comporta de forma estável ao longo do período monitorado. No caso, o motor de 2 pólos e 2.000 CV, monitorado ao longo de 5 meses, a curva apresentou significativa variação em decorrência diferentes condições de carga e operação no momento das medições. Apesar destas variações, fica evidente que sua amplitude se manteve dentro da normalidade, segundo os níveis de alarme determinados.

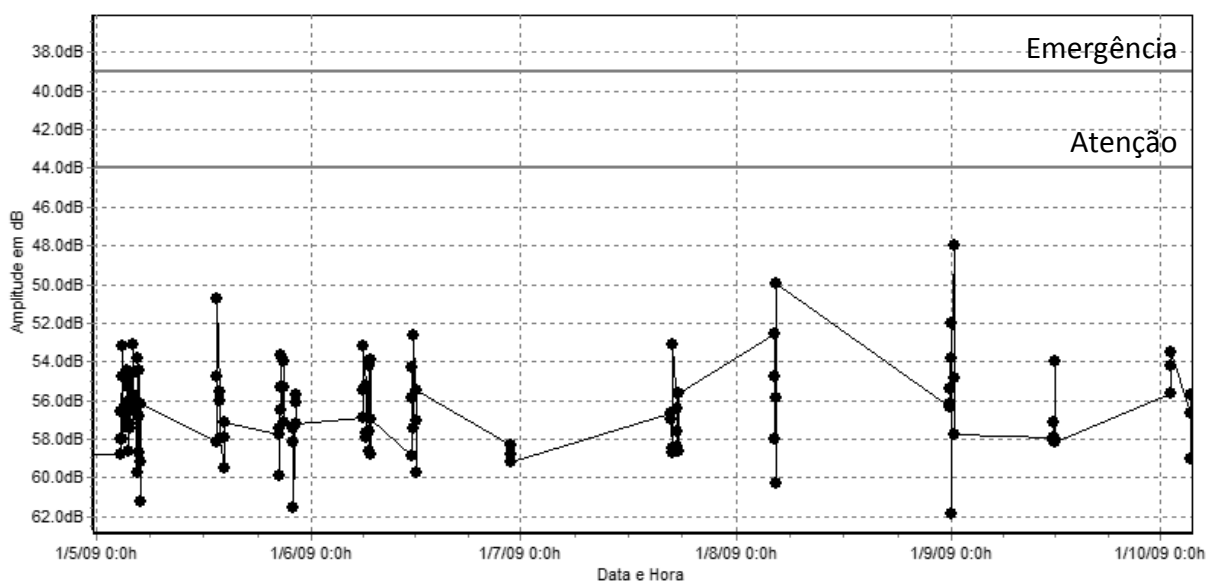


Figura 14 – Variações na curva de tendência da componente de barras quebradas de um motor de 4 pólos de uma empresa de energia ao longo de 5 meses de monitoramento. Os níveis de alarme, definidos com base na Tabela 4, são atenção em 44 dB e emergência em 39 dB. Fonte: PS Soluções.

Outro ponto crítico está relacionado à estimação da severidade da falha – informação imprescindível para que uma decisão de intervenção de manutenção seja feita. Na maioria das falhas monitoradas em ESA, a severidade é estimada a partir da amplitude das componentes de falha, medida no espectro de frequências. Contudo, a amplitude de tais componentes varia muito de motor para motor, e, o que é normal para um motor, pode ser indicativo de falha severa em outro. Além disso, a própria condição de carga tem impacto nestes valores – daí a recomendação de se ter ao menos 70% da carga.

Essa dificuldade também resulta em poucas cartas de severidade¹³ disponíveis, e ainda menos as que podem ser aplicadas de forma generalizada (apenas a carta de barras quebradas, apresentada na Tabela 2, é reconhecidamente útil), restando ao operador criar cartas de referência com base em experiências próprias ou de casos muito similares.

Por fim, a comparação com motores similares é uma das poucas técnicas confiáveis para se ter uma ideia da severidade sem que haja um histórico de falha no mesmo equipamento.

¹³ As cartas de severidade, que são valores de referência de severidade para um dado padrão de falha sendo monitorado, são muito comuns em Análise de Vibração e, devido à própria natureza do sinal, tem boa aplicação e capacidade de generalização.

4. UMA NOVA ABORDAGEM DE ANÁLISE BASEADA NA MODELAGEM DE SINAIS

4.1. Introdução

Este capítulo tem o objetivo de propor uma nova abordagem para a análise da condição de motores por meio de técnicas ESA. Nesta nova abordagem, a natureza dos efeitos que influenciam os sinais elétricos sendo monitorados é considerada no processo. Desta forma, através de técnicas e ferramentas de processamento adequadas, resultados mais consistentes e confiáveis podem ser obtidos no diagnóstico de falhas nos equipamentos sob monitoramento.

Para isso, a primeira parte deste capítulo apresenta conceitos relacionados à natureza de sinais, como: aleatoriedade, estacionariedade, periodicidade e determinismo; e faz uma análise dos diferentes efeitos presentes no sinal elétrico, incluindo hipóteses sobre suas características e sua natureza. Em seguida, são apresentadas técnicas de separação de sinais e estimação espectral, evidenciando suas possíveis contribuições para a nova abordagem de análise proposta. Por fim, novas metodologias de análise são propostas com base nas hipóteses e técnicas descritas anteriormente, com o objetivo de mitigar alguns dos pontos críticos da metodologia atual de análise apresentados no Capítulo 3.

4.2. Separação de Sinais para a Análise da Condição do Motor

Conforme Randall [4], uma grande parte do processo de monitoramento da condição do motor consiste na separação de sinais mistos, medidos em determinado ponto de medição, em componentes vindas de fontes distintas. A maioria dos componentes de uma máquina, geram sinais específicos que os caracterizam e que podem ser separados uns dos outros, bem como podem permitir a distinção entre uma condição saudável de uma condição de falha.

De forma geral, os sinais de interesse podem ser classificados em duas categorias básicas: estacionários e não-estacionários. Os sinais estacionários apresentam características estatísticas invariantes no tempo e podem ser divididos em determinísticos e aleatórios (veja a Figura 15). Os sinais determinísticos são compostos inteiramente por senóides de frequências discretas e, portanto, o seu espectro de frequências consiste em linhas discretas nas frequências destas

senóides. Os sinais aleatórios não podem ser previstos no tempo, contudo, apresentam características estatísticas bem definidas [4].

Dentro da classificação de sinais não-estacionários, destaca-se o tipo ciclo-estacionário. Um exemplo é um sinal de ruído branco modulado em amplitude por outro sinal. Normalmente, quando se tem uma modulação em amplitude de um sinal (por uma única frequência), o espectro resultante apresenta pares de componentes de frequência ao entorno da frequência modulada e distantes dela na quantidade igual à frequência modulante. Como o espectro do ruído branco é uniforme, o espectro do sinal ciclo-estacionário também é uniforme, mesmo com as componentes de modulação presentes. A Figura 16 ilustra este caso e também ilustra o espectro de sinais estacionários determinísticos e aleatórios.

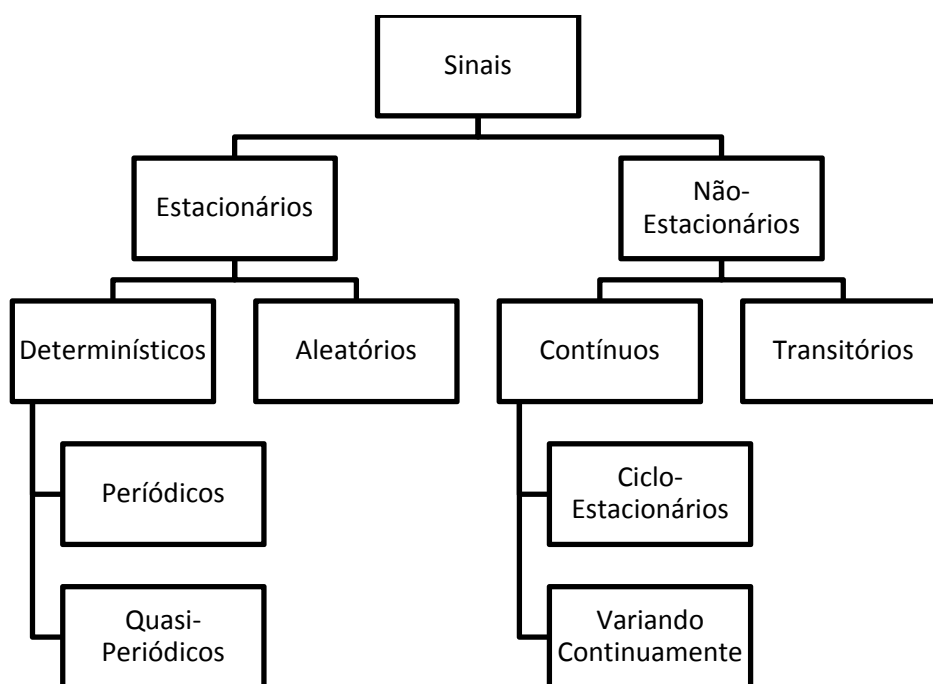


Figura 15 – Classificação de sinais segundo sua natureza.

Diferente da Análise de Vibração, na Análise da Assinatura Elétrica a natureza dos sinais é geralmente ignorada, partindo-se diretamente para a análise espectral pela transformada de Fourier. Este trabalho propõe considerar tal categorização, visto que ela é de grande importância na escolha das etapas de processamento dos sinais que podem (e devem) ser aplicadas. A seguir, uma análise será feita do sinal e suas componentes, para que as ferramentas de processamento possam ser apresentadas em seguida.

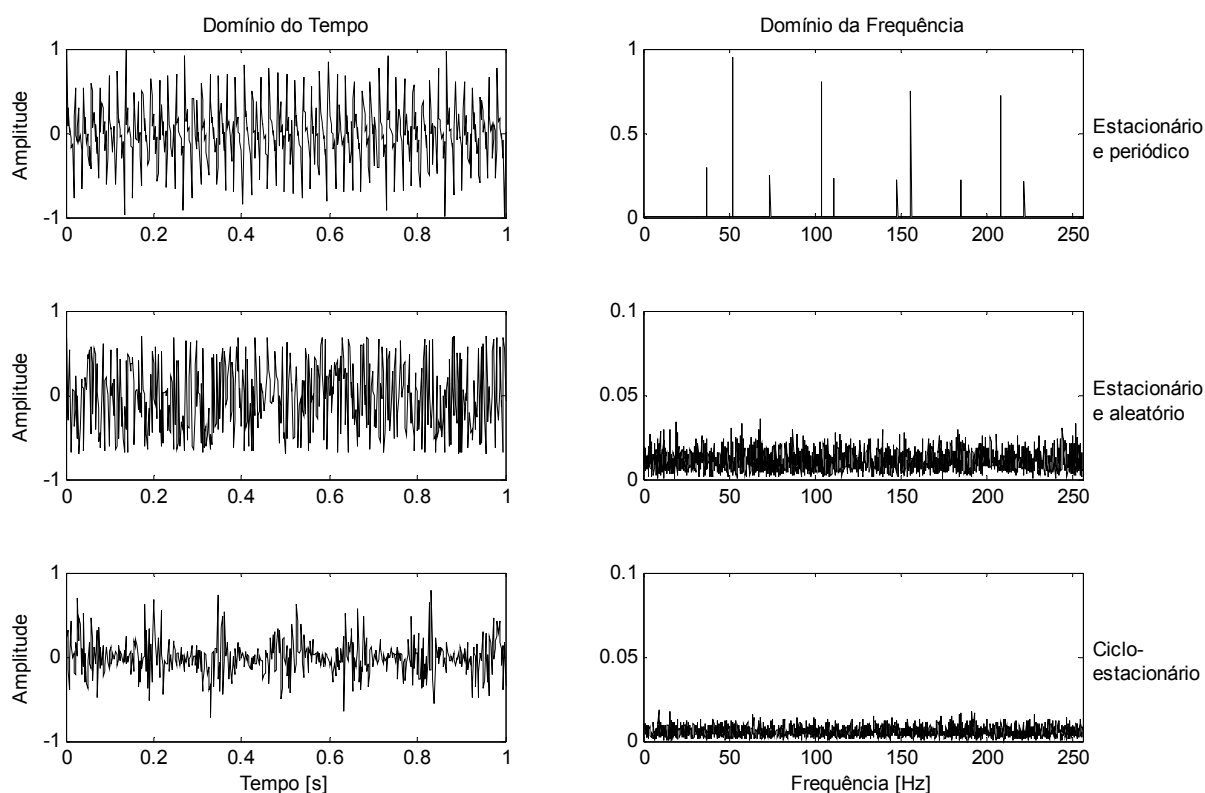


Figura 16 – Sinais típicos nos domínios do tempo (esquerda) e da frequência (direita).

Os sinais estacionários e aleatórios apresentam potência constante e, conseqüentemente, energia infinita (ao oposto de sinais transitórios, que apresentam energia finita), enquanto que os sinais ciclo-estacionários apresentam potência variante no tempo (período definido), e sua energia total também é infinita. Conforme observa-se na Figura 16, os diferentes tipos de sinais apresentam características diferentes no domínio do tempo e da frequência.

4.2.1. CLASSIFICAÇÃO DE SINAIS

Conforme visto no Capítulo 2, os efeitos mecânicos conseguem ser mensurados na corrente estatórica do motor por duas razões principais: alterações na distância entre o rotor e o estator (entreferro) e a oscilação de torque da carga. Estes efeitos aparecem no espectro de corrente na forma de modulações da componente principal de alimentação do motor.

Assim como os diferentes componentes do motor se manifestam nos sinais de vibração com as suas características particulares, o mesmo é esperado para os sinais de corrente, mesmo que o caminho percorrido por estes sinais sejam essencialmente diferentes (e, conseqüentemente, as alterações a que eles ficam sujeitos). Desta forma, define-se a seguinte hipótese:

A natureza dos sinais que compõem o sinal de corrente é a mesma dos sinais que compõem o sinal de vibração.

Presumindo-se isso, a classificação dos sinais elétricos gerados pelo motor pode ser feita com base na mesma classificação dos sinais na Análise de Vibração. De acordo com Randall [4], as seguintes classificações podem ser feitas:

1. Ruído – o ruído presente nos sinais é oriundo de diferentes fontes e é considerado um ruído branco, ou seja, ele é uma série aleatória não-correlacionada, com média zero e variância finita. Apresenta uma potência igualmente distribuída ao longo de uma banda definida;
2. Excentricidade, desalinhamento e desbalanceamento – é um sinal estacionário e determinístico¹⁴, pois está diretamente relacionado às revoluções do rotor e, portanto, suas características podem ser modeladas e previstas;
3. Engrenagens em redutores, compressores a parafuso, etc. – sinais gerados por estes componentes geralmente tendem a ser determinísticos, pois se apresentam em harmônicos (múltiplos) da velocidade do eixo associado; no caso de falhas generalizadas, apresentam natureza aleatória e banda definida;
4. Fluxo de fluidos, incluindo turbulência e cavitação – os sinais resultantes do fluxo de fluidos (bombas e ventiladores) têm uma natureza aleatória e banda definida, mas são geralmente estacionários e podem apresentar uma distribuição bem definida no domínio da frequência;
5. Rolamentos de Elementos Girantes – os sinais gerados, sobretudo em estágios incipientes, são tipicamente aleatórios, visto que não se apresentam em harmônicos múltiplos da velocidade rotórica. Defeitos pontuais são considerados ciclo-estacionários¹⁵ e defeitos generalizados apresentam, ao mesmo tempo, características de sinais ciclo-estacionários de primeira e segunda ordem;
6. Assimetria no circuito rotórico (barras quebradas) – geram sinais determinísticos, visto que apresentam uma relação inversa com a velocidade rotórica, com base no valor do escorregamento apresentado pelo rotor;

¹⁴ As pequenas variações na velocidade podem ser consideradas como aleatórias.

¹⁵ Pela modelagem matemática apresentada por Antoni e Randall [56], o sinal é melhor classificado como pseudo ciclo-estacionário.

Com relação à excentricidade, desalinhamento e desbalanceamento, mesmo que a máquina esteja operando a uma velocidade aparentemente constante, os sinais que estão diretamente relacionados a este efeito não são verdadeiramente determinísticos, a não ser que qualquer variação aleatória de velocidade seja removida. Para remover este efeito, é necessário lançar mão de técnicas de “*order-tracking*” ou remoção de não-estacionariedade [4].

Da mesma forma que na velocidade, efeitos aleatórios também podem se apresentar no torque da carga, tornando a situação de análise mais complexa. Contudo, a única ação a ser tomada é garantir que estas variações sejam limitadas dentro de parâmetros aceitáveis.

Adicionalmente, a classificação acima evidencia que a maioria dos efeitos de interesse são classificados como estacionários (a exceção dos sinais ciclo-estacionários) e, portanto, esta é uma característica básica destes sinais, antes de qualquer outro tipo de classificação.

Por fim, as definições e classificações descritas nessa seção serão decisivas no desenvolvimento de uma nova metodologia de diagnóstico, visto que técnicas de processamento serão selecionadas para o diagnóstico de cada falha, separadamente.

4.3. Estacionariedade

Apesar da maioria dos sinais de processos reais não serem estacionários, o conceito de um processo estacionário é determinante no desenvolvimento de métodos de processamento de sinais. Em uma situação ideal, onde os sinais que representam um processo são de natureza estacionária e determinística, não só as suas características estatísticas são invariantes no tempo, mas o sinal pode também ser decomposto inteiramente em frequências discretas de senóides. Sendo assim, a realização de suas amostras pode ser prevista no tempo, em qualquer instante. Para este tipo de sinal, a aplicação das técnicas clássicas de obtenção do espectro de potências oferece ótima precisão.

Assim, um processo é estacionário se os parâmetros de seu modelo probabilístico são invariantes no tempo, caso contrário ele é não-estacionário. A propriedade de estacionariedade implica que todos os parâmetros estatísticos como média, variância e todos os momentos¹⁶ de maior ordem do processo, sejam constantes. Contudo, há vários graus de estacionariedade, visto

¹⁶ Os valores esperados de um processo aleatório, também conhecidos como suas estatísticas ou momentos, são média (primeira ordem), variância e covariância (segunda ordem). Os momentos de terceira e quarta ordem são assimetria (*skewness*) e achatamento (*kurtosis*), respectivamente.

que um conjunto de estatísticas de um processo pode ser estacionário enquanto que outro conjunto é variante no tempo. Por exemplo, um processo aleatório pode apresentar uma média invariante no tempo, mas uma potência variante no tempo.

Na prática, a maioria dos sinais não-estacionários podem ser considerados como aproximadamente estacionários por curtos períodos de tempo [39]. Na teoria de processamento de sinais, são definidas duas classes de processos estacionários: processos **estritamente estacionários** e processos **fracamente estacionários**¹⁷, que é uma forma menos estrita de estacionariedade, onde somente é requerida que a primeira e segunda ordem estatística de um processo sejam invariantes no tempo. Para processos estritamente estacionários, todos os momentos de um sinal devem ser invariantes no tempo.

Na análise de processos fracamente estacionários, os mais importantes, e mais utilizados, valores esperados são o momento de primeira ordem (média) e os momentos de segunda ordem, como covariância, correlação e espectro de potências¹⁸ [39]. Por isso, muitos algoritmos, como filtros de redução de ruído ou filtros de predição linear (LPC), utilizam essencialmente uma estimação da média ou da função de correlação do processo como parâmetros do modelo estatístico do filtro.

4.3.1. MODELAGEM DE PROCESSOS NÃO-ESTACIONÁRIOS

Conforme visto anteriormente, um processo aleatório é um processo não-estacionário se suas características estatísticas variam no tempo. A maioria dos processos estocásticos como sinais de áudio e vídeo, dados financeiros, dados meteorológicos e sinais biomédicos são não-estacionários, visto que são gerados por sistemas cujo conteúdo, ambiente e parâmetros variam ou evoluem com o tempo. Neste sentido, faz-se necessário determinar modelos onde sua característica não-estacionária pode ser tratada, e parâmetros, estados ou características estacionárias podem ser separadas e analisadas.

Uma estratégia é considerar que processos variantes no tempo podem ser modelados pela combinação de modelos aleatórios estacionários [39]. Assim, conhecendo as características de cada um destes modelos, é possível analisá-los de forma independente. A Figura 17 ilustra dois

¹⁷ Traduzido do termo em inglês *weak stationarity*, que é sinônimo do termo mais utilizado *wide-sense stationary*, ou estacionário no sentido amplo.

¹⁸ A autocorrelação e o espectro de potências representam estatísticas de segunda ordem de um processo nos domínios do tempo e da frequência, respectivamente, e se relacionam através da transformada de Fourier.

tipos de modelos para processos não-estacionários. Na Figura 17-(a), um processo não-estacionário é modelado como a saída de um sistema variante no tempo cujos parâmetros são controlados por um processo estacionário e, na Figura 17-(b), um processo variante no tempo é modelado por uma cadeia de estados invariantes no tempo, onde cada um possui diferentes características estatísticas.

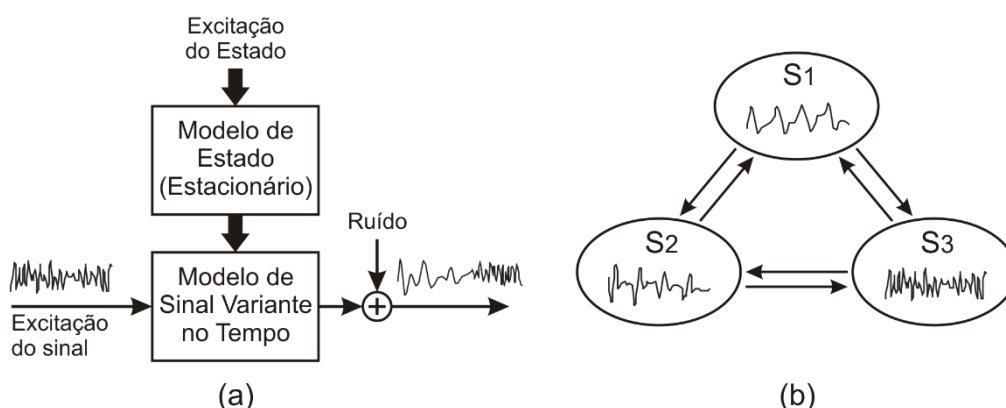


Figura 17 – Dois modelos para processos não-estacionários: (a) um processo estacionário determina os parâmetros de um modelo variante no tempo (continuamente); (b) um modelo de estados finitos com cada estado tendo um diferente conjunto de propriedades estatísticas. Fonte: Vasegui [39].

Outra abordagem para a modelagem de sinais não-estacionários é baseada na classificação vista na seção 4.2, onde sinais estacionários podem ser classificados como determinísticos ou aleatórios, e sinais determinísticos periódicos podem ser divididos em sinais periódicos e quasi-periódicos (aperiódicos). Para sinais aleatórios, periódicos e aperiódicos, é possível definir suas funções de correlação e espectros associados. Contudo, sinais normalmente não aparecem em sua forma “puramente” aleatória, periódica ou aperiódica e, portanto, faz-se necessário poder tratar a mistura destes tipos básicos de sinais.

Nesse sentido, é importante notar que, em geral, a mistura de um sinal aleatório estacionário e um sinal determinístico resultará em um sinal não-estacionário. Para tratar esse problema, supondo que $x(n)$ é um sinal aleatório/determinístico misto, $x(n)$ é dito quasi-estacionário se as seguintes condições forem satisfeitas [40]:

$$(i) \quad \mu_x(n) = E[x(n)], \quad \forall n, |\mu_x(n)| < \infty \quad (23)$$

$$(ii) \quad \gamma_{xx}(n_1, n_2) = E[x(n_1)x(n_2)], \quad \forall n_1, n_2, |\gamma_{xx}(n_1, n_2)| < \infty$$

$$\gamma_{xx}(m) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n_1=0}^{N-1} \gamma_{xx}(n_1, n_1 - m) = \langle \gamma_{xx}(n_1, n_1 - m) \rangle, \forall m \quad (24)$$

onde $\langle \cdot \rangle$ denota a média temporal e a expectância¹⁹ $E[\cdot]$ é obtida em relação aos componentes aleatórios do sinal. Se $x(n)$ é um sinal puramente estacionário e aleatório, então as condições (i) e (ii) são trivialmente atendidas. Se $x(n)$ é um sinal puramente determinístico, (ii) resulta em:

$$\gamma_{xx}(m) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot x(n-m) = \langle x(n) \cdot x(n-m) \rangle \quad (25)$$

que coincide com a definição de sinais periódicos, onde as características do sinal se mantêm para o número de amostras (N) tendendo ao infinito. No caso, as funções μ_x e γ_{xx} estão associadas, respectivamente, aos momentos de primeira e segunda ordem do sinal e representam as funções de média e autocorrelação. Assim, tal definição também pode ser utilizada para se definir as características de processos fracamente estacionários.

Este resultado é importante para se determinar que mesmo processos não-estacionários apresentam condições onde é possível se aproximar condições ou modelos onde suas características podem ser consideradas estacionárias. Neste contexto, é possível determinar condições para que a análise de seus momentos de primeira e segunda ordem seja viável.

4.3.2. ERGODICIDADE

Na atividade de aquisição de sinais, é muito difícil adquirir um número grande de realizações de um processo e, principalmente, impossível de se obter um número infinito de amostras. Portanto, com o objetivo de se obter uma medida estatisticamente relevante, é conveniente, a possibilidade de se efetuar a média das amostras. Contudo, no contexto de sinais, isto só é válido se os sinais são não só estacionários, mas também “ergódicos”. A ideia fundamental por trás desse conceito consiste em se considerar que todas as realizações de um processo estatístico são estatisticamente equivalentes [4].

Em estatística, ergodicidade é o termo utilizado para descrever um processo aleatório onde a média no tempo de uma sequência de eventos é média de um conjunto de realizações do mesmo e vice-versa. Por exemplo, considerando-se o estudo de preferências gastronômicas de uma

¹⁹ A expectância matemática, também conhecida como valor esperado ou esperança matemática, é a soma dos produtos de uma variável aleatória pela probabilidade a ela associada. Assim, através de um valor médio associado a esta variável, representa um artifício formal utilizado para se manipular grandezas aleatórias como se elas fossem determinísticas, ou seja, substituindo o conjunto dos diversos valores que a variável pode assumir por um valor único.

população, é fácil perceber que a média de consumo de alimentos com base no comportamento de um indivíduo não é representativo da média da população. Porém, a média de um conjunto de indivíduos (desde que representativos da população) se aproxima da média de consumo da população. Para que este processo fosse considerado ergódico, a média de consumo da população teria de ser igual à média obtida em um indivíduo qualquer. No contexto deste trabalho, assumir que o processo em análise é ergódico, permite que a média do processo como um todo (ou outras características estatísticas) possa ser obtida a partir da média de amostras de sinal deste processo.

Por fim, se o processo for considerado estacionário e ergódico, isso implica que as características estatísticas do processo aleatório não mudarão com o tempo e que estas características (como a média e variância teórica do processo), podem ser deduzidas de uma única e suficiente longa amostra (realização) deste processo.

4.3.3. OBSERVAÇÕES FINAIS

No contexto desta tese, a importância de se garantir a estacionariedade (ou pelo menos algum grau de estacionariedade) está diretamente relacionada à capacidade de se obter melhores estimações do espectro de frequências e, conseqüentemente, melhores resultados no processo de diagnóstico de falhas em motores.

No caso da análise de motores, apesar de seus sinais apresentarem algumas características determinísticas (quando o motor opera em condição estável), o sinal obtido apresenta natureza aleatória juntamente com componentes periódicas. Isto porque o processo de operação do motor, mesmo em carga e velocidade ditas constantes, apresenta características aleatórias inerentes ao seu processo de funcionamento e decorrentes do sistema de medição.

Portanto, se for considerado que suas características estatísticas são estacionárias, as mesmas podem ser estimadas a partir de operadores estatísticos de primeira e segundo ordem (média, desvio padrão, correlação, etc.), dado um conjunto de amostras. Estendendo este conceito para a análise espectral, pode-se dizer que é possível obter a estimativa dos componentes periódicos deste sinal de natureza aleatória utilizando as técnicas de estimação espectral. Assim, a seleção adequada do número de amostras e o seu tamanho (número de pontos medidos) pode ser decisiva na estimação de suas características estatísticas.

4.4. Separação de Sinais Determinísticos e Aleatórios

No processamento de sinais para o monitoramento da condição, há sempre a necessidade de se separar sinais de diferentes tipos. Nesse sentido, considerando o sinal estacionário, uma importante parte do processo de análise consiste na separação de sinais determinísticos de sinais aleatórios. Esta seção apresenta algumas técnicas utilizadas na Análise de Vibração para essa separação e propõe uma nova abordagem, baseada na soma das correntes estatísticas.

4.4.1. SEPARAÇÃO DE SINAIS NA ANÁLISE DE VIBRAÇÃO

Ao longo dos últimos anos, diversas técnicas foram desenvolvidas para efetuar essa separação em sinais de vibração, cada uma delas possui diferentes propriedades e, portanto, podem ser úteis em diferentes situações. Algumas destas técnicas são: [41]

1. Média Síncrona no Tempo ou *Time Synchronous Averaging* (TSA) – esta técnica é utilizada para eliminar componentes do sinal que não são síncronas com a velocidade rotórica. Oferece mínima perturbação no resíduo do sinal e a melhor separação, mas requer amostragem angular para cada família de harmônicas separadamente. Esta técnica não é capaz de remover componentes harmônicas resultantes de modulações;
2. Predição Linear ou *Linear Prediction* (LPC) – separa a parte previsível (determinística) do sinal e, ao mesmo tempo, obtém o pré-branqueamento²⁰ do resíduo. A escolha do que será removido é determinado pela ordem do modelo autoregressivo (AR) utilizado;
3. Cancelamento Auto-Adaptativo de Ruído ou *Self-Adaptive Noise Cancellation* (SANC) – remove todas as componentes determinísticas, inclusive pares de componentes de modulação por meio de filtros adaptativos, oferecendo boa tolerância a variações na velocidade rotórica.

Destas três, a técnica de Predição Linear será avaliada no desenvolvimento de novas metodologias de análise da assinatura elétrica, pois esta técnica oferece menor complexidade, e boa precisão, além mínimo tempo computacional.

²⁰ O termo “branqueamento” se refere ao processo de equalizar o espectro de potências de um sinal de forma a torna-lo similar ao espectro de potências do ruído branco.

4.4.2. SOMA DAS CORRENTES ESTATÓRICAS

Dado que o circuito elétrico do motor de indução é um circuito trifásico com características bem definidas, é muito comum na análise de Qualidade de Energia aproveitar-se de algumas propriedades deste sistema para se obter parâmetros e sinais desejados. Uma operação comum é obter a corrente do sinal de corrente ou tensão de uma das fases, a partir do sinal das demais fases²¹. No caso de um motor de indução trifásico conectado ao sistema em triângulo (delta), sem neutro acessível, pode-se assumir o seguinte:

$$I_A + I_B + I_C = 0 \quad (26)$$

onde I_A , I_B e I_C são as correntes medidas da fase A, B e C, respectivamente, defasadas de 120° uma das outras. Assim, com base em (26), é possível determinar que a corrente de qualquer uma das fases pode ser obtida a partir da seguinte equação:

$$I_1(t) = -(I_2(t) + I_3(t)) \quad (27)$$

onde I_1 , I_2 e I_3 são as correntes instantâneas em cada uma das três fases e t é o instante de tempo.

Num primeiro momento, esta operação pode parecer útil para se reduzir o número de sensores de corrente necessários na medição de sinais do circuito trifásico do motor. Contudo, ela pode ser considerada como uma espécie de “média síncrona”, pois os efeitos mecânicos relacionados ao motor, incluindo componentes periódicas e aleatórias, estão presentes nas três fases e serão mantidas na corrente obtida numericamente, assim como se vê na técnica EPVA (seção 2.3). Adicionalmente, qualquer outro efeito aleatório não correlacionado (ou independente em cada fase) pode ser atenuado, como por exemplo, o ruído proveniente do sistema de medição.

Por fim, a utilização desta fórmula para fins de separação de sinais aleatórios de sinais determinísticos tem aplicabilidade somente em sinais elétricos de corrente e tensão, em decorrência das propriedades físicas do sistema onde elas são medidas. Desta forma, pode-se definir a seguinte hipótese:

²¹ No caso das correntes estatóricas, essa operação parte do princípio que a soma de todas as correntes que entram num nó é igual à soma de todas as correntes que saem do nó (1ª Lei de Kirchhoff).

Em um motor de indução trifásico, o sinal de corrente (ou tensão) obtido a partir da soma no tempo dos sinais das outras fases carrega as informações referentes aos efeitos mecânicos relacionados ao motor, visto que estes efeitos estão presentes nas três fases (sequência zero), ao passo que qualquer outro efeito aleatório não correlacionado (ou independente em cada fase) será atenuado.

A comprovação desta hipótese, bem como a avaliação da contribuição deste tipo de operação são apresentados no Capítulo 5, onde estão apresentados os resultados experimentais.

4.5. Estimação Não-Paramétrica do Espectro de Potências

As principais técnicas de análise da condição se apoiam na extração de características de sinais medidos no domínio da frequência. Portanto, a capacidade de diagnóstico está diretamente relacionada à capacidade destas técnicas em produzir um espectrograma de frequências fiel às características periódicas intrínsecas ao equipamento, sempre a partir de amostras de sinais (elétricos, acústicos, vibracionais, etc.) obtidos do mesmo. A essência dessas técnicas está na estimação de como a potência é distribuída no domínio da frequência, dada uma amostra finita de um sinal estacionário.

Existem duas abordagens gerais para a estimação espectral. A primeira, que define os métodos clássicos, deriva da ideia básica de que um sinal sob análise é aplicado a um filtro passa-faixa de banda estreita, que é posicionado na frequência de interesse. O conteúdo espectral na faixa selecionada é definido pela divisão da potência do sinal resultante pelo tamanho da banda. Este tipo de abordagem compreende os métodos não-paramétricos. A segunda abordagem, chamada de paramétrica, envolve a definição de um modelo para os dados, permitindo então um meio de se parametrizar o espectro e, portanto, reduzir o problema de estimação espectral a um problema de estimação de parâmetros no modelo assumido [42].

Métodos não-paramétricos são usados quando pouco é sabido sobre o sinal a ser obtido. Tais métodos oferecem menor complexidade computacional que modelos paramétricos e, de forma geral, os métodos podem ser divididos em duas categorias: periodogramas e correlogramas. Periodogramas podem também ser referidos como os métodos diretos, visto que resultam da transformação direta dos dados. Os métodos deste tipo de abordagem incluem a transformada de Fourier direta, método de *Bartlett* e o método de *Welch*.

Já os correlogramas são muitas vezes chamados de métodos indiretos, pois são baseados na aplicação da transformada de Fourier em algum tipo de estimação da sequência de autocorrelação. Nestes casos, devido à grande variância associada e a atrasos de maior ordem (pequena quantidade de pontos utilizados nas correlações), aplicam-se técnicas de janelamento. O método de *Blackman-Tukey* apresenta uma generalização dos métodos do correlograma.

Por fim, nos casos onde os dados satisfazem o modelo assumido, os métodos paramétricos oferecem estimativas espectrais mais precisas. Contudo, o caso onde os dados não satisfazem o modelo assumido é muito mais provável, fazendo com que os métodos não-paramétricos apresentem desempenho superior. Por esta razão, este trabalho se concentrará nos métodos não-paramétricos de estimação espectral.

4.5.1. A NATUREZA ESTOCÁSTICA DO PROCESSO EM ANÁLISE

No processamento estatístico de sinais, o objetivo da estimação do espectro de frequências (também conhecida como espectro de potências) é estimar a densidade espectral de um sinal aleatório a partir de uma sequência de amostras de um sinal no tempo, sendo que o propósito da estimação dessas componentes é detectar qualquer periodicidade nos dados, observando picos nas frequências correspondentes às suas periodicidades.²²

Ao se considerar técnicas de estimação espectral de um sinal, assume-se uma abordagem probabilística das propriedades periódicas do mesmo. Assim, a análise de um sinal não significa mais a sua decomposição em um conjunto de componentes de frequência (assumindo sua periodicidade infinita), mas sim a estimação estatística dos componentes periódicos de um processo estocástico, cujo sinal medido representa uma amostra finita do mesmo. Através da obtenção de um modelo estocástico do equipamento no domínio da frequência e do monitoramento das alterações nesse modelo, tem-se uma abordagem mais confiável na identificação de alterações e falhas no equipamento sob análise.

²² *Spectral density estimation*” Wikipedia, [Online]. Disponível em: http://en.wikipedia.org/wiki/Spectral_density_estimation. [Acesso em janeiro de 2013.]

4.5.2. AUTOCORRELAÇÃO

É importante observar que a autocorrelação, utilizada como base para alguns dos métodos apresentados neste capítulo, é a correlação cruzada de um sinal com ele mesmo. Informalmente, é a medida de similaridade entre a observação e ela mesma, em função de uma separação no tempo. Esta ferramenta é muito utilizada para encontrar a presença de sinais periódicos que podem estar imersos no ruído, ou para identificar a frequência fundamental perdida entre suas harmônicas.

Portanto, a autocorrelação de uma função periódica apresenta a mesma periodicidade da função original. Já a autocorrelação do sinal de ruído branco terá um pico significativo quando o deslocamento for zero e será zero para todos os outros valores de deslocamento. Esta constatação é muito utilizada para se separar as características periódicas em sinais que apresentam componentes aleatórios. Além disso, a informação de fase do sinal original é removida, considerando o resultado da operação a partir do deslocamento zero, o que facilita uma comparação no domínio do tempo. A Figura 18 ilustra um sinal aleatório (com componentes periódicas) e sua respectiva autocorrelação. No exemplo, as componentes periódicas do sinal são mantidas e o ruído é atenuado, como é evidenciado em seus respectivos espectros de frequências.

A função de correlação cruzada discreta entre dois sinais $x(n)$ e $y(n)$ pode ser definida por (28). No caso particular onde os sinais x e y são o mesmo sinal, tem-se a função de autocorrelação, que pode ser definida por (29), sendo esta absolutamente integrável.

$$\gamma_{xy}(m) = E[(x(n) - \mu_x)(y(n + m) - \mu_y)] \quad (28)$$

$$\gamma_{xx}(n) = E[x(n)\hat{x}(n - m)], \text{ sendo } \hat{x}(n) = x(-n). \quad (29)$$

onde:

$x(n)$ é o primeiro sinal amostrado no tempo;

$y(n)$ é o segundo sinal amostrado no tempo;

μ_x e μ_y são as médias de x e y , respectivamente;

n é o número da amostra em x e em y e m é o atraso.

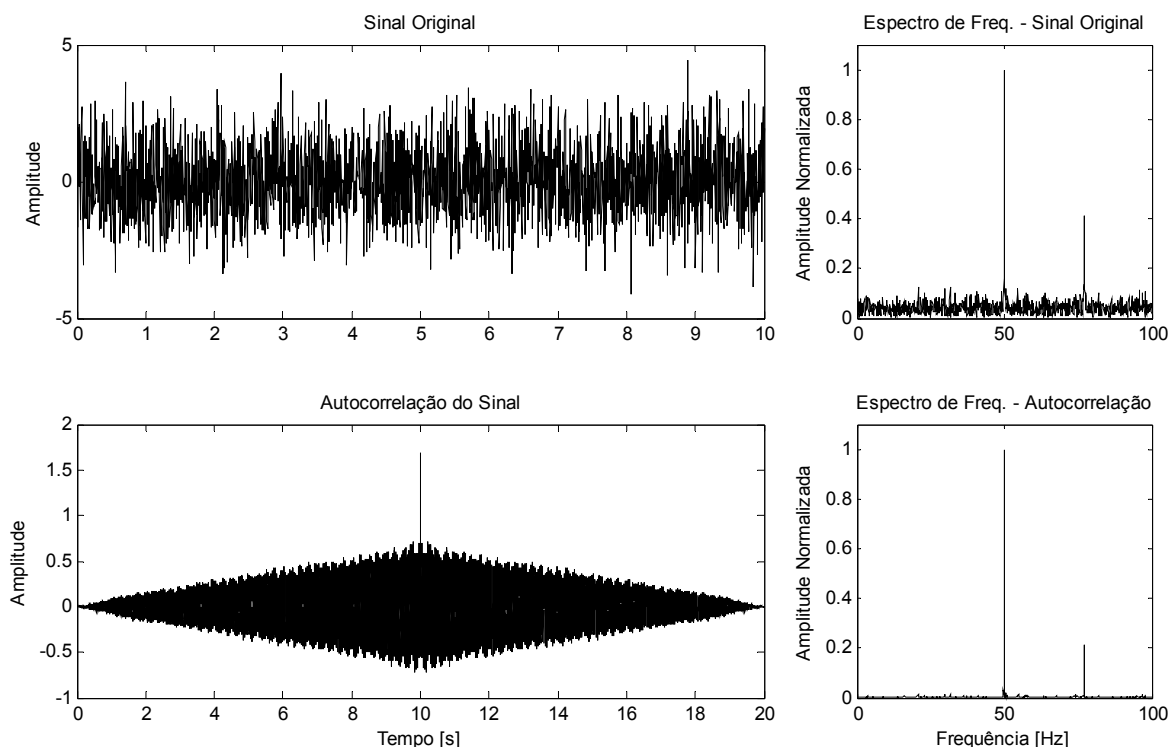


Figura 18 – Comparação entre os espectros de frequência de um sinal e de sua autocorrelação, onde os componentes periódicos são mantidos e os componentes aleatórios são atenuados.

4.5.3. O PERIODOGRAMA E AS TÉCNICAS DE REDUÇÃO DE SUA VARIÂNCIA

Diferente das técnicas paramétricas de estimação do espectro de potências, as técnicas não-paramétricas estimam a covariância ou o espectro de frequências do processo sem assumir que este processo tenha alguma estrutura particular. Dentre técnicas não-paramétricas mais comumente usadas, todas são variações do método clássico do periodograma, introduzido por Schuster em 1898. Considerando-se um sinal de N amostras, tem-se a seguinte definição para o periodograma:

$$\hat{S}(k) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{2\pi jkn}{N}} \right|^2 \quad (30)$$

$$\omega = 2\pi k/N \quad (31)$$

onde:

$x(n)$ é o sinal amostrado no tempo;

N é o número total de amostras em $x(n)$;

n é o número da amostra em x ;

k é o número da componente de frequência discreta de \hat{S} ;

ω é o valor da componente de frequência discreta em Hz, dada em função de k .

No caso particular onde sinal se refere a um processo estacionário e aleatório, o periodograma pode também ser definido pela da função de autocorrelação. Esta abordagem está baseada no teorema de Wiener–Khinchin, que define que a função de autocorrelação de um processo classificado como fracamente estacionário tem a sua decomposição espectral dada pelo espectro de potências deste processo [39], visto que a autocorrelação e o espectro de potências são pares na transformada de Fourier. Portanto, a equação (30) pode ser ajustada, a partir de (29) da seguinte forma:

$$\hat{S}_{xx}(k) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} \gamma_{xx}(n) e^{-\frac{2\pi jkn}{N}} \right|^2 \quad (32)$$

onde:

$\gamma_{xx}(n)$ é a autocorrelação do sinal x amostrado no tempo;

N é o número total de amostras em x ;

n é o número da amostra em γ_{xx} ;

k é o número da componente de frequência discreta de \hat{S} ;

Assim, a partir da autocorrelação, obtém-se o espectro de frequências, resultando em uma versão suavizada do periodograma.

Na prática, o periodograma é computado eficientemente pela Transformada Rápida de Fourier (FFT), e não representa uma boa estimativa espectral do sinal em decorrência dos valores de *viés* espectral (do inglês *bias*) e pelo fato de que a variância em uma dada frequência não diminui à medida que o número de amostras usadas no cálculo aumenta.

O problema de *viés* surge em decorrência do truncamento abrupto da sequência e pode ser reduzido através da aplicação de uma função de “janelamento”, que trunca a sequência gradualmente ao invés de abruptamente. Já a variância pode ser reduzida através de técnicas de suavização do periodograma.

Para ilustrar como o *viés* e variabilidade se comportam no periodograma, um processo autoregressivo fracamente estacionário (AR) de quarta ordem, cuja resposta em frequência apresenta duas frequências características, é simulado e seu espectro de potências é

apresentado²³. A Figura 19 ilustra, no espectro de densidade de potências (PSD), como o *viés* pode ser reduzido através da utilização de uma janela de *Hamming*.

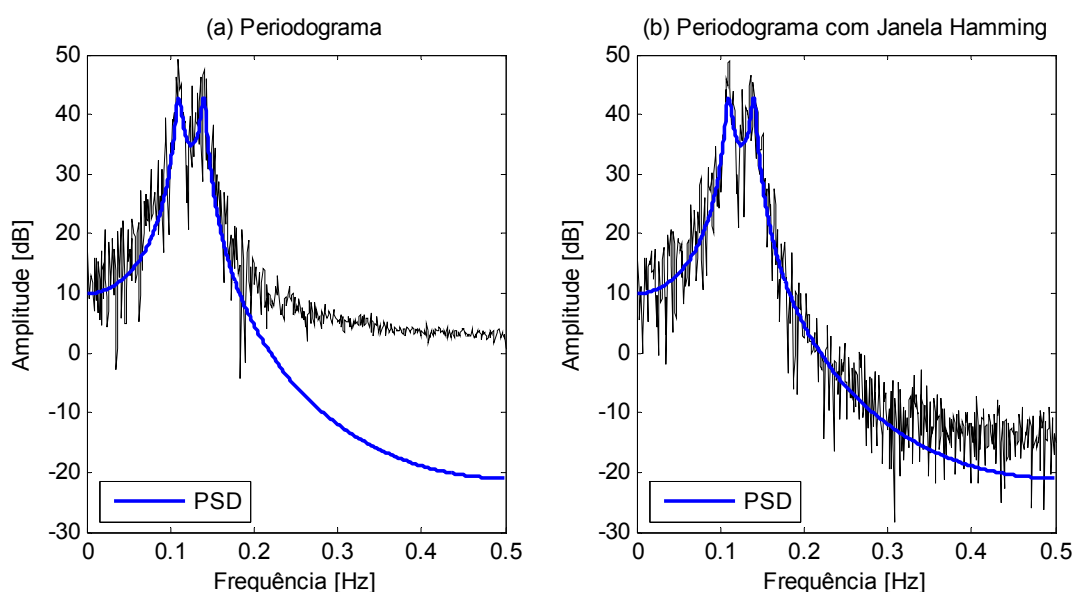


Figura 19 – Redução do *viés* na estimação do espectro de potências (PSD) pelo periodograma. Em (a) apenas o periodograma é utilizado e em (b) é aplicada a janela de *Hamming* antes da transformada de Fourier. Fonte: Mathworks (2014).

Mesmo com a redução ou aumento do número de amostras para 500, 1.000 e 10.000, conforme ilustram a Figura 20-(a), Figura 20-(b) e Figura 20-(c), respectivamente, observa-se que a variância da estimativa não é reduzida.

Portanto, dado que o *viés* e a variância são medidas diretas da qualidade do espectro de frequências obtido, estes parâmetros são usados para se avaliar os diferentes métodos de estimação espectral. Assim, algumas das principais técnicas aqui apresentadas foram desenvolvidas no intuito de reduzir estes parâmetros. São elas:

- **Método de *Bartlett*** – neste método, é obtida uma média de vários periodogramas obtidos de diferentes segmentos do sinal, com o objetivo de se reduzir a variância do periodograma.
- **Método de *Welch*** – efetua a estimação com base na média dos periodogramas, obtidos por segmentos sobrepostos e janelados do sinal. Este método apresenta melhor precisão, mas menor resolução que o método de *Bartlett*;

²³ Fonte: Mathworks. “Bias and Variability in the Periodogram – MATLAB R2014b Documentation,” [Online]. Disponível em: <http://www.mathworks.com/help/signal/ug/bias-and-variability-in-the-periodogram.html>. [Acesso em Outubro de 2014].

- **Estimação por segmentos circulares sobrepostos (Barbé)** – segue a mesma metodologia do método de *Welch*, contudo, utiliza-se de segmentos circularmente sobrepostos para a estimação do espectro.
- **Método de *Blackman-Tukey*** – neste método, a autocorrelação do sinal é janelada e, em seguida, aplica-se a transformada de Fourier para se estimar o espectro (periodograma). Na prática, tem-se uma versão suavizada do periodograma.

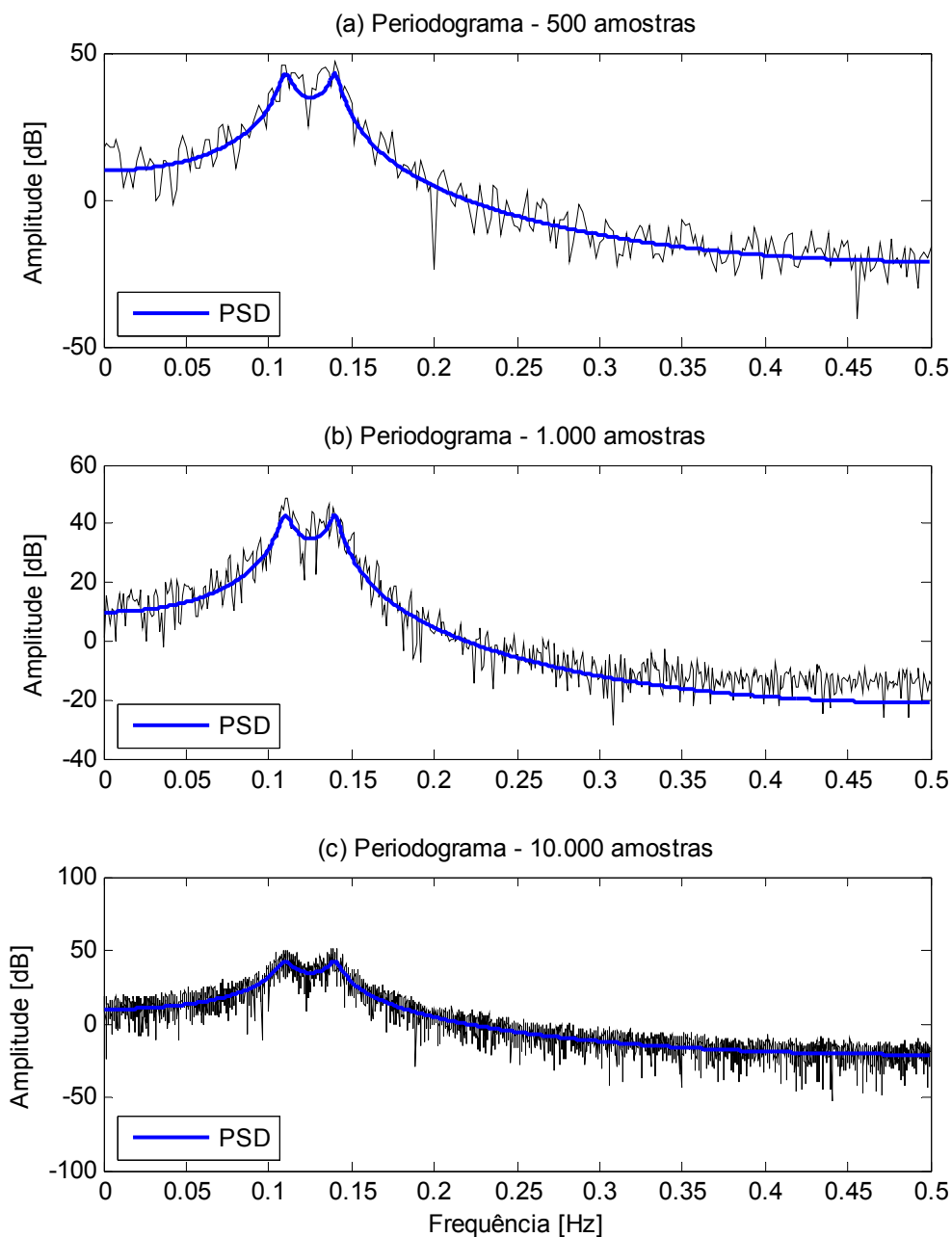


Figura 20 – Comportamento da variância na estimação do espectro de potências (PSD) pelo periodograma. Os gráficos (a), (b) e (c) não apresentam redução na variância, mesmo com a alteração no número de amostras utilizadas. Fonte: Mathworks (2014).

Conforme fica evidente nas técnicas apresentadas acima, o único meio de se reduzir a variância do periodograma é efetuando a média de seus coeficientes. Conforme proposto por *Bartlett*, é possível dividir um sinal de tamanho N em K segmentos menores de tamanho $L = N/K$ (veja a Figura 21-(a)). A média do resultado de vários pequenos segmentos do sinal aumenta o número de amostras independentes usadas na estimação e, conseqüentemente, reduz de forma efetiva a variância na estimação. Assim, fica evidente a relação entre o tamanho do segmento, que define a resolução, e a variância na estimação espectral: quanto menor o segmento, maior a resolução e menor a variância²⁴.

Para contornar essa limitação, o método de *Welch* considera a obtenção de segmentos sobrepostos (veja a Figura 21-(b)). Com isso é possível não só aumentar o tamanho, mas também o número de segmentos que podem ser obtidos. Adicionalmente, cada segmento é janelado antes da obtenção de seu periodograma. Como resultado, tem-se uma maior resolução espectral, além da redução do *leakage* e da variância. Uma desvantagem associada a este método está relacionada à fração de sobreposição, dada por $r = N/K$, que para valores muito altos, faz a variância aumentar. O valor ótimo depende também da janela utilizada.

Ainda, conforme proposto por Barbé [43], a utilização de segmentos sobrepostos e circulares permite que mais segmentos sejam obtidos (veja a Figura 21-(c)). Como resultado, há uma redução na incerteza por um fator de $K/(K - r)$ e garantia de redução na variância em função da fração de sobreposição r .

Por fim, a Figura 22 ilustra como o método de *Welch* pode reduzir o *viés* e a variância na estimação do espectro da Figura 19. No caso, foram utilizados segmentos com base no divisor $K = 4$ e sobreposição $r = 2/3$, além do janelamento por *Hamming*.

²⁴ Na prática, segundo Kay (1988), o tamanho do segmento não deve ser maior do que um quinto a um décimo do total de amostras do sinal (para se obter a estimação desejada e redução na variância) e não muito pequeno (para não prejudicar a resolução espectral e redução do *leakage*). [57]

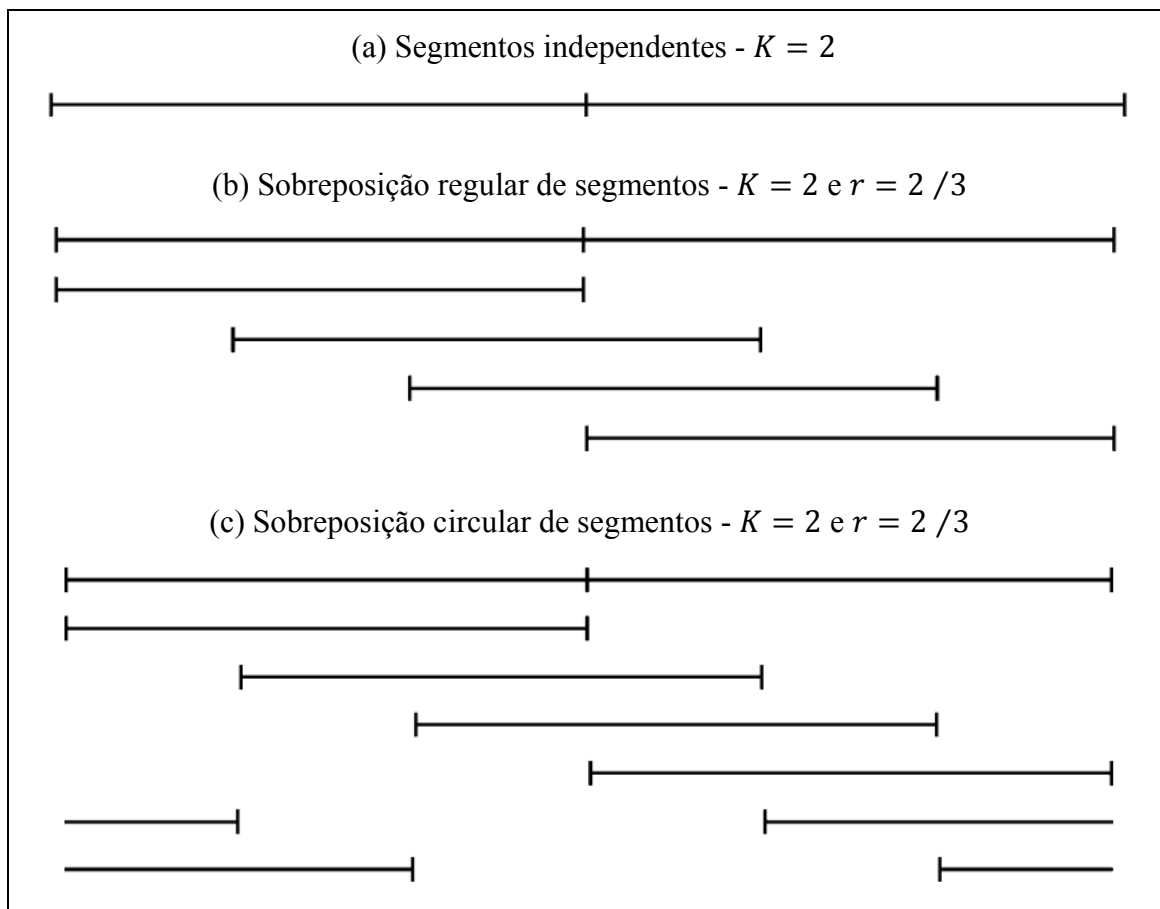


Figura 21 – Diferentes estratégias de extração de segmentos de um sinal: (a) Bartlett, (b) Welch e (c) Barbé. Fonte: [43].

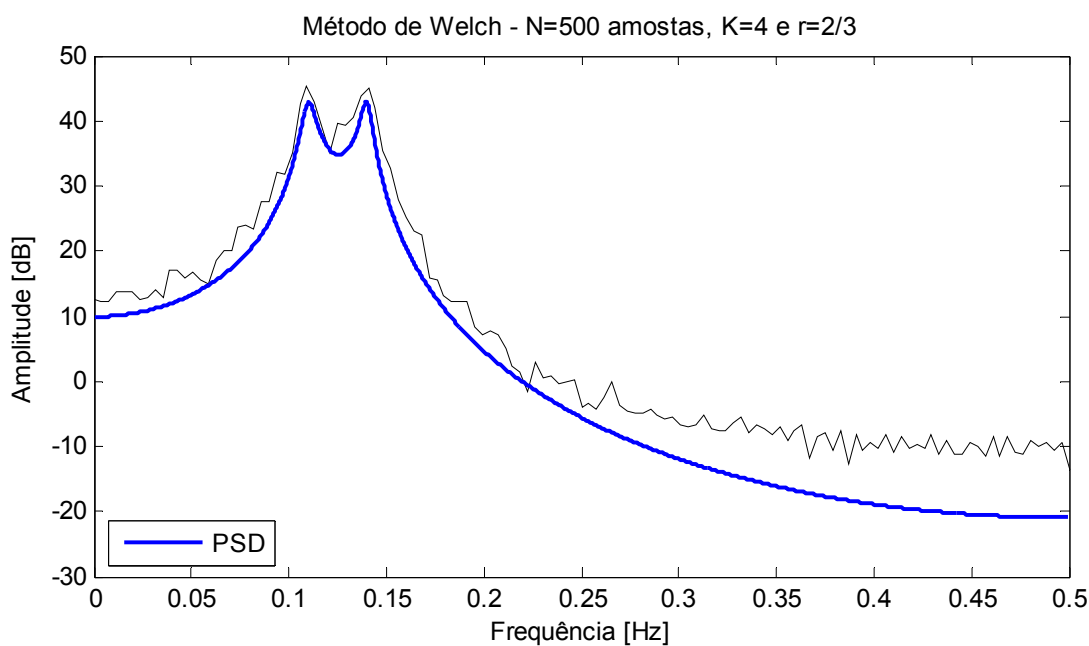


Figura 22 – Redução da variância na estimação espectral pelo método de Welch, através de segmentos sobrepostos e janelamento por Hamming. O sinal foi dividido em segmentos de 125 amostras ($K = 4$) com sobreposição de 2/3 de seu período.

4.6. Novas Metodologias de Análise

Considerando as descrições das técnicas de modelagem de sinais e processos e as hipóteses de sua aplicação para o diagnóstico de falhas em motores apresentadas na parte inicial deste capítulo, esta seção visa a apresentar três novas metodologias de análise e diagnóstico, a serem comprovadas, posteriormente, através de ensaios experimentais e aplicação em casos reais da indústria.

A primeira metodologia propõe um método de avaliação da estacionariedade dos sinais adquiridos, com o objetivo de certificar sua natureza fracamente estacionária. Uma vez que o sinal pode ser considerado estacionário, uma nova metodologia de análise da condição do circuito rotórico de motores de indução baseada na aplicação de técnicas de separação de sinais determinísticos e de estimação espectral não-paramétrica, é proposta. Por fim, a terceira metodologia de análise explora a natureza ciclo-estacionária dos sinais de rolamentos na detecção de defeitos de natureza pontual.

4.6.1. AVALIAÇÃO DE ESTACIONARIEDADE

Conforme visto na seção 3.2, o diagnóstico de falhas em sinais elétricos adquiridos de um motor de indução só é viável quando o motor está operando em condições estáveis de alimentação e carga, o que gera características periódicas (e determinísticas) nos sinais medidos. Por outro lado, alguns componentes do motor, como sinais de rolamentos, ou o efeito do fluxo turbulento de fluídos em bombas, apresentam natureza aleatória. Em ambos os casos, a natureza destes sinais é estacionária, como apresentado na Figura 15.

Desta forma, como muitas técnicas de análise e processamento de sinais, sejam elas paramétricas (ex.: modelagem autoregressiva) ou não-paramétricas (ex.: transformada discreta de Fourier – DFT), dependem da suposição de estacionariedade e, portanto, a avaliação desta característica é de grande importância no contexto da análise de sinais de motores [44]. No entanto, garantir que os sinais sendo analisados são efetivamente estacionários (ou mesmo fracamente estacionários) é um desafio para qualquer técnica de análise espectral. Contudo, mesmo para sistemas invariantes no tempo, a presunção de estacionariedade pode se tornar inválida devido a erros de medição ou erros no processo [45].

Particularmente para a análise espectral, base das técnicas de análise utilizadas neste trabalho, o estudo e a avaliação da estacionariedade de processos é de fundamental importância. Portanto, através do estudo de algumas das propriedades destes processos, será possível propor uma

metodologia de avaliação da estacionariedade de sinais, com foco na detecção de sinais que apresentem, de forma incontestável, características de não-estacionariedade que comprometam sua análise espectral.

Uma das principais abordagens para a análise espectral deste tipo de sinal é a estimação de um espectro variável no tempo, realizado através de uma análise espectral localmente estacionária, sendo a técnica *short-time periodogram analysis*, baseada na *short-time Fourier transform* (STFT), a mais popular delas [46]. Contudo, esta abordagem traz a dificuldade de sua representação gráfica tridimensional, além da dependência na escolha da janela de análise utilizada.

De acordo com Souza [47], estacionariedade não pode ser vista como uma propriedade absoluta, mas sim relacionada com uma determinada duração ou escala de observação. Assim, em um determinado intervalo de medição, um sinal estacionário não pode exibir evolução variante no tempo do seu espectro. Isto significa que o espectro local, dado por $S(t_n, k)$, é estatisticamente igual ao espectro médio global em todos os diferentes instantes de tempo, conforme define a equação (33).

$$\langle S(t_n, k) \rangle_n := \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S(t_n, k) \quad (33)$$

onde:

$S(t_n, k)$ é espectro local, obtido na posição de tempo t_n ;

N é o número de posições no tempo onde o espectro local é computado;

n é o índice referente ao espectro local sendo computado;

t_n é a posição no tempo onde o n -ésimo espectro local é computado;

k é o número da componente de frequência discreta de S ;

Esta definição é importante, visto que os efeitos de não-estacionariedade no domínio da frequência agem como um efeito de *leakage* [45]. Assim, o espectro obtido em um determinado intervalo não-estacionário será fortemente influenciado pelos erros de *leakage* e, conseqüentemente, irá desviar do espectro médio global da amostra, evidenciando a não-estacionariedade do sinal sob análise. Este desvio pode ser mensurado por meio de distâncias estatísticas do espectro médio global e, através de um teste estatístico de hipóteses, é possível determinar os pontos onde há não-estacionariedade [45] [47] [48].

Outra abordagem para a detecção de não-estacionariedade, proposta por Akhouayri [49], explora a expectativa de que a função de autocorrelação em sinais estacionários seja invariante no tempo e, portanto, propõe um teste para avaliar a estacionariedade através da verificação de alterações neste parâmetro. Esta análise, agora no domínio do tempo, pode ser considerada similar à anterior, visto que a autocorrelação e o espectro de potências são pares na transformada de Fourier.

O método de avaliação proposto consiste em dividir o sinal amostrado em intervalos adjacentes de mesmo tamanho, sem sobreposição, e a estacionariedade local é verificada através da correlação cruzada entre estes segmentos. Com o surgimento de uma alteração no processo sob análise, há uma alteração na estacionariedade do sinal, impactando significativamente na função de correlação cruzada antes e depois desta alteração.

Em seguida, o que se deve definir é uma medida de similaridade entre as autocorrelações dos dois intervalos. Para isso, utiliza-se a função de correlação cruzada normalizada (ρ_{xy}), obtida a partir da equação (34), de onde se avalia o grau de similaridade através do maior valor de correlação encontrado, normalizado pelo desvio padrão (ou seja, variância) dos sinais, apresentando um índice entre -1 e 1.

$$\rho_{xy}(m) = \frac{E[(x(n) - \mu_x)(y(n + m) - \mu_y)]}{\sigma_x \sigma_y} \quad (34)$$

onde:

$x(n)$ é o primeiro segmento obtido do sinal;

$y(n)$ é o segundo segmento obtido do sinal;

μ_x e μ_y são as médias de x e y , respectivamente;

σ_x e σ_y são os desvios padrões de x e y , respectivamente;

n é o número da amostra em x e em y ;

m é o atraso.

É importante notar que os valores de correlação cruzada entre segmentos nunca serão iguais, mesmo se o sinal for comprovadamente estacionário, visto que a função de cálculo utilizada é uma estimativa e os sinais (ou segmentos) sendo analisados são finitos. Portanto, um determinado sinal de tamanho finito é considerado estacionário se a correlação cruzada entre segmentos não varia significativamente à medida que o tempo avança.

Por fim, com base nas definições apresentadas nesta seção, a metodologia de avaliação proposta pode ser dividida em dois métodos, apresentados a seguir. O primeiro se refere à avaliação de estacionariedade no domínio da frequência, por meio do espectro de potências, e o segundo, no domínio do tempo, por meio da função de correlação cruzada.

Método de Avaliação 1 – Espectro de Potências

1. Dividir o sinal em segmentos sobrepostos. Devem ser definidos o tamanho do segmento e a fração de sobreposição;
2. Estimar o espectro de potências de cada segmento por meio do método do periodograma. A estimação deve ser aplicada à autocorrelação do segmento e uma janela do tipo *Blackman* ou *Hamming* deve ser usada;
3. Calcular a amplitude média de cada componente espectral com base nos espectros de potências dos segmentos;
4. Calcular a distância do espectro de potências de cada segmento para o espectro médio global. Obter a medida de distância através da estatística Z , baseada no teste estatístico Chi-quadrado, segundo proposto por Barbé [45];
5. Determinar a mediana dos valores de estatística Z obtidos nos segmentos. Este valor será considerado como referência para o grau geral de estacionariedade do sinal (quanto menor, mais estacionário é o sinal);
6. Efetuar uma busca nos valores de estatística Z dos segmentos e compará-los ao valor referência. Segmentos com valores próximos a zero apresentam comportamento estacionário. Segmentos que se distanciam do zero e do valor de referência indicam não-estacionariedade local e, portanto, o sinal sob análise não pode ser considerado fracamente estacionário.

Método de Avaliação 2 – Autocorrelação

1. Dividir o sinal em segmentos não sobrepostos. Deve ser definido o tamanho do segmento;
2. Estimar a correlação cruzada de cada um dos segmentos do sinal com os demais. O resultado deve apresentar um valor normalizado, através de um coeficiente de correlação entre 0 e 1;

3. Definir um valor crítico de similaridade, preferencialmente superior a 0,90 , o que indica alto grau de similaridade;
4. Efetuar uma busca nos valores de correlação obtidos. Caso o valor encontrado for inferior ao valor crítico, há uma alteração no sinal e, portanto, há uma não-estacionariedade local e o sinal sob análise não pode ser considerado fracamente estacionário.

Adicionalmente, é possível efetuar a análise geral com o intuito de identificar-se os segmentos que apresentam alta similaridade entre si e, portanto, representam condições similares de estacionariedade (ou não-estacionariedade), o que pode ser útil na identificação de trechos do sinal adequados para a análise espectral.

4.6.2. ANÁLISE DA CONDIÇÃO DO CIRCUITO ROTÓRICO (BARRAS QUEBRADAS)

Conforme visto na seção 2.6, a análise e diagnóstico de defeitos no circuito rotórico, especialmente para a detecção de barras quebradas em motores do tipo “gaiola de esquilo” é uma das principais aplicações da Análise da Assinatura Elétrica. Não só as frequências características deste tipo de falha são relativamente simples de se identificar e monitorar no espectro de frequências da corrente estatórica, mas também este padrão oferece boa confiabilidade tanto na identificação precoce como na avaliação de severidade com base na amplitude das frequências monitoradas.

Contudo, ainda há casos onde os espectros de frequência obtidos apresentam alto nível de ruído e elevado número de componentes espectrais, geralmente de origem desconhecida, dificultando a identificação e acompanhamento das componentes de interesse. Estes casos ocorrem geralmente em ambiente industrial e as causas podem estar associadas às características construtivas do conjunto (motor e carga), qualidade da alimentação elétrica ou às condições de operação da carga (ex.: fluxo turbulento em bombas).

Com o intuito de atenuar os efeitos do ruído e melhorar a qualidade dos espectros de frequência para detecção e diagnóstico de falhas no circuito rotórico, propõe-se uma metodologia baseada em três princípios:

- Garantia de estacionariedade do sinal (estacionariedade fraca), segundo metodologia proposta na seção anterior;
- Separação do conteúdo determinístico do sinal, sobretudo para atenuação do ruído e de componentes aleatórios e aperiódicos, mantendo os componentes periódicos.
- Aplicação de técnicas avançadas de estimação espectral não-paramétrica, de forma a reduzir significativamente o *viés* e variância do espectro de potências.

Apesar de ser uma estratégia comumente utilizada para a separação do conteúdo determinístico, a média temporal de sequências²⁵ não pode ser aplicada diretamente nos sinais elétricos, visto que os mesmos apresentam propriedades periódicas e, portanto, podem apresentar fases distintas. Desta forma, para que essa média possa ser aplicada no intuito de se remover o conteúdo aleatório do sinal, três estratégias são propostas:

- **Aplicação da Função de Autocorrelação:** capaz de remover informações de fase das componentes periódicas, a função de autocorrelação permite que a média dos sinais mantenha o conteúdo periódico e reduza o ruído aleatório;
- **Filtro de Predição Linear:** o conteúdo determinístico do sinal é calculado a partir de um filtro digital obtido com base num modelo autoregressivo do sinal.
- **Soma das Correntes:** a soma no tempo das correntes (ou tensões) estatórica de duas fases distintas resulta no sinal da terceira fase, mantendo-se o conteúdo periódico do processo e reduzindo-se o ruído proveniente do sistema de medição (veja seção 4.4).

Em seguida, a aplicação de técnicas mais avançadas na estimação espectral, conforme visto na seção 4.5, oferece redução significativa do *viés* e da variância do espectro obtido. Assim, através da utilização de técnicas de janelamento e média de periodograma, obtidos a partir de segmentos do sinal original, espera-se melhora significativa na qualidade do espectro e maior destaque para as componentes periódicas de interesse em meio ao ruído ou efeitos aleatórios presentes no sinal, resultando em maior confiabilidade no diagnóstico deste tipo de falha. Outro resultado esperado é redução na variação dos valores observados nas curvas de tendência (veja a seção 3.2.6), visto que a variância na estimação da amplitude da componente espectral será reduzida.

²⁵ Assume-se a natureza ergódica do processo sob análise e, portanto, as expectativas envolvidas na determinação da média e funções de correlação deste processo podem ser substituídas pela média das amostras no tempo.

Em [50], tem-se um comparativo de técnicas paramétricas (Burg e MUSIC) e não-paramétricas (*Welch*) de estimação espectral na análise de um motor, operando em ambiente de laboratório, que apresenta defeito de barras quebradas. Neste comparativo, fica evidente que o método de *Welch* apresenta resultado consistente em todas as condições de carga, enquanto que as técnicas paramétricas apresentam melhores condições de diagnóstico (menor ruído e melhor identificação de componentes) somente em condições de maior carga. Uma comparação de métodos de estimação também é apresentada por Cupertino [51].

É importante salientar que o que se propõe nesta metodologia de análise é destacar os componentes periódicos do sinal, visto que esta é a natureza da falha e dos efeitos que se deseja monitorar. Como consequência, é possível estender a aplicabilidade desta metodologia no diagnóstico de outras falhas, desde que estas apresentem características essencialmente determinísticas, como, por exemplo, falhas em engrenagens de redutores ou componentes mecânicos da transmissão.

Por fim, com base nas observações e princípios descritos acima, a metodologia de análise e diagnóstico de falhas no circuito rotórico pode ser definida pelo método apresentado a seguir.

Método de Análise – Condição do Circuito Rotórico

Antes da aplicação deste método, é importante definir a resolução espectral necessária para a identificação das componentes de interesse. Este valor pode variar de acordo com o número de pólos do motor e sua faixa de operação. Através da resolução espectral será definido o tamanho dos sinais a serem adquiridos e, caso os sinais apresentem tamanho suficiente, pode-se definir como o sinal pode ser dividido em sinais menores para aplicação das técnicas de média temporal e média de periodogramas.

1. Avaliar a estacionariedade dos sinais. Caso algum sinal apresente não-estacionariedade, ele deverá ser descartado²⁶;
2. Calcular o sinal demodulado, através de técnica de demodulação em amplitude. Recomenda-se utilizar a transformada de *Hilbert*;

²⁶ Dependendo do tamanho do sinal e da identificação de regiões de estacionariedade local, é possível extrair um segmento contíguo deste sinal que seja estacionário e adequado para a análise, com base nas regiões de estacionariedade local identificadas.

3. Filtrar o conteúdo aleatório do sinal, mantendo a componente determinística do mesmo. Recomenda-se aplicar um filtro de predição linear, obtido a partir de um modelo autoregressivo e, em seguida; utilizar algum tipo de média temporal (a partir de diferentes sinais);
4. Dividir o sinal em segmentos sobrepostos. Devem ser definidos o tamanho do segmento e a fração de sobreposição, de forma que o tamanho do segmento possibilite a resolução espectral definida;
5. Estimar o espectro de potências a partir da média dos periodogramas de cada segmento (método de *Welch*), aplicando-se uma janela do tipo *Blackman* ou *Hamming*;
6. Normalizar o espectro de potências, com base na componente espectral de maior amplitude (componente fundamental);
7. Calcular a frequência da componente de barras quebradas, com base na equação (13). Caso não disponível, a velocidade rotórica deverá ser estimada no próprio espectro obtido;
8. Identificar no espectro de frequências a componente espectral correspondente e avaliar sua amplitude para fins de diagnóstico.

4.6.3. ANÁLISE DE ROLAMENTOS

A detecção de defeitos em rolamentos por meio de técnicas ESA, apesar de possível, não representa um método confiável de diagnóstico (seção 3.2.5). Em contrapartida, as técnicas de análise de vibrações têm sido utilizadas há muitos anos, com alto grau de confiabilidade, no monitoramento de rolamentos em ambientes industriais.

Uma das razões para essa limitação está no fato de que, em estágios iniciais de defeitos pontuais, a energia associada ao impacto dos componentes do rolamento, mesmo que previsível (determinístico), não é forte o suficiente para ser detectada diretamente no sinal adquirido [4]. No caso da corrente estatórica, os efeitos desse impacto são captados de forma indireta (variações no torque) e a energia é ainda menor.

Como definido na seção 4.2, os sinais de rolamentos são tipicamente aleatórios e, na presença de defeitos, apresentam características de natureza ciclo-estacionária. Neste caso, o seu espectro de frequências não apresenta informação útil (veja a Figura 16), requerendo técnicas adicionais para destacar as características de falha presentes no sinal.

Nesse contexto, a técnica do envelope, aplicada em sinais de vibração, tem sido utilizada há décadas na detecção de defeitos em rolamentos de elementos girantes [4] [41] [52]. Esta técnica explora a natureza ciclo-estacionária dos efeitos mecânicos na vibração de defeitos pontuais em rolamentos, permitindo a detecção deste tipo de defeito em estágios incipientes. Com base nisso, propõe-se uma nova metodologia de análise de rolamentos na corrente estatórica baseada na técnica do envelope.

Apesar de várias melhorias no processo geral, propostas ao longo dos anos [4], a técnica do envelope é baseada na filtragem do sinal no entorno da frequência natural (ou ressonância mecânica) da máquina, seguida da demodulação em amplitude do sinal filtrado. No caso, a frequência natural serve como a portadora do sinal do rolamento. Por fim, é aplicada a transformada de Fourier para identificação das componentes periódicas do sinal, associadas às frequências características de defeitos nos componentes do rolamento.

A seleção da banda de filtragem adequada é essencial para o diagnóstico, sobretudo para casos onde o defeito ainda é incipiente, e, em muitos casos, determinar o valor adequado representa um desafio ao analista²⁷. Com o intuito de contornar esta limitação, algoritmos baseados na análise espectral da curtose²⁸ têm sido aplicados para se determinar a banda de filtragem adequada para análise [53] [54].

Adicionalmente, através de técnicas de processamento de sinal, uma etapa de pré-processamento é incluída, com o intuito de separar a parte aleatória da parte determinísticas do sinal e, conseqüentemente, aumentar a sensibilidade da técnica ao defeito sendo monitorado. No caso, é comum aplicar-se um filtro de predição linear de baixa ordem [41], apesar de existirem métodos mais avançados de filtragem.

Por fim, adaptando-se a técnica do envelope na Análise da Assinatura Elétrica, é definida uma nova metodologia de análise de rolamentos, com o intuito de se detectar defeitos em rolamentos, cuja descrição é apresentada a seguir. É importante ressaltar que a metodologia apresentada aplica-se somente à detecção de defeitos pontuais em rolamentos.

²⁷ Estratégias para se determinar esta banda fogem ao escopo desta tese e podem ser encontradas em [4] [53] [53] [55] [55].

²⁸ Do inglês *Spectral Kurtosis*, estes algoritmos efetuam uma varredura no domínio da frequência procurando a banda de filtragem que maximiza o valor da curtose, considerada uma medida de impulsividade do sinal. Impulsividade essa que pode ser associada às características do sinal do rolamento.

Método de Análise – Defeitos Pontuais em Rolamentos

O método proposto pode ser descrito através das seguintes etapas:

1. Efetuar a filtragem do ruído do sistema de medição através do método de soma das correntes;
2. Efetuar a filtragem do sinal através de um filtro de predição linear, obtido a partir de um modelo autoregressivo. Recomenda-se um filtro de baixa ordem: no mínimo 2 e no máximo 25²⁹, dependendo do tamanho do sinal;
3. Calcular o resíduo, subtraindo-se o sinal filtrado do sinal original;
4. Determinar a banda de filtragem, associada à frequência natural da máquina;
5. Efetuar a filtragem do resíduo, através de um filtro digital passa-faixas, configurado na banda definida no item anterior. Recomenda-se um filtro digital *Butterworth* de 3^a ordem;
6. Calcular o sinal de envelope, através da demodulação em amplitude do resíduo filtrado. Recomenda-se utilizar a transformada de *Hilbert*;
7. Estimar o espectro de potências do sinal resultante, aplicando-se a transformada de Fourier e uma janela do tipo *Blackman* ou *Hamming*;
8. Calcular a frequência característica da componente do rolamento sendo monitorado. Caso não esteja disponível, a velocidade rotórica deverá ser estimada no espectro de potências do sinal original;
9. Identificar no espectro de frequências a componente espectral correspondente e avaliar sua amplitude para fins de diagnóstico.

A Figura 23, apresenta em forma de um fluxograma o conjunto de técnicas e métodos de processamento aplicados aos sinais de corrente para se obter o espectro de frequências onde a identificação dos componentes de frequência características de defeitos em rolamentos será efetuada.

²⁹ É possível determinar a ordem a ser utilizada com base na avaliação da curtose. O filtro que gerar o resíduo com maior valor de curtose deverá ser utilizado.



Figura 23 – Fluxograma do método proposto para análise de rolamentos.

4.7. Observações Finais

Este capítulo apresentou uma nova abordagem de análise e diagnóstico de sinais para o monitoramento da condição de motores de indução baseada no princípio de que, a partir da natureza do sinal de interesse, podem-se aplicar técnicas mais avançadas de processamento de sinais capazes de não só separar os efeitos desejados, mas também mitigar alguns dos principais problemas associados à análise de processos no domínio da frequência: o ruído, o requisito de estacionariedade do sinal e alta variância na estimação do espectro de potências.

Nesse sentido, fica evidente que nessa nova abordagem, a análise da condição não deve ser mais tratada como apenas uma análise, mas sim várias análises, onde cada uma delas tem a finalidade de separar determinado efeito, identificar alguma característica específica ou mesmo reduzir efeitos indesejados como o ruído e variações indesejadas no processo. Como resultado, foram propostas três metodologias de análise.

A primeira delas, utilizada na verificação da estacionariedade, requisito em qualquer tipo de análise espectral, representa uma ferramenta capaz de detectar não-estacionariedades locais no sinal, partindo do princípio de que o primeiro e segundo momento estatístico do sinal é invariante no tempo – definição de um processo fracamente estacionário.

Já a segunda metodologia é um exemplo de tratamento do sinal com o intuito de destacar suas características determinísticas, visto que se relaciona com a natureza rotativa do motor de indução. Assim, técnicas de separação de sinais aleatórios/determinísticos, bem como de estimação espectral, são utilizadas para identificação das componentes periódicas deste processo, com redução do ruído e controle da variância em suas amplitudes. Neste caso, a metodologia tem o intuito de aumentar a confiabilidade no diagnóstico de defeitos no circuito rotórico do motor, sobretudo em casos críticos existentes em ambientes industriais.

Por fim, o terceiro e último método proposto, baseia-se na técnica do envelope utilizada na análise de sinais de vibração e explora a natureza ciclo-estacionária de defeitos em rolamentos, sobretudo quando estes se encontram em estágio incipiente (classificados como pontuais). Assim, o método proposto visa a extrair o sinal do rolamento, lançando mão de técnicas de separação de sinais aleatórios/determinísticos e filtragem na região de maior energia deste sinal. Uma vez que o mesmo é extraído, técnicas de demodulação são aplicadas para se extrair, dentro do padrão aleatório, as características periódicas presentes no sinal que podem ser associadas ao defeito sendo monitorado.

5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

5.1. Introdução

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos na aplicação das técnicas de processamento e análise de sinais apresentadas no Capítulo 4, em diferentes motores de indução em diferentes condições de operação e carga. O objetivo dos experimentos realizados é demonstrar a capacidade dos métodos propostos na separação e identificação de padrões de falha em motores de indução através da assinatura elétrica.

Este capítulo está organizado em cinco seções. A segunda verifica a metodologia de avaliação de estacionariedade, utilizando sinais de três motores, de diferentes cargas, operando em diferentes condições. A terceira e quarta seções tratam da metodologia de análise da condição rotórica, sendo que na seção 5.3, cada uma das técnicas de processamento é avaliada individualmente, enquanto que na seção 5.4, a metodologia de análise é aplicada em um motor como barras quebradas instalado em ambiente industrial. Por fim, a quinta seção trata da aplicação da metodologia de análise de rolamentos na identificação de um defeito pontual na pista externa de um rolamento.

Para os experimentos, foram utilizados os sinais de cinco motores, dos quais três se encontram em ambiente industrial. A descrição de cada motor, bem como de suas condições de operação e sistema de aquisição de dados serão apresentados a seguir.

Todas as técnicas e métodos aplicados foram implementados no MATLAB[®], da empresa Mathworks, que compreende um ambiente de desenvolvimento completo para programação em alto nível, com uma biblioteca extensa de algoritmos e métodos de processamento matemático e estatístico.

5.1.1. MOTOR 1 – MARATHON (2 PÓLOS) ACOPLADO A FREIO MAGNÉTICO

Trata-se de um motor de indução trifásico, tipo gaiola de esquilo, de 2 pólos e 0,5 CV, instalado em uma bancada utilizada para ensaios controlados. Nesta bancada, motores de mesmo fabricante e modelo, contendo diferentes falhas, são substituídos com o intuito de se efetuar experimentos que simulem casos reais. No caso, foram utilizados dois motores idênticos: um em condição normal e outro com barras quebradas no rotor.

Nesta bancada, o motor está acoplado a um freio magnético por meio de um sistema de transmissão composto por redutor e um sistema de polias e correias. A intensidade do torque é controlada manualmente e, durante a operação do motor, seu perfil de carga é considerado estável e constante (desde que o ajuste não seja alterado durante a medição). Os dados de placa dos motores utilizados estão na Tabela 5. O número de barras rotóricas é 34 e de ranhuras estatórica é 36 (não disponíveis na placa).

O motor pode ser alimentado direto da rede trifásica, a 60 Hz, ou através de um inversor de frequência para controle de sua velocidade. Não há qualquer tipo de controle automático de velocidade ou torque. Nos testes efetuados, foram realizadas medições em quatro condições diferentes:

- Variação de torque (motor normal);
- Motor normal e balanceado;
- Motor normal e desbalanceado;
- Motor com barras quebradas.

O desbalanceamento mecânico do motor é simulado através de uma pequena massa (parafuso) presa na extremidade de um disco acoplado ao eixo da transmissão do motor.

Os ensaios efetuados neste motor serão utilizados tanto para avaliação da estacionariedade (seção 5.2), como na validação das técnicas de processamento (seção 5.3).

Tabela 5 – Dados de placa do Motor 1

<i>Parâmetro</i>	<i>Dado de Placa</i>
Fabricante	Marathon
Potência	0,5 CV (0,37 kW)
Tensão	220 V
Corrente	2,1 A
Frequência	60 Hz
Rotação Nominal	3.450 RPM
Carcaça	315

5.1.2. MOTOR 2 – WEG (4 PÓLOS) ACOPLADO A BOMBA

A bancada de testes utilizada compreende um motor de indução trifásico de 4 pólos do tipo gaiola de esquilo e 0,5 CV, acoplado diretamente a uma bomba centrífuga de 5 palhetas. Os dados de placa do motor estão na Tabela 6 e o número de barras rotóricas e ranhuras estatóricas, não disponível na placa, é 28 e 24, respectivamente.

As condições operativas impostas ao motor durante os ensaios são: carga constante e alimentação trifásica da rede a 60 Hz, sem utilização de inversor de frequência ou qualquer tipo de controle de velocidade e torque. Estas características garantem uma condição de operação estável para medição.

Este motor é testado em duas condições: condição normal e com rolamento apresentando defeito na pista externa. A condição normal será utilizada tanto para a avaliação da estacionariedade (seção 5.2) como na validação das técnicas de processamento (seção 5.3).

Tabela 6 – Dados de placa do Motor 2

<i>Parâmetro</i>	<i>Dado de Placa</i>
Fabricante	WEG
Potência	0,5 CV (0,37 kW)
Tensão	220 / 380 V
Corrente	2,07 / 1,20 A
Frequência	60 Hz
Fator de Potência	0,69
Rendimento	68,0%
Rotação Nominal	1.720 RPM
Corrente de Partida (Ip/In)	5
Carcaça/Classe de Isolamento	3~71 / B
Grau de Proteção	IP55
Rolamentos	6203-ZZ 6202-ZZ

5.1.3. MOTOR 3 – WEG (2 PÓLOS) ACOPLADO A BOMBA (INDÚSTRIA)

Este motor também é um motor instalado em uma empresa de energia. É um motor de indução trifásico de 2 pólos e 1.700 CV acoplado a uma bomba, com alimentação direta da rede (60 Hz). Os dados de placa do motor estão apresentados na Tabela 7.

Este motor será utilizado para ilustrar um caso real onde a variação de carga influencia a estacionariedade do sinal medido e, conseqüentemente, compromete o diagnóstico de falhas.

Tabela 7 – Dados de placa do Motor 3

<i>Parâmetro</i>	<i>Dado de Placa</i>
Fabricante / Modelo	WEG / MGF 560B
Potência	1.700 CV (1250 kW)
Tensão	13.800 V
Corrente	64,3 A
Frequência	60 Hz
Rotação Nominal	3.581 RPM

5.1.4. MOTOR 4 – WEG (4 PÓLOS) ACOPLADO A ROLO DE TRANSPORTE (INDÚSTRIA)

Este motor, instalado em um processo de laminação de uma indústria siderúrgica, é um motor de indução trifásico de 4 pólos e 12,5 CV, com carcaça especial (resistente à umidade e calor intenso). Alimentado por um inversor de frequência com função de controle de velocidade, sua função é acionar um rolo de transporte na velocidade adequada ao processo de laminação. A Tabela 8 apresenta os dados de placa deste motor.

As condições de operação deste motor são altamente adversas e representam um caso onde há dois tipos de variação presentes: alimentação (frequência determinada pelo inversor) e carga (material na esteira). Este motor também será utilizado para ilustrar um caso real para a análise de estacionariedade.

Tabela 8 – Dados de placa do Motor 4

<i>Parâmetro</i>	<i>Dado de Placa</i>
Fabricante / Modelo	WEG / 12.5MA55-36
Potência	12,5 CV (9,2 kW)
Tensão	440 V
Corrente	16,6 A
Frequência	52 Hz
Rotação Nominal	1.530 RPM
Carcaça / Classe de Isolamento	160L / F

5.1.5. MOTOR 5 – GE (2 PÓLOS) ACOPLADO A BOMBA (INDÚSTRIA)

Motor de indução trifásico instalado em ambiente industrial, em uma empresa de energia. Trata-se de um motor de 2 pólos acoplado a uma bomba. O mesmo é alimentado diretamente da rede (60 Hz) e as condições de carga impostas pela bomba variam significativamente ao longo do dia, dependendo do produto sendo bombeado. Os dados de placa do motor estão apresentados na Tabela 9 e o número de barras rotóricas é 40.

Assim como no Motor 3, as características de operação da bomba variam durante sua operação, o que dificulta a obtenção de sinais estacionários e espectros de frequência bem definidos. Adicionalmente, este motor representa um caso real de barras quebradas e, portanto, será utilizado na validação da metodologia proposta de análise da condição rotórica.

Tabela 9 – Dados de placa do Motor 5

<i>Parâmetro</i>	<i>Dado de Placa</i>
Fabricante	GE
Potência	400 CV (294 kW)
Tensão	2.300 V
Corrente	93,4 A
Frequência	60 Hz
Rotação Nominal	3.575 RPM

5.2. Avaliação de Estacionariedade

Nesta seção, será avaliada a estacionariedade de três motores, operando em diferentes condições de carga e alimentação, com o intuito de se validar a metodologia de avaliação de estacionariedade proposta no capítulo anterior. Estas diferentes condições estão organizadas em quatro casos, sendo dois deles referentes a uma condição real (ambiente industrial).

A avaliação dos motores é feita através da análise da variação, ao longo do sinal de corrente estatística, dos seguintes parâmetros adquiridos do sinal:

- **Amplitude RMS** – é uma medida de variância do sinal. Está diretamente ligado à quantidade de corrente do motor e, conseqüentemente, à intensidade de carga submetida a ele;
- **Frequência Fundamental** – a frequência fundamental do sinal é oriunda da alimentação do motor (60 Hz quando alimentado pela rede).
- **Índice de correlação (domínio do tempo)** – obtido a partir da correlação cruzada entre dois segmentos do sinal. O resultado é apresentado pelo índice de correlação de um segmento com os demais. Nessa análise é utilizado o valor crítico de 95%.
- **Estatística Z (domínio da frequência)** – valor resultante da análise estatística (Chi-quadrado) do espectro de um segmento do sinal com relação ao espectro médio do sinal todo. Segmentos que são considerados estacionários apresentam este valor próximo a zero [45]. Observando o valor da mediana, há uma indicação do grau de estacionariedade geral do sinal (quanto menor, mais estacionário é o sinal);

Estes parâmetros são obtidos através da divisão do sinal sob análise em segmentos. Para o parâmetro estatístico intitulado Estatística Z, os segmentos podem ser sobrepostos. O tamanho do segmento e a fração de sobreposição (r) são definidos caso a caso e de acordo com o tipo de sinal sendo analisado.

5.2.1. CASO 1 – VARIAÇÃO DE CARGA

Neste ensaio, o Motor 1 é acoplado diretamente a um freio magnético, cujo torque é controlado manualmente. Foram adquiridos sinais de 40,0 segundos, a uma taxa de 125 kHz, com um conversor ADC de 16 bits (*National Instruments*) acoplado a um sensor de corrente do tipo TC. Particularmente para este ensaio, a velocidade rotórica instantânea é medida através de um *encoder* de 20 divisões, com precisão de $\pm 0,02$ RPM.

Com o intuito de se simular uma variação de carga, durante a medição o torque foi manualmente alterado para um valor diferente do inicial, gerando duas condições de carga no mesmo sinal.

A Figura 24 e a Figura 25 ilustram como a mudança da carga, próxima ao instante 18 segundos, altera significativamente a amplitude RMS e velocidade rotórica. Contudo, a frequência fundamental não sofre alteração.

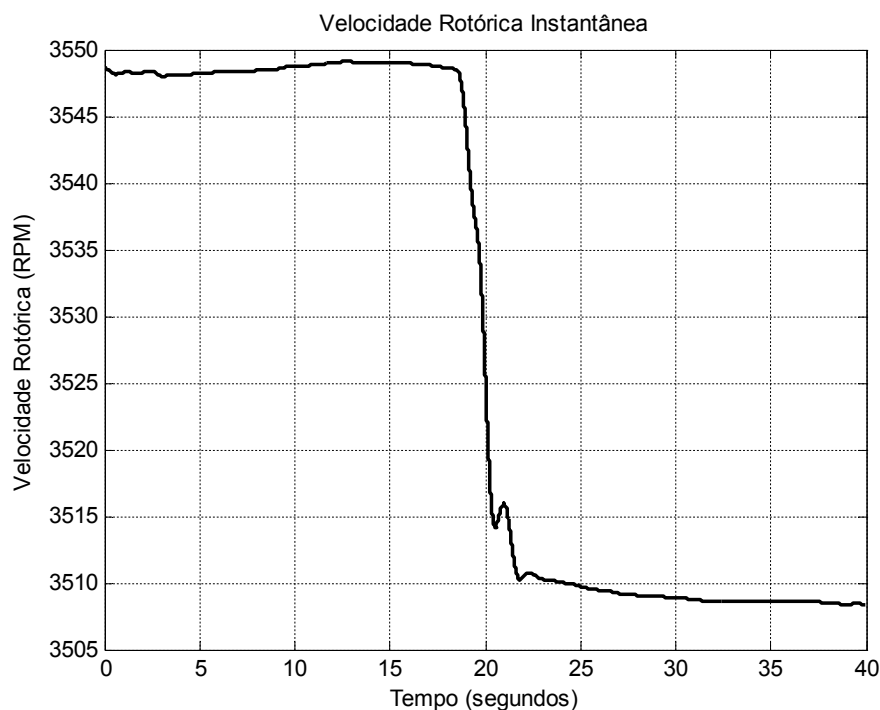


Figura 24 – Caso 1: velocidade rotórica ao longo da medição, medida por *encoder* – Motor 1.

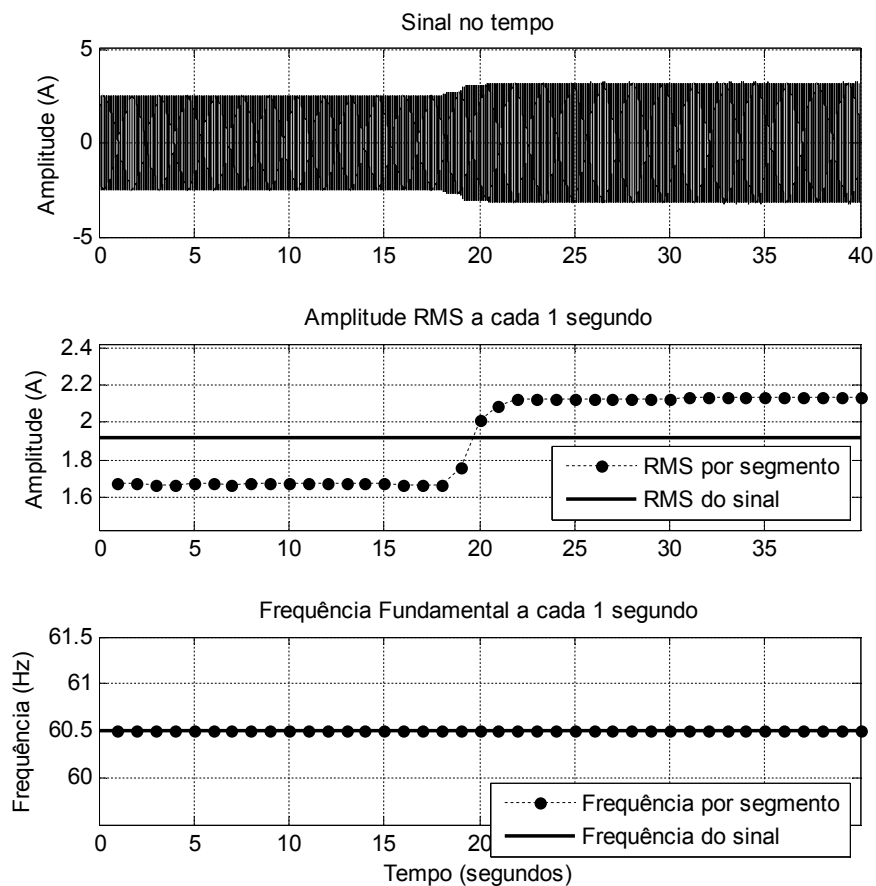


Figura 25 – Caso 1: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.

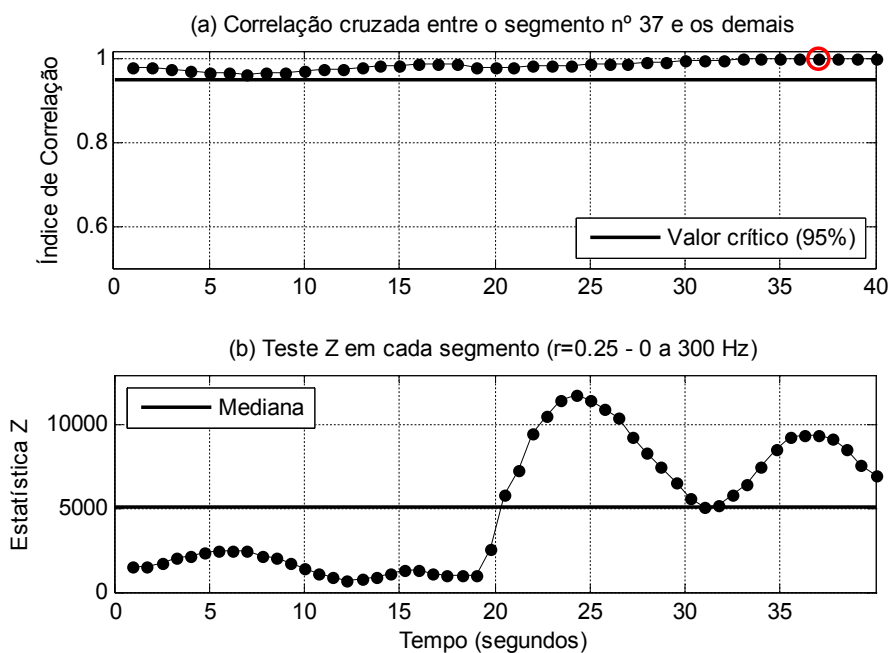


Figura 26 – Caso 1: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.

Na Figura 26-(b), é possível verificar que, após este mesmo instante, o valor da estatística Z aumenta, apresentando valor significativamente maior que a mediana. No domínio do tempo, esta mudança não foi identificada, apesar haver alguns segmentos com índices de correlação próximos ao limite estabelecido, conforme ilustra a Figura 26-(a). Alterando-se o tamanho do segmento de 1,0 para 5,0 segundos, a alteração nos parâmetros é significativa, inclusive no domínio do tempo, evidenciando ainda mais a não-estacionariedade presente no sinal (Figura 27).

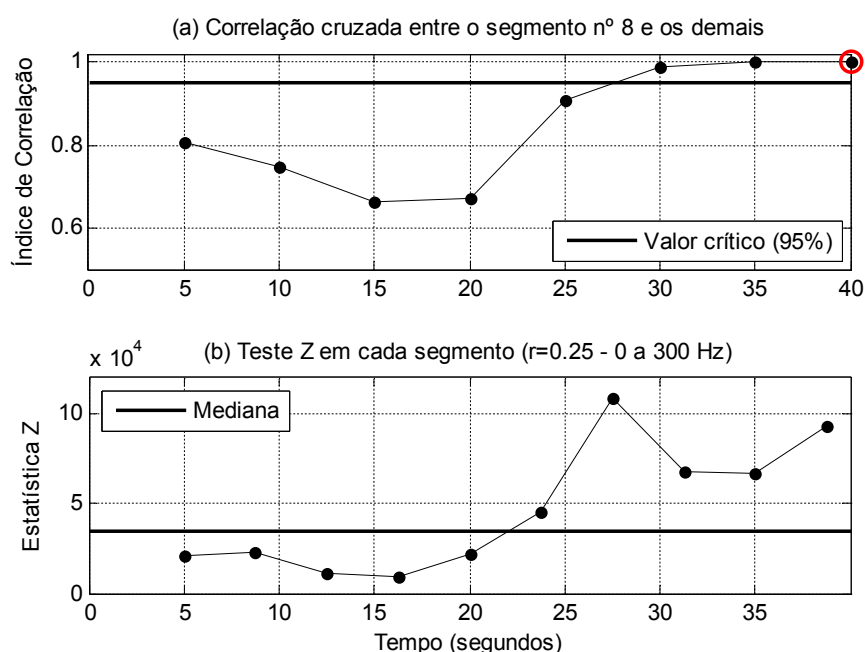


Figura 27 – Caso 1: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 5,0 segundos – Motor 1.

5.2.2. CASO 2 – VARIAÇÃO DE CARGA (INDÚSTRIA)

Agora, neste caso, são considerados os sinais adquiridos do Motor 5, que opera em ambiente industrial e apresenta variação de carga devido às variações do próprio processo onde ele está inserido (material presente na bomba). Os sinais foram adquiridos através do Sistema Preditor®, a uma taxa de 8,192 kHz e duração de 16,0 segundos (conversor ADC de 16 bits). Os sinais analisados se referem a duas medições efetuadas num intervalo de quatro meses (março e julho de 2014) sendo que a primeira representa um caso de sinal estacionário e a segunda de sinal não-estacionário, inclusive com impacto no diagnóstico.

Na primeira medição, a estacionariedade do sinal para segmentos de 1,0 segundo é evidenciada pela baixa variação dos parâmetros monitorados, conforme ilustram a Figura 28 e Figura 29. Esta característica também se mantém para segmentos de 4,0 segundos.

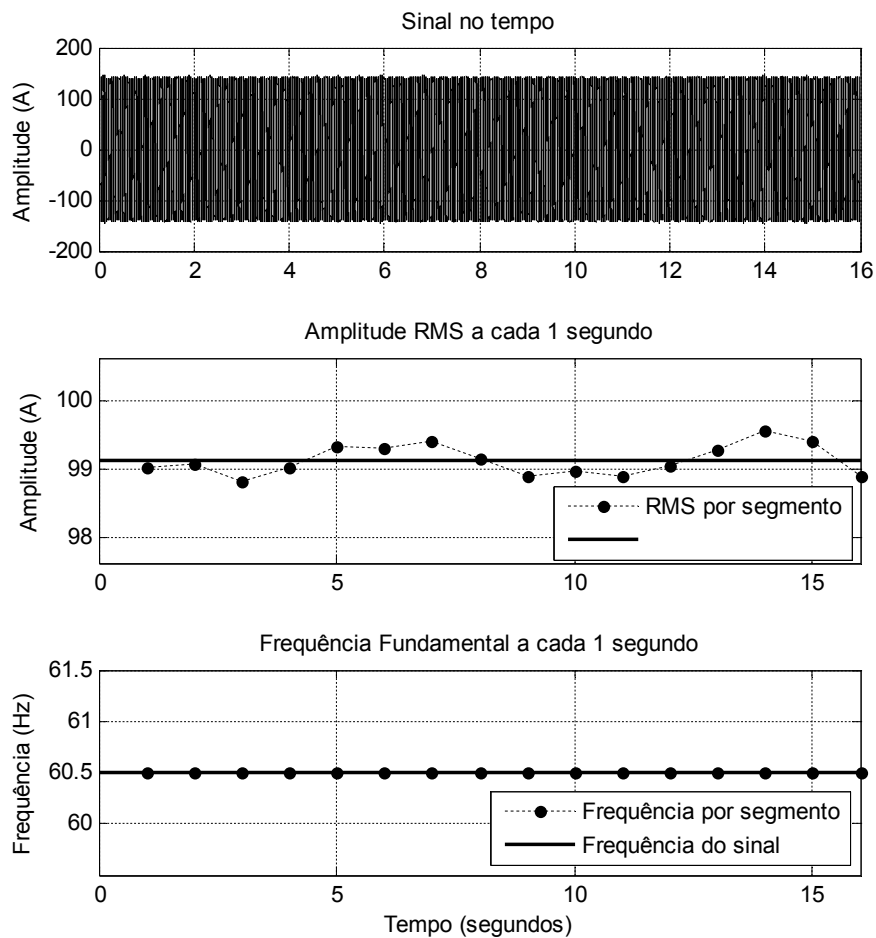


Figura 28 – Caso 2: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição, em **signal estacionário** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.

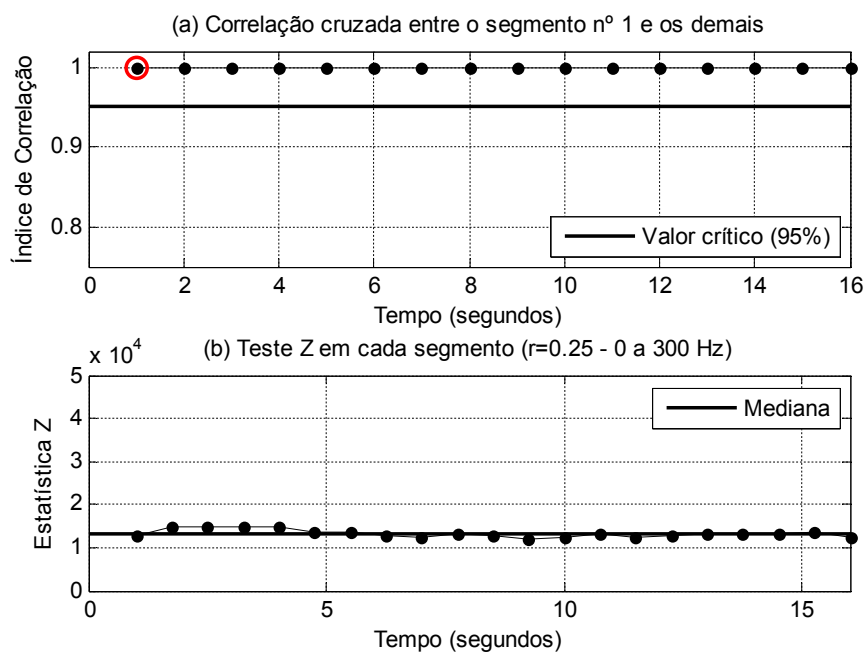


Figura 29 – Caso 2: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) em **signal estacionário** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.

Na segunda medição, os parâmetros de amplitude RMS e frequência fundamental não apresentaram alteração (Figura 30), enquanto que na análise no domínio da frequência, é possível verificar uma alteração considerável, conforme ilustra a Figura 31-(b). No domínio do tempo, a não-estacionariedade do sinal só fica evidente com segmentos de 4,0 segundos, conforme apresenta o gráfico da Figura 32.

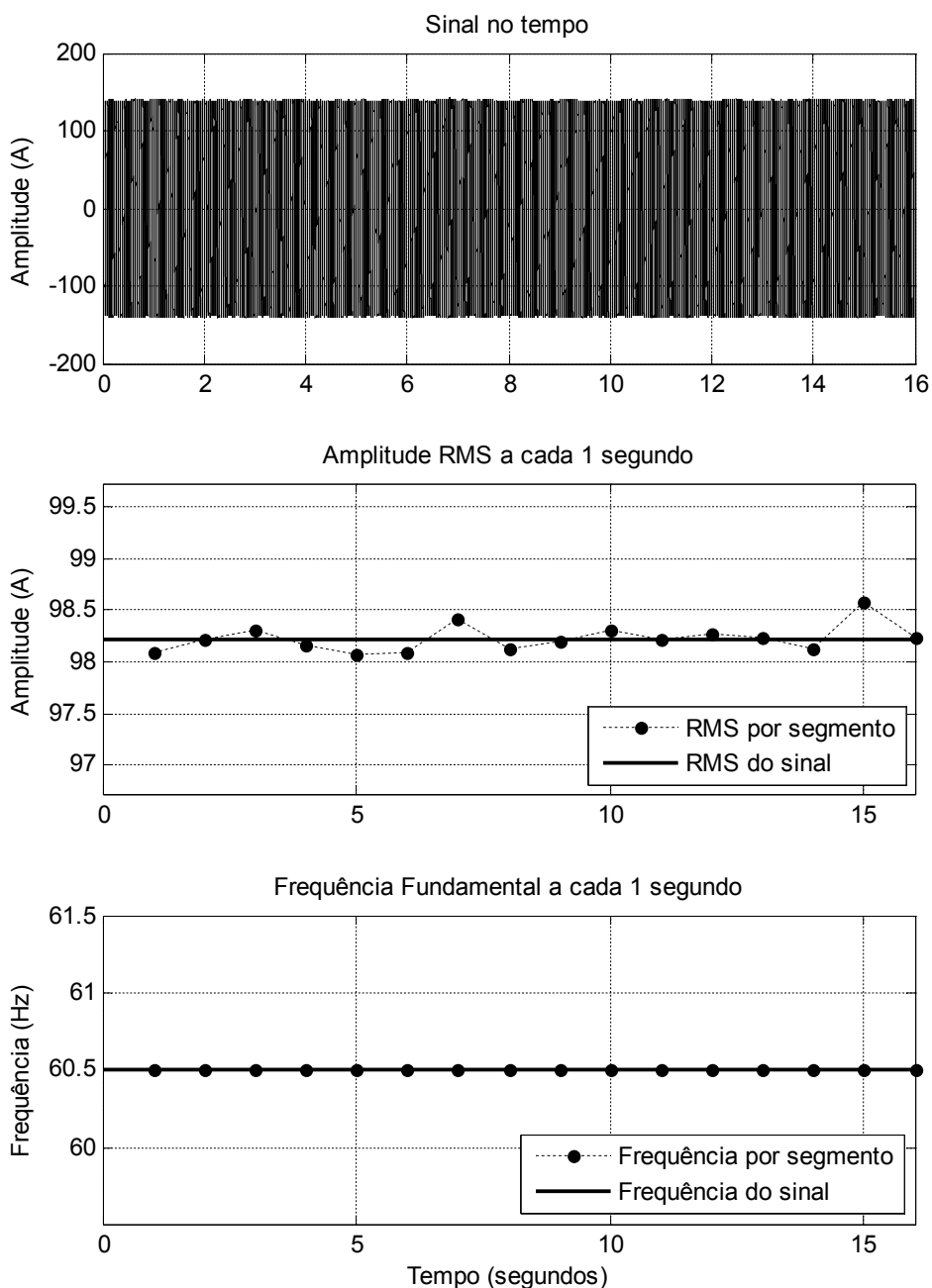


Figura 30 – Caso 2: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição em sinal **não-estacionário** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.

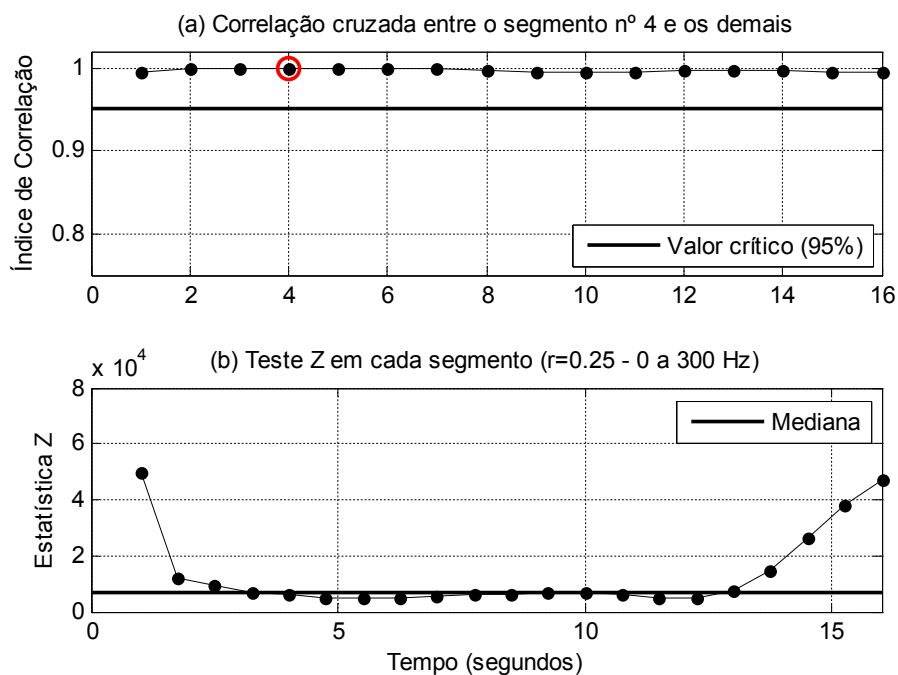


Figura 31 – Caso 2: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) em sinal **não-estacionário** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 5.

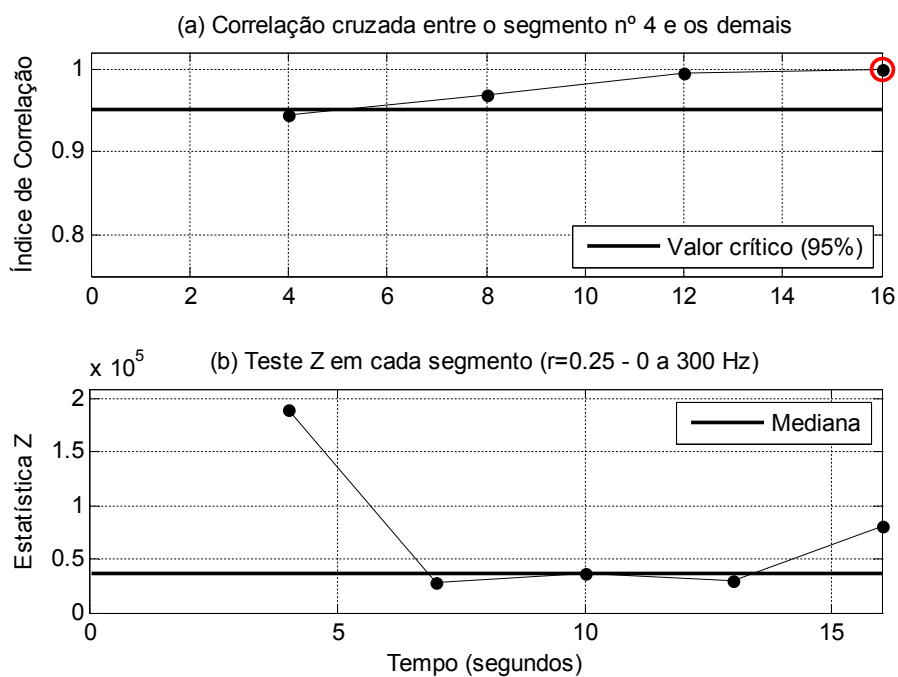


Figura 32 – Caso 2: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) em sinal **não-estacionário** – segmentos de 4,0 segundos – Motor 5.

Por fim, a Figura 33 apresenta a comparação entre o espectro de frequências entre o início e o fim do sinal (dois segmentos de 8 segundos), com destaque para as componentes de barra quebrada, evidenciando que a não-estacionariedade no sinal pode comprometer o diagnóstico de falhas.

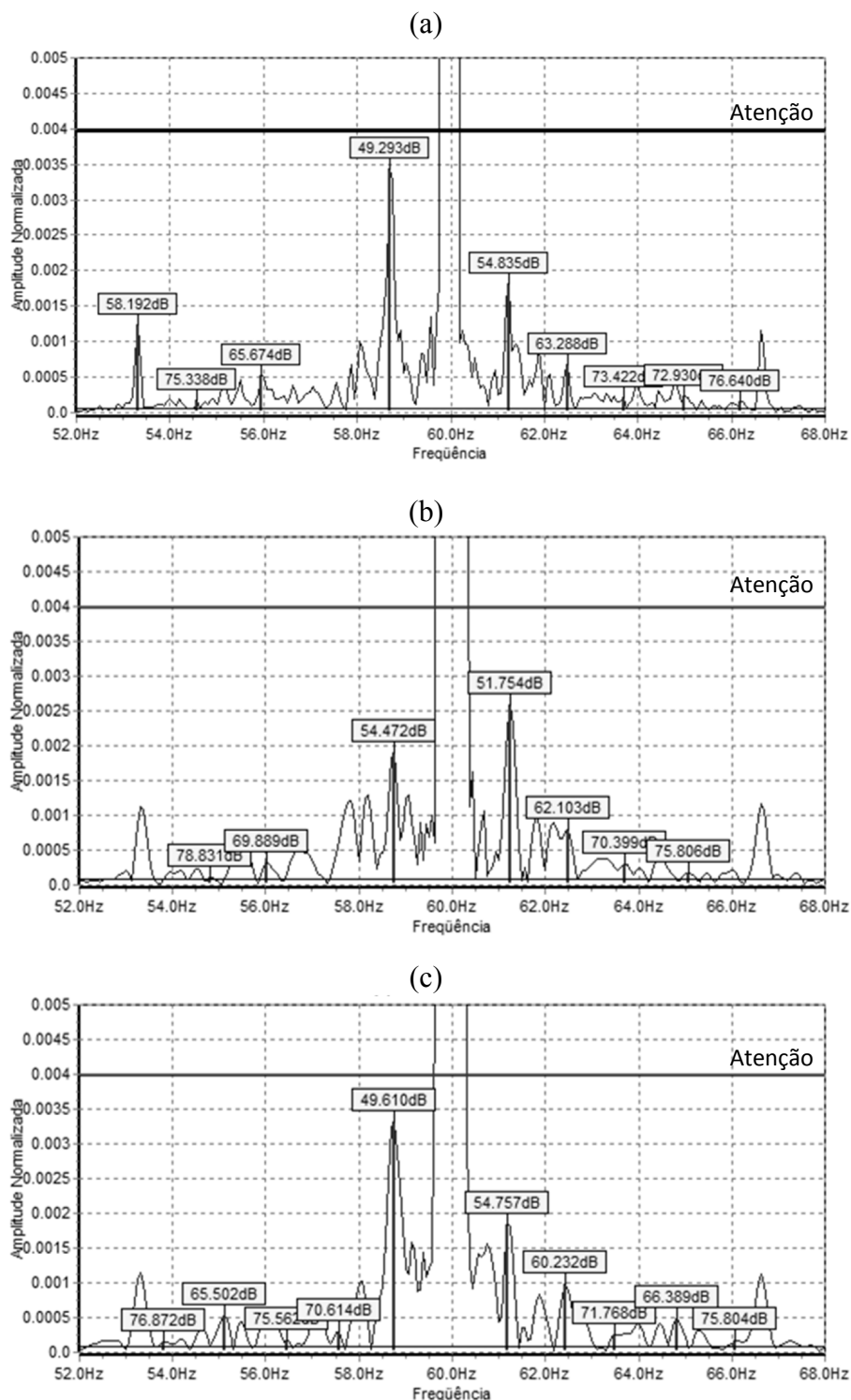


Figura 33 – Caso 2: comparação entre os espectros de frequências do sinal inteiro (a) e de dois segmentos do sinal: (b) 0 a 8,0 segundos e (c) 8,0 a 16,0 segundos – Motor 5. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

5.2.3. CASO 3 – MOTOR APRESENTANDO FALHA

Com o intuito de se verificar a aplicabilidade do método em condições de falha, foram efetuados ensaios no Motor 1 em três condições falha: condição normal, motor com barras quebradas e motor desbalanceado. Nestes ensaios, os sinais foram adquiridos através do Sistema Preditor® e um sensor de corrente do tipo TC, a uma taxa de 8,192 kHz e duração de 16 segundos, com um conversor ADC de 16 bits.

Condição Normal

A primeira condição analisada se refere ao motor operando em condição normal, sem falhas e em regime estável. Conforme ilustra a Figura 34, seus parâmetros se mantiveram estáveis ao longo das medições.

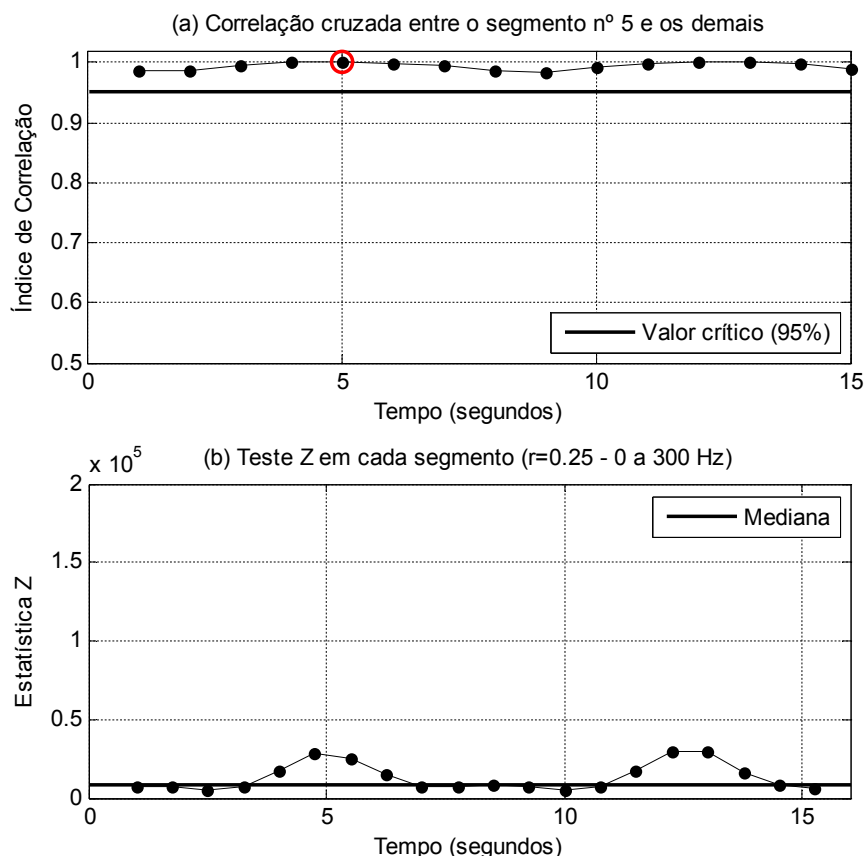


Figura 34 – Caso 3: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo), na condição **normal** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.

Desbalanceamento Mecânico

Nesta condição, mantendo-se o mesmo motor e mesma condição de operação para os ensaios, é inserido um desbalanceamento mecânico. Analisando-se os parâmetros na Figura 35 e Figura

36, pode-se afirmar que o sinal continua estacionário, mesmo com a presença da falha. Na Figura 37, é possível visualizar o aumento das componentes de frequência relativas ao desbalanceamento no espectro de frequências da corrente estatórica (antes e depois da inserção da falha).

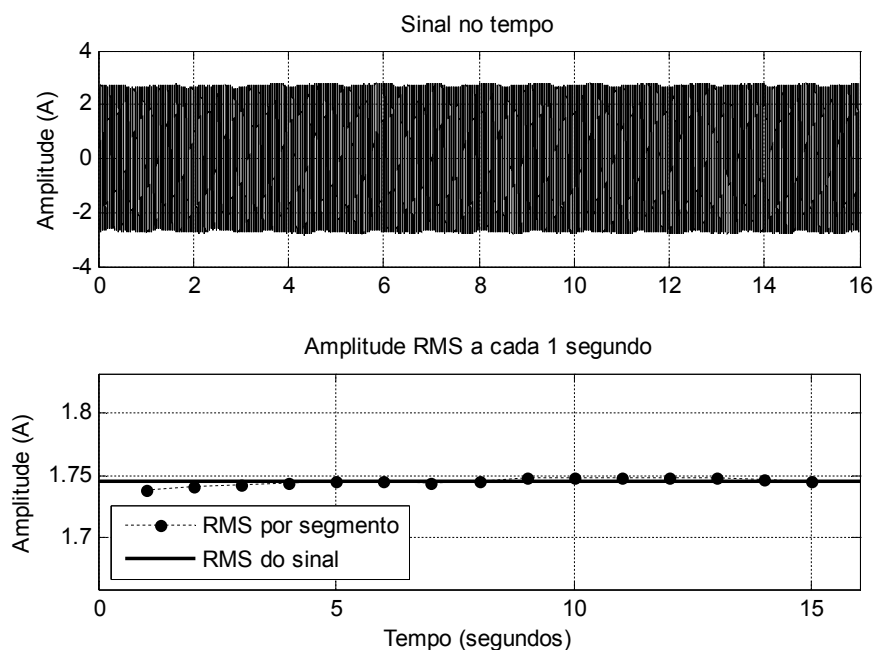


Figura 35 – Caso 3: sinal no tempo e amplitude RMS ao longo da medição, na condição de **desbalanceamento mecânico** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.

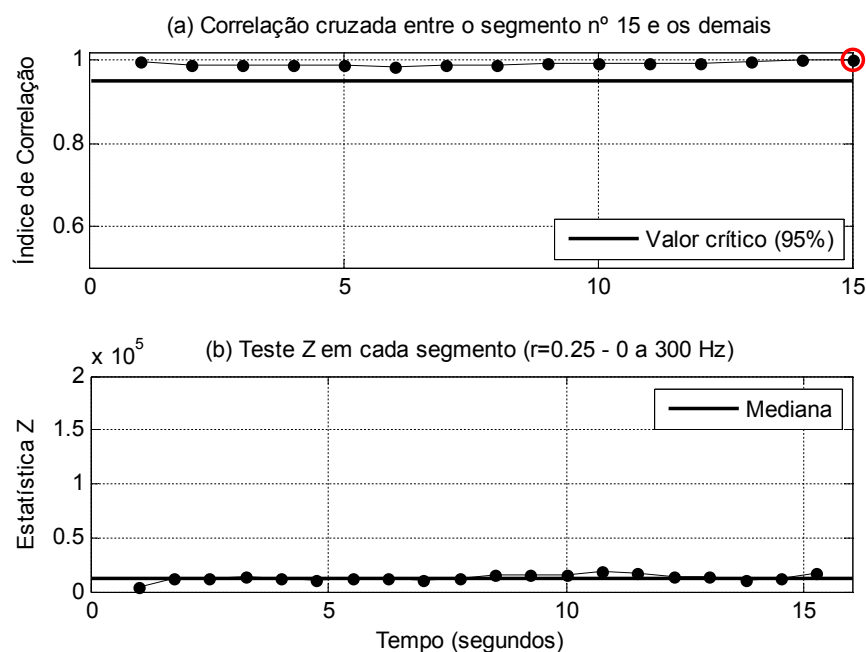


Figura 36 – Caso 3: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo), na condição de **desbalanceamento mecânico** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.

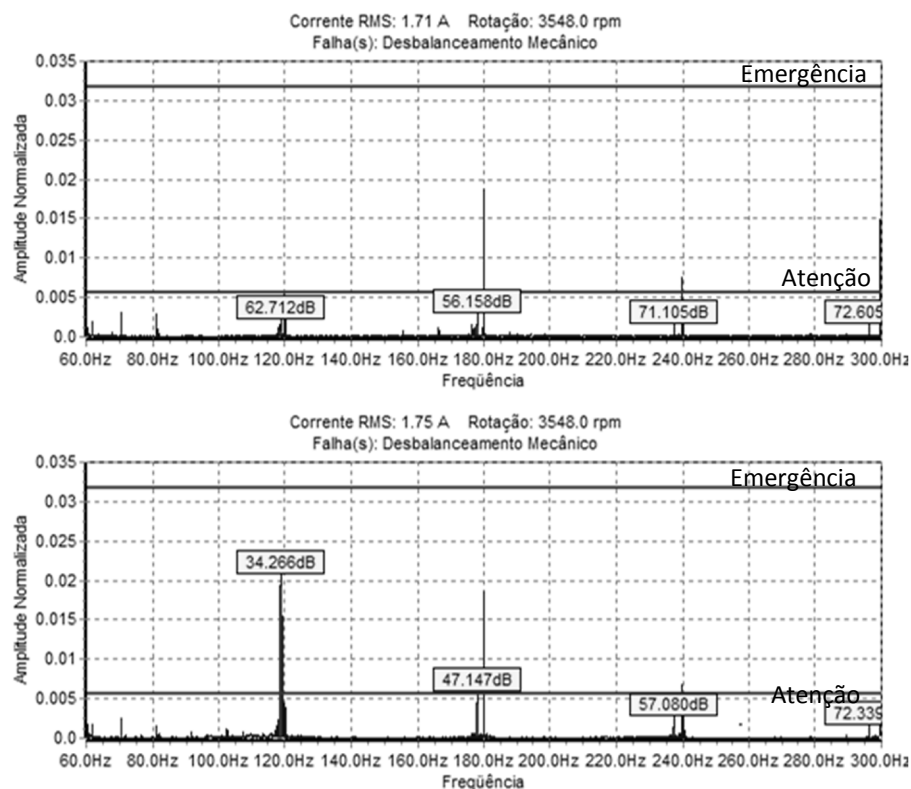


Figura 37 – Caso 3: comparação entre os espectros de frequências da corrente estatórica na condição **normal** (acima) e com **desbalanceamento mecânico** (abaixo) – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de rotação do eixo.

Motor com Barras Quebradas

Por fim, o motor em condição normal é substituído por um motor idêntico, contendo barras quebradas em seu rotor, e os ensaios são novamente repetidos nas mesmas condições.

Conforme apresentado Figura 38, na presença da falha a amplitude do sinal passa a ser modulada por uma componente de baixa frequência, que chega a afetar ligeiramente o valor RMS. O valor desta frequência pode visto na Figura 40, que também evidencia aumento na amplitude desta frequência. Este aumento de amplitude indica o surgimento barras quebradas no rotor.

Apesar desta alteração no espectro de frequências, os parâmetros referentes à análise estatística de segunda ordem, no domínio do tempo e da frequência, se mantiveram estáveis (Figura 39), o que indica que o sinal é estacionário.

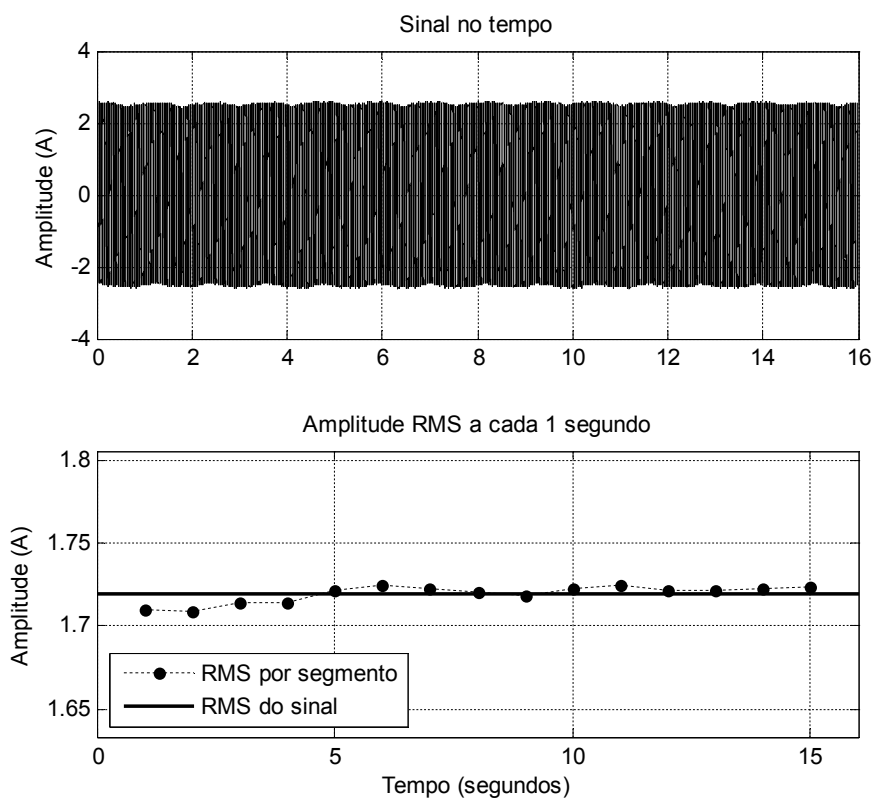


Figura 38 – Caso 3: sinal no tempo e amplitude RMS ao longo da medição, na condição de **barras quebradas** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.

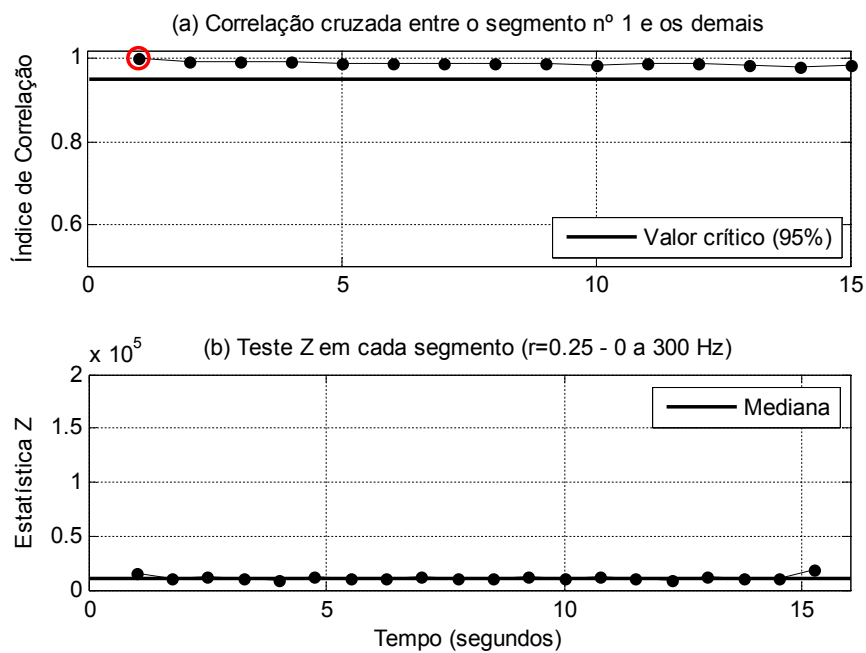


Figura 39 – Caso 3: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo), na condição de **barras quebradas** – segmentos de 1,0 segundo – Motor 1.

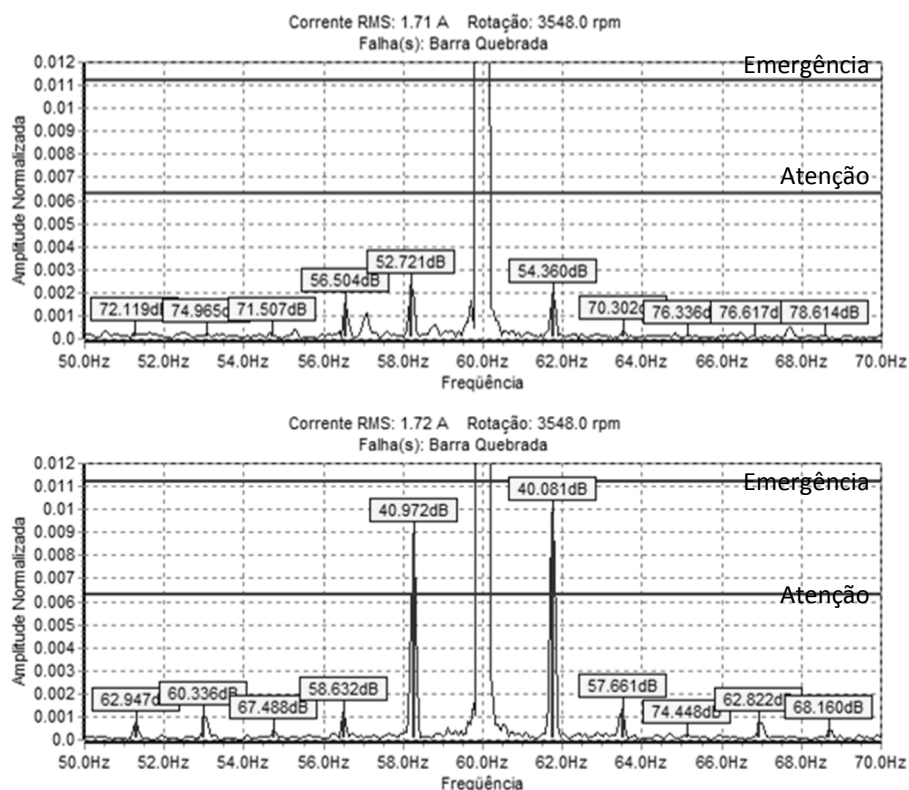


Figura 40 – Caso 3: comparação entre os espectros de frequências da corrente estatórica na condição **normal** (acima) e com **barras quebradas** (abaixo) – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

5.2.4. CASO 4 – VARIAÇÃO DE CARGA E CONTROLE DE VELOCIDADE (INDÚSTRIA)

Este caso aplica a metodologia em sinais adquiridos do Motor 4 e tem o intuito de analisar a estacionariedade em condições extremas de variação na alimentação do motor e na carga. Neste caso, foram efetuadas medidas longas, de forma que os parâmetros fossem observados em diversas condições diferentes num mesmo sinal. Os sinais analisados foram adquiridos através do Sistema Preditor® e sensor de corrente do tipo TC, a uma taxa de 1,638 kHz e duração de 80 segundos (conversor ADC de 16 bits).

Como fica evidente nos gráficos do sinal no tempo e amplitude RMS de uma das medições efetuadas, apresentados na Figura 41, a carga imposta ao motor sofreu pelo menos duas alterações significativas (próximo aos instantes 27,0 e 72,0 segundos). Já no gráfico da frequência fundamental, também na Figura 41, vê-se a constante atuação do sistema de controle de velocidade, que opera alterando a frequência de alimentação do motor, por meio de um inversor de frequência.

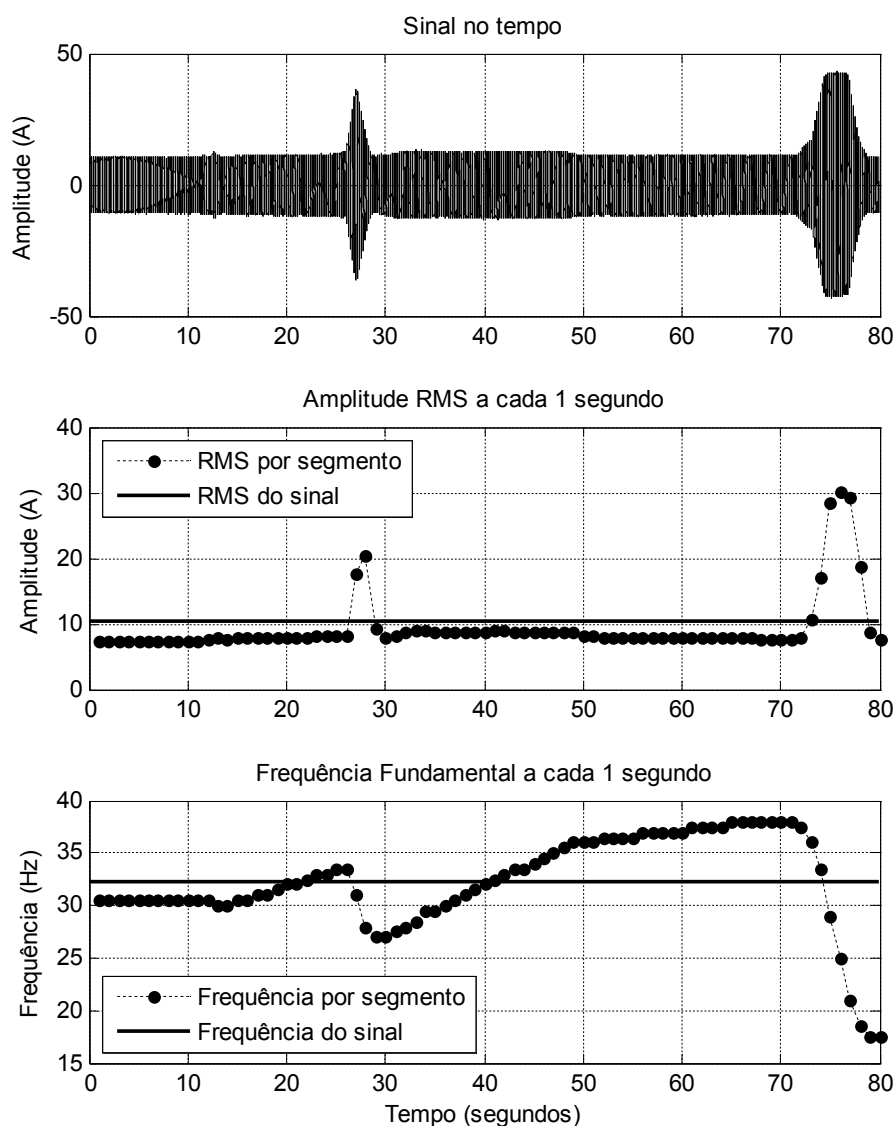


Figura 41 – Caso 4: amplitude RMS e frequência fundamental ao longo da medição – segmentos de 1,0 segundo – Motor 4.

Analisando-se os parâmetros da Figura 42, fica evidente que nos pontos onde há variação significativa da carga, o grau de não-estacionariedade é alto (Figura 42-(b)). Já os parâmetros relacionados à correlação cruzada evidenciam que em outros segmentos, sobretudo aqueles onde há variação na fundamental, a correlação é baixa e, portanto, também representam não-estacionariedades locais no sinal.

Por fim, analisando-se estes mesmos parâmetros, agora em segmentos de tamanho 0,5 segundos e 5,0 segundos (na Figura 43 e Figura 44, respectivamente), verifica-se que o trecho entre 0 e 10,0 segundos é fracamente estacionário e, portanto, pode ser utilizado para a análise da condição do motor.

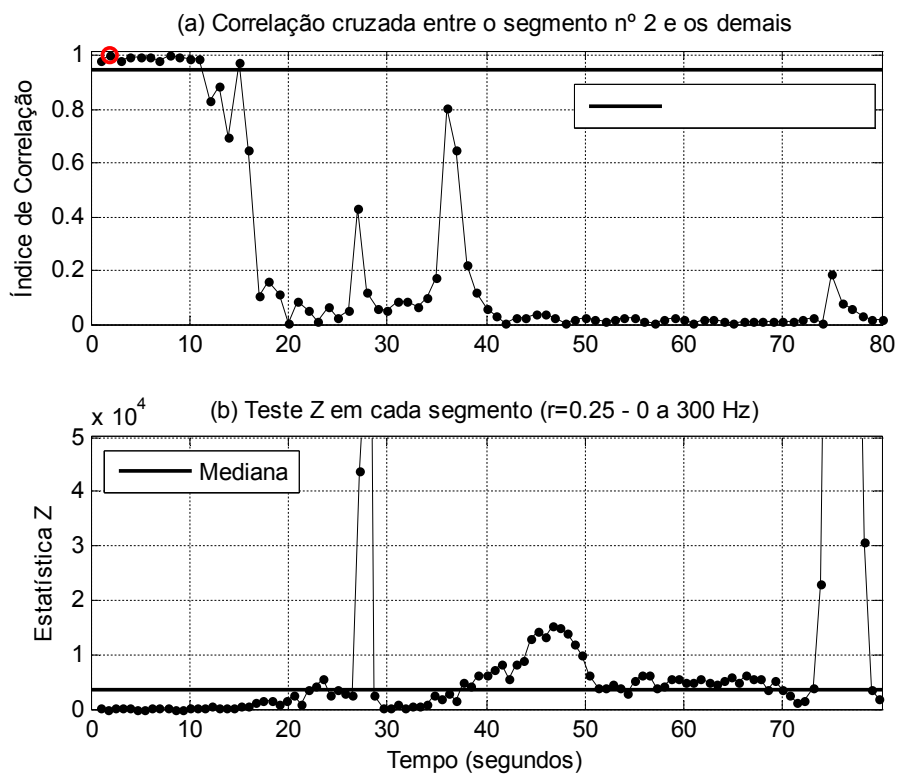


Figura 42 – Caso 4: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 1,0 segundo – Motor 4.

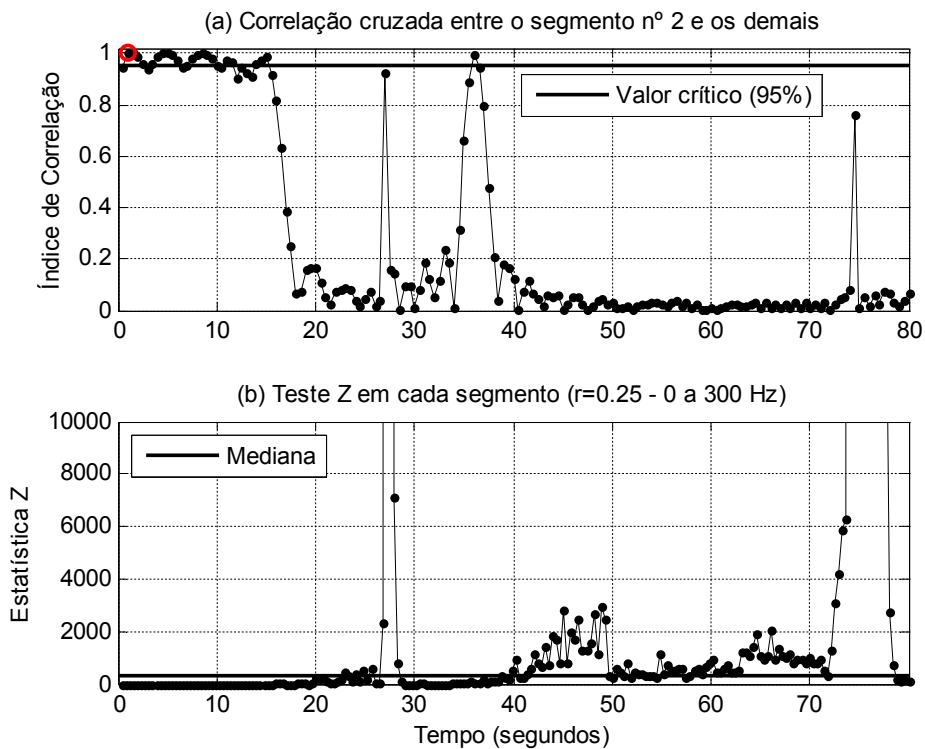


Figura 43 – Caso 4: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 0,5 segundos – Motor 4.

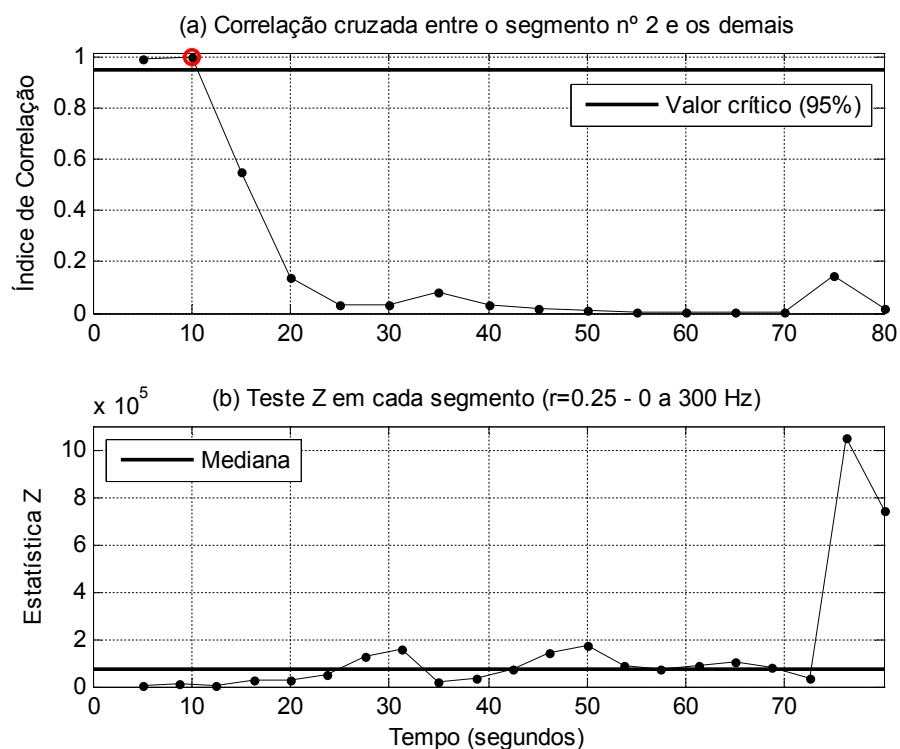


Figura 44 – Caso 4: avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 5,0 segundos – Motor 4.

5.2.5. RESULTADOS E OBSERVAÇÕES FINAIS

Os resultados obtidos através da análise de estacionariedade evidenciam que não existe um parâmetro individual capaz de identificar não-estacionariedades locais nos sinais da assinatura elétrica. Desta forma, apesar da análise da variação de parâmetros como amplitude RMS e frequência fundamental (ou frequência instantânea) ao longo do sinal oferecerem boa capacidade de identificação destes casos, ficou evidente que há situações onde somente a análise de parâmetros relacionados ao segundo momento estatístico do sinal (correlação e espectro de potências) foi capaz de identificar segmentos não-estacionários no sinal.

Outra questão importante observada é o impacto do tamanho da escolha do segmento na análise (além da fração de sobreposição), ou seja, verificou-se que estacionariedade depende diretamente da escala de observação. Esta conclusão fica evidente quando se observa, nos diferentes casos apresentados, que os parâmetros estatísticos apresentaram variação no grau de “sensibilidade” a alterações de estacionariedade no sinal em função do tamanho dos segmentos utilizados. Tanto para a estatística Z, como para o índice de correlação, em alguns casos, a opção por segmentos maiores (5,0 segundos) evidenciou melhor trechos de não-

estacionariedade. Em outros casos, melhor sensibilidade foi obtida através de segmentos menores. Os resultados obtidos também demonstraram que a sobreposição de segmentos (para aumentar o número de segmentos disponíveis) só se mostrou eficaz para o parâmetro estatístico no domínio da frequência.

De forma geral, a metodologia proposta se mostrou adequada para a análise de estacionariedade de sinais. Contudo, esta tarefa ainda requer a análise de um especialista, visto que não foi possível identificar condições ou limites práticos para se aceitar ou recusar automaticamente a hipótese de estacionariedade do sinal. Por fim, através de alguns dos casos apresentados, ficou evidente que a utilização de sinais não-estacionários pode comprometer significativamente o diagnóstico de falhas e, portanto, a utilização de métodos de verificação é indispensável em qualquer análise de assinatura elétrica.

5.3. Aplicação de Técnicas Avançadas de Processamento na Análise da Assinatura Elétrica de Motores

Esta seção possui o objetivo de aplicar algumas das técnicas e métodos apresentados no capítulo anterior, de forma a avaliar sua aplicabilidade no contexto da Análise da Assinatura Elétrica de motores de indução. Assim, considerando os objetivos:

1. Reduzir o ruído das medições;
2. Separar sinais aleatórios de sinais determinísticos; e
3. Seduzir a variância na obtenção do espectro de potências do sinal,

foram definidos quatro experimentos, baseados na análise de sinais do Motor 1 e do Motor 2. Os experimentos definidos são:

- Filtragem do ruído do sistema de medição com base na soma das correntes estatóricas das fases do motor;
- Filtragem do conteúdo aleatório através de média temporal da autocorrelação de múltiplos sinais;
- Filtragem do conteúdo aleatório através de filtro autoregressivo de predição linear;
- Redução da variância na estimação do espectro de potências por meio de média de periodogramas – método de *Welch* e *Blackman-Tukey*.

Outro aspecto sendo avaliado é a aplicação da técnica de demodulação do sinal de corrente estatórica (seção 2.2.1). Acredita-se que, em alguns casos, a aplicação das técnicas citadas acima no sinal demodulado, melhora a qualidade do sinal para fins de análise e diagnóstico de falhas.

Um objetivo secundário desta seção é determinar quais técnicas apresentam melhor resultado na análise de sinais determinísticos e, mais precisamente, na análise da condição rotórica (barras quebradas) de motores de bombas, que em muitos casos, representam condições de grande variação de carga (e alto ruído) e apresentam espectros de potência de baixa qualidade de diagnóstico.

Por fim, cada um dos experimentos é apresentado nas subseções a seguir, com a descrição dos ensaios e dos resultados obtidos.

5.3.1. FILTRAGEM DO RUÍDO DA MEDIÇÃO – SOMA DAS CORRENTES DAS FASES

Neste experimento, foram obtidas as correntes estatóricas do Motor 1 e do Motor 2, ambos em condições normais, com o intuito de se aplicar a técnica da soma das correntes proposta na seção 4.4 do Capítulo 4. Desta forma, os espectros de frequências do sinal original de determinada fase e sua versão calculada (a partir das outras fases) são comparados, e sua aplicabilidade é avaliada.

Para o Motor 1, foram adquiridos simultaneamente, três sinais de 20 segundos (um de cada fase), a uma taxa de amostragem de 46,875 kHz, através um conversor ADC de 24 bits da *Texas Instruments*. Para verificar a técnica, a corrente da fase A foi medida e depois obtida numericamente de duas formas: a partir das correntes da fase B e C; e através da corrente das três fases, utilizando a equação (27).

Na Figura 45 observa-se que os sinais obtidos numericamente não reduzem o ruído do sinal, e até aumentam a amplitude das componentes de alta frequência. Além disso, alteram a amplitude das harmônicas da rede (múltiplos de 60 Hz), sobretudo aquelas de maior ordem.

Na região de interesse para o diagnóstico de barras quebradas, próximo à componente fundamental do sinal, não há alteração significativa no espectro de frequências, se comparado ao sinal medido diretamente, conforme ilustra a Figura 46.

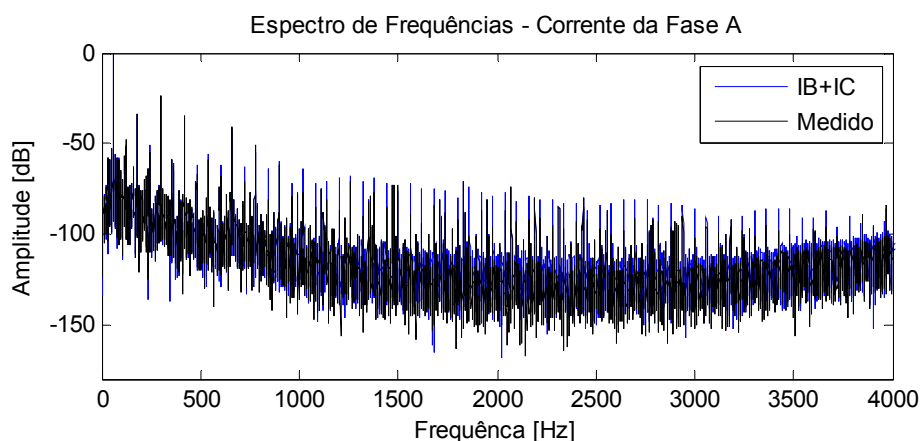


Figura 45 – Sobreposição do espectro de frequências da corrente da fase A: sinal medido e sinal obtido numericamente, através da soma das correntes – Motor 1.

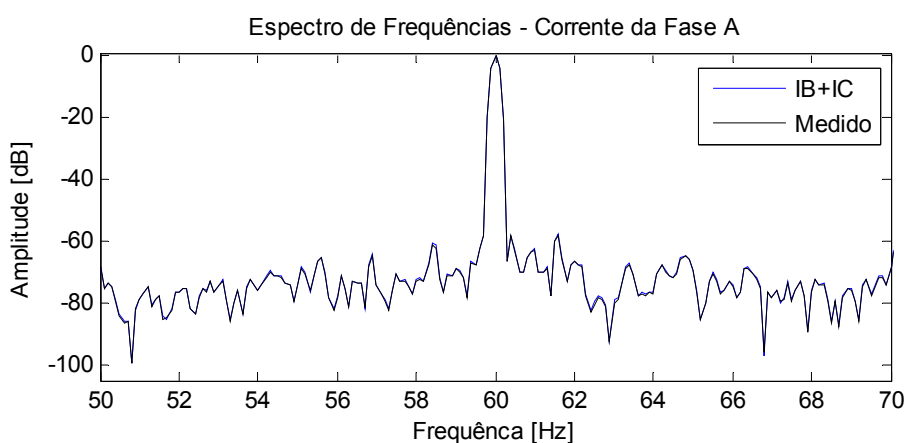


Figura 46 – Sobreposição do espectro de frequências da corrente da fase A: sinal medido e sinal obtido numericamente, através da soma das correntes [50-70 Hz] – Motor 1.

No segundo experimento, foi escolhido o Motor 2, visto que o mesmo está acoplado a uma bomba e, portanto, está sujeito a variações de carga que aumentam o ruído no espectro de frequências. Foram adquiridos simultaneamente, dois sinais de 20 segundos (fases A e B) em um conversor ADC de 16 bits, a uma taxa amostragem de 50 kHz. Como apenas as correntes da fase A e B estavam disponíveis, a comparação é efetuada entre o sinal medido da fase A e o cálculo da corrente estatórica da fase C, obtida numericamente a partir das demais fases (IA+IB).

Novamente, conforme evidencia a Figura 47, não há redução significativa no ruído, e sim um pequeno aumento nas amplitudes das componentes de alta frequência. Na região no entorno da frequência de alimentação, onde há componentes relativas ao padrão de barras quebradas, a diferença entre os espectros também não é considerada significativa (veja a Figura 48).

Analisando-se os dois casos, pode-se concluir que a aplicação desta técnica não apresentou contribuição significativa para a análise de componentes periódicos (determinísticos) na assinatura elétrica. Contudo, conforme apresentado na seção 5.5 deste Capítulo, esta técnica mostrou-se útil na análise de rolamentos nos sinais do Motor 1, cuja natureza é aleatória. Acredita-se que, neste caso, a técnica contribuiu para reduzir o conteúdo aleatório referente ao sistema de medição, mantendo o conteúdo aleatório referente aos efeitos mecânicos do motor (e dos defeitos sendo analisados).

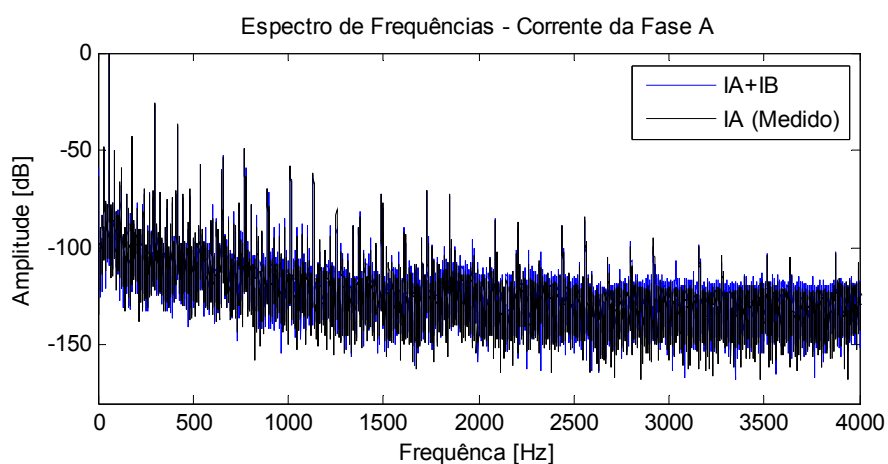


Figura 47 – Sobreposição do espectro de frequências do sinal medido da fase A e do sinal obtido numericamente da fase C – Motor 2.

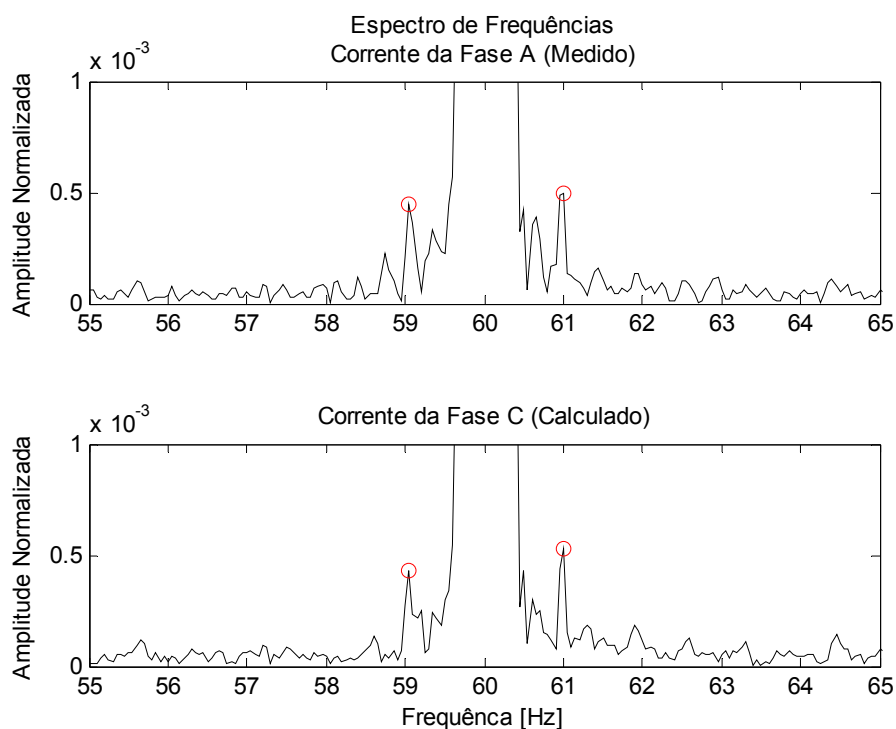


Figura 48 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal medido da fase A (topo) e do sinal obtido numericamente da fase C (abaixo) [55-65 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

5.3.2. FILTRAGEM DO CONTEÚDO ALEATÓRIO – MÉDIA DAS AUTOCORRELAÇÕES

Conforme visto na seção 4.4, médias temporais são capazes de retirar o conteúdo aleatório de um sistema, mantendo as componentes determinísticas. Portanto, neste experimento é verificado, através de sinais adquiridos do Motor 1, se a autocorrelação tem a capacidade de sincronizar o conteúdo periódico dos sinais da assinatura elétrica no tempo e, conseqüentemente, através de médias, reduzir o conteúdo aleatório presente nele.

A medição efetuada para esta análise compreende um sinal da corrente estatórica da fase A do motor com duração de 120 segundos. Este sinal foi adquirido a uma taxa de 46,875 kHz em um conversor ADC de 24 bits e foi dividido em segmentos de 20,0 segundos para aplicação da média.

Antes de considerar a média das autocorrelações, foi verificado o impacto da autocorrelação no espectro de frequências. Conforme ilustram a Figura 49 e a Figura 50, apesar de manter o conteúdo periódico, o espectro resultante é bastante ruidoso, o que pode prejudicar a análise da assinatura elétrica para fins de diagnóstico de falhas. Além disso, as componentes de barras quebradas apresentaram amplitude relativamente maior que no espectro do sinal original, ao passo que a componente relativa à correia (do sistema de transmissão) em 70 Hz, amplitude menor.

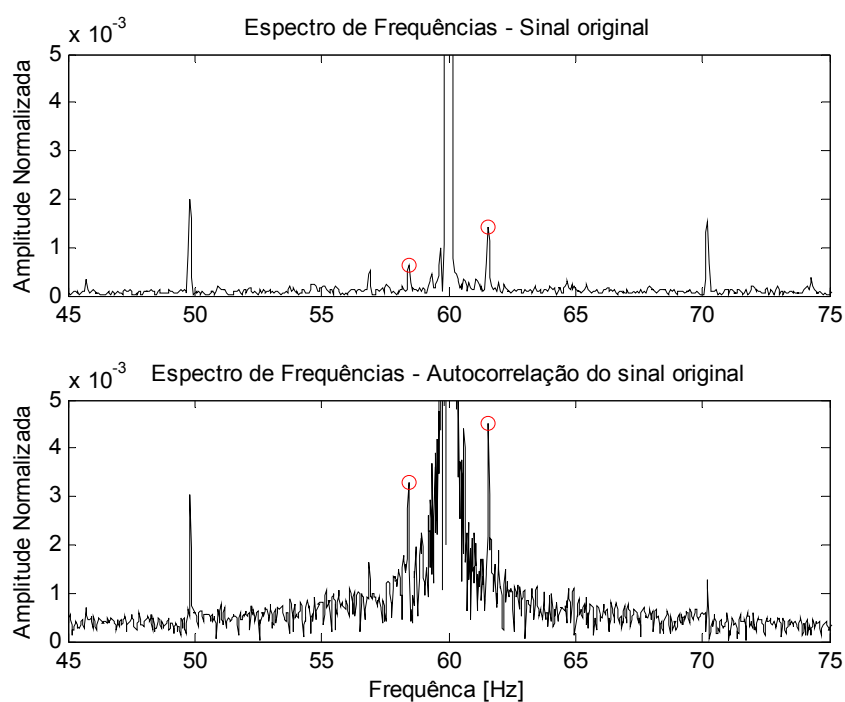


Figura 49 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original e de sua autocorrelação [48-72 Hz] – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

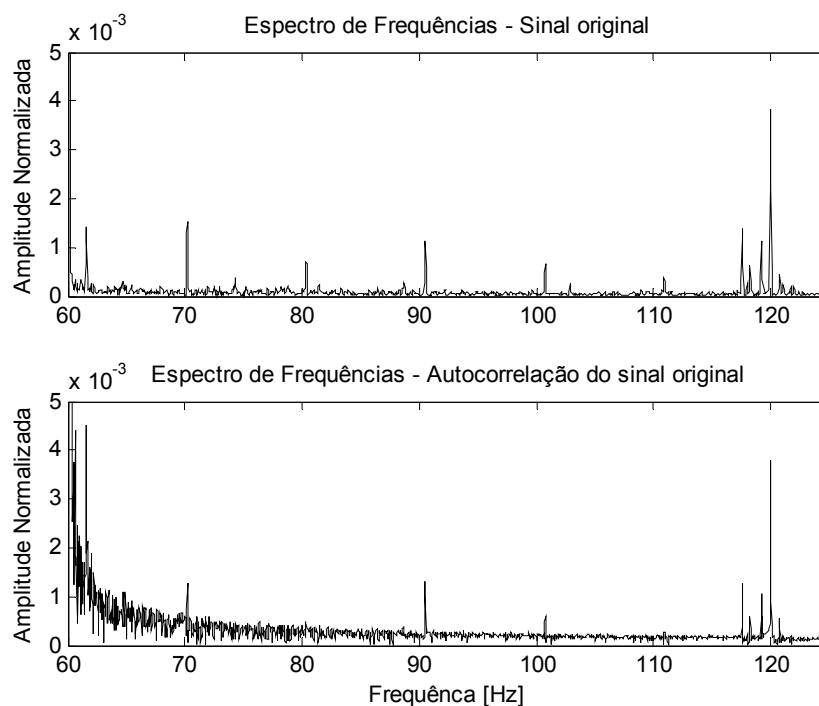


Figura 50 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original e de sua autocorrelação [60-121 Hz] – Motor 1.

Em seguida, considerou-se o sinal demodulado da corrente estatórica, obtida aplicando-se a transformação de *Hilbert*. A função de autocorrelação foi então aplicada aos segmentos e foram obtidos os espectros da média no tempo de 5 e 10 segmentos, sendo que na média de 10 segmentos, foi utilizado uma fração de sobreposição $r = 0,5$.

Na Figura 51, tem-se o impacto da média das autocorrelações no espectro como um todo, onde se observa um aumento das componentes de média e alta frequência. Na região ao entorno da frequência de alimentação, onde se encontram as frequências relativas ao padrão de barras quebradas, o espectro fica bastante ruidoso e a identificação da frequência de barras quebradas não é melhorada, mesmo após várias médias (Figura 52). Contudo, é possível verificar que outras frequências de interesse, como as frequências harmônicas da rede (múltiplos de 60 Hz) e frequências de origem mecânica, como correia e rotação do eixo (10 Hz, 59,2 Hz e 118,4 Hz), se mantiveram bem destacadas e visíveis no espectro (Figura 53).

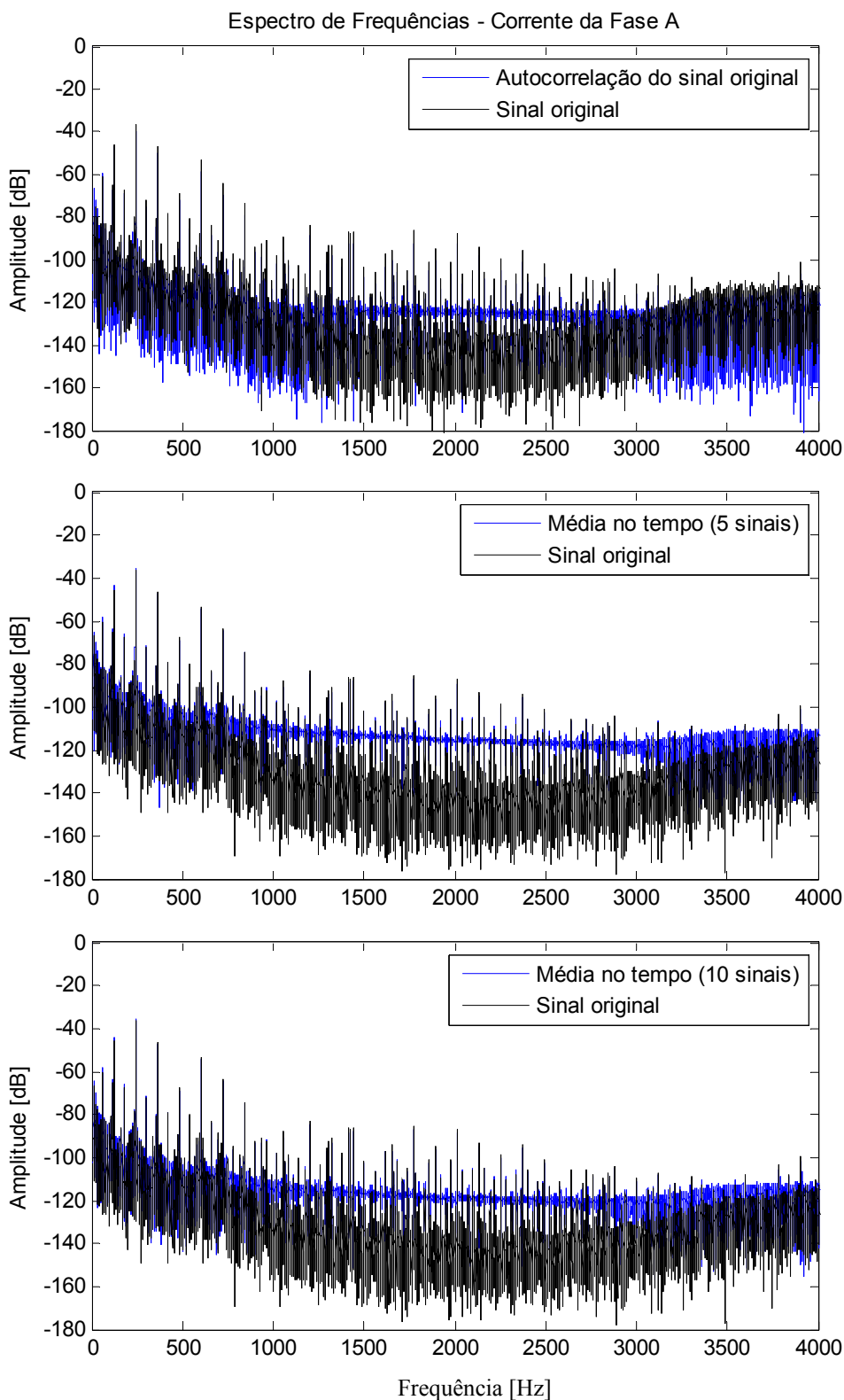


Figura 51 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original **demodulado** (topo), com a média das autocorrelações de 5 (centro) e 10 (abaixo) sinais [0-4 kHz] – Motor 1.

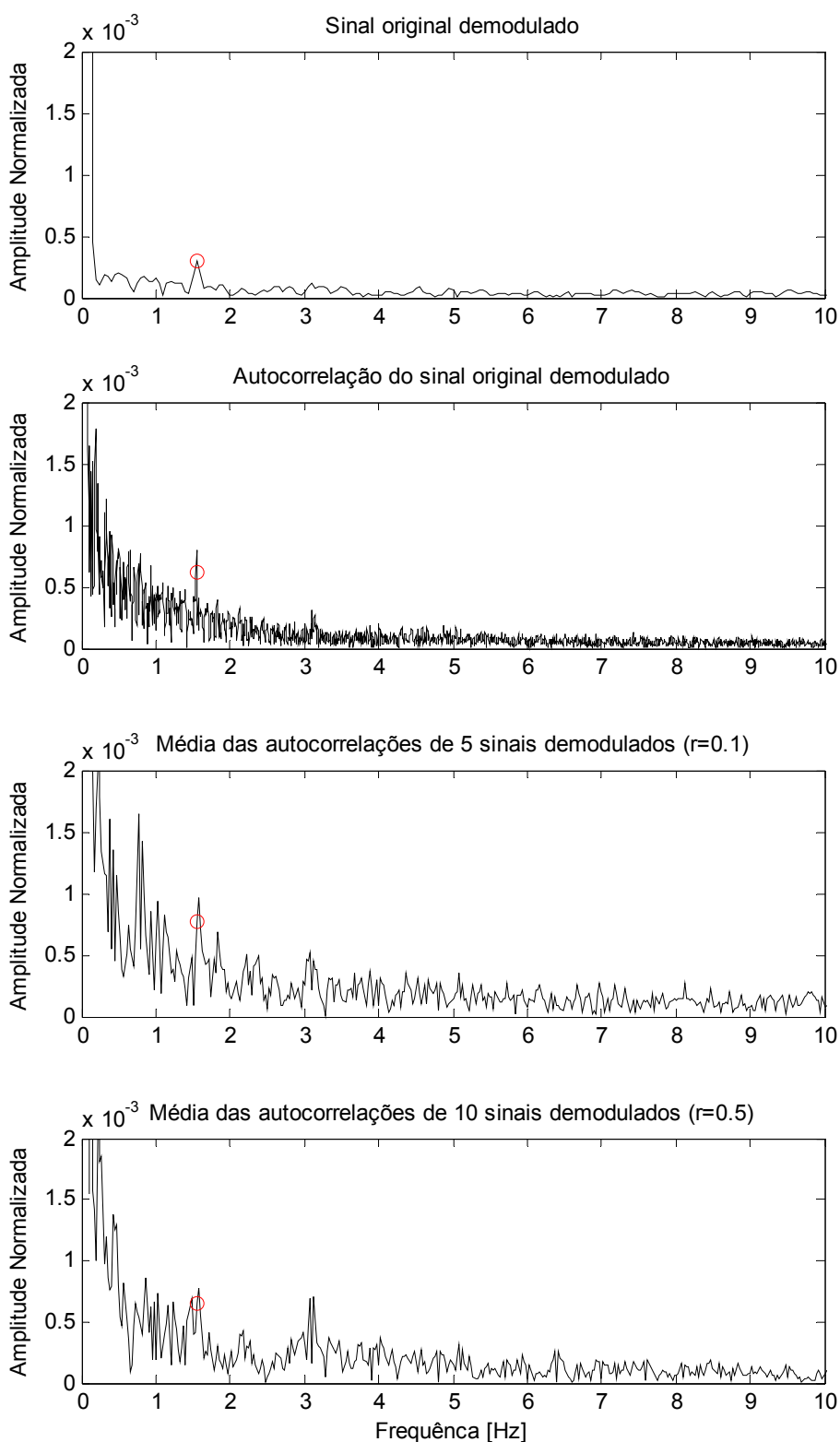


Figura 52 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original **demodulado** com a média das autocorrelações de 1, 5 e 10 sinais [0-10 Hz] – Motor 1. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

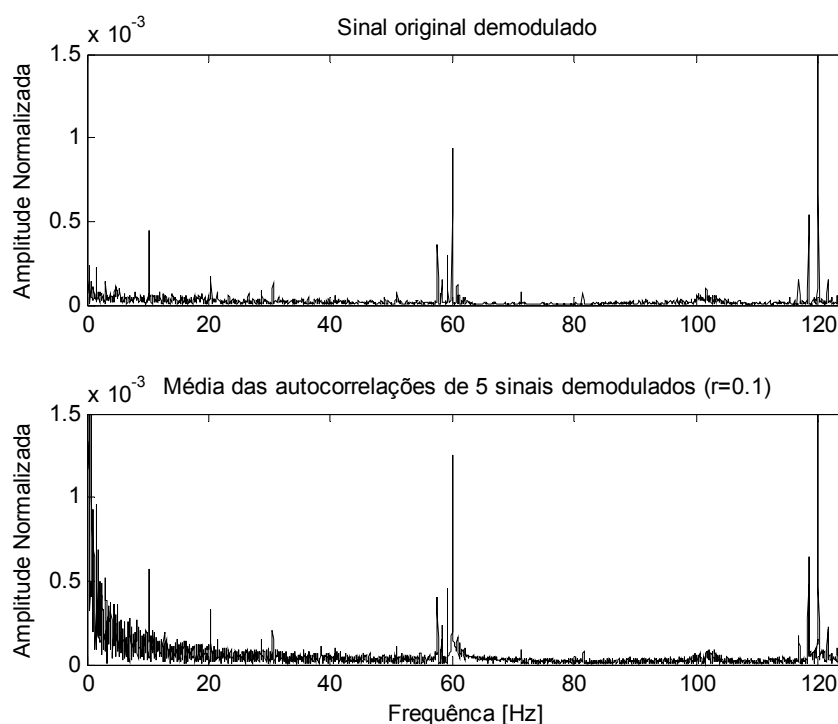


Figura 53 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original **demodulado** (topo) e a média das autocorrelações de 5 sinais (abaixo) [10-125 Hz] – Motor 1.

Por fim, analisando-se o resultado dos experimentos no Motor 1, conclui-se que a utilização da média das autocorrelações, apesar de destacar algumas frequências específicas, não contribuiu para melhorar o espectro na região próxima à frequência de alimentação, necessária para a identificação das frequências de barras quebradas. Ainda, o número de sinais utilizados na média, apesar de melhorar o resultado, configura uma tarefa difícil, pois seriam necessários vários minutos de aquisição, com o motor se mantendo em condição estável, o que geralmente é difícil de obter-se em ambiente industrial.

5.3.3. FILTRAGEM DO CONTEÚDO ALEATÓRIO – FILTRO DE PREDIÇÃO LINEAR

Este experimento consistiu na aplicação de um filtro de predição linear para remover o conteúdo aleatório do sinal, mantendo o conteúdo determinístico, através de um modelo autoregressivo obtido no próprio sinal. Foram considerados sinais adquiridos do Motor 2, amostrados a uma taxa de 50 kHz, em um conversor ADC de 16 bits, e duração de 20 segundos.

Foram avaliados filtros de 3ª e 10ª ordem, sendo que na obtenção dos filtros, apenas uma fração do sinal é utilizada (50% do sinal). O processo de filtragem pode ser definido da seguinte forma:

1. Define-se a ordem do filtro;
2. Seleciona-se o trecho do sinal a ser utilizado na obtenção do filtro;

3. Obtêm-se os coeficientes do filtro, minimizando o erro quadrático de estimação;
4. Aplica-se o filtro ao sinal todo, removendo o conteúdo aleatório.

No experimento, os filtros foram aplicados tanto para a corrente estatórica como para a sua versão demodulada. Como os resultados obtidos foram similares, são apresentados apenas os gráficos da corrente demodulada.

Conforme evidenciado na Figura 54, os dois filtros testados removeram parte do ruído presente no entorno da frequência de alimentação, sem alterar a componente de monitoramento. Considerando as demais regiões do espectro, houve pequena redução no ruído, mas não o suficiente para ter algum impacto na análise de falhas (Figura 55).

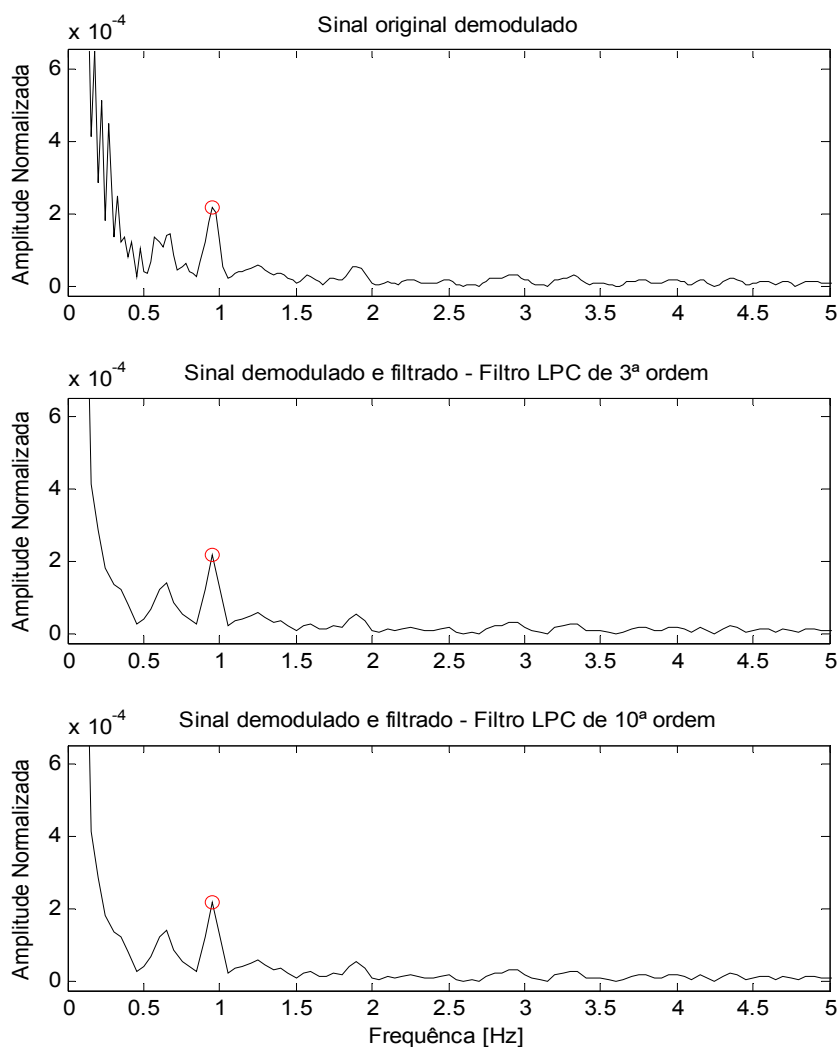


Figura 54 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original demodulado (topo), após aplicação de um filtro de 3ª ordem (centro) e 10ª ordem (abaixo) [0-5 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

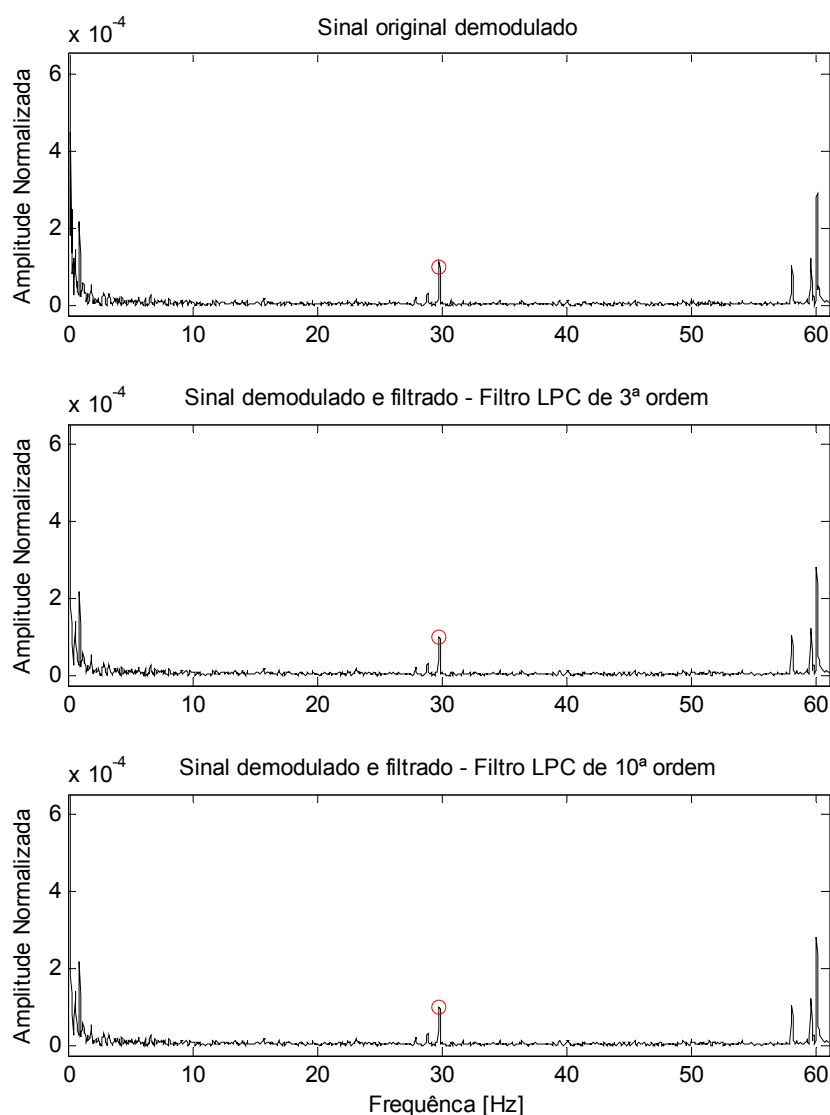


Figura 55 – Comparação entre o espectro de frequências do sinal original demodulado (topo), após aplicação de um filtro de 3ª ordem (centro) e 10ª ordem (abaixo) [0-60 Hz]. – Motor 2
As componentes em destaque se referem ao padrão de rotação do eixo.

Por fim, os resultados evidenciam que a utilização deste tipo de técnica pode melhorar alguns aspectos do sinal, sem perder as características necessárias para o diagnóstico de falhas na assinatura elétrica. Quanto à ordem, ambos os filtros testados apresentaram resultados similares.

5.3.4. REDUÇÃO DE VARIÂNCIA NO ESPECTRO – MÉDIA DE PERIODOGRAMAS

Neste último experimento, foram aplicadas as técnicas de estimação espectral apresentadas na seção 4.5 para se avaliar sua aplicação na análise da assinatura elétrica. Novamente, foram considerados os sinais de corrente do Motor 2, adquiridos com conversor ADC de 16 bits a uma frequência de amostragem de 50 kHz. Foram obtidos sinais de 50 segundos e definida uma janela de 20 segundos para a análise.

Foram verificados dois métodos capazes de reduzir a variância do espectro de potências: o método de *Welch*, baseado no periodograma, e o método de *Blackman-Tukey*, baseado no correlograma. Por utilizarem algum tipo de média de periodograma, o sinal original foi dividido em segmentos sobrepostos de 20 segundos, utilizando uma fração de sobreposição $r = 0,5$. A referência foi obtida através do método periodograma (com janela de *Blackman*), que consiste na transformada discreta de Fourier (FFT), em um dos segmentos.

Conforme ilustra a Figura 56, na região ao entorno da frequência de alimentação, o método de *Welch* apresentou um espectro mais claro do que pelo método do periodograma e *Blackman-Tukey*. O mesmo pode ser observado na aplicação das técnicas de estimação na corrente demodulada, onde frequências de interesse como barras quebradas (Figura 57) e rotação do eixo (Figura 58) se apresentaram mais destacadas e com maior amplitude no espectro de *Welch*.

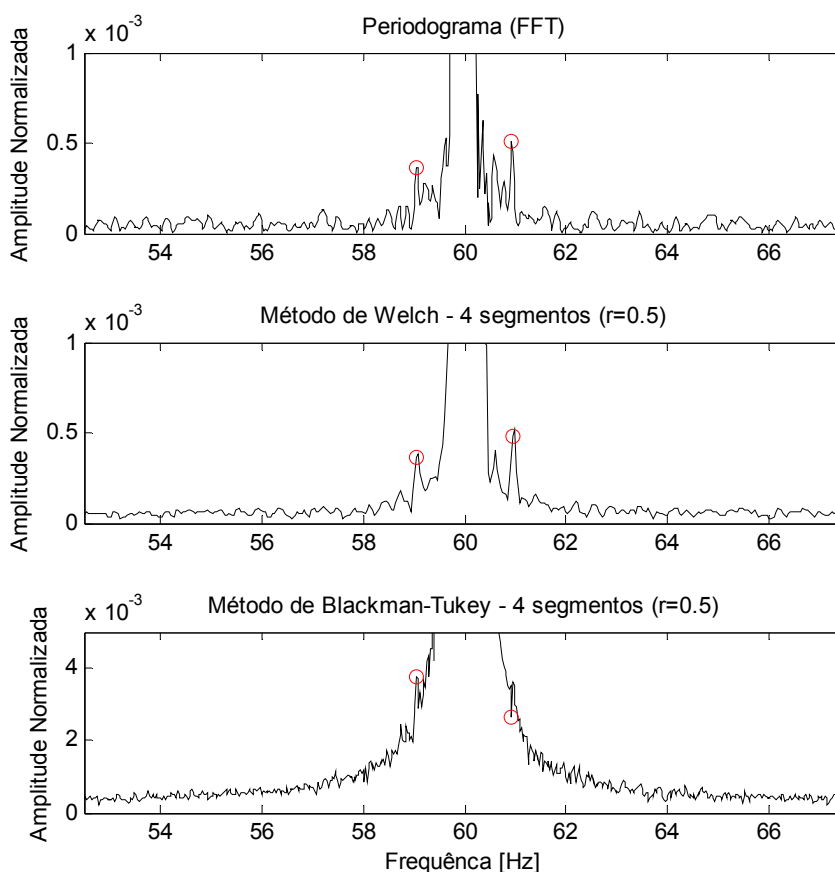


Figura 56 – Comparação entre espectros de frequências do sinal, estimado pelo periodograma (topo) e pelos métodos de *Welch* (centro) e *Blackman-Tukey* (abaixo) [53-67 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

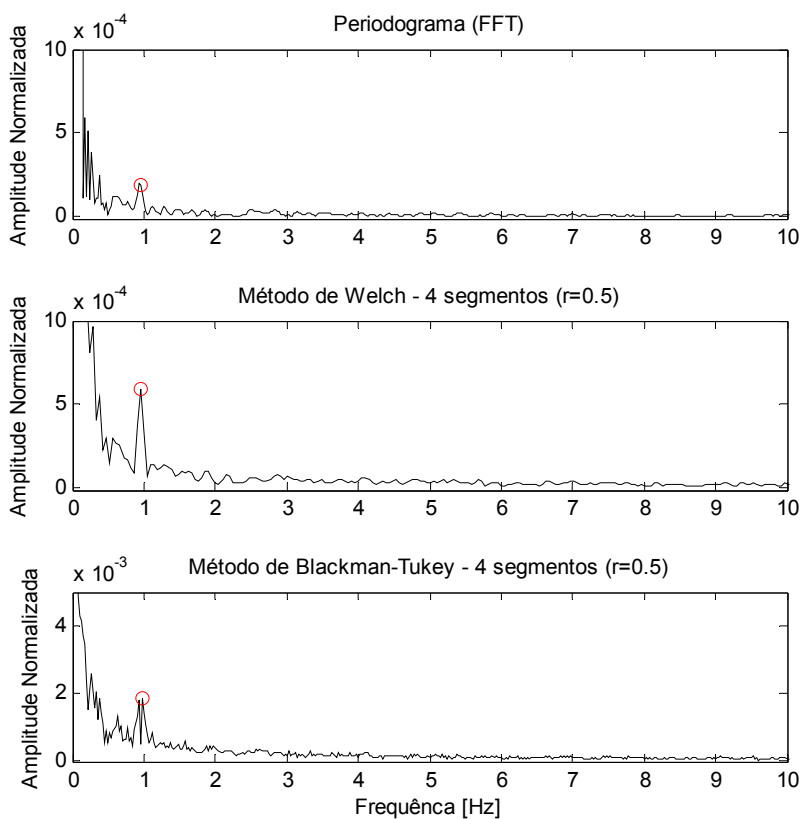


Figura 57 – Comparação entre espectros de frequências do sinal **demodulado**, estimado pelo periodograma (topo) e pelos métodos de *Welch* (centro) e *Blackman-Tukey* (abaixo) [0-10 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

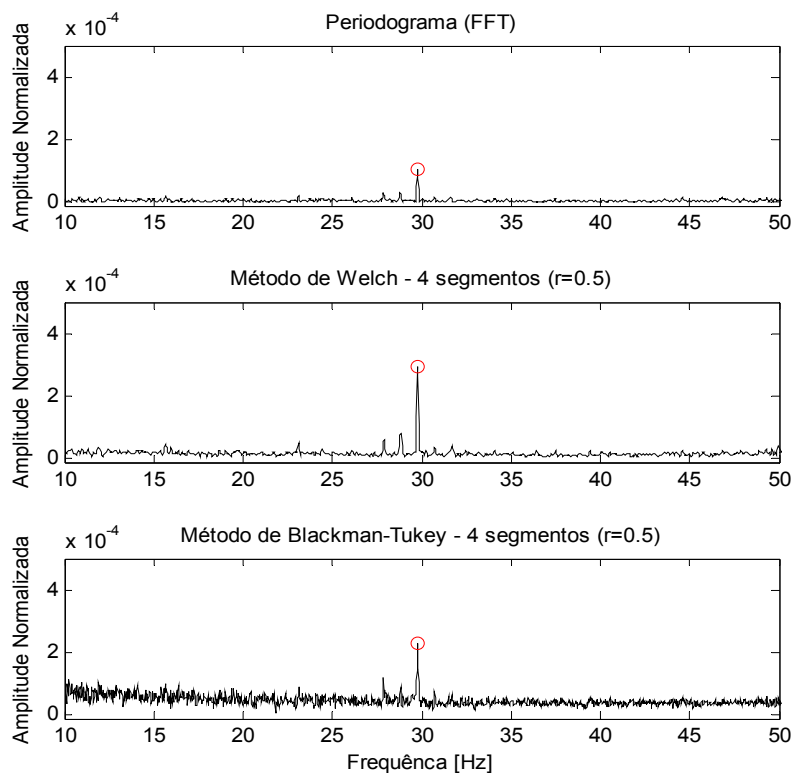


Figura 58 – Comparação entre espectros de frequências do sinal **demodulado**, estimado pelo periodograma (topo) e pelos métodos de *Welch* (centro) e *Blackman-Tukey* (abaixo) [0-60 Hz] – Motor 2. As componentes em destaque se referem ao padrão de rotação do eixo.

Observando-se todo o espectro, ilustrado no gráfico de sobreposição da Figura 59, vê-se que ambos os métodos, *Welch* e *Blackman-Tukey*, parecem aumentar a amplitude geral do espectro, sendo que o espectro de *Blackman-Tukey* apresenta amplitudes ainda maiores.

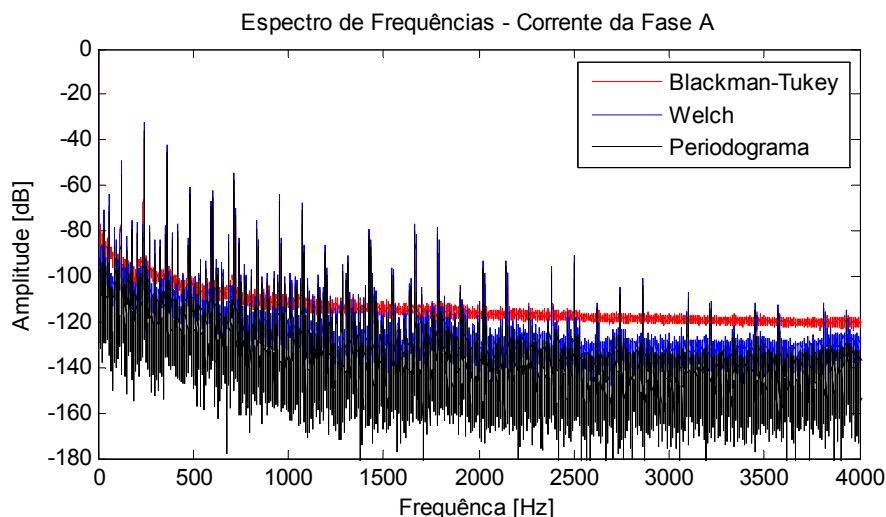


Figura 59 – Sobreposição dos espectros frequências do sinal **demodulado**, estimados pelo periodograma e pelos métodos de *Welch* e *Blackman-Tukey* – Motor 2.

Os resultados obtidos comprovam a aplicabilidade do método de *Welch* na análise da assinatura elétrica, inclusive na versão demodulada do sinal. Conforme visto no segundo experimento desta seção, o espectro de potências resultante de um sinal que passou pela função de autocorrelação não é adequado para análise, pois apresenta um espectro ruidoso, sobretudo ao entorno da frequência de alimentação (região importante na análise de barras quebradas).

5.4. Análise da Condição do Circuito Rotórico

Nesta seção, a metodologia de análise da condição do circuito rotórico, proposta na seção 4.6 do Capítulo 4, é aplicada em sinais reais para fins de validação da metodologia. Para isso, foram analisados os sinais de corrente dos Motores 3 e 5, pois ambos representam casos típicos de bombas operando em ambiente industrial, onde o diagnóstico deste tipo de defeito é comprometido pela natureza da operação destes motores.

Em ambos os motores, foram adquiridos sinais da corrente estatórica da fase A, por meio de um sensor de corrente do tipo TC e através do Sistema Preditor®, cujo conversor ADC é de 16 bits.

5.4.1. TÉCNICAS E METODOLOGIAS DE ANÁLISE EMPREGADAS

As técnicas de análise empregadas para avaliação dos sinais obtidos se baseiam na aplicação de técnicas avançadas de processamento propostas nesta tese, aqui denominada “metodologia proposta” e na técnica tradicional de ESA, a análise da corrente estatórica (MCSA).

A técnica MCSA, utilizada como referência, consiste na obtenção do espectro de potências pelo método do periodograma e utilização de uma janela do tipo *Blackman*. Já a análise avançada, baseada na metodologia proposta, seguiu a seguinte sistemática:

1. Avaliação da estacionariedade do sinal utilizando a metodologia proposta nesta tese;
2. Demodulação do sinal de corrente através da aplicação da transformada de *Hilbert*;
3. Filtragem do sinal, através de um filtro de predição linear de 10ª ordem;
4. Estimação do espectro de potências pelo método de *Welch*, a partir de segmentos sobrepostos e janelamento por *Blackman*.

É importante salientar que todos os motores, mesmo em condição normal, apresentam em seu espectro de frequências as componentes relacionadas ao circuito rotórico (barras quebradas) em decorrência de imperfeições inerentes ao motor. Contudo, em alguns casos, a amplitude destas componentes é tão baixa que elas ficam imersas no ruído. Um dos objetivos dos experimentos desta seção é avaliar as novas técnicas propostas na detecção destas componentes em condições onde elas ficam difíceis de serem identificadas, como quando imersas no ruído ou quando há variação da carga.

A análise dos sinais de cada um dos motores está apresentada a seguir e está organizada em dois casos, ambos representativos de motores da indústria que acionam bombas.

5.4.2. CASO 1 – MOTOR 3

Neste primeiro caso de um motor em ambiente industrial (Motor 3), a metodologia proposta é avaliada em um contexto onde a Análise da Assinatura Elétrica convencional oferece diversos desafios para o analista. Alguns desses desafios são:

- O motor opera a 60% da carga, o que é abaixo do recomendado;
- O sinal não é totalmente estacionário, visto que sua carga não é estável, pois o material sendo bombeado não é homogêneo – veja a análise de estacionariedade na Figura 60;

- Há muitas componentes espectrais na região ao entorno da frequência de alimentação e, portanto, é difícil determinar qual é a componente correta de barra quebrada – veja a Figura 63;
- A estimação de velocidade é difícil, pois não há faixa de frequência suficiente para se identificar as componentes de excentricidade estática e a componente de rotação do eixo não está visível (imersa no ruído) – veja a Figura 61;

Para a análise, foram adquiridos sinais de 80 segundos, a uma taxa de amostragem de 1,638 kHz, utilizando um sensor de corrente do tipo TC, sendo que apenas a fase A estava disponível para medição. Na avaliação dos espectros de frequências obtidos, foram considerados o periodograma do sinal (80 segundos), o periodograma de um segmento de 20 segundos e a estimação pelo método de *Welch*, em 13 segmentos de 20 segundos (obtidos por sobreposição de 75% – $r = 0,75$).

Inicialmente, na avaliação de estacionariedade, apresentada na Figura 60, observa-se que o sinal não é totalmente estacionário e, com base na correlação entre segmentos, há indício de um pequeno grau de não-estacionariedade local no intervalo entre 18,0 e 28,0 segundos.

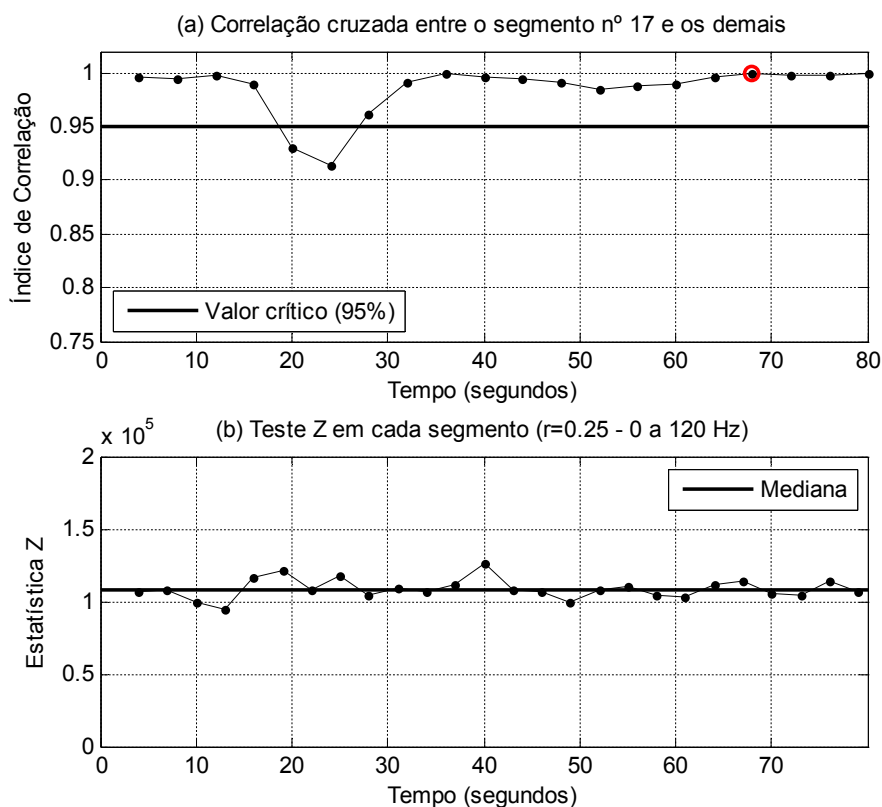


Figura 60 – Avaliação de estacionariedade no domínio do tempo (acima) e da frequência (abaixo) – segmentos de 4,0 segundos – Motor 3.

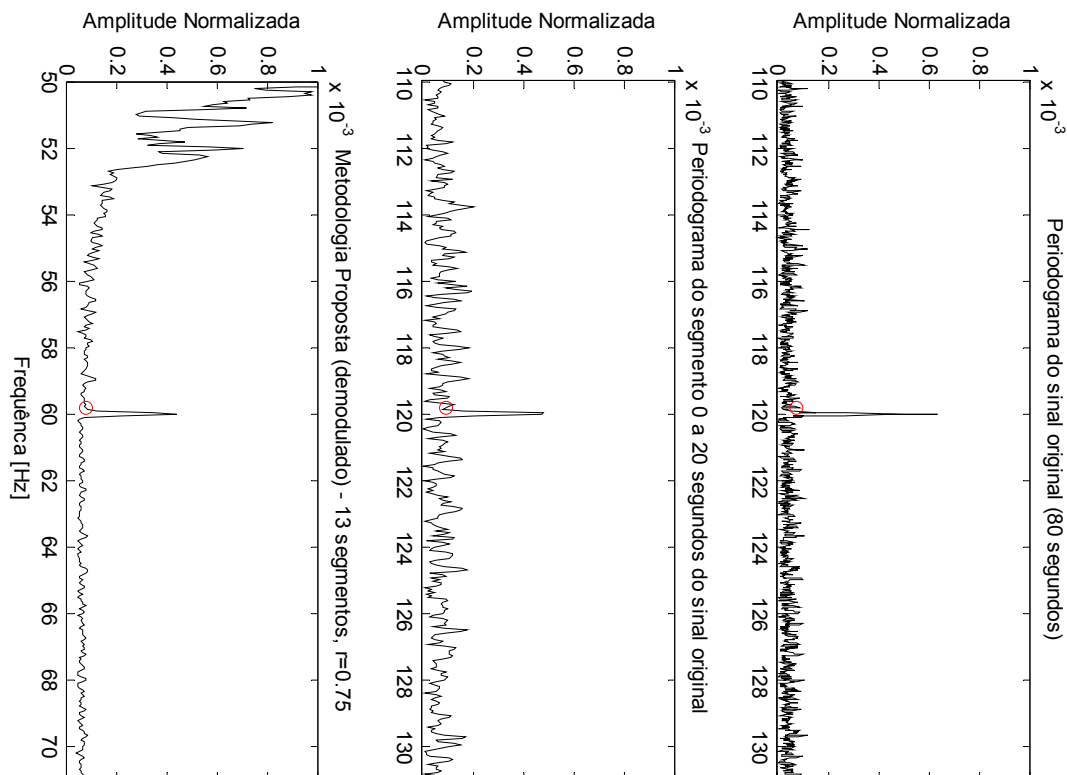


Figura 61 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma do sinal (topo), periodograma de um segmento (centro) e pela metodologia proposta (abaixo) [110-130/50-70 Hz] – Motor 3. A componente em destaque se refere à frequência de rotação do eixo.

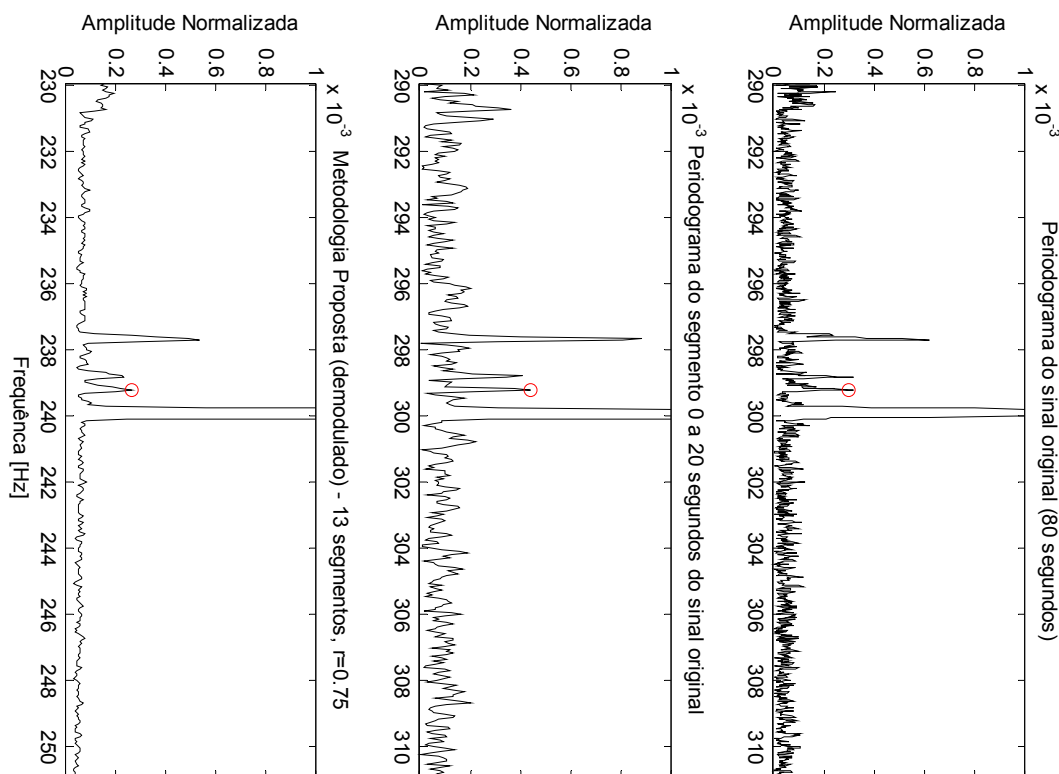


Figura 62 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma do sinal (topo), periodograma de um segmento (centro) e pela metodologia proposta (abaixo) [290-310/230-250 Hz] – Motor 3. A componente em destaque se refere à quarta harmônica da frequência de rotação do eixo.

Em seguida, apesar da primeira harmônica de rotação do eixo não estar visível (Figura 61), foi possível estimar a velocidade rotórica (3.588 RPM) através de sua quarta harmônica, visível na região próxima ao 5º harmônico da frequência de alimentação da rede (300 Hz), conforme ilustra a Figura 62.

Conforme fica evidenciado na Figura 63, o espectro de frequências obtido pela metodologia proposta apresentou a componente de interesse ao diagnóstico de forma clara se comparada aos outros espectros. Mesmo considerando certo grau de não-estacionariedade no sinal, a média de periodograma feita pelo método de *Welch* reduziu componentes de frequência indesejados no sinal, sobretudo na região ao entorno da frequência de alimentação.

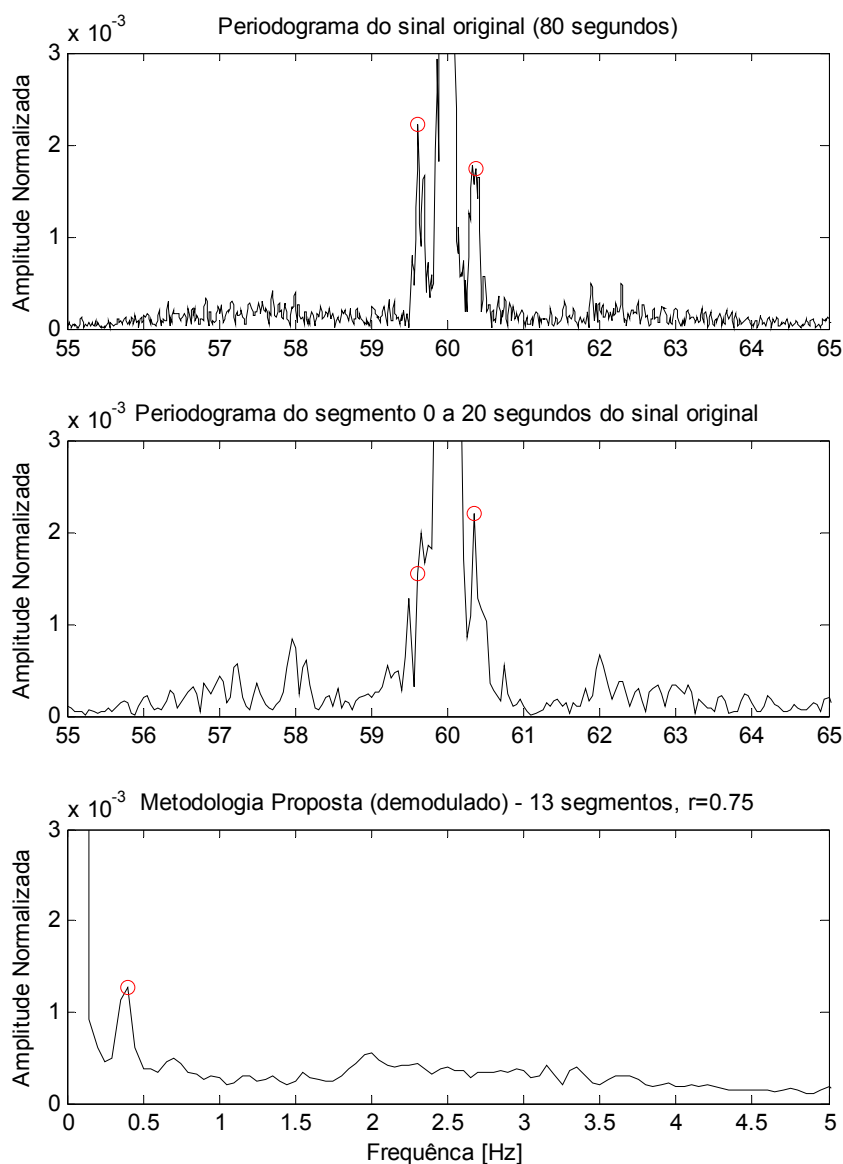


Figura 63 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma do sinal (topo), periodograma de um segmento (centro) e pela metodologia proposta (abaixo) [57-63/0-6 Hz] – Motor 3. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

Por fim, as amplitudes apresentadas pelas componentes associadas ao circuito rotórico não representam indício da presença de barras quebradas no rotor. Os valores obtidos, para fins de diagnóstico de severidade, foram 55,2/53,1 dB (periodograma do sinal), 53,1/56,2 dB (periodograma do 1º segmento) e 57,9 dB (metodologia proposta).

5.4.3. CASO 2 – MOTOR 5

Novamente, para avaliar a metodologia de análise proposta, um motor em ambiente industrial (Motor 5), foi selecionado. Este motor apresenta um caso real de barras quebradas. Assim como o Motor 3, analisado anteriormente, este motor está acoplado a uma bomba, que oferece uma carga não estável ao motor, pois o material bombeado não é homogêneo.

Na análise, foram adquiridos 4 sinais de corrente na condição de falha e, após o reparo, foram adquiridos dois sinais. Todos os sinais são de 16 segundos e foram amostrados a uma taxa de 8,192 kHz, utilizando um sensor de corrente do tipo TC (disponível apenas na fase A). Na avaliação dos espectros de frequências obtidos, foram considerados o periodograma de um dos sinais (16 segundos) e a estimação pelo método de *Welch*, em segmentos de 8 segundos, extraídos de cada medição. Não foi utilizada sobreposição na obtenção dos segmentos ($r = 0$). Algumas características relevantes na análise são:

- O motor opera a 70% da carga, o que é considerado adequado para a análise;
- Os sinais apresentam regiões de não-estacionariedade – veja a análise de estacionariedade na seção 5.2.2;
- A estimação de velocidade é efetuada a partir das componentes de excentricidade estática e apresenta ótima precisão, auxiliando na identificação das componentes de barra quebrada;
- O diagnóstico de falha foi efetuado corretamente através da Análise da Assinatura Elétrica convencional (MCSA), pois as amplitudes monitoradas ultrapassaram o limite de emergência (36 dB) da Tabela 1 – a Tabela 10 apresenta as amplitudes obtidas em cada sinal.

Após a análise de estacionariedade, um dos sinais obtidos na condição após o reparo foi truncado (4 segundos do início e 4 segundos do fim do sinal), de forma a se retirar o trecho de não-estacionariedade. Portanto, na análise dessa condição, foram utilizados apenas 3 segmentos ao invés de 4.

Tabela 10 – Amplitude da frequência de barras quebradas nos sinais adquiridos.

<i>Sinal</i>	<i>Condição do Motor</i>	<i>Amplitude no do padrão de barras quebradas</i>
1	Barras Quebradas	40,3 dB
2	Barras Quebradas	40,9 dB
3	Barras Quebradas	40,4 dB
4	Barras Quebradas	40,1 dB
5	Normal	53,3 dB
6	Normal	49,3 dB

Conforme evidenciam a Figura 64 e a Figura 65, o espectro de frequências obtido pela metodologia proposta apresentou resultado similar ao obtido pela técnica MCSA (periodograma), tanto para o motor em condição de falha, como para o motor após o reparo. Mais especificamente, na condição após o reparo, o espectro obtido através da metodologia proposta apresentou a componente de interesse mais destacada do que no espectro obtido pelo periodograma (Figura 65), inclusive apresentando maior amplitude em dB com relação à componente fundamental do sinal (-53,6 dB no periodograma e -52,5 dB pelo método proposto).

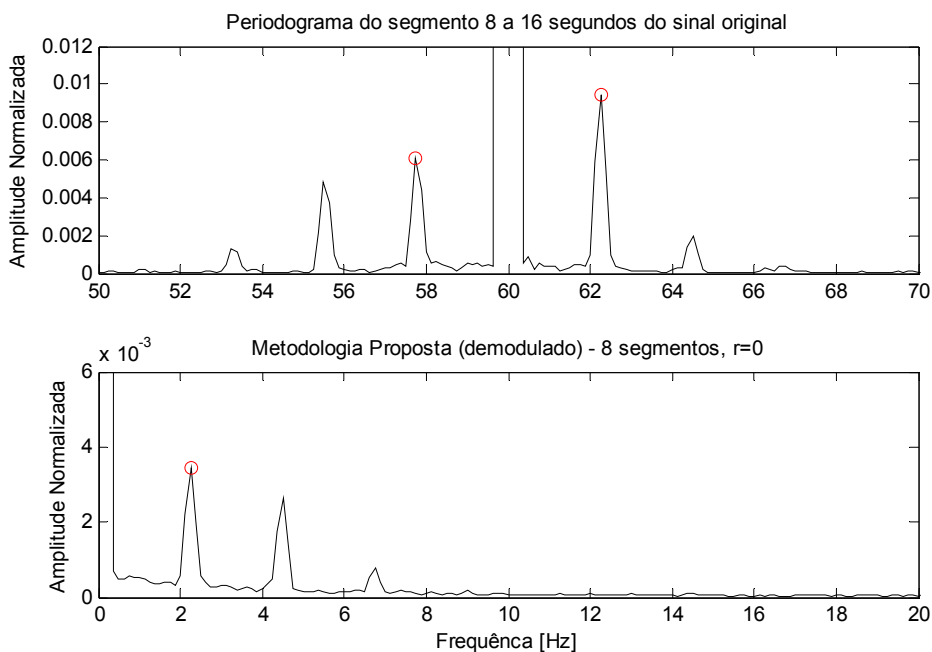


Figura 64 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma de um sinal (topo) e pela metodologia proposta em 5 sinais (abaixo) – Motor 5 apresentando barras quebradas no rotor. As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

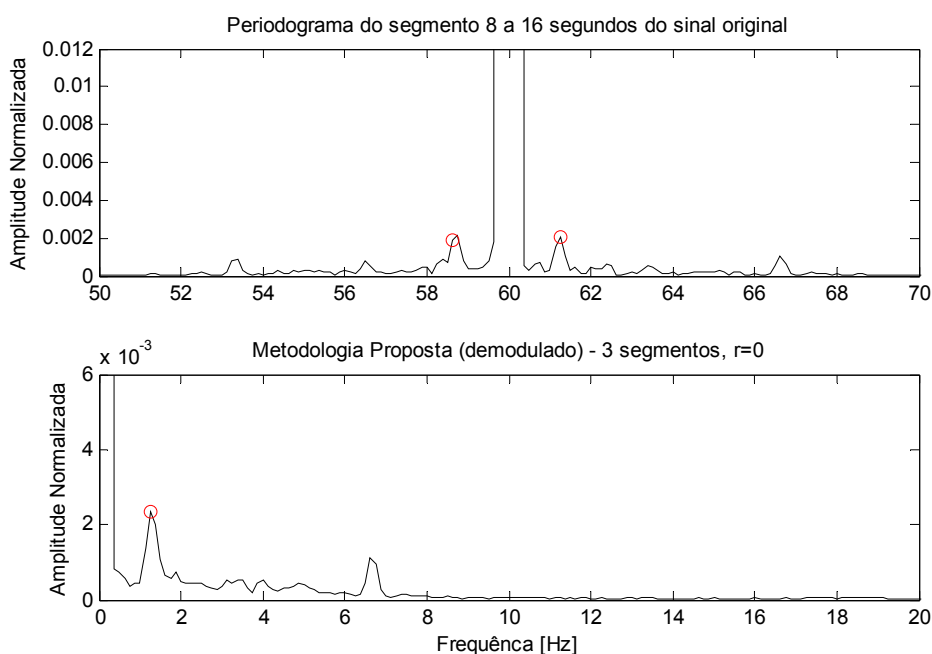


Figura 65 – Comparação entre espectros de frequências, estimados pelo periodograma de um sinal (topo) e pela metodologia proposta em 5 sinais (abaixo) – Motor 5 após o reparo (normal).
As componentes em destaque se referem ao padrão de barras quebradas.

Por fim, as amplitudes obtidas pela metodologia proposta apresentaram amplitudes menores que na análise convencional, mesmo considerando que o processo de demodulação dobra as amplitudes destas componentes, em decorrência do processo de média dos periodogramas. Os valores obtidos foram -40,2 dB (condição de falha) e -52,5 dB (condição após o reparo) – a diferença em dB entre as duas condições é a mesma (aproximadamente 13 dB). Esta alteração na amplitude se deve ao processo de demodulação e, portanto, valores corretos de amplitude podem ser obtidos aplicando-se a metodologia sem a etapa de demodulação.

5.4.4. RESULTADOS E OBSERVAÇÕES FINAIS

Os resultados experimentais apresentados nesta seção indicam a eficácia da metodologia de análise da condição rotórica proposta no Capítulo 4. Os casos considerados na análise configuram situações comuns em ambientes industriais e, através da metodologia proposta, foi possível identificar as componentes de interesse em condição de cargas mal comportadas (caso 1), além de diagnosticar corretamente uma falha no circuito rotórico (caso 2). As técnicas e métodos propostos mantiveram o conteúdo determinístico (e periódico) do sinal, sem interferir nas componentes de interesse para o diagnóstico de falha.

Em ambos os casos, ficou evidente a importância da análise de estacionariedade. No caso 2, através desta avaliação foi possível selecionar os trechos mais adequados dos sinais, o que contribui significativamente para a qualidade do resultado. Contudo, a metodologia não foi capaz de eliminar totalmente os efeitos de variações na carga (e que causam não-estacionariedades) e, portanto, faz-se necessário a utilização de outras técnicas para se tratar destes efeitos. Uma possibilidade é a aplicação de *order tracking* (OT).

Por fim, para a aplicação desta metodologia, o analista deverá atentar-se à escala das amplitudes nos espectros obtidos³⁰, visto que, caso seja utilizado o sinal demodulado, será necessário ajustar as cartas de severidade para fins de diagnóstico de falhas. Caso contrário, o diagnóstico poderá ser feito por meio da avaliação da tendência de crescimento das componentes, que cresce na mesma proporção que na análise convencional.

5.5. Defeito na Pista Externa de Rolamento

Com o intuito de se validar a metodologia de análise de rolamentos proposta na seção 4.6, foi desenvolvido um experimento para se simular um defeito pontual na pista externa de um rolamento de elementos girantes. Neste experimento, assim como na maioria dos experimentos em artigos relacionados a este assunto, um rolamento saudável foi instalado em um motor de teste para ser utilizado como referência e, em seguida, o rolamento foi substituído, no mesmo motor, por um rolamento apresentando um defeito inserido artificialmente para comparação.

5.5.1. DESCRIÇÃO DO EXPERIMENTO

Os ensaios foram efetuados na bancada do Motor 2, cujas características estão no início deste capítulo. O sistema de medição de sinais elétricos é composto por um microcomputador equipado com uma placa de aquisição e sensores de corrente, tensão e vibração.

Para a medição de corrente, foram utilizados sensores de corrente do tipo TC e, para os sinais de vibração, um acelerômetro monoaxial de sensibilidade 10.2 mV/(m/s²) e faixa de frequência de 0,58 a 4000 Hz, acoplado na parte superior da carcaça do motor, próxima ao rolamento sob análise.

³⁰ Existem dois fatores que contribuem para que as amplitudes no espectro da metodologia proposta apresentem ordem de grandeza diferentes do espectro do periodograma: o primeiro está relacionado ao processo de demodulação e se aplica a frequências modulantes menores que a frequência fundamental do sinal, fazendo com que as mesmas sejam concentradas em apenas uma componente no espectro, cuja amplitude é aproximadamente o dobro das componentes originais (ilustrado na Figura 2); O segundo fator está relacionado ao processo de média dos periodogramas, que pode atenuar a amplitude de todas as componentes do espectro.

A placa de aquisição, possui um conversor ADC de 16 bits capaz de amostrar os 4 canais disponíveis, simultaneamente, a uma taxa de 50 kHz. Em cada ensaio, foram efetuadas medições de 15,0 segundos das correntes trifásicas do motor (I_A e I_B), aceleração axial e a tensão de alimentação (V_{AB}). Durante os ensaios, o motor opera em condição estável, alimentado pela rede a 60 Hz.

Foram utilizados dois rolamentos, de modelo 6203-ZZ do fabricante SKF. O primeiro, representando a condição normal, não sofreu qualquer tipo de intervenção, enquanto o segundo possuía um furo de diâmetro ϕ 2,3 milímetros em sua pista externa, conforme ilustra a Figura 66.



Figura 66 – Rolamentos modelo 6203-ZZ, utilizados no experimento: condição normal e furo de ϕ 2,3 mm.

5.5.2. TÉCNICAS E METODOLOGIAS DE ANÁLISE EMPREGADAS

As técnicas de análise empregadas para avaliação dos sinais obtidos em cada ensaio compreendem as técnicas tradicionais de ESA, como corrente estatórica (MCSA), corrente estatórica demodulada e módulo do vetor de Park da corrente (EPVA), além da aplicação da técnica do envelope nos sinais da corrente estatórica e módulo do vetor de Park da corrente. Na análise do sinal de vibração, além da análise direta da aceleração, também foi aplicada a técnica do envelope no sinal de aceleração.

A metodologia proposta, baseada na técnica do envelope, foi aplicada tanto para os sinais de corrente, como para os de vibração, seguiu a seguinte sistemática:

1. Filtragem do sinal por um filtro de predição linear de 10ª ordem, mantendo-se o resíduo;
2. Filtragem do sinal, através de um filtro digital passa-faixa *Butterworth* de 3ª ordem, na faixa 2,5 a 3,5 kHz (frequência natural da máquina);
3. Aplicação da transformada de *Hilbert* para extração do envelope;
4. Estimação do espectro de potências pelo método do periodograma convencional e uma janela de *Blackman*.

Todos os demais espectros de frequências, utilizados nas análises de referência, foram obtidos pelo método do periodograma convencional, aplicando-se uma janela de *Blackman*.

Foi aplicado o método de Soma das Correntes com o intuito de se reduzir o ruído proveniente do sistema de medição (ver seção 4.4.2). Para isso, a terceira corrente estatórica (I_C), utilizada na análise, foi obtida numericamente, através da soma das correntes das fases A e B.

A frequência da alimentação elétrica e a velocidade rotórica são estimadas a partir das assinaturas de corrente estatórica, através da identificação de componentes espectrais relacionadas a elas no domínio da frequência. No caso da frequência da alimentação, considera-se a componente espectral de maior amplitude presente na assinatura da corrente estatórica, enquanto que a velocidade rotórica se baseia na metodologia apresentada na seção 3.1.4.

Por fim, a frequência característica de um defeito pontual na pista externa (f_o) – defeito investigado neste experimento – é dada pela equação (35) [24]. Contudo, é comum que os fabricantes informem estes dados através de uma constante, de forma que, quando esta é multiplicada pela velocidade de rotação da máquina, resulta no mesmo valor dado pela equação (35). No caso da pista externa, a constante é chamada BPFO³¹. Na prática, as frequências reais podem variar de 1% a 2% do seu valor teórico informado pelo fabricante.

$$f_o = f_r \left(\frac{n_e}{2} \right) \left(1 - \left(\frac{d}{D} \right) \cos \phi \right) = f_r \cdot BPFO \quad (35)$$

³¹ Sigla em inglês para *ball pass frequency of the outer raceway*, ou frequência de passagem de elementos girantes na pista externa.

onde,

f_r é a velocidade rotórica em Hz;

n_e é o número de elementos girantes;

d é o diâmetro do elemento girante e D é o diâmetro primitivo do rolamento;

ϕ é o ângulo de contato, geralmente igual a 0° ;

$BPFO$ é a constante característica de defeitos na pista externa.

5.5.3. ENSAIO 1 – CONDIÇÃO NORMAL

O primeiro ensaio, onde o rolamento sem defeitos foi instalado, representa a referência de normalidade. Da assinatura de corrente (ilustrada na Figura 70), destacam-se a frequência da alimentação em $f_1 = 60,0$ Hz e suas harmônicas, bem como as componentes de rotação do eixo.

A partir da primeira componente de rotação do eixo, em 89,8 Hz, a velocidade rotórica estimada é dada por $f_r = 29,800 \pm 0,033$ Hz (1788,0 \pm 2,0 RPM). Considerando a velocidade rotórica estimada e a constante característica do defeito, dada por $BPFO = 3,053$ (rolamento SKF 6203-ZZ), o valor esperado para frequência característica do defeito na pista externa é dado por:

$$f_o = (29,733 \pm 0,033) \cdot (3,053 \pm 1\%)$$

$$f_o = 90,775 \pm 2,017 \text{ Hz}$$

Para fins de comparação, a Figura 67 e a Figura 68 apresentam as assinaturas de corrente, obtidas pelos métodos convencionais e pela técnica do envelope, ampliadas na região de interesse.

As assinaturas de vibração também são apresentadas na Figura 69, com o intuito de se validar a metodologia de análise da assinatura elétrica. É possível observar que, conforme esperado, nenhuma componente espectral aparece na frequência relativa a defeito na pista externa do rolamento (a linha tracejada nos gráficos indica a frequência esperada da pista externa).

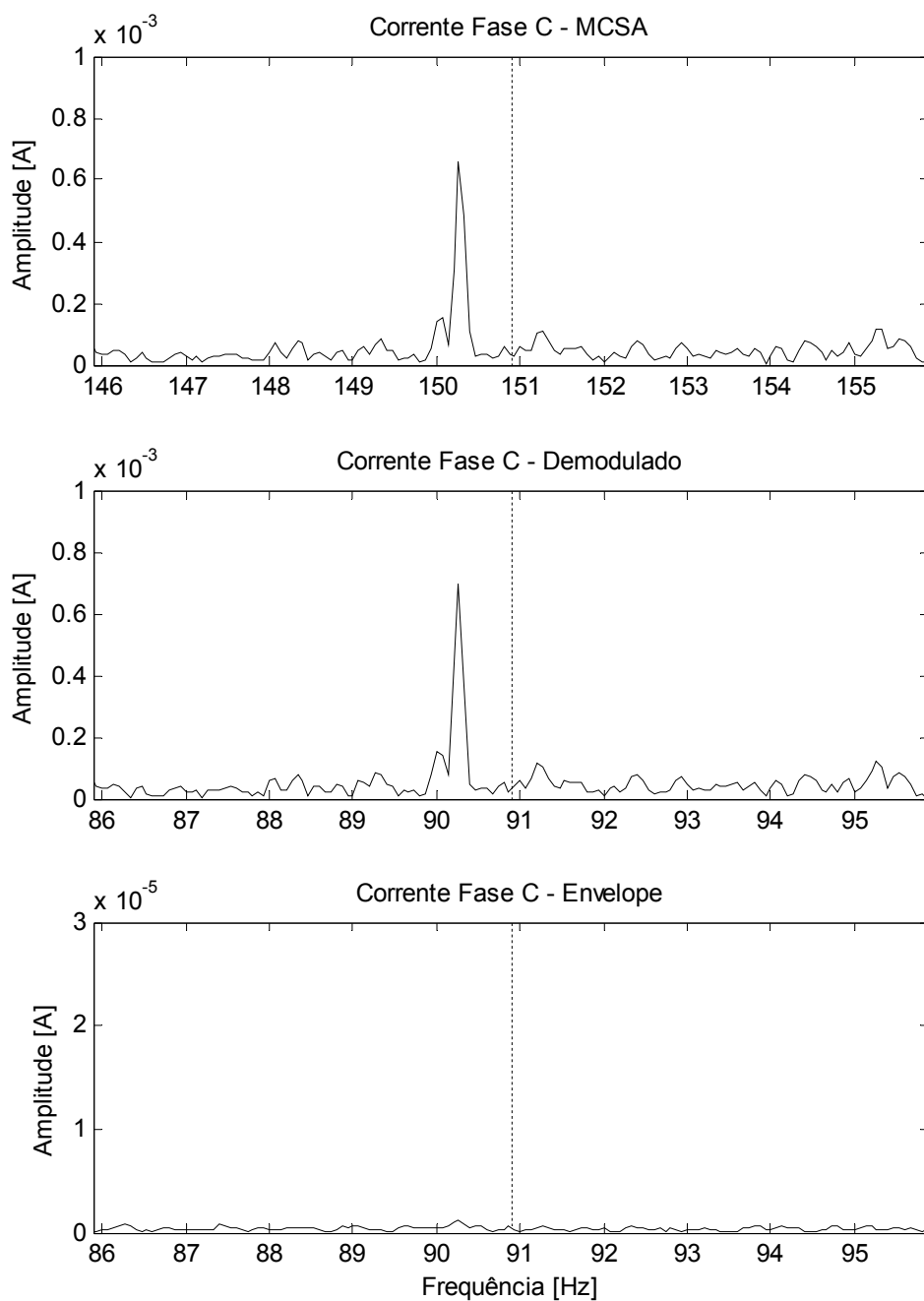


Figura 67 – Espectro de frequências da assinatura elétrica utilizando as técnicas MCSA (topo), assinatura demodulada (centro) e técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento em condição normal.

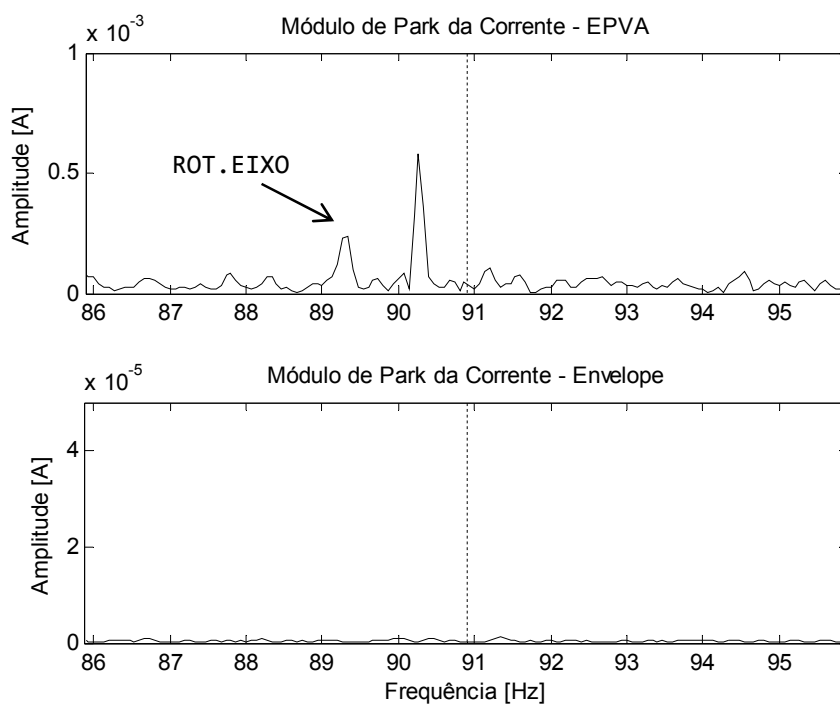


Figura 68 – Espectro de frequências do módulo do vetor de Park da corrente, utilizando a técnica de EPVA (topo) e a técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento em condição normal.

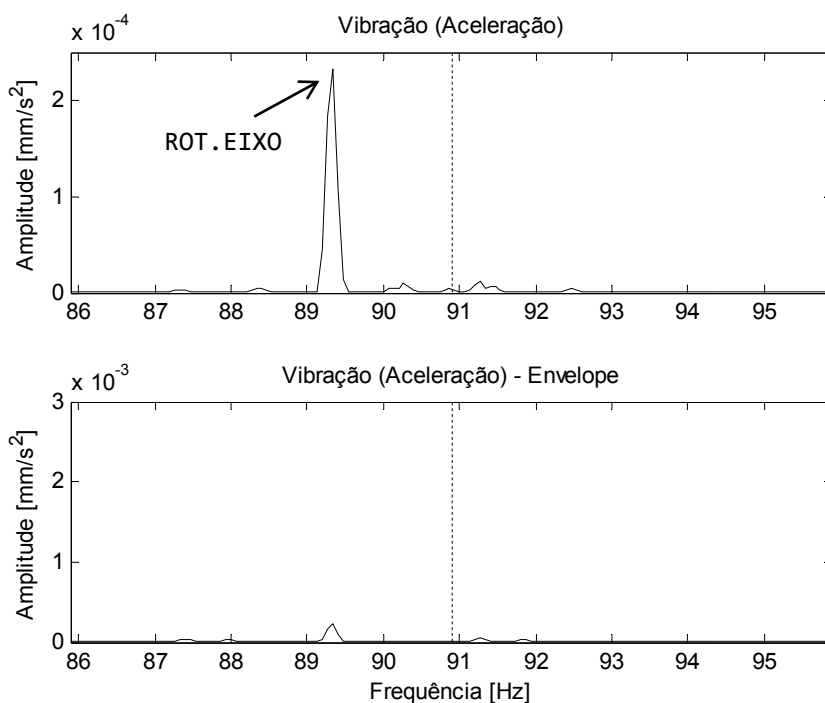


Figura 69 – Comparativo do espectro de frequências do sinal de vibração (topo) e de seu envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento em condição normal.

5.5.4. ENSAIO 2 – CONDIÇÃO DE FALHA

No segundo ensaio, o motor foi desmontando e o rolamento do lado do acoplamento foi substituído por outro contendo o defeito em sua pista externa. Novamente, a partir da assinatura corrente (Figura 71), foram obtidos os valores da frequência de alimentação e velocidade rotórica, cujos valores são $f_s = 60,0$ Hz e $f_r = 29,733 \pm 0,033$ Hz ($1784,0 \pm 2,0$ RPM), respectivamente.

Analisando-se a assinatura de corrente (MCSA) na condição normal (Figura 70) e na condição de falha (Figura 71), nenhuma alteração significativa pode ser identificada. Nestas figuras, destacam-se apenas as harmônicas da alimentação e as componentes de rotação do eixo, que também não apresentaram alteração significativa.

Neste ensaio, em decorrência do defeito, componentes espectrais são esperadas no intervalo de frequência $f_o = (29,733 \pm 0,033) \cdot (3,053 \pm 1\%) = 90,775 \pm 2,017$ Hz. Este intervalo é obtido com base na velocidade rotórica estimada e a constante característica do defeito na pista externa, dada por $BPFO = 3,053$ (rolamento SKF 6203-ZZ). Como fica evidente nos gráficos de envelope da Figura 72, na presença do defeito, surgem componentes características da pista externa (destacadas no gráfico) na frequência $f_o = 91,33$ Hz (incluindo suas harmônicas, em múltiplos deste valor), o que está dentro do valor esperado.

Na Figura 73, cujo gráfico é resultante da aplicação da metodologia proposta na corrente da fase A, observa-se que a amplitude das componentes de interesse apresentam menor energia (e se destacam menos) no espectro de frequências, se comparadas às componentes obtidas na corrente da fase C (Figura 72).

Na comparação entre a Figura 67 e a Figura 74, ampliadas na região da componente mais significativa, fica evidente que esta alteração só é identificada na assinatura elétrica através da técnica do envelope. Este resultado também é observado para a assinatura do módulo do vetor de Park da corrente, conforme ilustra a Figura 75.

Por outro lado, considerando o diagnóstico através do sinal de vibração (aceleração), apesar da técnica do envelope destacar as componentes da pista externa, elas também são visíveis diretamente espectro de potências do sinal original de aceleração, conforme ilustra a Figura 76. Também observa-se a atenuação do terceiro harmônico da componente de rotação do eixo ($3 \cdot f_r = 89,199$ Hz) nos espectros obtidos pela técnica do envelope. Justamente pelo processo

de separação e filtragem, somente o conteúdo associado ao rolamento é mantido, enquanto que o conteúdo associado a rotação do eixo é atenuada.

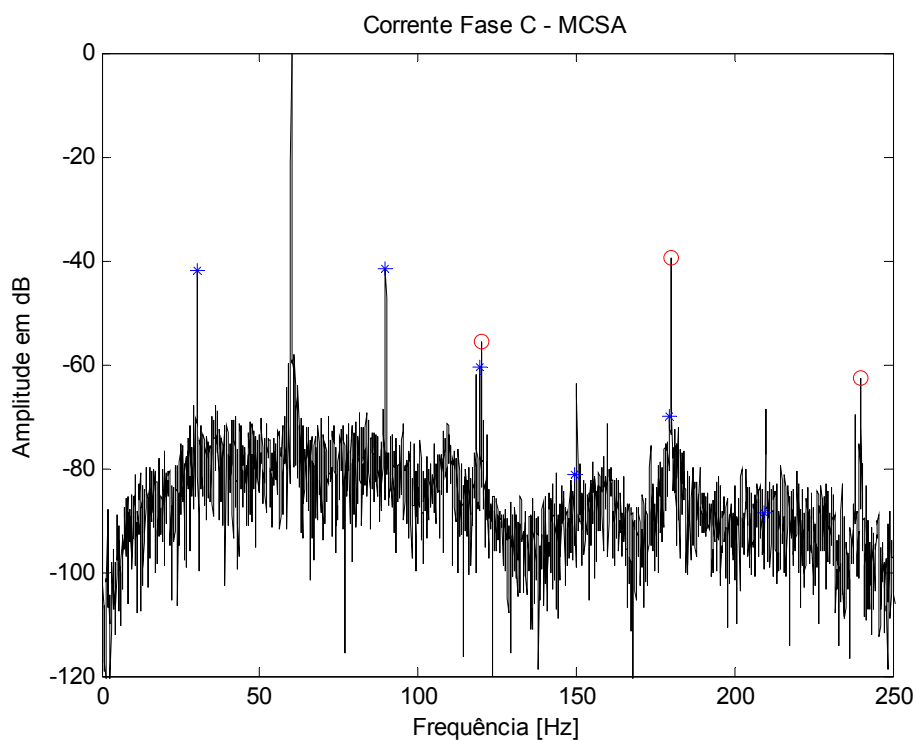


Figura 70 – Espectro de frequências da corrente estatórica do motor (MCSA) – Motor 2: rolamento em condição normal. Os harmônicos da alimentação (o) e as componentes de rotação do eixo (*) estão destacadas no gráfico.

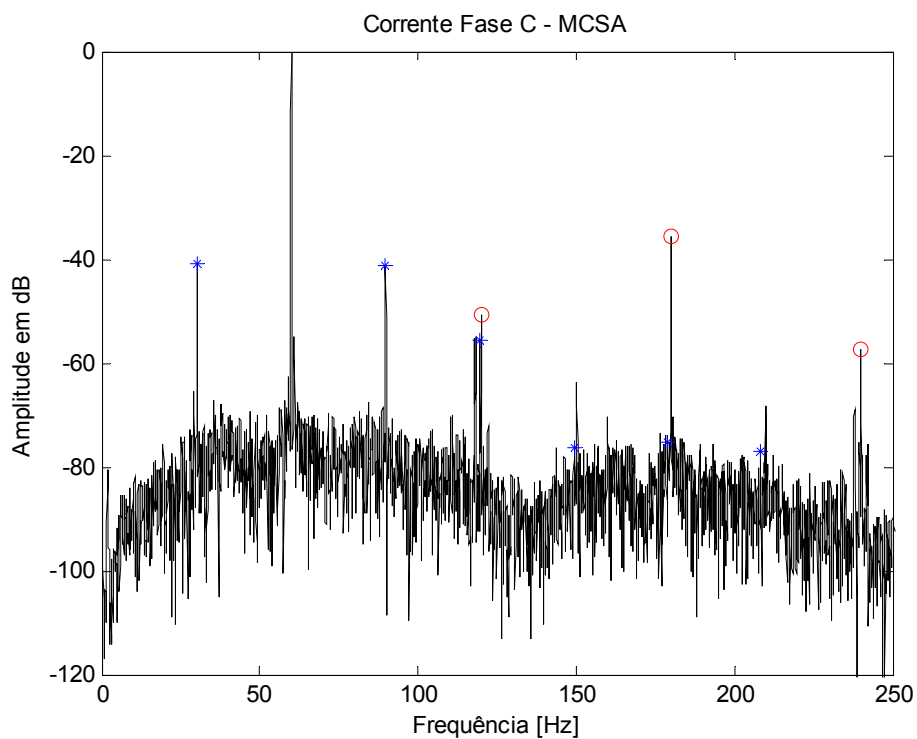


Figura 71 – Espectro de frequências da corrente estatórica do motor (MCSA) – Motor 2: rolamento com **defeito na pista externa**. Os harmônicos da alimentação (o) e as componentes de rotação do eixo (*) estão destacadas.

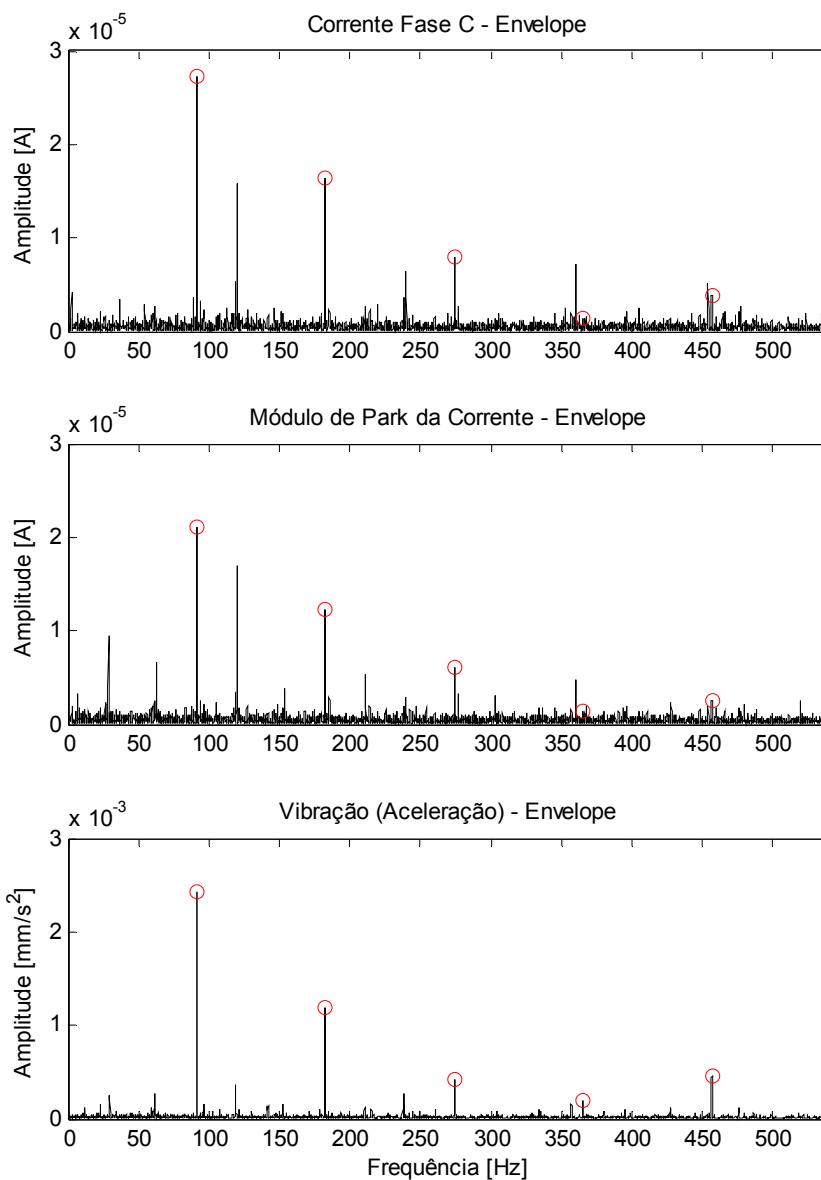


Figura 72 – Harmônicos da frequência do defeito na pista externa (o), detectados pela técnica do envelope na corrente da fase C (topo), módulo do vetor de Park (centro) e vibração (abaixo) – Motor 2: rolamento com **defeito na pista externa**.

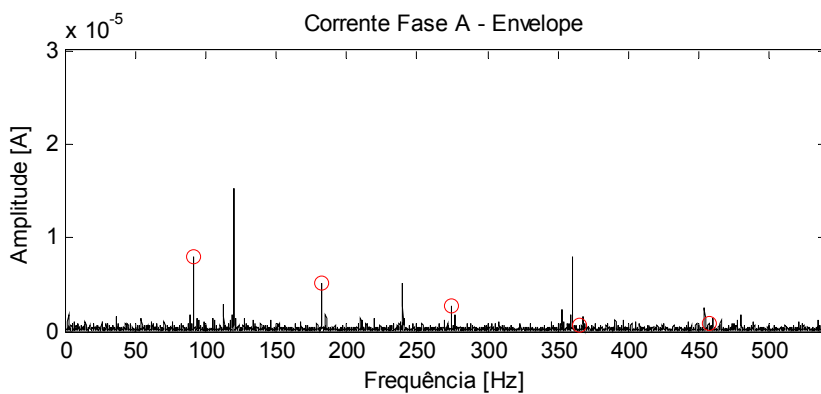


Figura 73 – Harmônicos da frequência do defeito na pista externa (o), detectados pela técnica do envelope na **corrente da fase A** – Motor 2: rolamento com **defeito na pista externa**.

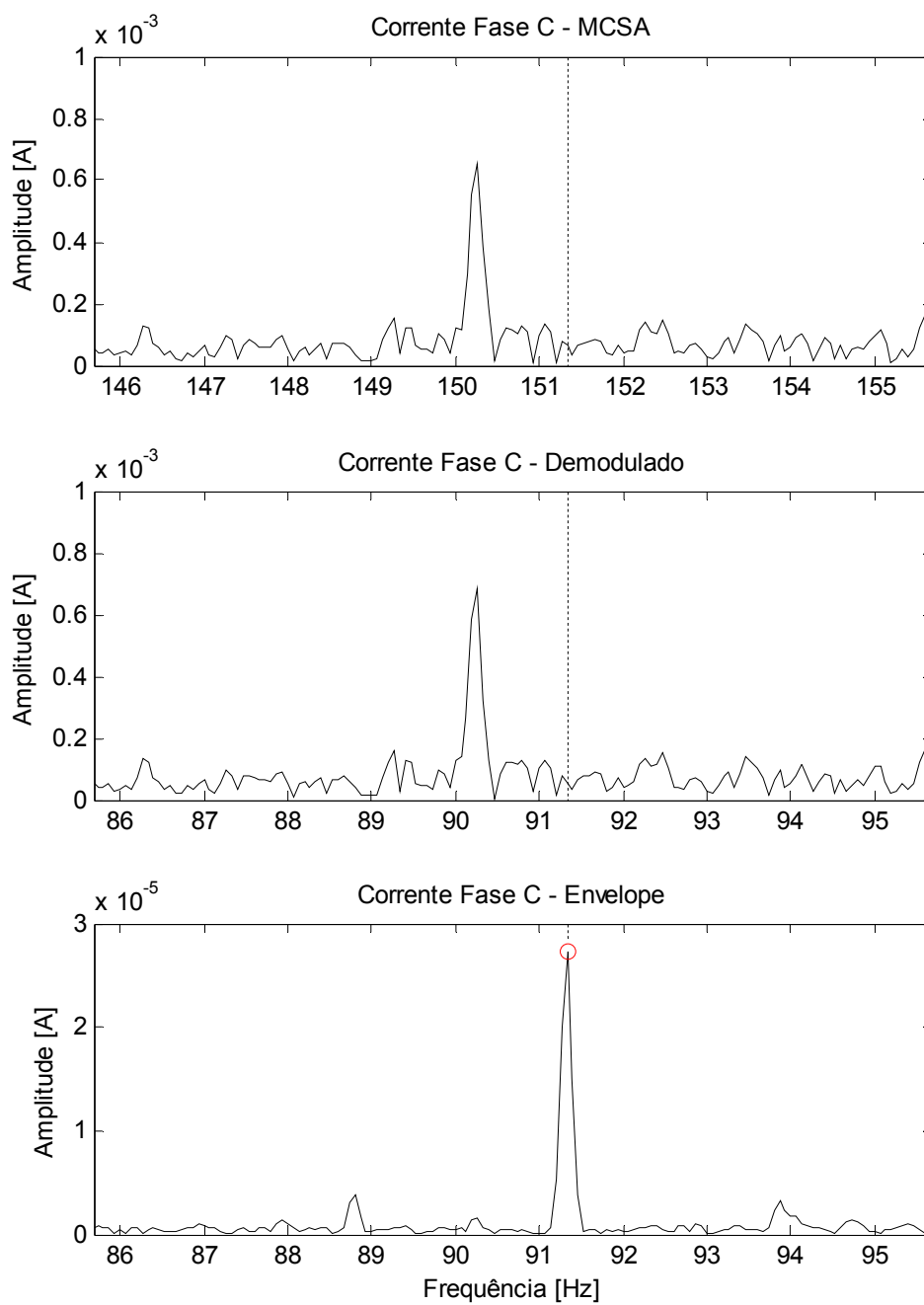


Figura 74 – Espectro de frequências da assinatura elétrica utilizando as técnicas de análise MCSA (topo), assinatura demodulada (centro) e técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento com **defeito na pista externa**.

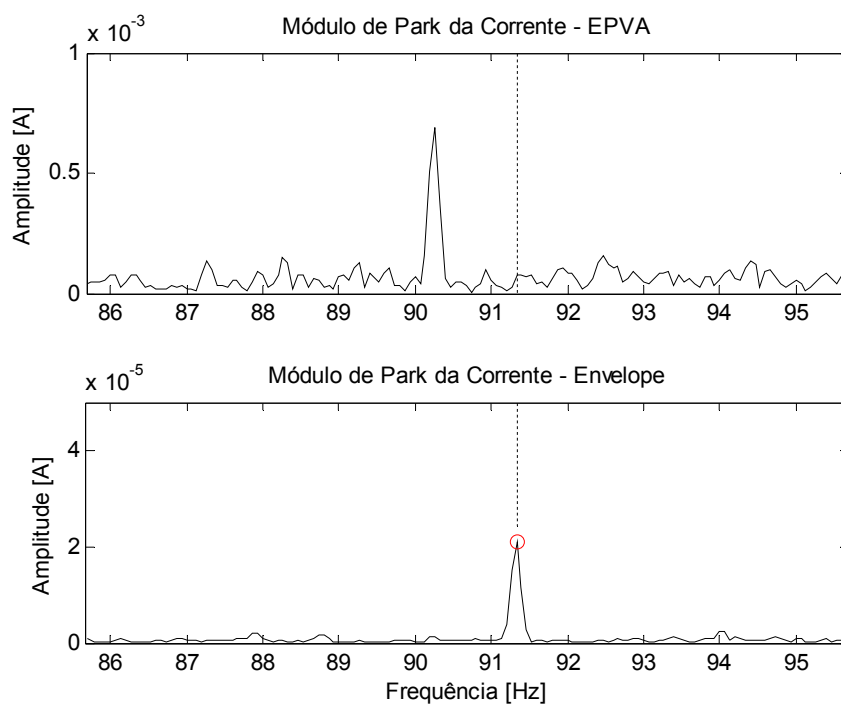


Figura 75 – Espectro de frequências do módulo do vetor de Park da corrente, utilizando a técnica de EPVA (topo) e a técnica do envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento com **defeito na pista externa**.

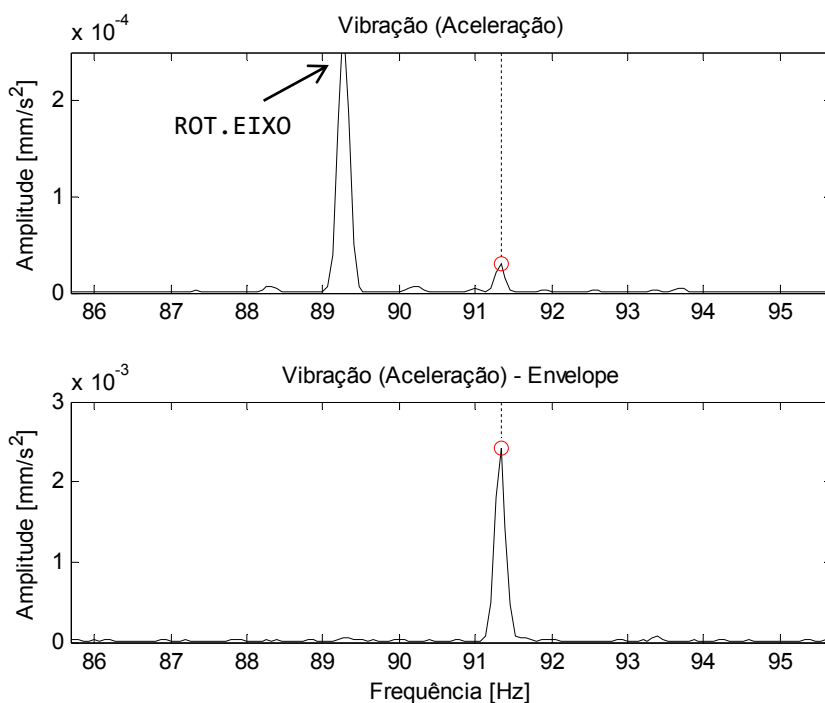


Figura 76 – Comparativo dos espectros de frequências do sinal de vibração (topo) e de seu envelope (abaixo) – Motor 2: rolamento com **defeito na pista externa**.

5.5.5. RESULTADOS E OBSERVAÇÕES FINAIS

Os resultados experimentais apresentados nesta seção indicam a eficácia da metodologia de análise de rolamentos proposta no capítulo anterior, onde sinais de defeitos pontuais de um rolamento podem ser detectados através da assinatura elétrica, através de pressupostos e métodos baseados na análise do envelope de vibração. Assim, com condições adequadas de medição e técnicas avançadas de processamento, foi possível extrair o sinal do rolamento imerso em ruído, resultando em uma representação espectral onde a assinatura do defeito pudesse ser identificada.

Apesar de não necessariamente representar um caso de defeito em estágio incipiente (baixa severidade), os resultados evidenciam a capacidade do método de identificar componentes que seriam invisíveis de outra forma. Adicionalmente, espera-se que a amplitude destas frequências características do defeito aumentem à medida que a severidade se agrave, mesmo que essa característica não tenha sido comprovada por ensaios específicos. Em um estágio mais avançado, será possível inclusive identificar estas componentes diretamente no espectro de frequências [26].

De forma geral, se comparado a outros métodos de Análise da Assinatura Elétrica, o método proposto foi capaz de detectar o defeito sem a necessidade de modelos estatísticos, análises baseadas na condição normal da máquina ou qualquer conhecimento prévio de qualquer informação além da velocidade rotórica e das dimensões do rolamento.

Adicionalmente, é importante ressaltar que a utilização do sinal de corrente da fase C, obtido numericamente através da soma dos sinais das fases A e B, apresentou espectros de frequência menos ruidosos que os espectros das correntes medidas. Portanto, a aplicação dessa técnica contribuiu significativamente no contexto de análise de rolamentos (que apresentam natureza aleatória), apesar de não ter apresentado vantagens na análise da condição do circuito rotórico, cuja natureza é determinística (veja este outro resultado na seção 5.3).

Por fim, o método também foi validado com base na Análise de Vibração, considerada a técnica mais adequada para análise preditiva de rolamentos e amplamente utilizada em meio acadêmico e industrial, apresentando resultados similares na identificação e na amplitude das componentes monitoradas.

6. CONCLUSÕES FINAIS E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho apresentou uma nova abordagem para a análise de sinais da assinatura elétrica de motores de indução, baseada no princípio de que, a partir da natureza do sinal associado ao defeito sendo analisado, podem-se aplicar técnicas mais avançadas de processamento de sinal capazes de não só melhorar a qualidade dos seus respectivos espectros de frequências, mas também aumentar a confiabilidade no diagnóstico dessas falhas.

Para isso, inicialmente, com o objetivo de se identificar os fatores importantes na aplicabilidade destas técnicas, foi apresentado um estudo abrangente e aprofundado das principais técnicas baseadas na Análise da Assinatura Elétrica para o diagnóstico de falhas em motores de indução. Em seguida, foi organizada e descrita a metodologia atual de diagnóstico por essas técnicas, juntamente com pontos críticos no processo de análise, sobretudo na sua aplicação em ambiente industrial. Por fim, uma análise minuciosa destes pontos críticos e dos efeitos associados foi efetuada e, como resultado, foi proposto um novo modelo de análise que considera a natureza dos sinais que compõem a assinatura elétrica.

Neste contexto, foram propostas duas novas metodologias de análise e diagnóstico de falhas: uma voltada para a análise da condição do circuito rotórico e outra para a análise de defeitos pontuais em rolamentos. A primeira, explora a natureza determinística das modulações causadas pela interação entre circuito rotórico e o estator na assinatura elétrica, sobretudo na presença de barras quebradas no rotor, e aplica técnicas de separação de sinais aleatórios/determinísticos e técnicas avançadas de estimação não-paramétrica do espectro de frequências do sinal. Já a segunda metodologia, adota a estratégia de análise de rolamentos similar à técnica do envelope, aplicada ao sinal de vibração, assumindo a natureza ciclo-estacionária do sinal do rolamento na assinatura elétrica e, portanto, aplicando técnicas adequadas de separação e extração dos componentes de interesse para o diagnóstico.

Adicionalmente, foi proposta uma metodologia de avaliação da estacionariedade de sinais, condição indispensável para a análise de sinais periódicos no domínio da frequência. Através do conceito de processos fracamente estacionários, os parâmetros estatísticos de segunda ordem obtidos ao longo do sinal são analisados no domínio do tempo (função de correlação) e da

frequência (espectro de potências), identificando-se não-estacionariedades locais no sinal que impedem sua aplicação no diagnóstico de falhas.

Os resultados obtidos, em ensaios de laboratório e em motores reais da indústria, comprovaram a aplicabilidade das metodologias de análise propostas e, sobretudo, validaram a nova abordagem de análise de sinais da assinatura elétrica proposta nesta tese. Destes resultados, observa-se o seguinte:

- Na avaliação de estacionariedade de sinais, além da importância da escolha da janela de análise, ficou evidente que devem ser considerados, além dos novos parâmetros estatísticos propostos, os parâmetros de amplitude RMS e frequência fundamental do sinal, visto que as diferentes causas de não-estacionariedade no sinal afetam estes parâmetros de forma diferente;
- A metodologia de análise da condição do circuito rotórico apresentou resultados satisfatórios, contudo não foi possível reduzir por completo a influência da variação da carga nos casos analisados;
- A metodologia de análise de rolamentos apresentou resultados inéditos na detecção de defeitos pontuais em rolamentos (furo na pista externa do rolamento), sendo capaz de identificar o padrão de falhas antes imerso no ruído da assinatura elétrica.

Por fim, ficou evidente que, por meio dessa nova abordagem de análise, novas metodologias de análise devem migrar de uma análise geral (em uma única assinatura), para diversas análises, em diferentes assinaturas, que derivam de um mesmo sinal ou de um conjunto de sinais. Essas assinaturas são processadas para a redução de ruído e a separação de componentes de interesse segundo sua natureza, em domínios que favoreçam a identificação de suas características principais. Assim, somente as características intrínsecas do equipamento e as suas informações de falha (seu surgimento e aumento de severidade) serão monitoradas, sem a influência de outros fatores.

6.1. Sugestões para Trabalhos Futuros

A experiência obtida através deste trabalho proporciona a visualização de trabalhos futuros para a complementação da abordagem de análise proposta, através de novas técnicas de processamento e novas metodologias de análise, aplicadas a outros tipos de falhas em motores de indução. Neste sentido, os seguintes tópicos são sugeridos:

- Aplicação de técnicas como *order tracking* para reduzir o efeito de variações da velocidade rotórica e da carga;
- Aplicação de técnicas mais avançadas de separação de sinais aleatórios, como *Self-Adaptive Noise Cancellation* (SANC), e novas estratégias de se efetuar a média temporal de sinais;
- Aplicação de técnicas paramétricas de estimação espectral, baseadas em modelos regressivos, decomposição em valores singulares, *tapers*, etc.;
- Desenvolvimento de uma nova metodologia de análise de redutores, compressores a parafuso, etc.

Com relação à metodologia de avaliação de estacionariedade proposta, novas medidas estatísticas e novas metodologias de teste de hipóteses podem ser avaliados, com o objetivo de automatizar o processo de identificação de não-estacionariedades locais nos sinais a serem analisados.

Por fim, fica claro que um dos principais desafios para a obtenção de melhores e mais abrangentes resultados no diagnóstico de defeitos em rolamentos com as técnicas de Análise da Assinatura Elétrica está associado à criação de experimentos que explorem a maioria das condições encontradas na indústria. Essas condições envolvem:

- Diferentes tipos de motores, com potências e tensões variadas;
- Diferentes tipos e dimensões de rolamentos;
- Diferentes tipos condições de operação, obtidas através do controle da velocidade e torque da carga;
- Diferentes tipos de defeitos pontuais no rolamento, em diferentes locais, além de defeitos de natureza distribuída;
- Diferentes níveis de severidade, incluindo estágios incipientes do defeito;

A obtenção destes resultados depende de um rigor na criação e execução dos experimentos, além de um significativo investimento em equipamentos, motores e rolamentos para teste.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. J. M. Cardoso, Diagnóstico de Avarias em Motores de Indução Trifásicos, Coimbra Editora, 1991.
- [2] G. Filippo Filho, Motor de Indução, São Paulo: Érica, 2000.
- [3] O. Thorsen e M. Dalva, “A survey of faults on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals and oil refineries,” em *IEEE Petroleum and Chemical Industry Conference (PCIC)*, Vancouver, 1994.
- [4] R. B. Randall, Vibration-Based Condition Monitoring, John Wiley & Sons Ltda, 2011.
- [5] E. L. Bonaldi, L. E. d. L. d. Oliveira, J. G. Borges da Silva, G. Lambert-Torres e L. E. Borges da Silva, “Predictive Maintenance by Electrical Signature Analysis to Induction Motors,” em *Induction Motors - Modelling and Control*, 1ª ed., Rijeka, InTech, 2012, pp. 487-520.
- [6] C. J. Verucchi, G. G. Acosta e F. A. Bengler, “A Review on Fault Diagnosis of Induction Machines,” *Latin American Applied Research*, pp. 113-121, 2008.
- [7] M. E. H. Benbouzid, “A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, nº 5, Outubro 2000.
- [8] S. Grubic, J. M. Aller, B. L. e T. G. Habetler, “A Survey on Testing and Monitoring Methods for Stator Insulation Systems of Low-Voltage Induction Machines Focusing on Turn Insulation Problems,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, nº 12, Dezembro 2008.
- [9] F. M. d. C. Santos, I. N. d. Silva e M. Suetake, “Sobre a aplicação de sistemas inteligentes para diagnóstico de falhas em máquinas de indução - uma visão geral,” *Sociedade Brasileira de Automática: Controle & Automação*, vol. 23, nº 5, Outubro 2012.
- [10] Oak Ridge National Laboratory (ORNL), “Electrical Signature Analysis (ESA) - Technical Basis & Background,” [Online]. Available: http://www.ornl.gov/sci/esa/basis_background_sub.shtml. [Acesso em 14 Janeiro 2013].
- [11] J. G. Borges da Silva, Aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA) no Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos através da Assinatura Elétrica de Motores de Indução, Dissertação de Mestrado - Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), 2008.
- [12] R. R. Obaid, T. G. Habetler e D. J. Gritter, “A Simplified Technique for Detecting Mechanical Faults Using Stator Current in Small Induction Motors,” *Proceedings of the 35th Annual Meeting and World Conference on Industrial Application of Electrical Energy*, Julho 2000.

- [13] M. Blödt, P. Granjon, B. Raison e G. Rostaing, “Models for Bearing Damage Detection in Induction Motors Using Stator Current Monitoring,” *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 1, pp. 383- 388, 2004.
- [14] A. J. M. Cardoso, “The park’s vector approach: A general tool for diagnosis of electrical machines, power electronics and adjustable speed drives,” Carry-le-Rouet, France, 1997.
- [15] A. J. M. Cardoso e E. S. Saraiva, “Computer-aided detection of airgap eccentricity in operating three-phase induction motors by Park’s vector approach,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 29, nº 5, pp. 897-901, 1993.
- [16] S. M. A. Cruz e A. J. M. Cardoso, “Rotor Cage Fault Diagnosis in Three-Phase Induction Motors by Extended Park's Vector Approach,” *Proceedings of the International Conference on Electrical Machine*, vol. 3, pp. 1844-184, 1998.
- [17] R. Maier, “Protection of Squirrel-Cage Induction Motor Utilizing Instantaneous Power and Phase Information,” *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 28, nº 2, pp. 376-380, 1992.
- [18] S. F. Legowski e A. M. Trzynadlowski, “Instantaneous Stator Power as a Medium for the Signature Analysis of Induction Motors,” *Industry Applications Conference*, vol. 1, pp. 619-624, 1995.
- [19] A. M. Trzynadlowski e S. F. Legowski, “Diagnostics of Mechanical Abnormalities in Induction Motors Using Instantaneous Electric Power,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 14, nº 4, pp. 1417-1423, Dezembro 1999.
- [20] E. L. Bonaldi, *Manutenção Preditiva em Motores de Indução Trifásicos Através do Espectro da Corrente do Estator*, Dissertação de Mestrado - Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), 2002.
- [21] W. T. Thomson, R. G. Univ. e M. Aberdeen Fenger, “Current signature analysis to detect induction motor faults,” *Industry Applications Magazine, IEEE*, nº 4, p. 7, 2001.
- [22] E. L. Bonaldi, L. E. L. Oliveira, J. G. B. da Silva, G. Lambert-Torres e L. E. B. da Silva, “Detecting load failures using the induction motor as a transducer,” em *International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*, Hanoi, 2008.
- [23] E. L. Bonaldi, *Diagnóstico Preditivo de Avarias em Motores de Indução Trifásicos com MCSA e Teoria de Conjuntos Aproximados*, MG: Tese de Doutorado - Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), 2006.
- [24] R. R. Obaid, T. G. Habetler e J. R. Stack, “Stator Current Analysis For Bearing Damage Detection in Induction Motors,” *IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*, pp. 182- 187, 2003.

- [25] W. Zhou, T. G. Habetler e R. G. Harley, "Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, nº 12, pp. 4260-4269, Dezembro 2008.
- [26] L. Frosini e E. Bassi, "Stator current and motor efficiency as indicators for different types of bearings faults in induction motors," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 57, nº 1, pp. 244-251, Janeiro 2010.
- [27] F. Immovilli, M. Cocconcelli, A. Bellini e R. Rubini, "Detection of generalized-roughness bearing fault by spectral-Kurtosis energy of vibration or current signals," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, nº 11, pp. 4710-4717, Novembro 2009.
- [28] R. R. Schoen, T. G. Habetler, F. Kamran and R. G. Bartfield, "Motor Bearing Damage Detection Using Stator Current Monitoring," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 31, no. 6, pp. 1274-1279, 1995.
- [29] I. Y. Önel, K. B. Dalci e I. Senol, "Detection of outer raceway bearing defects in small induction motors using stator current analysis," vol. 30, nº 6, pp. 713-722, 2005.
- [30] F. d. O. Assunção, Técnicas de Análise Preditiva para Falhas em Motores de Indução Trifásicos, Dissertação de Mestrado - Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), 2005.
- [31] J. P. G. d. Abreu e A. E. Emanuel, "Induction Motor Thermal Aging Caused By Voltage Distortion and Imbalance: Loss of Useful Life and Its Estimated Cost," *Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference*, pp. 105-114, 2001.
- [32] F. M. d. C. Santos, Identificação de Falhas em Motores de Indução Usando Sistemas Inteligentes, Tese de Doutorado - Universidade de São Paulo (EESC/USP), 2013.
- [33] F. Ponci, A. Monti, L. Cristaldi e M. Lazzaroni, "Diagnostic of a Faulty Induction Motor Drive via Wavelet Decomposition," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 56, nº 6, pp. 2606-2615, Dezembro 2007.
- [34] L. E. d. L. Oliveira, Estimaco Automtica de Velocidade de Motores de Induo Utilizando Sistemas Inteligentes, Tese de Doutorado - Universidade Federal de Itajub (UNIFEI), 2006.
- [35] S. Soergel e P. Rastgoufard, "An Analysis of Induction Motor Predictive Maintenance Techniques," em *Proceedings of the Twenty-Eighth Southeastern Symposium on System Theory*, Baton Rouge, LA, 1996.
- [36] E. L. Bonaldi, L. E. d. L. d. Oliveira, G. Labert-Torres e L. E. Borges da Silva, "Proposing a Procedure for the Application of Motor Current Signature Analysis on Predictive Maintenance of Induction Motors," em *International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management (Comadem) - Machinery & Process Health Monitoring*, Coimbra, 2007.

- [37] S. Nandi, S. Ahmed e H. Toliyat, "Detection of rotor slot and other eccentricity related harmonics in a three phase induction motor with different rotor cages," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 16, n° 3, pp. 253 - 260, Setembro 2001.
- [38] A. Bellini, F. Filippetti, C. Tassoni e G.-A. Capolino, "Advances in diagnostic techniques for induction machines," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, n° 12, pp. 4109-4126, Dezembro 2008.
- [39] S. V. Vaseghi, "Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction," 4a ed., John Wiley & Sons Ltd, 2008, p. 277.
- [40] J. Larsen, "Correlation Functions and Power Spectra," Technical University of Denmark, Novembro 2009. [Online]. Available: http://www2.imm.dtu.dk/pubdb/views/publication_details.php?id=4932. [Acesso em 2014].
- [41] R. B. Randall, "A comparison of methods for separation of deterministic and random signals," *The International Journal of Condition Monitoring*, vol. 1, n° 1, Junho 2011.
- [42] P. Stoica e R. Moses, *Spectral Analysis of Signals*, New Jersey, USA: Prentice Hall, 2005.
- [43] K. Barbé e R. S. J. Pintelon, "Welch Method Revisited: Nonparametric Power Spectrum Estimation Via Circular Overlap," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, n° 2, pp. 553-565, Fevereiro 2010.
- [44] G. Thonet e J. M. Vesin, "Stationarity Assessment with Time-Varying Autoregressive Modeling," em *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, Munich, 1997.
- [45] K. Barbé, W. V. Moer, L. Lauwers e N. Björzell, "A Simple Nonparametric Preprocessing Technique to Correct for Nonstationary Effects in Measured Data," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 61, pp. 2085-2094, Agosto 2012.
- [46] W. Marting e P. Flandrin, "Wigner-Ville Spectral Analysis of Nonstationary Processes," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 33, n° 6, pp. 1461-1470, Dezembro 1985.
- [47] D. B. d. Souza, J. Chanussot, A. C. Favre e P. Borgnat, "A Modified Time-Frequency Method for Testing Wide-Sense Stationarity," em *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2012.
- [48] P. Basu, D. Rudoy e P. J. Wolfe, "A Nonparametric Test for Stationarity Based on Local Fourier Analysis," em *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Taipei, 2009.
- [49] E. S. Akhouayri, E. H. A. Laasri, D. Agliz e A. Atmani, "Signal Stationarity Testing and Detecting of Its Abrupt Change," em *Saudi International Electronics, Communications and Photonics Conference (SIEPCP)*, Riyadh, 2011.

- [50] L. A. Pereira, D. Fernandes, D. S. Gazzana, F. B. Líbano e S. Haffner, “Application of the Welch, Burg and MUSIC Methods to the Detection of Rotor Cage Faults of Induction Motors,” em *Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America*, Caracas, Venezuela, 2006.
- [51] F. Cupertino, E. d. Vanna, L. Salvatore e S. Stasi, “Comparison of Spectral Estimation Techniques Applied to Induction Motor Broken Bars Detection,” em *Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED)*, Atlanta, 2003.
- [52] W. Sui e D. Zhang, “Research on envelope analysis for bearings fault detection,” em *International Conference on Chemical Science and Engineering (ICCSE)*, Hefei, 2010.
- [53] J. Antoni, “Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° 1, p. 108–124, Janeiro 2007.
- [54] V. Leite, J. G. Borges da Silva, G. Veloso, L. E. Borges da Silva, G. Lambert-Torres, E. Bonaldi e L. d. Oliveira, “Detection of Localized Bearing Faults in Induction Machines by Spectral Kurtosis and Envelope Analysis of Stator Current,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 05 Agosto 2014.
- [55] T. Barszcz e A. Jabłoński, “A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the kurtogram,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 1, p. 431–451, Janeiro 2011.
- [56] J. Antoni e R. B. Randall, “A stochastic model for simulation and diagnostics of rolling element bearings with localized faults,” *ASME Journal of Vibration and Acoustics*, n° 125, pp. 282-289, 2003.
- [57] SpectraWorks, “Blackman-Tukey Correlogram and Cross-Spectrum,” [Online]. Available: <http://www.spectraworks.com/Help/btffttheory.html>. [Acesso em Janeiro 2013].

APÊNDICE A

**Publicações do autor no período de Março de 2009 a
Fevereiro de 2015**

Artigos completos publicados em periódicos

LEITE, VALERIA; Borges da Silva, Jonas; VELOSO, GISCARD; DA SILVA, LUIZ EDUARDO; LAMBERT-TORRES, Germano; BONALDI, ERIK; DE OLIVEIRA, LEVY ELY . Detection of Localized Bearing Faults in Induction Machines by Spectral Kurtosis and Envelope Analysis of Stator Current. IEEE Transactions on Industrial Electronics (1982. Print), v. PP, p. 1-1, 2014.

BONALDI, Erik Leandro; DE OLIVEIRA, LEVY ELY DE LACERDA; MOREIRA, FELIPE DOS SANTOS; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; BORGES DA SILVA, Jonas Guedes; LAMBERT-TORRES, Germano . Monitoring System for Auxiliary Motors in Thermal-Power Plants. International Journal of Automation and Power Engineering, v. 3, p. 53, 2014.

RIBEIRO, LUIS CARLOS; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; BONALDI, Erik Leandro; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; SALOMON, CAMILA PAES; SILVA, JONAS G. BORGES DA; LAMBERT-TORRES, Germano . Automatic System for Failure Detection in Hydro-Power Generators. Journal of Power and Energy Engineering, v. 02, p. 36-46, 2014.

RIBEIRO, L.C.; BONALDI, E.L.; DE OLIVEIRA, L.E.L.; SILVA, L.E. BORGES DA; SALOMON, C.P.; SANTANA, W.C.; SILVA, J.G. BORGES DA; LAMBERT-TORRES, G. Equipment for Predictive Maintenance in Hydrogenerators. AASRI Procedia, v. 7, p. 75-80, 2014.

BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, L. E. L.; BORGES DA SILVA, Jonas Guedes; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; LAMBERT-TORRES, G.; PELLICEL, A.; CASSIO, Gonçalo; LOPES, M. A. A. Predictive Maintenance System for Thermal Generator Units. International Journal of Advanced Research in Computer Science & Technology, v. 2, p. 170-175, 2014.

BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Jonas Guedes Borges da . Análise e Identificação de Falhas em Motores de Indução Trifásicos Através da Técnica de Análise da Assinatura Elétrica - ESA - Parte II. Revista da Associação Portuguesa de Manutenção Industrial - A.P.M.I., v. 1, p. 64-66, 2013.

CARVALHO, EDEN L.; LAMBERT-TORRES, Germano; BONALDI, Erik L.; DE OLIVEIRA, LEVY E. L.; DA SILVA, JONAS G. BORGES; ROTELLA, THIAGO. G.; DA

SILVA, LUIZ EDUARDO BORGES . Extraction of Small Blocks of Power Nearby Transmission Lines. *Advanced Science Letters*, v. 19, p. 6-11, 2013.

CARVALHO JUNIOR, EDEN L.; LAMBERT-TORRES, Germano; BONALDI, Erik L.; DE OLIVEIRA, LEVY E.L.; BORGES DA SILVA, JONAS G.; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO . Electromagnetic Power Extraction of Transmission Lines. *Applied Mechanics and Materials*, v. 339, p. 595-601, 2013.

BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Jonas Guedes Borges da . Análise e Identificação de Falhas em Motores de Indução Trifásicos Através da Técnica de Análise da Assinatura Elétrica - ESA - Parte I. *Revista da Associação Portuguesa de Manutenção Industrial - A.P.M.I.*, v. 1, p. 50-54, 2013.

RENNÓ, MARCO ANTÔNIO MARTINS; BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, LEVY ELY LACERDA; SILVA, JONAS GUEDES BORGES; LAMBERT-TORRES, Germano . Corona Detection System on Insulators via Acoustic Emissions. *Applied Mechanics and Materials*, v. 260-261, p. 379-384, 2012.

PELLICEL, Alexandre; CASSIO, Gonçalo; SILVA, L. E. B.; BONALDI, Erik L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Jonas Guedes Borges da; LAMBERT-TORRES, Germano; RODRIGUES, Pierre . Intelligent Data Mining for Turbo-Generator Predictive Maintenance: An Approach in Real-World. *CEUR Workshop Proceedings*, v. 758, p. 77-88, 2011.

SILVA, Luiz Eduardo Borges da; TORRES, Germano Lambert; SANTO JUNIOR, D. E.; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Jonas Guedes Borges da . An Application of MSCA on Predictive Maintenance of TermopEs Induction Motors. *Revista Ciências Exatas*, v. 15, p. 100-108, 2009.

Capítulos de livros publicados

Leandro, Erik; Lacerda de Oliveira, Levy Ely de; da Silva, Jonas Guedes Borges; Lambert-Torres, Germano; da Silva, Luiz Eduardo Borges . Predictive Maintenance by Electrical Signature Analysis to Induction Motors. *Induction Motors - Modelling and Control*. 1ed.: InTech, 2012, v. , p. 487-520.

Trabalhos completos publicados em anais de congressos

ROQUE, L. A.; SILVA, Jonas G. B.; SILVA, Luiz E. B. da . Sensorless Speed Estimation for Inductions Motors Using Slot Harmonics and Time-based Frequency Estimation. In: 40th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society - IECON 2014, 2014, Dallas. Proc. of the 40th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society. New Jersey, USA, 2014.

BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; PELLICEL, Alexandre; CASSIO, Gonçalo; LOPES, M. A. A.; SILVA, Jonas Guedes Borges da; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; LAMBERT-TORRES, Germano . Sistema Inteligente para Manutenção de Turbogeneradores. In: VI Encontro Nacional de Máquinas Rotativas, VI ENAM, 2014, Taubaté. Anais do VI Encontro Nacional de Máquinas Rotativas. Taubaté - Brasil, 2014. p. 1-8.

BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; RIBEIRO, Luiz Carlos; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; BORGES DA SILVA, Jonas Guedes; LAMBERT-TORRES, Germano . Sistema de Manutenção Preditiva para a Geração Hidráulica. In: VI Encontro Nacional de Máquinas Rotativas, VI ENAM, 2014, Taubaté. Anais do VI Encontro Nacional de Máquinas Rotativas. Taubaté - Brasil, 2014.

BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; LAMBERT-TORRES, Germano; SILVA, Jonas Guedes Borges da; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; RIBEIRO, Marcela; VENCESLAU, Alexandre . Sistema para Diagnóstico Termomecânico de Falhas em Motores de Combustão Interna. In: IX Congresso Brasileiro de Planejamento Energético, IX CBPE, 2014, Florianópolis. Anais do IX Congresso Brasileiro de Planejamento Energético. Itajubá - Brasil, 2014. p. 1-12.

SALOMON, CAMILA P.; SANTANA, WILSON C.; DA SILVA, LUIZ E. BORGES; BONALDI, Erik L.; DE OLIVEIRA, LEVY E. L.; DA SILVA, JONAS G. BORGES; LAMBERT-TORRES, Germano; DONADON, ANTONIO R. A stator flux synthesis approach for torque estimation of induction motors using a modified stator resistance considering the losses effect. In: 2013 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC), 2013, Chicago. 2013 International Electric Machines & Drives Conference. p. 1369.

SALOMON, CAMILA PAES; SANTANA, WILSON CESAR; DA SILVA, LUIZ EDUARDO BORGES; BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Jonas Guedes Borges da; LAMBERT-TORRES, Germano; DONADON, ANTONIO ROBERTO .

An air-gap torque based method for efficiency evaluation using pso to estimate a new concept of stator resistance including the losses effect. In: 2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2013, Minneapolis. 2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). p. 212.

LEITE, VALERIA; SILVA, Jonas Guedes Borges da; VELOSO, Giscard Francimeire Cintra; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; LAMBERT-TORRES, Germano . Induction Motor Bearing Fault Detection Based on Envelope Analysis of Stator Current. In: 9th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics & Drives, IEEE SDEMPED 2013, 2013, Valencia. Proc. of the 9th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics & Drives. New Jersey, USA, 2013.

PELLICEL, Alexandre; CASSIO, Gonçalo; LOPES, Marco Aurelio A.; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SALOMON, CAMILA PAES; SILVA, Jonas Guedes Borges da; LAMBERT-TORRES, Germano . Real Turbo-Generator Predictive Maintenance System. In: 10th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, X CLAGTEE, 2013, Viña del Mar. Proc. of the 10th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Santiago, Chile, 2013.

BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Jonas Guedes Borges da; LAMBERT-TORRES, Germano; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; RENNÓ, MARCO ANTÔNIO MARTINS . Sistema de Detecção Corona em Isoladores via Emissões Acústicas. In: VII Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica, VII CITENEL, 2013, Rio de Janeiro. Anais do VII Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica. Brasília, DF, 2013. p. 1-10.

RIBEIRO, LUIS CARLOS; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; BONALDI, Erik Leandro; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SALOMON, CAMILA PAES; SILVA, Jonas Guedes Borges da; LAMBERT-TORRES, Germano . An Implementation of an Intelligent Predictive Maintenance in a Hydro-Power Plant. In: 10th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, X CLAGTEE, 2013, Viña del Mar. Proc. of the 10th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Santiago, Chile, 2013.

BONALDI, E. L.; MARQUES, A. B.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; TORRES, Germano Lambert; BIELER, G.; SILVA, J. G. B.; SILVA, Luiz Eduardo Borges da . 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. In: IV Petroleum and Chemical Industry Conference, IV PCIC BR, 2012, Rio de Janeiro. Anais de IV Petroleum and Chemical Industry Conference. Rio de Janeiro - Brasil, 2012. p. 1-12.

FERRER, M. P.; DAVILA, R.; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; BONALDI, E. L.; SILVA, J. G. B.; ROTELLA, T. G.; TORRES, Germano Lambert . Predictive Maintenance System for Hydro-Generators. In: 5th IASTED Asian Conference on Power and Energy Systems, AsiaPES 2012, 2012, Phuket. Proc. of the 5th IASTED Asian Conference on Power and Energy Systems. Phuket - Tailândia, 2012.

RENNO, M. A. M.; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert . Using Acoustic Emissions for Corona Detection. In: 12th WSEAS/IASME International Conference on Electric Power Systems, High Voltages, and Electric Machines, WSEAS POWER 12, 2012, Praga. Proc. of the 12th WSEAS/IASME International Conference on Electric Power Systems, High Voltages, and Electric Machines,. Prague, Czech Republic, 2012.

LEITE, VALERIA; VELOSO, Giscard Francimeire Cintra; SILVA, Jonas Guedes Borges da; NORONHA, Ismael; LAMBERT-TORRES, Germano; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO . Partial Discharge Identification in Power Transformers Based on Acoustic Measures and Spectral Kurtosis Estimation. In: XVIIIth Symposium on Vibrations, Shocks & Noise, XVIII VISHNO, 2012, Paris. Proceedings of the XVIIIth Symposium on Vibrations, Shocks & Noise. Paris, France, 2012.

LEITE, Valéria; SILVA, Jonas Guedes Borges da; NORONHA, Ismael; LAMBERT-TORRES, Germano; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO . Fault Detection of an Electrical Induction Motor based on Spectral Kurtosis. In: XVIIIth Symposium on Vibrations, Shocks & Noise, XVIII VISHNO, 2012, Paris. Proceedings of the XVIIIth Symposium on Vibrations, Shocks & Noise. Paris, France, 2012.

NORONHA, Ismael; VELOSO, Giscard Francimeire Cintra; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO; LAMBERT-TORRES, Germano; SILVA, Jonas Guedes Borges da . Moisture Detection in Insulating Oil Using Acoustic Signals. In: 2012 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference, IEEE I MTC, 2012, Graz, Austria.

Proceedings of the 2012 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference. New Jersey, USA, 2012.

LEITE, Valéria; VELOSO, Giscard Francimeire Cintra; SILVA, Jonas Guedes Borges da; NORONHA, Ismael; LAMBERT-TORRES, Germano; BORGES DA SILVA, LUIZ EDUARDO . Fault Detection of an Electrical Induction Motor based on Spectral Kurtosis. In: XVIIIth Symposium on Vibrations, Shocks & Noise, XVIII VISHNO, 2012, Paris. Proceedings of the XVIIIth Symposium on Vibrations, Shocks & Noise. Paris, France, 2012.

OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; BONALDI, E. L.; SILVA, J. G. B.; DIAS, R. N.; TORRES, Germano Lambert; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; GAMA, P. H. R. Desenvolvimento do Cabeça-de-Série do Sistema de Monitoramento da Condição de Motores de Sistemas Auxiliares pela Análise da Assinatura Elétrica. In: VI Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica - CITENEL, 2011, Fortaleza. Anais do VI Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica. Brasília: Editora da ANEEL, 2011. p. 1-8.

MEDEIROS, A. G. M.; MICERINO, F.; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; ASSUNCAO, F. O.; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; COSTA, C. I. A. Desenvolvimento de uma Metodologia para Detecção Precoce de Danos no Isolamento de Unidades Hidrogeradoras através da Análise do Espectro de Impedância. In: VI Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica - CITENEL, 2011, Fortaleza. Anais do VI Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica. Brasília: Editora da ANEEL, 2011. p. 1-8.

DIAS, R. N.; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; TORRES, Germano Lambert; SILVA, J. G. B.; VELOSO, G. F.; NORONHA, I.; GAMA, P. H. R. Detecção de Defeitos em Transformadores de Potência. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Marde Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Marde Plata, Argentina, 2011.

CARVALHO, E. L.; TORRES, Germano Lambert; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; SILVA, J. G. B.; ROTELLA, T. G. Extração de Pequenos Blocos de Potência nas Proximidades de Linhas de Transmissão. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Marde

Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Marde Plata, Argentina, 2011.

MEDEIROS, A. G. M.; MICERINO, F.; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; SILVA, J. G. B.; ASSUNCAO, F. O.; TORRES, Germano Lambert . Detecção de Problemas no Isolamento de Unidades Geradoras. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Marde Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Marde Plata, Argentina, 2011.

DIAS, R. N.; TORRES, Germano Lambert; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; SILVA, J. G. B.; ROTELLA, T. G.; GAMA, P. H. R. Monitoramento das Condições dos Sistemas Auxiliares. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Marde Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Marde Plata, Argentina, 2011.

FELIX, R. F.; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert . Sistema de Monitoração Preditiva para Compensadores Síncronos. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Marde Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Marde Plata, Argentina, 2011.

DAVILA, R.; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; BONALDI, E. L.; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert . Desenvolvimento de um Sistema para Manutenção Preditiva de Hidrogeradores. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Marde Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Marde Plata, Argentina, 2011.

JUNQUEIRA, G. S.; MICERINO, F.; BONALDI, E. L.; FARIA, F.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert; BARNABE, A. Sistema Inteligente de Avaliação de Perda de Vida Útil de Componentes de Hidrogeradores. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Marde Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Marde Plata, Argentina, 2011.

PELLICEL, A.; CASSIO, G.; LOPES, M. A. A.; SILVA, L. E. B.; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert; RODRIGUES, P. Desenvolvimento de uma Metodologia Inteligente para Manutenção Preditiva de Turbogeneradores. In: 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission, IX CLAGTEE, 2011, Mar de Plata. Proc. of the 9th Latin-American Congress on Electricity, Generation, and Transmission. Mar de Plata, Argentina, 2011.

RIBEIRO, L.; GUTIERREZ, M. A. M.; SILVA, E.; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, L. E. L.; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert . Intelligent Predictive Maintenance for Hydro-Power Plant. In: Asia-Oceania Regional Council of CIGRE, CIGRE-AOCR Meeting 2011, 2011, Chiang Mai. Proc. of the Asia-Oceania Regional Council of CIGRE. Chiang Mai, Thailand, 2011.

RIBEIRO, L.; GUTIERREZ, M. A. M.; SILVA, E.; SILVA, Luiz Eduardo Borges da; BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, J. G. B.; TORRES, Germano Lambert . Intelligent Predictive Maintenance for Itapebi Hydro-Generator. In: International Conference on Energy Systems, Environment, Entrepreneurship, Innovation, ICESSEEI 11, 2011, Barcelona. Proc. of the International Conference on Energy Systems, Environment, Entrepreneurship, Innovation. Barcelona, Spain, 2011.

BONALDI, E. L.; OLIVEIRA, Levy Ely de Lacerda de; SILVA, J. G. B. Detecção De Avarias Na Carga Acoplada Através Da Análise Da Assinatura Elétrica Usando O Motor De Indução Trifásico Como Transdutor. In: 24o. Congresso Brasileiro de Manutenção. In: 24o. Congresso Brasileiro de Manutenção, 2009, Recife. Anais do 24o. Congresso Brasileiro de Manutenção, 2009.

APÊNDICE B

Artigo publicado em 5 de Agosto de 2014 na revista *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Volume:62, Issue 3, pp. 1855-1865.

Detection of Localized Bearing Faults in Induction Machines by Spectral Kurtosis and Envelope Analysis of Stator Current

Valéria C. M. N. Leite, Jonas Guedes Borges da Silva, Giscard Francimeire Cintra Veloso, Luiz Eduardo Borges da Silva, *Senior Member, IEEE*, Germano Lambert-Torres, *Fellow, IEEE*, Erik Leandro Bonaldi, and Levy Ely de Lacerda de Oliveira

Abstract—Early detection of faults in electrical machines, particularly in induction motors, has become necessary and critical in reducing costs by avoiding unexpected and unnecessary maintenance and outages in industrial applications. Additionally, most of these faults are due to problems in bearings. Thus, in this paper, experimental bearing fault detection of a three-phase induction motor is performed by analyzing the squared envelope spectrum of the stator current. Spectral kurtosis-based algorithms, namely, the fast kurtogram and the wavelet kurtogram, are also applied to improve the envelope analysis. Experimental tests are performed, considering outer bearing faults at different stages, and the results are promising.

Index Terms—Ball bearings, condition monitoring, fault detection, fault diagnosis, induction motors, kurtosis, signal processing, spectral analysis.

NOMENCLATURE

a	Autoregressive (AR) coefficients.
B_w	Bandwidth.
D	Bearing pitch diameter.
d	Rolling element diameter.
e	Residual part of the AR model.
f_b	Bearing fault frequency in the stator current (Hz).
f_c	Center frequency (Hz).
f_i	Inner race fault frequency (Hz).
f_r	Shaft speed (Hz).
f_s	Supply frequency (Hz).
f_o	Outer race fault frequency (Hz).
H	Amplitude envelope function.
I	Stator current (A).
k	Level of decomposition in the decomposition tree.
m	Positive integer ($m = 1, 2, 3, \dots$).

n	Number of samples.
n_b	Number of balls.
p	AR model order.
ϕ	Rolling element contact angle from the radial direction.

I. INTRODUCTION

IN recent years, the need to improve the reliability and, particularly, the availability of machinery in industrial applications has increased. In this scenario, the induction motor plays a significant role due to its low cost, robustness, and efficiency. Thus, an unexpected outage of such equipment can lead to over-spending or even catastrophic failures. Among the strategies for maintenance, predictive maintenance has been increasingly applied over the years. This technique aims to detect faults at an early stage, thus greatly reducing unnecessary breakdowns and repair. It also improves the reliability of the industrial system and reduces its operating expenses. Furthermore, this technique is closely related to condition-based maintenance, performed online or offline, in which maintenance is scheduled according to the wear of each component, reducing the possibility of an unexpected failure [1]–[6].

One of the most important elements of the induction motor is the rolling bearing. Moreover, among the different failures that can affect electric motors, over 40% are due to bearing defects [7]. These failures may affect the machine operating condition, may lead to unexpected breakdowns, and even have catastrophic effects. In most cases, defects in the bearings are associated with contamination, corrosion, inadequate lubrication, and installation problems such as misalignment and overloading [1], [8]–[11].

The detection of those faults in incipient stages (low severity) avoids unexpected breakdowns; increases reliability, operator safety, and availability of the drive; and reduces maintenance costs [1]. Therefore, the detection and monitoring of these faults are essential. Preferably, the monitoring should be done noninvasively and without interrupting the machine nominal operation.

In general, bearing faults can be classified in two types, namely, localized or distributed [12], [13]. In the case of localized faults, also called cyclic or single-point faults, only one bearing component is affected—the inner race, outer race, cage, or balls—and then, as time passes, the defect spreads to other components. On the other hand, a distributed fault affects

Manuscript received January 30, 2014; revised April 14, 2014 and June 16, 2014; accepted June 30, 2014. Date of publication August 5, 2014; date of current version February 6, 2015.

V. C. M. N. Leite is with the Institute of Aeronautics and Space, Department of Aerospace Science and Technology, 12228-904 Sao Jose dos Campos, Brazil (e-mail: valeria.nleite@gmail.com).

J. G. Borges da Silva, G. Lambert-Torres, E. L. Bonaldi, and L. E. L. de Oliveira are with PS Solutions, 37500-052 Itajuba, Brazil (e-mail: jgborges@gmail.com; germano@torres@gmail.com; erik@pssolucoes.com.br; levy@pssolucoes.com.br).

G. F. C. Veloso and L. E. Borges da Silva are with the Department of Electronic Engineering, Itajuba Federal University (UNIFEI), 37500-903 Itajuba, Brazil (e-mail: gveloso@unifei.edu.br; leborges@unifei.edu.br).

Color versions of one or more of the figures in this paper are available online at <http://ieeexplore.ieee.org>.

Digital Object Identifier 10.1109/TIE.2014.2345330

an area in a generalized way. Vibration produced by this type of fault, also known as generalized roughness or noncyclic faults, is not associated with a particular frequency, making its detection more complex [13]–[15].

Techniques based on vibration signal analysis have long been developed and used in industrial systems for detecting and monitoring mechanical faults [8], [10], [11], [16]–[20]. However, in recent years, fault detection based on electric current analysis has produced good results and gained prominence [10], [12]–[16], [21]–[24]. There are several advantages of using electrical current to detect faults, among them, the monitoring is done noninvasively and without the need for special sensors. In addition, the analysis can be done remotely and online, enabling the identification of several kinds of faults, including mechanical and load-related faults [2], [21], [24]–[28].

Although current analysis has been successfully applied to bearing fault detection (localized and distributed) in induction motors, the detection of incipient faults in bearings is challenging due to a poor signal-to-noise ratio (SNR) caused by the low amplitude at known characteristic frequencies in these conditions [22]. In addition, the SNR can significantly vary in industrial applications [2].

Even in this context, it is important to point out that envelope analysis on vibration signals has been successfully used for decades for rolling element bearing fault detection [11], [19], [22], [29]. In this technique, initially, the vibration signal is filtered around the mechanical resonance of the machine, which serves as a carrier for the bearing signal. Once the bearing signal is filtered, an amplitude demodulation technique and Fourier transform are applied to extract fault features, exploiting the impulsive and stochastic behavior of the signal, which, in some cases, is described as cyclostationary [11]. However, in some cases, such as detection of incipient faults, the selection of the filtering frequency band can be a challenge [30]. Spectral kurtosis (SK)-based algorithms then emerge to try to overcome this drawback by identifying the frequency bands more suitable for filtering [30]–[32].

Based on this framework, this work has adopted an approach based on the analysis of the stator current, exploring the concepts of squared envelope spectrum (SES) and SK. The employed methodology has been successfully used for vibration signal analysis and includes the following: a preprocessing step, where the current signal is whitened using an autoregressive (AR) model, and SK-based algorithms to enhance the envelope analysis performance [11], [32].

The novelty of this paper is given by applying the squared envelope analysis on stator current for detection of localized bearing faults. Although the stator current analysis for the fault detection of rolling bearings has already been investigated by other authors, the envelope technique has not been fully investigated.

Thus, squared envelope analysis and two SK-based algorithms, namely, fast kurtogram [31] and wavelet kurtogram [11], [32], are used in the stator current analysis, and their performances are assessed. In the experimental section, appropriate signal bandwidth (up to 50 kHz) and high-resolution analog-to-digital conversion (ADC, 16 bits) are employed to improve fault detectability. Artificially generated outer raceway

faults are taken into account, and results are compared with previously published analysis techniques such as vibration analysis and other current-based techniques.

This paper is organized in three sections. Section II gives a brief description of bearing fault detection with the use of the stator current and presents the SK algorithms. Section III reports the experimental results for tests performed on a three-phase induction motor with one healthy and two artificially damaged bearings. Finally, Section IV presents the conclusions and proposed future works.

II. DETECTION OF LOCALIZED BEARING FAULTS

Bearing faults can be categorized into distributed and localized faults. Distributed faults affect the whole spectrum and are difficult to characterize by distinct frequencies. In contrast, single-point defects are localized and can be classified according to their affected element [12]. In this paper, only localized faults will be considered.

When there is a single-point defect, a detectable vibration impulse signal arises as a result of the impact between rolling bearing components [11], [13], [15]. The shock of a rolling element with a defect in the inner or outer race generates broadband bursts in periods that depend on the shaft speed and bearing dimensions. A defect in the rolling element produces the same effect [11]–[13]. In this case, the exact location of the defect is expressed by its characteristic frequency whose value can be predicted based on the rolling element bearing geometry, number of balls, and shaft speed [9], [22]. Monitoring the energy of those frequencies gives information about the presence of the fault and an indirect measure of its severity.

The main characteristic frequencies for monitoring are the ball spin frequency, the ball pass frequency of the inner raceway, the ball pass frequency of the outer raceway (BPFO), and the fundamental train frequency [11]. Due to their successful application in the industry, particularly through vibration-based techniques, the major bearing manufacturers inform geometry-related constants, which when multiplied by shaft speed give the expected frequency values for monitoring.

A. Vibration Analysis

Most often, fault detection in rolling bearings is performed by processing and analyzing vibration signals caused by alterations in the induction motor dynamics due to a fault. Several studies have been made in this area [11], [20], [30], and in general, these algorithms aim to identify the characteristic frequencies associated with faults in the bearing elements.

One of the most effective techniques for localized bearing fault detection and monitoring is the vibration envelope analysis [11], [19], [22], [29]. Although there have been several proposed improvements on the overall process over the years [32], the method is based on filtering the vibration signal around the resonance frequency, demodulating the resulting signal, and applying the Fourier transform to identify the characteristic frequencies of the fault. As the severity of fault increases, the fault characteristic frequencies can be directly detected on the frequency spectrum of the vibration signal or through the overall vibration level.

B. Current Analysis

In many practical applications, the installation of vibration sensors is difficult and expensive. In comparison, stator current monitoring is available in most of these applications through the current transformers of their protection systems, which can easily monitor the stator current in a noninvasive and less expensive way. On the other hand, the components of the supply frequency are predominant in the current signal, and the bearing fault signal, which sometimes presents a low SNR [16], can be hard to detect. Several studies have shown that it is possible to identify not only distributed but also localized faults in bearings through stator current analysis, and over the past years, many works have been proposed following this methodology [12]–[15], [33], [34]. Those studies basically rely on two models for detection: radial displacement and load–torque variations [15].

In the first model, vibrations or rotor displacements are considered to slightly affect the stator current as in an air-gap eccentricity, where a radial displacement between the rotor and the stator can affect the stator current. Thus, a fault located in a bearing causes a radial displacement between the rotor and the stator, and this displacement affects the stator current similarly to an air-gap eccentricity. This displacement produces stator currents at specific frequencies. For example, for an outer race fault, the displacement between the rotor and the stator induces a stator current at the following frequencies (f_{bo}):

$$f_{bo} = |f_s \pm m f_o|. \quad (1)$$

From (1), it can be noted that an outer race fault leads to an amplitude modulation of the supply frequency. It should also be emphasized that the constructive aspects of the bearing directly influence the bearing characteristic frequencies [13]. This influence can be seen in (2), where the outer race fault frequency f_o is defined as

$$f_o = f_r \left(\frac{n_b}{2} \right) \left(1 - \left(\frac{d}{D} \right) \cos \phi \right). \quad (2)$$

The second approach considers another analytical model, where the fault causes load–torque variations. Those variations are defined as phase modulations and can also be detected in the power spectrum of the stator current as side bands of supply frequency [15].

Due to the presence of noise and the influence of other components, bearing fault detection based on stator current becomes more complex than a detection process based on vibration signals [13]–[15], [22]. In addition, the electrical signals of induction motors are, in the majority of cases, nonlinear, nonstationary, and non-Gaussian; therefore, the analysis of these signals with the use of higher order statistics is more convenient [11], [24]. In this paper, the detection of a bearing fault in the outer race is proposed through application of SK-based algorithms to improve the squared envelope analysis of the stator current.

C. Squared Envelope Analysis and Kurtogram Algorithms

Several techniques for fault detection in rolling element bearings have been proposed in the last few years [2], [13], [16],

[30]. Among them, the envelope analysis has been successfully used for detecting bearing failure in many situations [11], [19], [22]. This technique consists of 1) filtering the measured signal using the optimum bandpass filter and 2) narrow-band amplitude demodulating the filtered signal to obtain the envelope signal. Finally, the envelope spectrum, which contains information necessary for the bearing diagnosis, is performed. Although the envelope technique has been developed many years ago, a significant improvement can be obtained using digital signal processing methods [11], [30].

In this way, several advantages can be outlined from the analysis of envelope using Hilbert transform (as an approach to the amplitude demodulation); in this case, an optimum filter is used to extract a frequency band to be demodulated, eliminating adjacent components that may interfere with the analysis. In this case, according to [11], the signal envelope can be described as the analytical signal module, which is obtained by inverse transform of the extracted one-sided band frequency. In [22], Hilbert transform and envelope analysis are compared for vibration and current signals, in order to detect two different kinds of faults: a simulated brinelling and a localized fault on the outer race. In that article, the authors have claimed that the detection of faults in rolling bearings using electric current is only effective under specific conditions.

On the other hand, the envelope signal analysis is limited by SNR. Moreover, the envelope of a signal is the squared root of the squared envelope. This square root operation inserts high-frequency components, and some of them might be aliased if their frequencies are higher than the Nyquist limit [32], [35]. This process might mask the fault information. Thus, an SES analysis is performed rather than the envelope analysis.

Considering an analytic filtered signal $x_a[n]$, its SES is calculated using discrete Fourier transform (DFT) as given by

$$SES_x = |\text{DFT} \{x_a[n]^2\}|^2. \quad (3)$$

SES has been widely used in industrial applications, mainly due to its low complexity and efficiency. Thus, the aim of this paper is to use SES to analyze electrical current in order to detect localized faults in rolling bearings.

However, the greatest difficulty in using envelope analysis is to define the frequency bandwidth to be used for amplitude demodulation. This difficulty has been mitigated through the advancement of SK and SK-based algorithms [11], [30]–[32], [36]–[38].

D. Fast and Wavelet Kurtograms

The nonstationary signals are effectively denoted in the time–frequency representation. In this context, the specific characteristics of the signal under study can be identified with the aid of analysis or decomposition techniques. Based on the time–frequency analysis, it is possible to identify points where the signal energy is concentrated and points where there is only noise and energy values are lower [39]. Therefore, the SK has been used as an important tool for analyzing bearing signals in a time–frequency domain by highlighting nonstationary signal components. Several studies have shown that SK can be

successfully used to identify transients caused by faults in rolling bearings [11], [14], [30]–[32], [36], [37].

Simply put, the SK can be described as the fourth-order cumulant of each frequency component of a given signal [36]. A short-time Fourier transform (STFT)-based estimator of the SK was given in [38]. In that work, a formal definition of SK based on Wold–Cramér decomposition of conditionally nonstationary processes and many SK properties was depicted. Thereafter, in [36], the SK was applied to the stator current to detect modulations caused by bearing faults in small induction motors, providing supplementary information to power spectral density (PSD)-based analysis. In that work, the SK was used to distinguish harmonics with constant and nonconstant amplitude and additive noise [36]. While the PSD decomposes the power of a signal as a frequency function, the SK analyzes the fourth-order statistics of a signal as a frequency function [11].

In this way, a time–frequency decomposition based on STFT is performed, and the kurtosis is computed in the time direction for each frequency line [11], [38]. Thus, the SK for each frequency f was calculated by the fourth power of amplitude envelope function $H(t, f)$ at each time [11], i.e.,

$$\text{SK}(f) = (\langle H^4(t, f) \rangle / \langle H^2(t, f) \rangle^2) - 2 \quad (4)$$

where $H(t, f)$ represents the STFT obtained by shifting a time window along the signal under study, and $\langle \cdot \rangle$ is the average value.

The SK will be positive in bands where the signal is present and, therefore, the energy is higher, but it will be zero for circular Gaussian variables [11], [38], [39]. This means that frequency bands dominated by high-impulsivity signals exhibit high levels of SK, whereas in those frequency bands where Gaussian signals are prevalent, the SK is zero.

In this connection, the concept of kurtogram has emerged as a graphical representation that shows several combinations of central frequency and bandwidth and corresponding kurtosis value to support the choice of the optimum combination for signal demodulation. The kurtogram provides a blind signal analysis because that optimum combination is found without information about the signal under analysis [30], [31].

The kurtogram calculation is very costly, and to overcome this drawback, the fast kurtogram algorithm was proposed, which performs several combinations of frequency and bandwidth in an efficient and computationally feasible way [31]. This algorithm uses a bank of digital filters, instead of STFT and a dyadic decomposition schema, similar to the discrete wavelet packet transform, which enables an increase in computation speed. The bank of filters decomposes the frequency range in combinations of center frequency f_c and bandwidth Bw by using an arborescent multirate structure, the so-called 1/3-binary tree, in which the decomposition follows the sequence 1/2, 1/3, 1/4, 1/6, 1/8, and so on. If n is the number of samples in a given signal, and l is the level of decomposition in the decomposition tree, then k should be upper limited defined by $\log_2(n) - 7$ [14]. Fast kurtogram computational complexity is similar to that of the fast Fourier transform, i.e., $O(n \log(n))$ in the Big-O notation. More detailed information can be found in the original works [31].

In recent years, many studies have applied the wavelet transform to detect faults in induction machines [25], [28], [29], [40]. In a general way, using wavelets, the signal of interest is decomposed into sub-bands, allowing multiresolution analysis in a time–frequency domain. In [32], nonorthogonal complex Morlet wavelets are used as an option to time–frequency decomposition based on STFT, leading to the wavelet kurtogram algorithm. This algorithm optimizes the SK computation by means of different filter banks designed using Morlet wavelets in a similar approach to the kurtogram. Morlet wavelets are used in wavelet kurtogram because they resemble an impulse response with a constant damping ratio. Moreover, Morlet wavelets, as filter banks, can have any desired bandwidth; however, the sequence (3, 6, 12, 24 filters/octave) is commonly used and will be employed here. The optimal filter is automatically chosen as the one that maximizes the SK. Then, this optimum filter is used to perform SES computation automatically.

Once the signal of the stator current becomes nonstationary due to the modulation caused by bearing failures, the approach using SK-based algorithms described earlier becomes a great choice for characterizing this nonstationary signal, and therefore, it will be employed in this work. Other methods of SK computation have also been presented in recent years [30], [36], [37], [41], but they are not part of this work.

E. Kurtogram Enhancement

The fast and wavelet kurtogram algorithms can be optimized by adding a preprocessing step. In this paper, as in [32], a preprocessing step is introduced by leading the spectrum of the actual signal almost white using a prewhitening method. Thus, the signal spectral energy variations are reduced along the frequency axis, improving SK analysis. Another purpose of this preprocessing step is to remove deterministic signal components, which could contaminate those frequency bands where the bearing-related impulses are more prominent, leading to erroneous peaks in squared envelope analysis [11], [32], [35].

In this sense, an AR model can be used to obtain the prewhitened signal. In fact, the residual part of this model is said to be prewhitened and contain stationary white noise and impulses [11]. An AR model $y(n)$ can be easily described by

$$y(n) = \sum_{i=1}^p a(i)x(i+n) + e(n) \quad (5)$$

where $a(i)$ are the AR coefficients, and $e(n)$ is the residual part, which corresponds to the difference between actual and predicted values, and presents a white spectrum.

A linear prediction filter (LPC MATLAB function) is used to obtain the AR coefficients. The model order p is chosen as the value that maximizes the kurtosis of the residual signal $e(n)$. Moreover, according to [32], the order of the model should be less than the spacing between two consecutive impulses; this will ensure that the impulses caused by mechanical failure are present in the residual portion of the AR model. This choice can be justified since the purpose of using prewhitening is to improve the performance of kurtogram (fast or wavelet kurtogram algorithms) to detect bearing failures.



Fig. 1. Tested bearings (from left to right): healthy, fault #1, and fault #2.

Other techniques, such as self-adaptive filtering, minimum entropy deconvolution, discrete random separation, and wavelet denoising, can also be used to enhance SK-based analysis in the bearing fault detection process [6], [11], [32], [42].

III. EXPERIMENTAL RESULTS

Here, artificially produced defects are introduced in the bearing outer race to simulate a localized fault, allowing the evaluation of the applied methodology and a critical comparison with other well-known techniques [13], [15], [22], [33], [43]. The amplitude of the fault frequencies on the squared envelope is monitored as a means for fault detection.

Three rolling ball bearings (model 6203-ZZ) were tested. Initially, a new and undamaged bearing was used to obtain reference measurements, herein entitled healthy bearing. Then, two localized fault conditions are tested by replacing the healthy bearing by damaged bearings (fault #1 and fault #2). In fault #1, the bearing contains a 2.3-mm-diameter hole drilled through its outer race, whereas in fault #2, the bearing contains a 2.8-mm-diameter hole also in the outer race. Fig. 1 shows the healthy and damaged bearings used in the experimental setup. The replacing of bearings to simulate the emergence of fault (or an increase in fault severity) is a widely used technique [15], but it should be noted that disassembling, reassembling, and realigning the motor being tested could change test conditions.

Although the diameter of the holes in the damaged bearings suggests otherwise, the process of generating the faults was not identical, and it emulates two different defects (and not a single defect whose severity was increased). In fact, a 2.8-mm hole is slightly displaced from the center of the outer race track.

The test rig used in this work (see Fig. 2) consisted of a three-phase squirrel cage induction motor with 0.37 kW power, four poles, and a supply frequency f_s of 60 Hz. The motor was directly coupled to a centrifugal pump and had no speed or torque control, providing a stable load. Current probes were used to acquire the stator currents, and the radial vibration signal was acquired using a monoaxial accelerometer with sensitivity of $10.2 \text{ mV}/(\text{m/s}^2)$ and a frequency range of 0.58–4000 Hz. A computer assembled with a data acquisition board (four-channel 16-bit ADC) was used to measure two of the three motor stator currents (I_A and I_B), motor vibration, and the supply voltage signals. A sampling frequency of 50 kHz was used with a sample length of 1M samples.

Fig. 2 also summarizes the methodology used in this study for fault detection based on the SES of stator current, as

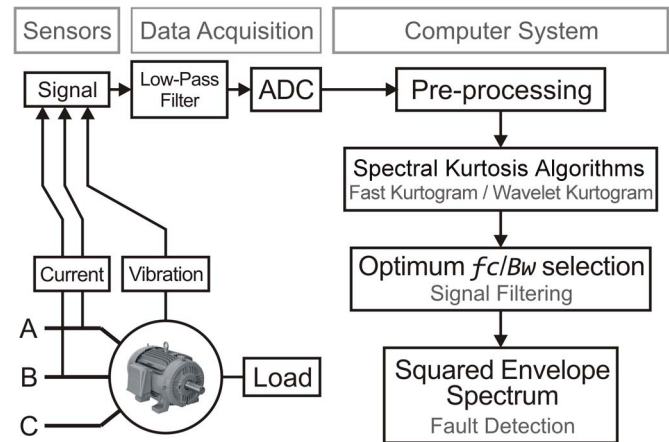


Fig. 2. Diagram of the experimental setup and methodology.

presented in Section II. Once the stator current is acquired, three main processing steps are executed.

- 1) Preprocessing based on a prewhitening process obtained by an AR model (obtained using the LPC MATLAB function) that fits the acquired signal, resulting in a signal whose error or residual signal $e(n)$ presents a spectrum close to the white noise spectrum, as described by (5).
- 2) SK-based algorithms (fast and wavelet kurtograms) indicate in a color map the calculated kurtosis values for several combinations of center frequency f_c and bandwidth Bw in a predetermined way [30]. Then, the optimum filter, which is defined by f_c and Bw (with the highest kurtosis), is selected to be used in the envelope computation.
- 3) SES is performed as (3), such that, in case of a fault, its characteristic frequencies can be identified by a peak search around values predicted by (2).

A. Current Analysis

Initial tests were performed on measured currents (I_A and I_B) and numerically obtained phase C current (I_C). The best results, which are reported herein, were obtained using the calculated current $I_C = -(I_A + I_B)$. The process of obtaining I_C can be compared to a time synchronous average, and since mechanical effects are present in all phases, unwanted noise was significantly reduced while maintaining fault information.

The predicted value of the fault characteristic frequency was calculated using the measured shaft speed (29.75 Hz on

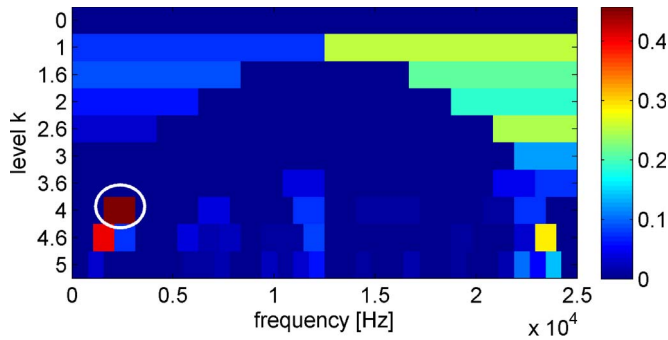


Fig. 3. Fast kurtogram of the stator current from the motor with a healthy bearing— $p = 3$. The optimal filtering band is highlighted by a white circle.

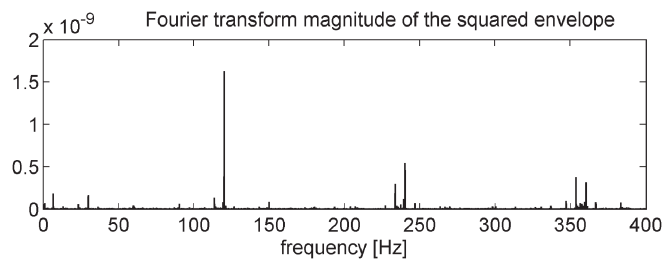


Fig. 4. SES of the stator current from the motor with a healthy bearing— $f_c = 2343.7$ Hz; $Bw = 1562.5$ Hz.

all cases) and the bearing BPFO constant ($BPFO = 3.053$), which is given by the manufacturer and is based on the bearing dimensions, according to (2). Since the shaft speed error is ± 1 r/min and the real bearing frequencies can vary by 1%–2% from theoretical ones, the desired fault frequency was expected to be in the interval $f_o = 90.83 \pm 0.975$ Hz.

The healthy bearing was first considered, and the fast kurtogram algorithm was applied with five decomposition levels ($k = 7$). Before applying the fast kurtogram, the current signal was preprocessed, as previously described. Based on the resulting kurtogram (see Fig. 3), a bandpass filter of center frequency at $f_c = 2343.7$ Hz and a bandwidth of $Bw = 1562.5$ Hz was used to filter the current signal. The SES of the filtered signal was obtained, and the result is shown in Fig. 4. On the SES, only the 120-Hz frequency component, and its harmonics, can be observed. Those components are produced by the magnetic field of the induction machine [33]. As can be seen, other components are effectively filtered.

The same approach was applied to the stator current signal obtained from the motor with damaged bearings. For comparison with previous works [13], [33], the experimental stator current spectrum is analyzed.

Initially, fault #1 is considered. Fig. 5 shows that results are similar to [13] and that it is possible to observe that the value of the fundamental is constant. Although the changes in the current spectrum may give some slight indication of fault, it is not possible to observe any evidence of a mechanical fault. The proposed method using the fast kurtogram algorithm is then applied to the stator current signal. Fig. 6 shows the resulting kurtogram from which $f_c = 3515.6$ Hz and $Bw = 781.2$ Hz are obtained. The resulting SES is shown in Fig. 7.

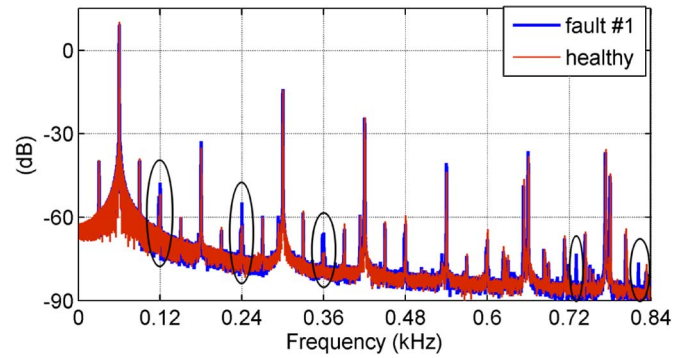


Fig. 5. Comparison of the stator current spectrum from the motor with healthy and damaged bearings—fault #1.

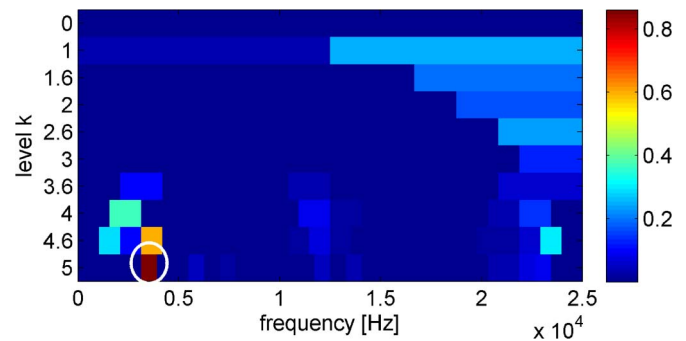


Fig. 6. Fast kurtogram of the stator current from the motor with a damaged bearing—fault #1; $p = 3$. The optimal filtering band is highlighted by a white circle.

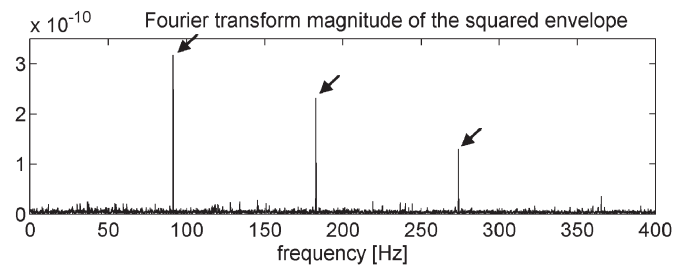


Fig. 7. SES of the stator current from the motor with a damaged bearing—fault #1; $f_c = 3515.6$ Hz; $Bw = 781.2$ Hz. Outer race characteristic frequency and its harmonics are pointed by arrows.

In the analysis of the SES (see Fig. 7), the fault frequency was expected to stand out in the overall spectrum. The main feature observed in the SES was the amplitudes of the frequencies of interest. In this case, as expected, the outer race fault frequency (at approximately 91.32 Hz) and its harmonics emerged.

Next, the stator current for fault #2 is analyzed. Again, the stator current spectrum is compared between healthy and damaged bearings (see Fig. 8). As shown in Fig. 5, it is possible to observe a slight increase mainly in the second, third, and sixth harmonic frequencies. Here, there is also no evidence of a mechanical fault.

In Fig. 9, the resulting fast kurtogram indicated a local maximum far from the vibration mode of the machine; thus, another frequency band should be chosen. The new band should also avoid maxima near the borders of the kurtogram [14]. Given these criteria, two frequency bands could be selected, as

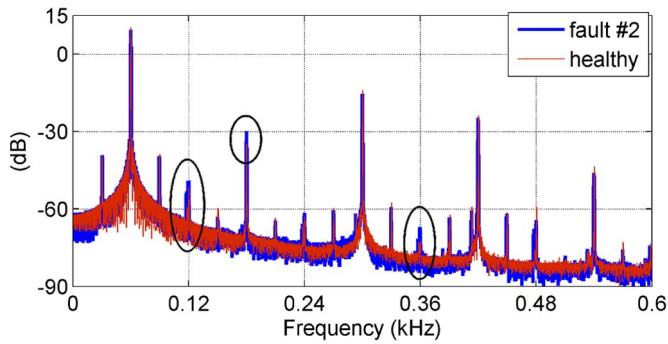


Fig. 8. Comparison of the stator current spectrum from the motor with healthy and damaged bearings—fault #2.

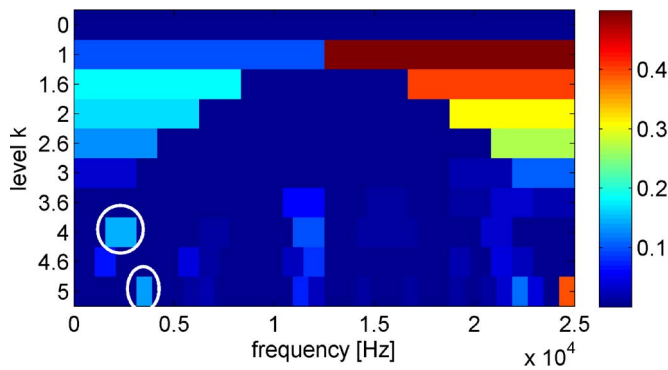


Fig. 9. Fast kurtogram of the stator current from the motor with a damaged bearing—fault #2; $p = 2$. Optimal filtering bands are highlighted by white circles.

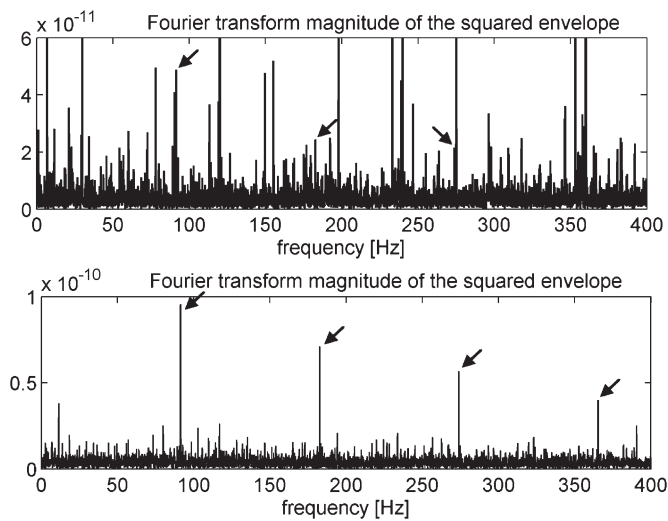


Fig. 10. SES of the stator current from the motor with a damaged bearing—fault #2. (Top) $f_c = 2343.7$ Hz; $Bw = 1562.5$ Hz; level number 4. (Bottom) $f_c = 3515.6$ Hz; $Bw = 781.2$ Hz; level number 5. Outer race characteristic frequency and its harmonics are pointed by arrows.

highlighted in Fig. 9. In the resulting squared envelopes for both cases (see Fig. 10), it is possible to identify the fault frequency at 91.32 Hz. However, the band defined by $f_c = 3515.6$ Hz and $Bw = 781.2$ Hz, which is the same band selected on the first defective bearing (see Fig. 6), provides a clearer spectrum and better detection of the fault frequency. As compared to fault #1,

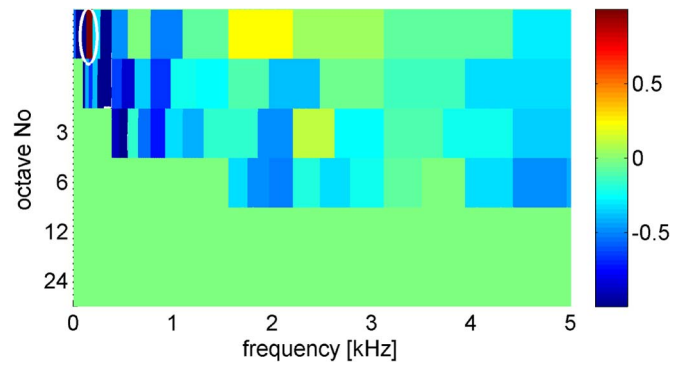


Fig. 11. Wavelet kurtogram of the stator current from the motor with a healthy bearing— $p = 3$. Optimal filtering bands are highlighted by white circles.

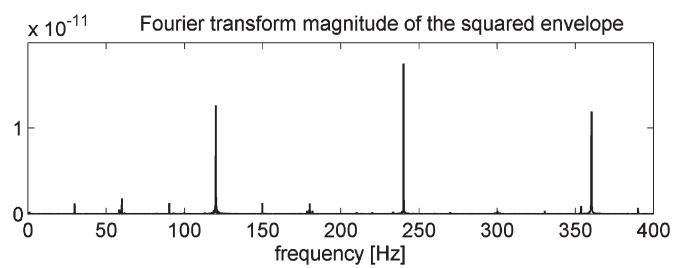


Fig. 12. SES of the stator current from the motor with a healthy bearing— $f_c = 166.7$ Hz; $Bw = 57.2$ Hz.

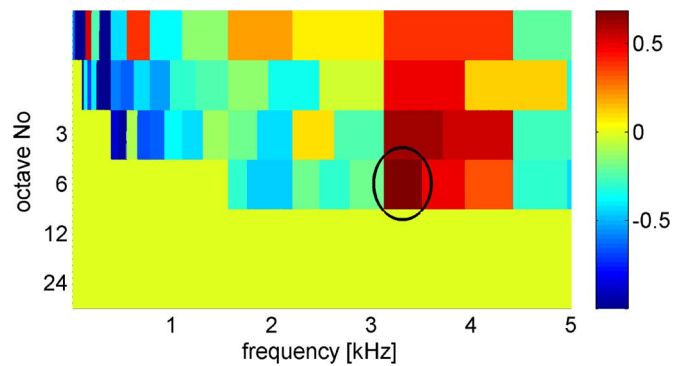


Fig. 13. Wavelet kurtogram of the stator current from the motor with a damaged bearing—fault #1; $p = 3$. The optimal filtering band is highlighted by a black circle.

the kurtosis level and amplitude of fault frequency on SES showed a decrease in value.

To evaluate fast kurtogram performance, the wavelet kurtogram was applied on all cases, where a maximum of 24 octaves was considered. First, the wavelet kurtogram algorithm was applied to the current signal obtained for the healthy bearing. Fig. 11 shows the resulting wavelet kurtogram. Fig. 12 shows the squared envelope analysis of the bandpass filtered current signal. Again, the 120-Hz component and its harmonics are mainly observed due to the magnetic field of the motor, as in Fig. 4.

As above, the wavelet kurtogram algorithm was applied to the stator current for the two damaged bearings. For both cases, the current signal was preprocessed, as previously described. Fig. 13 shows the resulting wavelet kurtogram, and Fig. 14

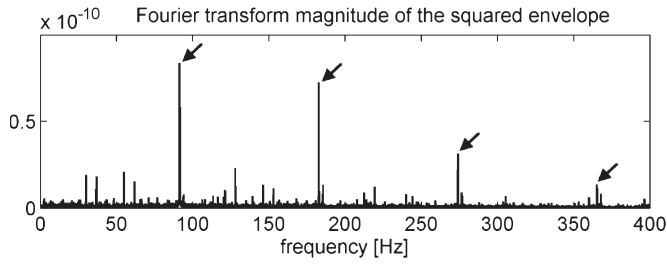


Fig. 14. SES of the stator current from the motor with a damaged bearing—fault #1; $f_c = 3316.5$ Hz; $B_w = 383$ Hz. Outer race characteristic frequency and its harmonics are pointed by arrows.

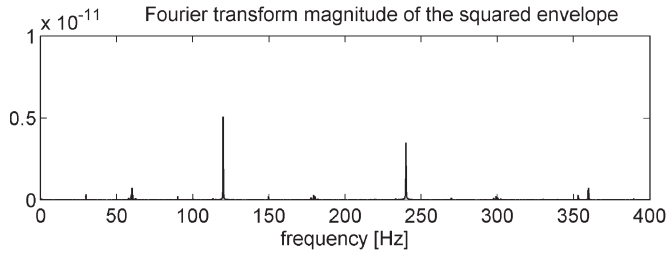


Fig. 15. SES of the stator current from the motor with a damaged bearing—fault #2; $p = 2$; $f_c = 166.7$ Hz; $B_w = 57.2$ Hz.

presents the obtained (squared) envelope analysis for the first damaged bearing (fault #1). The main feature observed is the outer race fault characteristic frequency and its harmonics (with a slight difference, from 91.32 Hz to 91.34 Hz).

Finally, the described method based on the wavelet kurtogram algorithm was applied to the stator current obtained from the motor with the second damaged bearing (fault #2). In this case, it was not possible to clearly identify the fault characteristic frequency. As shown in Fig. 15, the resulting envelope analysis compares to the healthy case in Fig. 12, where the 120-Hz component and its harmonics are mainly observed.

The results indicate that the proposed method was reliable for detecting faults in the bearing outer race using the fast kurtogram, properly indicating the characteristic frequency of the fault, i.e., f_o , in both tested damaged bearings. However, the results obtained using the wavelet kurtogram did not detect the fault on the second damaged bearing (fault #2).

B. Vibration Analysis

The same procedure summarized in Fig. 2 was applied to vibration signals to validate the experiment. Results for the first damaged bearing (fault #1) are shown in Figs. 16 and 17. The fast kurtogram shows the same $f_c = 3515.6$ Hz and $B_w = 781.2$ Hz as obtained for the current signal. In the resulting SES (see Fig. 17), the fault characteristic frequency is observed at $f_o = 91.32$ Hz.

Finally, the vibration signal from the second damaged bearing (fault #2) is analyzed. Results are shown in Figs. 18 and 19. SES (see Fig. 19) shows not only the frequency related to the fault at 91.33 Hz but also other components, such as the shaft speed and its harmonics. Here, the fault frequency is not identified as clearly as in Fig 17.

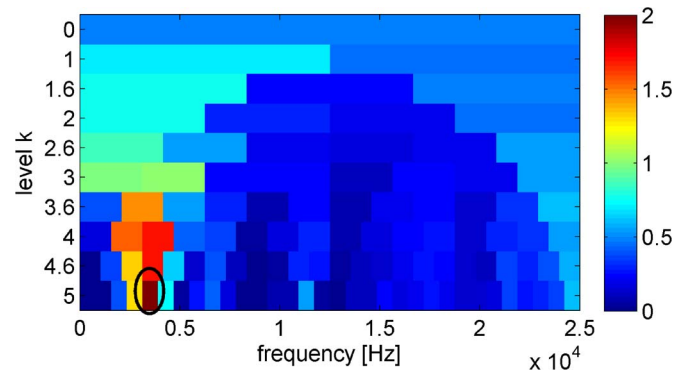


Fig. 16. Fast kurtogram of vibration from the motor with a damaged bearing—fault #1; $p = 21$. The optimal filtering band is highlighted by a black circle.

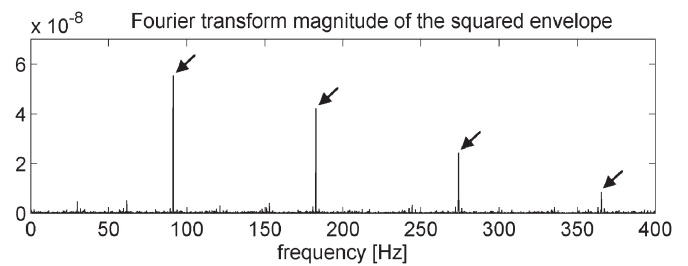


Fig. 17. SES of vibration from the motor with a damaged bearing—fault #1; $f_c = 3515.6$ Hz; $B_w = 781.2$ Hz. Outer race characteristic frequency and its harmonics are pointed by arrows.

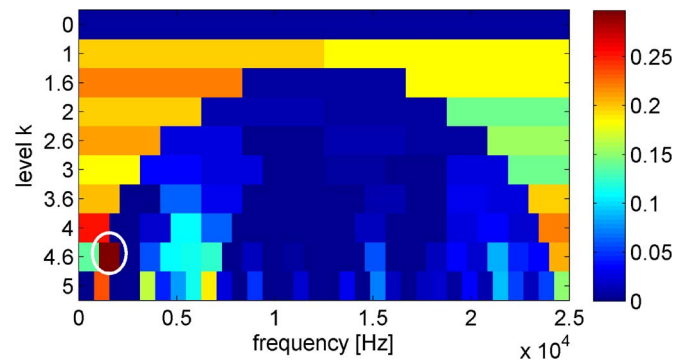


Fig. 18. Fast kurtogram of vibration from the motor with a damaged bearing—fault #2; $p = 22$. The optimal filtering band is highlighted by a white circle.

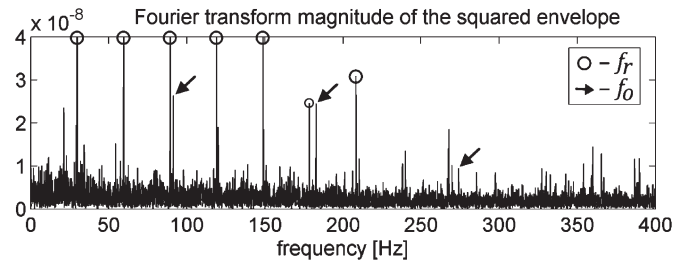


Fig. 19. SES of vibration from the motor with a damaged bearing—fault #2; $f_c = 1562.5$ Hz; $B_w = 1041.6$ Hz. Shaft speed f_r and outer race characteristic frequencies f_o are pointed.

As observed on the current analysis, both fault indicators (kurtosis level and amplitude of fault frequency on SES) showed a decrease in value, suggesting that although the damage is more significant in fault #2 than fault #1 (bigger hole), its

position also affected those parameters and perceived severity on both vibration and current analysis.

IV. CONCLUSION

This paper has described a method based on SES analysis to detect localized bearing faults through the stator current analysis of a three-phase induction motor. The method comprises a prewhitening step and an SK-based algorithm to improve the envelope analysis performance. The method was evaluated by an experimental setup where a healthy bearing and two damaged ones were tested.

The results presented in this paper indicate that localized bearing fault signals can be detected in stator current using a method based on the vibration envelope analysis. Given adequate measuring conditions and through more advanced processing techniques, it was possible to extract the bearing signal buried in noise and obtain a spectrum representation of the fault signature. Compared with other stator current analysis models, the proposed method was able to detect a single-point defect in the outer race of a bearing. Additionally, the result was comparable with the best known technique, the vibration envelope analysis. One of the main advantages of the proposed method is that it allows the detection of localized faults without the need for any modeling or analysis based on the stator current of the machine in a healthy condition, as well as any prior knowledge of other information in addition to the shaft speed and bearing dimensions.

In conclusion, although the analysis of the stator current has already proven to be a useful tool for detecting bearing faults on the tested damaged bearings, the current spectrum was not effective for fault detection. On the other hand, squared envelope analysis of the current produced promising results if an appropriate demodulation frequency band was selected. In this sense, the fast kurtogram algorithm proved to be more efficient to identify frequency bands where the fault impulses are concentrated. Thus, from the experimental results, it is possible to observe evidence that the effects of localized bearing damage in the current and vibration signals have similar statistical properties, which, in some sense, justify the fact that techniques devoted to vibration analysis, such as the fast kurtogram algorithm and squared envelope analysis, showed similar results on stator current analysis. This result opens a new approach to stator current analysis, where fault can be detected at earlier stages than current techniques.

Future works should evaluate the method for other bearing sizes, setup conditions, and other fault locations, such as on the inner race, cage, and ball. To better assess the capabilities for early fault detection and possible severity indexes, more damage levels should be included in the experimental setup. In this case, a more elaborate fault generation process should be required. In addition, future works should also explore very low severity levels, which can be difficult to be artificially generated, but should be obtained on monitored real industrial motors as they naturally occur.

ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank Prof. N. Sawalhi and R. B. Randall for supplying the MATLAB code for the wavelet

kurtogram, as well as the Associate Editor and the reviewers for improving the quality of this paper.

REFERENCES

- [1] B. Lu, D. B. Durocher, and P. Stemper, "Predictive maintenance techniques," *IEEE Ind. Appl. Mag.*, vol. 15, no. 6, pp. 52–60, Nov./Dec. 2009.
- [2] A. Bellini, F. Filippetti, C. Tassoni, and G.-A. Capolino, "Advances in diagnostic techniques for induction machines," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 12, pp. 4109–4126, Dec. 2008.
- [3] J. Antonio-Daviu, S. Aviyente, E. G. Strangas, and M. Riera-Guasp, "Scale invariant feature extraction algorithm for the automatic diagnosis of rotor asymmetries in induction motors," *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 9, no. 1, pp. 100–108, Feb. 2013.
- [4] C. Chaochao, Z. Bin, G. Vachtsevanos, and M. Orchard, "Machine condition prediction based on adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 9, pp. 4353–4364, Sep. 2011.
- [5] D. P. Filev, R. B. Chinnam, F. Tseng, and P. Baruah, "An industrial strength novelty detection framework for autonomous equipment monitoring and diagnostics," *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 6, no. 4, pp. 767–779, Nov. 2010.
- [6] B. Zhang *et al.*, "A probabilistic fault detection approach: Application to bearing fault detection," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 5, pp. 2011–2018, May 2011.
- [7] "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations, Part I," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. IA-21, no. 4, pp. 853–864, Jul. 1985.
- [8] M. Cococcioni, B. Lazzarini, and S. L. Volpi, "Robust diagnosis of rolling element bearings based on classification techniques," *IEEE Trans. Ind. Informat.*, vol. 9, no. 4, pp. 2256–2263, Nov. 2013.
- [9] S. Nandi, H. A. Toliyat, and X. Li, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—A review," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 20, no. 4, pp. 719–729, Dec. 2005.
- [10] M. D. Prieto, G. Cirrione, A. G. Espinosa, J. Ortega, and H. Henao, "Bearing fault detection by a novel condition-monitoring scheme based on statistical-time features and neural networks," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 8, pp. 3398–3407, Aug. 2013.
- [11] R. B. Randall, *Vibration-Based Condition Monitoring: Industrial, Aerospace and Automotive Applications*. Chichester, U.K.: Wiley, 2011, pp. 24–62, pp. 167–227.
- [12] W. Zhou, T. G. Habetler, and R. G. Harley, "Bearing fault detection via stator current noise cancellation and statistical control," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 12, pp. 4260–4269, Dec. 2008.
- [13] L. Frosini and E. Bassi, "Stator current and motor efficiency as indicators for different types of bearings faults in induction motors," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 57, no. 1, pp. 244–251, Jan. 2010.
- [14] F. Immovilli, M. Cocconcelli, A. Bellini, and R. Rubini, "Detection of generalized-roughness bearing fault by spectral-kurtosis energy of vibration or current signals," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 56, no. 11, pp. 4710–4717, Nov. 2009.
- [15] M. Blodt, P. Granjon, B. Raison, and G. Rostaing, "Models for bearing damage detection in induction motors using stator current monitoring," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 4, pp. 1813–1822, Apr. 2008.
- [16] W. Zhou, T. G. Habetler, and R. G. Harley, "Bearing condition monitoring methods for electric machines: A general review," in *Proc. IEEE SDEMPED*, Krakow, Poland, 2007, pp. 3–6.
- [17] C. Bianchini, F. Immovilli, M. Cocconcelli, R. Rubini, and A. Bellini, "Fault detection of linear bearings in brushless AC linear motors by vibration analysis," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 5, pp. 1684–1694, May 2011.
- [18] X. Jin, M. Zhao, T. W. S. Chow, and M. Pecht, "Motor bearing fault diagnosis using trace ratio linear discriminant analysis," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 61, no. 5, pp. 2441–2451, May 2014.
- [19] D. He, R. Li, and J. Zhu, "Plastic bearing fault diagnosis based on a two-step data mining approach," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 8, pp. 3429–3440, Aug. 2013.
- [20] A. Soualhi, H. Razik, G. Clerc, and D. D. Doan, "Prognosis of bearing failures using hidden Markov models and the adaptive neuro-fuzzy inference system," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 61, no. 6, pp. 2864–2874, Jun. 2014.
- [21] E. L. Bonaldi, L. E. L. Oliveira, B. da Silva, G. Lambert-Torres, and L. E. B. da Silva, "Detecting load failures using the induction motor as a transducer," in *Proc. ICARCV*, Hanoi, Vietnam, 2008, pp. 196–199.

- [22] F. Immovilli, A. Bellini, R. Rubini, and C. Tassoni, "Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: A critical comparison," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 46, no. 4, pp. 1350–1359, Jul./Aug. 2010.
- [23] X. Gong and W. Qiao, "Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 8, pp. 3419–3428, Aug. 2013.
- [24] L. Saidi, F. Fnaiech, G.-A. Capolino, and H. Henao, "Stator current bi-spectrum patterns for induction machines multiple-faults detection," in *Proc. IEEE IECON*, Montreal, QC, Canada, 2012, pp. 5132–5137.
- [25] A. Bouzida *et al.*, "Fault diagnosis in industrial induction machines through discrete wavelet transform," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 9, pp. 4385–4395, Sep. 2011.
- [26] W. Yang, P. Tavner, C. Crabtree, and M. Wilkinson, "Cost-effective condition monitoring for wind turbines," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 57, no. 1, pp. 263–271, Jan. 2010.
- [27] A. Soualhi, G. Clerc, and H. Razik, "Detection and diagnosis of faults in induction motor using an improved artificial ant clustering technique," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 9, pp. 4053–4062, Sep. 2013.
- [28] J. Pons-Llinares, J. A. Antonino-Daviu, M. Riera-Guasp, M. Pineda-Sanchez, and V. Climente-Alarcon, "Induction motor diagnosis based on a transient current analytic wavelet transform via frequency B-splines," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 5, pp. 1530–1544, May 2011.
- [29] W. Sui and D. Zhang, "Research on envelope analysis for bearings fault detection," in *Proc. ICCSE*, Hefei, China, 2010, pp. 973–976.
- [30] T. Barszcz and A. Jaboński, "A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the kurtogram," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 25, no. 1, pp. 431–451, Jan. 2011.
- [31] J. Antoni, "Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 1, pp. 108–124, Jan. 2007.
- [32] N. Sawalhi, "Rolling element bearings: Diagnostic, prognostic and fault simulations," Ph.D. dissertation, Faculty Eng. Mech. Manuf. Eng., Univ. New South Wales, Sydney, Australia, 2007.
- [33] R. Schoen, T. Habetler, F. Kamran, and R. Bartheld, "Motor bearing damage detection using stator current monitoring," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 31, no. 6, pp. 1274–1279, Nov./Dec. 1995.
- [34] M. Pineda-Sanchez *et al.*, "Application of the Teager–Kaiser energy operator to the fault diagnosis of induction motors," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 28, no. 4, pp. 1036–1044, Dec. 2013.
- [35] P. Borghesani, P. Pennacchi, R. Ricci, and S. Chatterton, "Testing second order cyclostationarity in the squared envelope spectrum of non-white vibration signals," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 40, no. 1, pp. 38–55, Oct. 2013.
- [36] V. Vrabii, P. Granjon, C.-S. Maroni, and B. Leprettre, "Application of spectral kurtosis to bearing fault detection in induction motors," in *Proc. Surveillance 5*, 2004, pp. 1–10.
- [37] W. Taiyong and L. Jinzhou, "Fault diagnosis of rolling bearings based on wavelet packet and spectral kurtosis," in *Proc. ICICTA*, Shenzhen, China, 2011, pp. 665–669.
- [38] J. Antoni, "The spectral kurtosis: A useful tool for characterizing non-stationary signals," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, no. 2, pp. 282–307, Feb. 2006.
- [39] F. Millioz and N. Martin, "Circularity of the STFT and spectral kurtosis for time–frequency segmentation in Gaussian environment," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 2, pp. 515–524, Feb. 2011.
- [40] J. Cusidó, L. Romeral, J. A. Ortega, J. A. Rosero, and A. G. Espinosa, "Fault detection in induction machines using power spectral density in wavelet decomposition," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 2, pp. 633–643, Feb. 2008.
- [41] J.-L. Dion, I. Tawfiq, and G. Chevallier, "Harmonic component detection: Optimized spectral kurtosis for operational modal analysis," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 26, pp. 24–33, Jan. 2012.
- [42] T. Boukra, A. Lebaroud, and G. Clerc, "Statistical and neural-network approaches for the classification of induction machine faults using the ambiguity plane representation," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 9, pp. 4034–4042, Sep. 2013.
- [43] F. Immovilli, C. Bianchini, M. Cocconcelli, A. Bellini, and R. Rubini, "Bearing fault model for induction motor with externally induced vibration," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 8, pp. 3408–3418, Aug. 2013.



Valéria C. M. N. Leite received the B.S. degree in electrical engineering from Taubate University (UNITAU), Taubate, Brazil, in 2000 and the M.Sc. degree in electrical engineering from Itajuba Federal University (UNIFEI), Itajuba, Brazil, in 2004. She is currently working toward the Ph.D. degree at UNIFEI.

She is currently a Research Engineer with the Institute of Aeronautics and Space, Department of Aerospace Science and Technology, Sao Jose dos Campos, Brazil, where she works in aerospace systems engineering and tests. Her research interests are in the areas of statistical signal processing, condition monitoring of electrical systems, and vibration signal analysis.



Jonas Guedes Borges da Silva received the B.S. degree in computer engineering and the M.Sc. degree in electrical engineering from Itajuba Federal University (UNIFEI), Itajuba, Brazil, in 2005 and 2008, respectively. He is currently working toward the Ph.D. degree at UNIFEI.

He is currently a Researcher with PS Solutions, Itajuba, developing real-time systems. His research focuses on predictive maintenance, digital signal processing, and statistical signal processing.



Giscard Francimeire Cintra Veloso received the B.S., M.Sc., and Ph.D. degrees from Itajuba Federal University (UNIFEI), Itajuba, Brazil, in 2003, 2006, and 2011, respectively, all in electrical engineering.

He is currently a Professor with the Department of Electronic Engineering, UNIFEI. His research focuses on predictive maintenance and fault monitoring on partial discharges in power transformers and moisture contamination in power transformer oil.



Luiz Eduardo Borges da Silva (S'86–M'89–SM'13) received the B.S. and M.Sc. degrees in electrical engineering from Itajuba Federal University (UNIFEI), Itajuba, Brazil, in 1977 and 1982, respectively, and the Ph.D. degree from the École Polytechnique de Montreal, Montreal, QC, Canada, in 1988.

In 1998, he was a Visiting Professor with The University of Tennessee, Knoxville, TN, USA. He is currently a Professor with the Department of Electronic Engineering, UNIFEI, where he is also the Head of Power Electronics. He has supervised more than 30 M.Sc. and Ph.D. theses. He has directed many projects in the field of industrial electronics and coauthored over 200 technical papers. His research focuses on power electronics, electronic power systems, power converters, and applications of adaptive and intelligent control in industrial problems.



Germano Lambert-Torres (S'87–M'91–SM'13–F'14) received the Ph.D. degree in electrical engineering from the École Polytechnique de Montreal, Montreal, QC, Canada, in 1990.

He is currently the Director of R&D, PS Solutions, Itajuba, Brazil. He is a former Professor at Itajuba Federal University (UNIFEI), Itajuba, where he also served as a Dean. He has taught numerous IEEE tutorials in the U.S., Europe, and Asia. He also serves as a consultant for many power industries in Brazil and

South America, with more than 150 R&D developed projects. He has supervised more than 70 M.Sc. and Ph.D. theses and published more than 500 journal and conference technical papers. He is also the author/Editor or coauthor of nine books, more than 30 book chapters, and 50 transactions papers on intelligent systems and nonclassical logic.



Levy Ely de Lacerda de Oliveira received the B.S., M.Sc., and Ph.D. degrees from Itajuba Federal University (UNIFEI), Itajuba, Brazil, in 1999, 2002, and 2006, respectively, all in electrical engineering.

He is currently the CTO of PS Solutions, Itajuba. He has experience in development of electronic systems (hardware, firmware, and software) for monitoring of electrical machines by electrical signature analysis. His research focuses on electrical machines, data acquisition

systems, digital signal processing, and microcontrollers.



Erik Leandro Bonaldi received the B.S., M.Sc., and Ph.D. degrees from Itajuba Federal University (UNIFEI), Itajuba, Brazil, in 1999, 2002, and 2006, respectively, all in electrical engineering.

He is currently the CEO of PS Solutions, Itajuba. His research focuses on industrial electronic automation, predictive maintenance, artificial intelligence methodologies, and rough sets classifiers.