



Universidade Federal de Itajubá

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**Aplicação da Análise de Componentes
Principais (PCA) no Diagnóstico de Defeitos
em Rolamentos através da Assinatura
Elétrica de Motores de Indução**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica

Jonas Guedes Borges da Silva

Itajubá, fevereiro de 2008

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

Jonas Guedes 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 submetida ao Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Elétrica como parte dos
requisitos para obtenção do Título de Mestre em
Ciências em Engenharia Elétrica

Área de Concentração:
Sistemas Elétricos Industriais

Orientadores:
Prof. Dr. Germano Lambert-Torres
Prof. Dr. Luiz Eduardo Borges da Silva

fevereiro de 2008

Itajubá - MG

Agradecimentos

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

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

Aos colegas e amigos 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 profissional.

À minha mãe, irmãos, familiares e amigos, pela presença, incentivo e confiança em mim depositados.

Sumário

Agradecimentos	I
Sumário	II
Índice de Figuras	V
Índice de Tabelas.....	VII
Resumo.....	VIII
Abstract	IX
Capítulo 1	1
Introdução.....	1
1.1 Objetivos	2
1.2 Organização dessa Dissertação	2
Capítulo 2	3
Visão Geral da Manutenção	3
2.1 Estratégias de Manutenção.....	4
2.2 Técnicas Avançadas de Manutenção	6
2.3 O Conceito de Falha	7
2.4 Manutenção em Motores de Indução	8
2.4.1 Mancal.....	11
2.4.2 Estator	12
2.4.3 Rotor.....	14
2.4.4 Tecnologias envolvidas na Manutenção de Motores de Indução Trifásicos.....	16
Capítulo 3	20
Análise da Assinatura Elétrica	20
3.1 Introdução.....	20
3.1.1 Breve Histórico (Ibid [6])	21
3.2 Efeito das Falhas na Corrente Estatórica	23
3.2.1 Quebra de Barras	23
3.2.2 Excentricidade do Entreferro	25
3.2.3 Defeitos em Rolamentos.....	26
3.2.4 Efeitos da Carga.....	27
3.2.5 Avarias nos Enrolamentos do Estator	31
3.2.6 Qualidade de Energia	32
3.3 Técnicas e Métodos de Detecção de Falhas	34

3.3.1	Análise Espectral da Corrente do Estator (MCSA).....	34
3.3.2	Análise Espectral da Potência Instantânea (IPSA).....	37
3.3.3	Abordagem por Vetor de Park (EPVA)	39
3.3.4	Análise Wavelet.....	40
3.4	Considerações Finais	41
Capítulo 4		44
Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos		44
4.1	Introdução.....	44
4.2	Tipos de Defeitos.....	46
4.2.1	Defeitos Localizados	46
4.2.2	Defeitos Distribuídos	47
4.3	Análise de Vibrações	48
4.4	Análise da Corrente Estatórica	50
4.5	Considerações Finais	51
Capítulo 5		53
Análise de Componentes Principais		53
5.1	Breve Histórico (Ibid [36])	53
5.2	Definição de Componentes Principais	54
5.3	Derivação de Componentes Principais.....	56
5.4	PCA Baseado na Matriz de Correlação.....	58
5.5	Decomposição em Valores Singulares	60
5.6	Distribuições de Probabilidade para Componentes Principais	61
5.6.1	Estatística T-quadrado de Hotelling	62
5.6.2	Estatística Q.....	63
5.7	Considerações Finais	63
Capítulo 6		65
PCA no Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos.....		65
6.1	Introdução.....	65
6.2	PCA no Diagnóstico de Falhas	65
6.3	Metodologia de Diagnóstico	66
6.3.1	Resumo da Metodologia	67
6.4	Resultados Experimentais	68
6.4.1	Análise de Vibração	70
6.4.2	Análise da Assinatura Elétrica	74

6.4.3	Análise com Componentes Principais	85
6.5	Considerações Finais	90
Capítulo 7	91
Conclusões	91
7.1	Sugestões para Trabalhos Futuros	92
Referências Bibliográficas	93
Anexo	96

Índice de Figuras

Figura 2.1: Prática normal versus prática modelo de manutenção.	5
Figura 2.2: Aplicação de recursos de manutenção no Brasil.	5
Figura 2.3: Universo tecnológico de motores elétricos.	9
Figura 2.4: Partes constituintes de um motor de indução trifásico fabricado pela WEG.	10
Figura 2.5: Estatística de Falhas em Motores de Indução Trifásicos.	10
Figura 2.6: Estatística de Falhas no Estator de Motores de Indução Trifásicos.	12
Figura 2.7: Estator ligado em estrela destacando os possíveis modos de ocorrências de falha nos enrolamentos.	12
Figura 2.8: Estatísticas de falhas no rotor de Motores de Indução Trifásicos.	14
Figura 2.9: Dois tipos de excentricidade do entreferro: (a) estática e (b) dinâmica.....	15
Figura 3.1: Turbulência ao entorno da frequência fundamental no espectro da corrente de uma bomba em cavitação.	30
Figura 3.2: Tetraedro de Potências.	34
Figura 3.3: Etapas de um sistema de análise espectral da corrente.....	36
Figura 3.4: Sistema trifásico equilibrado (a) e desequilibrado (d), com seus respectivos círculo de park (b) (e) e espectro EPVA (c) (f).	41
Figura 3.5: Comparação entre as diversas técnicas de análise ESA e análise de vibração.	43
Figura 4.1: Partes componentes de um rolamento.	44
Figura 4.2: Redução da Vida Útil do Rolamento versus massa de desbalanceamento.	45
Figura 4.3: Dimensões envolvidas no cálculo das frequências de falha.	47
Figura 4.4: Processo de obtenção da análise espectral de envelope.	49
Figura 5.1: Gráfico dos valores de x_1 versus x_2 (a) e z_1 versus z_2	55
Figura 5.2: Variáveis x_1 e x_2 obtidas a partir do modelo PCA reduzido	64
Figura 5.3: Componentes principais obtidos de uma relação linear (a) e não-linear (b).....	64
Figura 6.1: Rolamentos modelo 6203-ZZ, utilizados no experimento:	68
Figura 6.2: Sinal de vibração no estado normal (a), estágio 1 (b) e estágio 2 (c).	71
Figura 6.3: Nível global de vibração nas amostras.	71
Figura 6.4: Conteúdo harmônico da componente relacionada à falha na pista externa nas amostras.....	72

Figura 6.5: Conteúdo Harmônico das modulações na componente relacionada à falha na pista externa nas amostras.....	72
Figura 6.6: Espectro de vibração após aplicação da técnica do envelope.....	73
Figura 6.7: Percentual de vida útil decorrida do rolamento de acordo com a análise de vibração.....	73
Figura 6.8: Corrente estatórica medida na Fase A no estado normal (a)(b), estágio 1 (c)(d) e estágio 2 (e)(f).	75
Figura 6.9: Principais componentes da rotação do eixo: 1º (a), 2º (b) e 3º (c) harmônicos da direita e conteúdo harmônico da componente na frequência de rotação do eixo (d).	75
Figura 6.10: Principais componentes da pista externa:	76
Figura 6.11: Conteúdo harmônico da rotação do eixo.	77
Figura 6.12: Segundo harmônico da direita da pista externa.	78
Figura 6.13: Círculo de Park para o estado normal (a), estágio 1 (b) e estágio 2 (c).	78
Figura 6.14: Principais harmônicos do padrão de rotação do eixo.....	79
Figura 6.15: Principais harmônicos do padrão da pista externa.....	80
Figura 6.16: Conteúdo harmônico da rotação do eixo (a) e da pista externa (b).	80
Figura 6.17: Potência ativa média (a) e tensão RMS de alimentação (b) nas amostras.	81
Figura 6.18: Principais componentes de rotação do eixo: 2º harmônico da direita (a) e conteúdo harmônico (b) do padrão demodulado; 1º harmônico da direita (c) e conteúdo harmônico (d) do padrão que modula a fundamental.	82
Figura 6.19: Principais componentes da pista externa: 1º harmônico da direita (a), 2º harmônico da esquerda (b) e conteúdo harmônico (c) do padrão demodulado; 2º harmônico da direita (d), 2º harmônico da esquerda (e) e conteúdo harmônico (f) do padrão que modula a fundamental.....	82
Figura 6.20: RMS (a) e desvio padrão (b) dos coeficientes do detalhe da janela 2 para todas as amostras.....	84
Figura 6.21: RMS (a) e desvio padrão (b) dos coeficientes do detalhe da janela 3 para todas as amostras.....	84
Figura 6.22: Estatística T^2 (a) e Q (b) para cada uma das amostras no estado normal.....	88
Figura 6.23: Estatística T^2 para cada uma das amostras do estágio 1 (a) e estágio 2 (b).	88
Figura 6.24: Contribuição de cada variável para Estatística T^2 das amostras no estágio 1	89
Figura 6.25: Contribuição de cada variável para Estatística T^2 das amostras no estágio 2	89
Figura 6.26: Média em cada estágio da Estatística T^2 e da Estatística Q.	90

Índice de Tabelas

Tabela 2.1*: Comparação entre as principais técnicas de diagnóstico em motores de indução.	19
Tabela 3.1: Carta de Severidade para Barras Quebradas.	24
Tabela 6.1: Dados de placa do motor utilizado.....	69
Tabela 6.2: Pseudo-freqüências associadas a cada janela da análise wavelet.	83
Tabela 6.3: Distribuição da variância nos componentes principais do modelo normal.	87
Tabela 6.4: Descrição das variáveis com maior contribuição na estatística T^2 das amostras do estágio 1 e 2.	87
Tabela 8.1: Variáveis extraídas da corrente estatórica.....	96
Tabela 8.2: Variáveis extraídas a partir da Análise da Corrente Estatórica (MCSA)	96
Tabela 8.3: Variáveis extraídas a partir da Análise da Corrente Estatórica Demodulada.....	96
Tabela 8.4: Variáveis extraídas a partir da Análise da Freqüência Instantânea da Corrente Estatórica.....	97
Tabela 8.5: Variáveis extraídas a partir da Análise do Módulo do Vetor de Park (EPVA).....	97
Tabela 8.6: Variáveis extraídas a partir da Análise da Potência Instantânea (IPSA).....	97
Tabela 8.7: Variáveis extraídas a partir da Análise Wavelet	98
Tabela 8.8: Lista das variáveis altamente correlacionadas dos dados de análise.....	98

Resumo

Este trabalho apresenta um estudo abrangente das técnicas de Análise da Assinatura Elétrica (ESA) aplicadas na detecção de defeitos em rolamentos de motores elétricos de indução. A Análise de Componentes Principais (PCA) é aplicada, com base em características extraídas dessas técnicas, com o objetivo de se criar um método mais sensível e eficaz de detecção de defeitos em rolamentos. As características utilizadas como entradas para o PCA são obtidas a partir das técnicas de ESA como Análise da Corrente Estatística (MCSA), Abordagem Estendida do Vetor de Park (EPVA), Análise da Potência Instantânea (IPSA), Análise Wavelet e Qualidade de Energia.

A metodologia proposta assume que um defeito, quando se propaga na máquina, causa mudanças em diversos parâmetros e características da máquina. Essas mudanças são consideradas pequenas em magnitude quando analisadas individualmente, mas juntas contabilizam por significativas variâncias nos dados, então detectadas e isoladas por PCA.

A metodologia foi testada usando um motor pequeno de 4 pólos em três diferentes condições: rolamento saudável, rolamento com furo de $\phi 2,3$ mm na pista externa e rolamento com furo de $\phi 2,8$ mm na pista externa. O furo é utilizado para simular um defeito no rolamento. Um modelo PCA foi criado com base nas amostras do rolamento saudável e sua validação foi feita com novas amostras obtidas nas três condições.

Os resultados mostram que o defeito na pista externa pôde ser detectado com eficiência utilizando as estatísticas T-quadrado e Q (com um limite de confiança de 95%). O modelo obtido foi capaz de classificar corretamente 99,8% das amostras testadas. A alta sensibilidade ao defeito apresentada pelo modelo sugere sua capacidade de detectar esse tipo de defeito em estágios mais incipientes, o que não é possível através das técnicas de ESA atuais.

Abstract

This project does a comprehensive study of Electrical Signature Analysis (ESA) techniques applied to the detection of bearing damage in electric induction motors. Principal Component Analysis (PCA) is applied, based on features extracted using these techniques, in order to create a more sensitive and effective method for bearing damage detection. The features used as input for PCA are obtained from ESA techniques such as Motor Current Signature Analysis (MCSA), Extended Park's Vector Approach (EPVA) and Instantaneous Power Signature Analysis (IPSA), Wavelet Analysis and Power Quality.

The proposed methodology assumes that a defect, as it propagates through the machine, causes changes in several parameters and features. These changes are considered small in magnitude when analyzed individually, but all together account for significant variances in data, which are detected and isolated by PCA.

The methodology was tested using a small 4-pole motor in three different conditions: healthy bearing, $\phi 2,3$ mm outer race bearing defect and $\phi 2,8$ mm outer race bearing defect. A PCA model was obtained based on healthy bearing samples and validated with unseen data (not used in training) from the three test conditions.

The result shows that a bearing damage in the outer race can be effectively detected using T-squared and Q statistics (with a 95% confidence limit). The obtained model was capable of correctly classifying 99,8% of tested samples. The high defect sensitivity presented by the model, suggests its capability of detecting this kind of defect at early stages, which is not possible using common ESA based techniques.

Capítulo 1

Introdução

Hoje há uma crescente necessidade de se detectar defeitos precoces no maquinário. Como a maioria das plantas industriais está concentrada na redução de custos e aumento da produção, uma quebra inesperada pode interromper a produção e causar altas perdas econômicas. Para evitar manutenção desnecessária e inesperada, o monitoramento do processo e do maquinário tem de ser confiável para que a condição real desses equipamentos seja determinada. Isso é alcançado através de técnicas que não causam interrupção ou distúrbio no processo durante a ação de monitoramento.

Para essas necessidades, algumas técnicas como Análise de Vibração e Análise da Assinatura Elétrica (ESA) são utilizadas. Ambas são capazes de monitorar o processo de forma não-invasiva e se utilizam de técnicas avançadas de processamento de sinais para a detecção, classificação e diagnóstico de falhas.

Esta dissertação se concentra nas técnicas de ESA aplicadas a motores elétricos de indução trifásicos. Estes motores exigem atenção especial porque são os mais utilizados na indústria e indispensáveis na maioria dos processos de produção. Nesse contexto, o diagnóstico de defeitos em rolamentos é de suma importância, pois estudos indicam que cerca de 40% de todas as falhas em máquinas se devem a problemas nestes elementos [1].

Como ESA envolve menores custos e não requer acesso direto ao motor, muitos trabalhos têm sugerido a aplicação desta técnica para detecção das mesmas falhas que a análise de vibração. Contudo, no âmbito de defeitos em rolamentos, a análise de vibração é comprovadamente superior devido a sua metodologia eficiente e sensibilidade aos efeitos do defeito. Sensibilidade que permite o diagnóstico em estágios incipientes do defeito.

Neste sentido, a Análise de Componentes Principais (PCA) figura como um meio de se obter a detecção eficaz de defeitos em rolamentos, devido a sua natureza multi-variável e estatística. Assim, as limitações da análise elétrica são compensadas com a utilização de um método mais abrangente de detecção, pois considera diversas e diferentes características para se obter o diagnóstico.

Neste trabalho, as metodologias conhecidas de diagnóstico de defeitos em rolamentos da análise de vibração e análise elétrica são verificadas em um experimento controlado. Com base nesses resultados, a metodologia proposta é verificada em um experimento controlado. O experimento envolve um motor de pequeno porte acoplado a um ventilador (instalação muito comum em indústrias) e que apresenta diferentes níveis de severidade de defeito em um de seus rolamentos.

1.1 OBJETIVOS

O principal objetivo dessa dissertação é determinar, através da análise de componentes principais, uma metodologia de diagnóstico de defeitos em rolamentos através de análise de sinais elétricos de motores de indução.

Para isso, as técnicas e metodologias conhecidas são revisadas e verificadas na prática. Tais técnicas servirão de base para um modelo multi-variável baseado em componentes principais. Espera-se que este modelo seja capaz de detectar variâncias que se relacionam diretamente ao defeito estudado. Desta forma, a projeção no modelo de todas as características elétricas do motor (obtidas com ESA) servirá como um meio abrangente e eficaz de diagnóstico, quando comparado às técnicas e metodologias atuais. Como o modelo inclui diversas características, obtidas de diferentes padrões e domínios, espera-se maior sensibilidade aos efeitos do defeito e, conseqüentemente, diminuir o tempo necessário para a detecção do mesmo.

1.2 ORGANIZAÇÃO DESSA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação está organizada em sete capítulos. Uma breve descrição de cada um é fornecida a seguir.

- **Capítulo 1:** Introdução ao trabalho e ao tema, com destaque aos principais pontos a serem abordados no restante do trabalho;
- **Capítulo 2:** Introduz o tema Manutenção, com foco em motores de indução, e apresenta as principais metodologias e técnicas de manutenção;
- **Capítulo 3:** Apresentação teórica da Análise da Assinatura Elétrica. Primeiramente, os efeitos das falhas nas características elétricas são detalhados. Em seguida, são apresentados os principais métodos e técnicas de análise dessas características;
- **Capítulo 4:** Apresenta os principais tipos de defeitos em rolamentos e os seus respectivos padrões de detecção;
- **Capítulo 5:** Apresenta e detalha a Análise de Componentes Principais com foco na sua definição formal e utilização;
- **Capítulo 6:** Propõe uma metodologia baseada em PCA para detecção de defeitos em rolamentos. Apresenta também resultados experimentais da aplicação de um modelo PCA, bem como das técnicas ESA, para o diagnóstico de defeitos em rolamentos;
- **Capítulo 7:** Conclui o trabalho e discute trabalhos futuros no assunto.

Capítulo 2

Visão Geral da Manutenção

O termo manutenção é entendido como a ação de reparar ou executar serviços em equipamentos e sistemas. Tais ações têm o único objetivo de garantir que os equipamentos continuem a executar as atividades a que lhe são atribuídas.

Antigamente, quando a indústria ainda era pouco mecanizada, a atividade de manutenção se resumia apenas aos reparos efetuados após a quebra de algum equipamento. Nessa época, a maioria dos equipamentos era simples e superdimensionada.

A partir da década de 1940, houve um aumento da mecanização e complexidade das instalações industriais. Com a produção em larga escala, devida aos esforços de guerra, houve ainda mais a necessidade de se ter uma maior disponibilidade e confiabilidade dos equipamentos. Nesta época surgiu uma modalidade de manutenção chamada preventiva, onde a substituição de equipamentos e peças era feita antes de uma possível quebra, com base no tempo de vida esperado dos mesmos.

Em meados da década de 1970, tem-se o início da economia de mercado, caracterizada pela maior competitividade econômica, as indústrias começaram a se preocupar com lucratividade: busca de maiores ganhos através do aumento da produção, minimização de custos, minimização de perdas. Desta forma, surgiu a necessidade de uma manutenção onde possíveis falhas pudessem ser identificadas antes de causarem paradas da produção. Tal modelo, chamado manutenção preditiva, se baseia no monitoramento sistemático de parâmetros de condição ou desempenho de um processo ou equipamento. Com base nisso, é possível antever uma possível quebra ou parada e fazer o devido planejamento das ações pertinentes.

Hoje, o conceito de manutenção é ainda mais abrangente, pois tem o objetivo de diminuir a ocorrência de falhas nos equipamentos e aumentar a sua disponibilidade através da redução das chances de ocorrerem falhas de operação. Isso é obtido com a determinação clara dos requisitos de confiabilidade, segurança, preservação do meio-ambiente e custos associados ao equipamento. Ainda, as empresas estão orientando seus processos para *Lean Manufacturing*, que prega a redução de estoques e torna a confiabilidade no maquinário mais importante. Como consequência, falhas nos processos e no maquinário geram maior perda econômica.

2.1 ESTRATÉGIAS DE MANUTENÇÃO

Como visto acima, as técnicas de manutenção tem evoluído de acordo com as necessidades de produção das indústrias. Hoje, a necessidade de manutenção demandada por um equipamento depende diretamente de sua correta especificação, além da determinação exata de sua função. Sabendo disso, é possível determinar o método mais eficaz e de menor custo a ser utilizado na manutenção desse equipamento.

As atividades, ou estratégias, de manutenção podem ser classificadas em quatro grupos: manutenção corretiva, manutenção preventiva, manutenção preditiva e manutenção proativa. Uma breve definição de cada grupo, bem como algumas de suas características, será apresentada a seguir:

- A. **Manutenção Corretiva:** é a forma mais primária de manutenção, pois só é realizada após a ocorrência do defeito e pode envolver grandes perdas. Além do custo envolvido na correção, a falta de disponibilidade do equipamento para uso acarreta em possível perda de produtos e parada de todo o processo. Por fim, uma quebra não esperada pode representar risco à segurança.
- B. **Manutenção Preventiva:** também chamada de periódica, é baseada numa agenda de uso ou tempo de vida do equipamento. Sua vantagem está no fato de prevenir falhas, mas envolve a parada do equipamento. Mesmo que feita com critério, peças ou equipamentos ainda podem falhar antes ou depois do tempo previsto. No primeiro caso, uma falha não é evitada e, no segundo, há o custo de manutenção feita desnecessariamente. Além dos custos envolvidos na parada do processo, há custos fixos associados à mão-de-obra, estoque de peças e equipamentos. Ainda existe a possibilidade de danos no equipamento durante sua manutenção. Quando esta modalidade é aplicada a sistemas críticos, onde é feita troca de uma peça ou equipamento rigorosamente após o seu tempo previsto (independente da sua condição), dá-se o nome de **Manutenção Sistemática**.
- C. **Manutenção Preditiva:** nesta modalidade, técnicas de monitoramento e análise que visam a reconhecer o desenvolvimento de falhas ainda em um estado inicial são aplicadas ao equipamento e, portanto, reduzem perdas com reparos desnecessários e paradas não programadas. Este tipo de manutenção envolve técnicas não-invasivas de monitoramento e utiliza tecnologias como: análise de vibração, termografia, análise da corrente elétrica, análise de filme óleo, e análise da tendência de crescimento de parâmetros como temperatura, pressão, etc.
- D. **Manutenção Proativa:** esta manutenção é dita proativa porque se preocupa em identificar e remover a causa das falhas. Para isso utiliza técnicas que analisam o equipamento e o processo. Técnicas de instalação de equipamentos, alinhamento e balanceamento de motores e cargas, redesenho de máquinas e processos são alguns exemplos das tecnologias empregadas.

No cenário mundial, a manutenção corretiva ainda representa 50% do total praticado (veja a Figura 2.1), apesar de suas desvantagens. Em países de primeiro mundo, as empresas estão mais concentradas nas práticas de manutenção preditiva, contudo a maioria ainda faz manutenção corretiva. No Brasil, apesar dos números serem melhores, a manutenção corretiva e preventiva ainda representa em torno de 60% das práticas na indústria (veja a Figura 2.2), sendo que ambas deveriam representar 25%, de acordo com práticas modelo. Apesar de o custo anual ser reduzido, a aplicação de técnicas avançadas de manutenção ainda exige investimento em equipamentos e treinamento de pessoal. Acredita-se que este fato é a principal causa do alto uso de manutenção corretiva e preventiva no mundo todo.

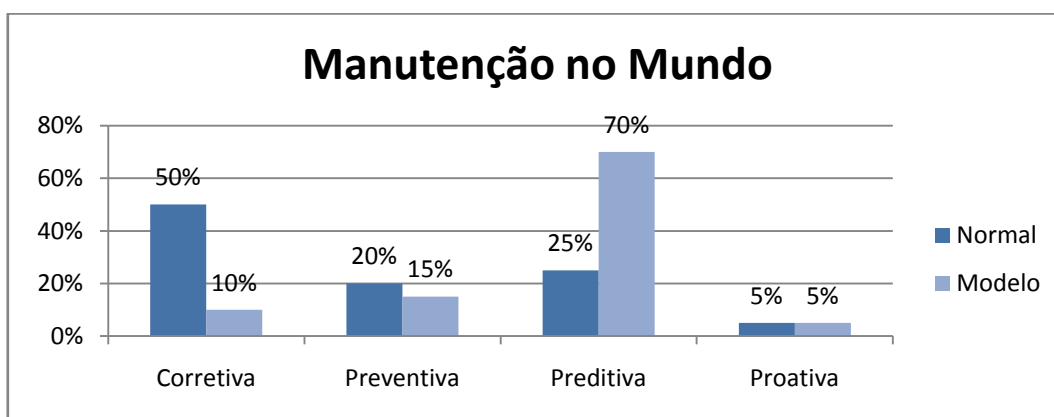


Figura 2.1: Prática normal versus prática modelo de manutenção.

Fonte: Manutenção - Função Estratégica [2].

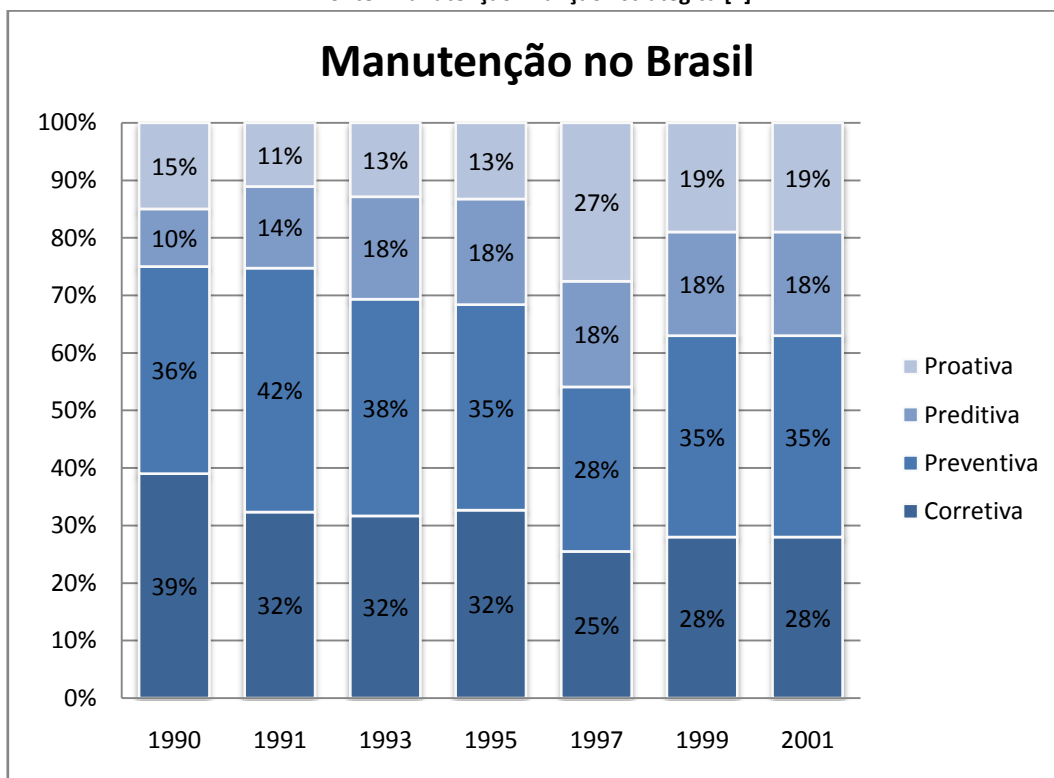


Figura 2.2: Aplicação de recursos de manutenção no Brasil.

Fonte: Associação Brasileira de Manutenção (ABRAMAN) [1].

2.2 TÉCNICAS AVANÇADAS DE MANUTENÇÃO

Com o surgimento de plantas maiores e mais complexas, há maior dificuldade (ou impossibilidade) de controle humano e maior necessidade de operadores automáticos e sistemas de monitoramento de falhas. Neste cenário, reparos são muito custosos e os requisitos de qualidade do produto são altos, não permitindo desvios. Assim, a utilização de tecnologias mais avançadas de manutenção se faz necessária.

As diversas técnicas disponíveis, em âmbito acadêmico ou industrial, podem ser classificadas da seguinte forma:

- A. **Monitoramento da Condição:** esta abordagem tem objetivo de identificar e monitorar falhas, antes delas ocorrerem. Assim, é possível evitar eventos catastróficos, aumentar a disponibilidade do equipamento e planejar atividades de manutenção de forma ótima. Essas técnicas têm foco no estado operacional do equipamento e envolvem sistemas automáticos ou de auxílio ao operador.
- B. **Manutenção Centrada na Confiabilidade**¹: é um processo usado para determinar os requisitos de manutenção de qualquer equipamento no seu contexto de operação. Para isso é necessário identificar as funções dos componentes, componentes críticos, falhas funcionais, modos de falhas, efeitos das falhas e ações apropriadas de manutenção. Desta forma é possível garantir a operação de um equipamento dentro de certos requisitos de confiabilidade previamente determinados.
- C. **Sistemas Baseados em Modelos:** dependem de um modelo matemático do sistema. E envolvem métodos analíticos de redundância ou métodos de estimação de parâmetros. Em geral possuem pouca robustez a não-linearidades, mudanças sazonais ou degradações naturais da planta.
- D. **Sistemas Não Baseados em Modelos:** envolvem as demais tecnologias, incluindo: técnicas estatísticas e de teste de hipóteses; verificação de limites e cartas de controle; análise de ruído e assinaturas (vibração, corrente, etc.).

A aplicação da maioria das técnicas listadas acima é orientada a sistemas automáticos de medição, análise e diagnóstico. Tais sistemas envolvem, quando necessário, algum envolvimento de operadores ou especialistas. Neste contexto, um sistema de monitoramento de falhas deve detectar a presença e a causa de falhas², em seguida determinar suas severidades e então emitir algum tipo de alerta ou ação de correção.

¹ De acordo com o IEEE, confiabilidade é a habilidade de um sistema ou componente de executar suas funções requeridas de acordo com condições estabelecidas por um período de tempo especificado.

² Caracteriza os chamados sistemas FDI (*Fault Detection and Isolation Systems*). Uma característica importante destes tipos de sistemas é a sua capacidade de não só detectar, mas também identificar (ou isolar) a causa, mesmo na presença de múltiplas falhas.

O grau de confiabilidade que um sistema de monitoramento automático introduz em um equipamento ou processo depende dos seguintes parâmetros [3]:

- Número falhas não detectadas (falsos negativos);
- Número falsos alarmes de falhas (falsos positivos);
- Tempo entre a ocorrência da falha e a sua detecção;
- Exata estimação dos parâmetros da falha (localização, severidade e tempo de ocorrência);
- Sensibilidade a diferentes tipos de falhas.

Assim, do ponto de vista da manutenção, este tipo de sistema trás um aumento na habilidade de se completar uma tarefa de manutenção com sucesso e no tempo previsto (confiabilidade); e aumento na facilidade e segurança ao se executar reparos (manutenabilidade).

2.3 O CONCEITO DE FALHA

Antes de prosseguir, é importante definir corretamente o significado de falha. Na área de manutenção, este termo é amplamente utilizado e representa os desvios, mau funcionamentos e defeitos que sejam uma ameaça à confiabilidade do processo e que requerem uma ação de manutenção. Os principais tipos de falhas em processos são:

- Falhas nos componentes do sistema;
- Falhas na alimentação;
- Distúrbios ambientais;
- Erros de operação humana;
- Erros de manutenção;
- Falha dos sistemas de controle.

Formalmente, as ameaças à confiabilidade são as faltas, os erros e as falhas. Estes termos são definidos a seguir:

- Falta é a **operação incorreta**, caracterizada por um desvio anormal de pelo menos uma das propriedades ou parâmetros característicos do sistema, uma vez definido seu comportamento aceitável.
- Erro é uma **discrepância entre um valor assumido e o seu valor medido**, estimado ou previsto. Com a presença das faltas, surgem erros (ou desvios) mensuráveis que são utilizados na detecção das faltas. Erros podem ser aditivos ou multiplicativos.
- Falha, defeito, ou avaria, é a **perda permanente da habilidade de um sistema de operar normalmente**, devido à presença de uma falta.

Nota-se que a falta é caracterizada como uma mudança que não é diretamente percebida, enquanto que o erro é a medição em consequência dessa falta.

Na prática, o termo falha é o mais utilizado no contexto de manutenção (inclusive no decorrer dessa dissertação) e pode ter vários significados. De forma geral, o termo implica que uma peça, equipamento ou processo:

1. Ficou completamente inoperante (quebra);
2. Ainda está operante, mas é incapaz de executar suas funções satisfatoriamente;
3. Ou está seriamente deteriorado, sendo não-confiável ou inseguro para o uso.

2.4 MANUTENÇÃO EM MOTORES DE INDUÇÃO

O motor de indução trifásico é o motor elétrico mais utilizado hoje na indústria; mais de 90% de todos os motores usados no mundo são motores de indução trifásicos. Isto se deve principalmente à sua robustez, rendimento aceitável e baixo custo. Ainda, com o advento de sistemas de controle de velocidade e torque aplicados a este tipo de motor, é comum sua utilização em processos críticos ou de grande importância para a planta, área antes dominada por motores de corrente contínua. A Figura 2.3 destaca, no universo de motores elétricos, onde o motor de indução trifásico se encontra.

Um motor de indução é composto basicamente de duas partes: o estator e o rotor. O estator constitui a parte estática e o rotor a parte móvel. O estator é composto de chapas finas de aço magnético, em formato de um anel com ranhuras internas, onde estão alojados os enrolamentos. O rotor também é composto de chapas finas de aço magnético e com os enrolamentos alojados longitudinalmente. A Figura 2.4 ilustra as peças que compõe um motor de indução trifásico do tipo gaiola de esquilo, incluindo a carcaça (que serve de base ao motor e onde o estator está alojado), mancal de rolamentos (suporte ao rotor) e sistema de ventilação. O espaço entre o estator e o rotor é denominado entreferro.

Devido às tensões alternadas aplicadas nos enrolamentos distribuídos no estator, surge um campo magnético resultante girante e de amplitude constante. A frequência deste campo girante é proporcional à frequência de alimentação e inversamente proporcional ao número de pólos. Este campo girante induz uma corrente nos enrolamentos do rotor. Esta corrente, por sua vez produz um campo magnético que tentará se alinhar com o campo magnético girante do estator, produzindo torque e fazendo o rotor girar.

Antes de prosseguirmos às tecnologias de manutenção aplicadas a motores de indução, faz-se necessário o estudo das principais causas de falhas apresentadas por este tipo de motor.

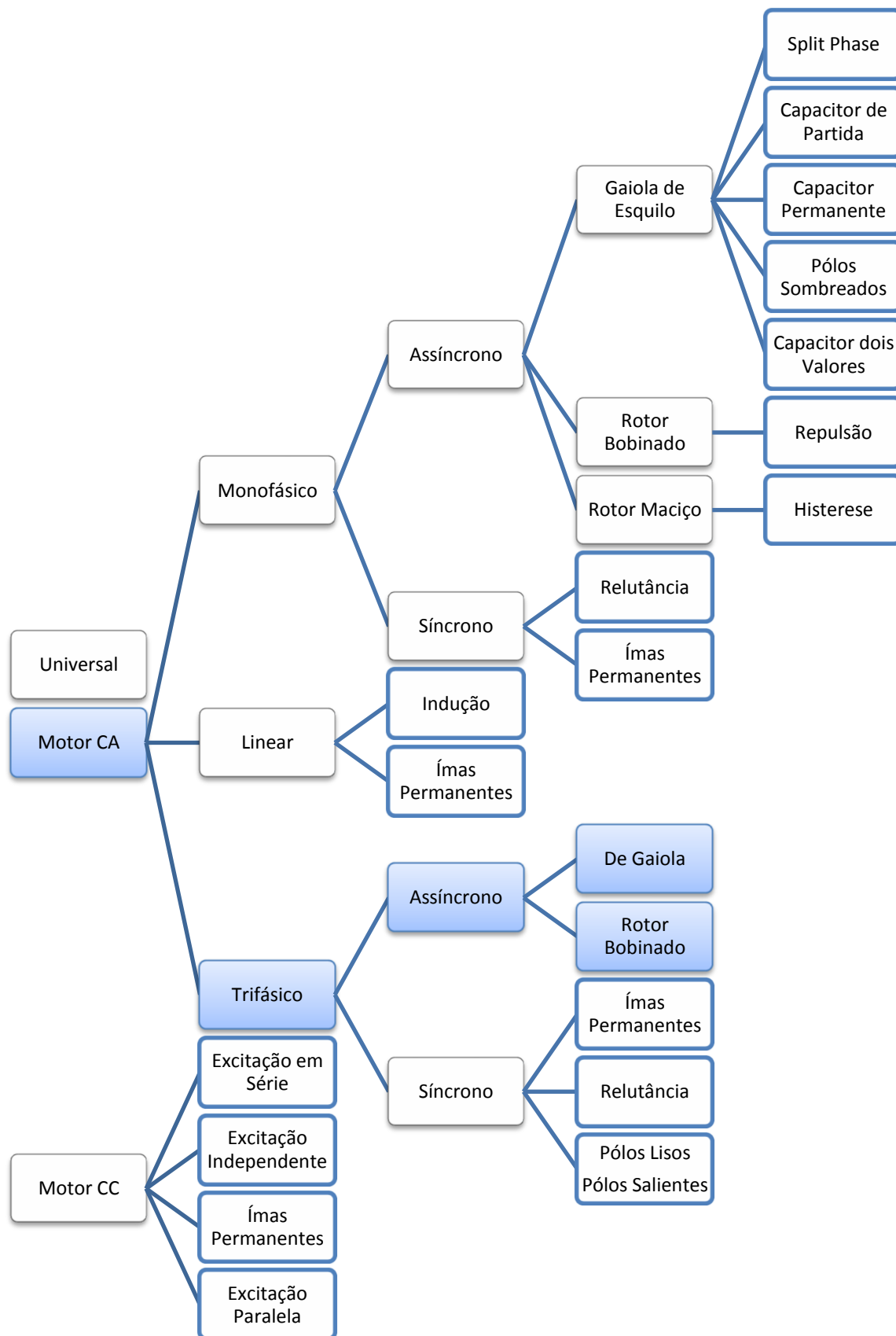


Figura 2.3: Universo tecnológico de motores elétricos.

Fonte: Catálogo WEG [4].

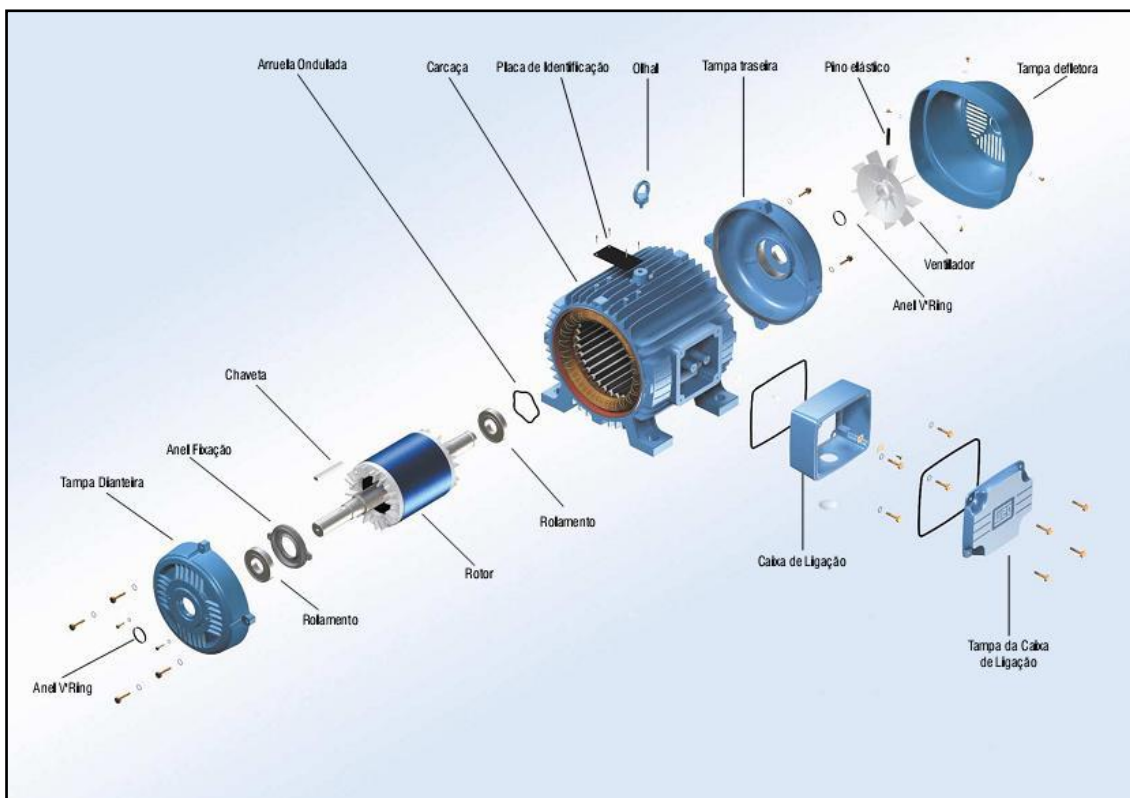


Figura 2.4: Partes constituintes de um motor de indução trifásico fabricado pela WEG.

Fonte: Catálogo WEG [4].

Um estudo publicado pela Associação Brasileira de Manutenção (ABRAMAN) [1] em 2001 (Figura 2.5) identifica o percentual associado aos principais componentes do motor, no total de falhas registradas na indústria. Esta visão nos faz entender quais as partes mais susceptíveis a falhas e que, portanto, merecem maior atenção pela equipe de manutenção. Assim, vemos que as falhas relativas ao mancal e aos enrolamentos estatóricos representam juntos 78% do total registrado, enquanto as relativas ao rotor representam aproximadamente 10% desse valor. O restante abrange um conjunto diversificado de manifestações.

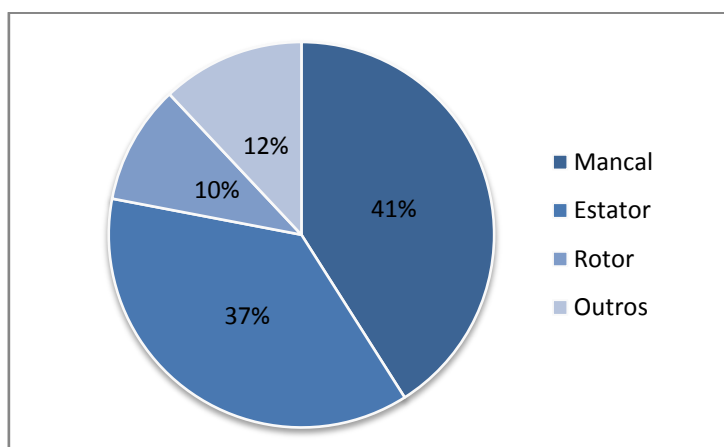


Figura 2.5: Estatística de Falhas em Motores de Indução Trifásicos.

Fonte: Associação Brasileira de Manutenção [1].

A seguir, serão apresentados os principais tipos de falhas presentes no motor de indução. Eles estão organizados de acordo com as áreas identificadas na Figura 2.5.

2.4.1 MANCAL

A causa da maior parte das avarias no mancal, cuja função é sustentar o rotor, é de natureza mecânica. Os mancais de rolamentos configuram a maior parte dos mancais de máquinas elétricas rotativas.

Diversas são as causas de falhas em rolamentos. Além do processo normal de falha, isto é, o aparecimento de pequenas fissuras abaixo da superfície das pistas e elementos rolantes [5], existem outras condições que contribuem para a redução do tempo de vida do rolamento. As principais causas externas são:

- **Contaminação:** o processo de contaminação se dá através de pequenas partículas de natureza abrasiva e dureza variável que freqüentemente contaminam a lubrificação do enrolamento, causando ações de *pitting*³ e *sanding*⁴;
- **Corrosão:** o processo de corrosão é iniciado pela presença de água, ácido, lubrificação deteriorada, etc. Com o avanço do processo de corrosão, partículas são expelidas resultando na mesma ação abrasiva da contaminação;
- **Lubrificação imprópria:** lubrificar em falta ou em excesso faz com que os elementos rolantes não girem corretamente no filme de óleo, causando aquecimento. Esse aquecimento deteriora a graxa, diminuindo a lubrificação e acelerando o processo de falha;
- **Problemas na instalação:** as falhas originadas por instalação imprópria são causadas por forçar o rolamento contra o eixo ou contra a carcaça, resultando em danos físicos ao rolamento. Outros problemas comuns gerados por instalações incorretas são: desalinhamento, deflexão do eixo, empeno da pista interna e empeno da pista externa.

A passagem de corrente elétrica através do mancal, devido ao aparecimento de tensões induzidas no eixo, também é uma causa de falha no mesmo. Assimetrias no circuito magnético (por excentricidade ou defeito de fabricação) e distribuições assimétricas de corrente no estator (por alimentação desequilibrada, curto entre espiras ou barras quebradas) são as principais causas do surgimento dessas tensões que, quando excedem a tensão de isolamento da película do lubrificante dos rolamentos, resultam em um arco elétrico. Como consequência, tem-se a degradação do lubrificante, formação de crateras ou estrias na superfície dos rolamentos e produção de partículas metálicas [6]. Um estudo mais detalhado dos efeitos dessas falhas será visto no capítulo 4.

³ Tipo de desgaste caracterizado pela presença de cavidades superficiais, provocado por fadiga, adesão local e cavitação.

⁴ Ação de lixamento das superfícies rolantes.

2.4.2 ESTATOR

As avarias relativas ao estator representam 37% do total de avarias em motores de indução, sendo que a maior parte encontra-se associada aos enrolamentos. Falhas no núcleo ferromagnético é um acontecimento menos freqüente. O estudo apresentado na Figura 2.6 mostra que, dentre as principais causas de falhas nos enrolamentos, a quebra mecânica representa 41% do percentual total e falhas de natureza elétrica contabilizam 35% do total.

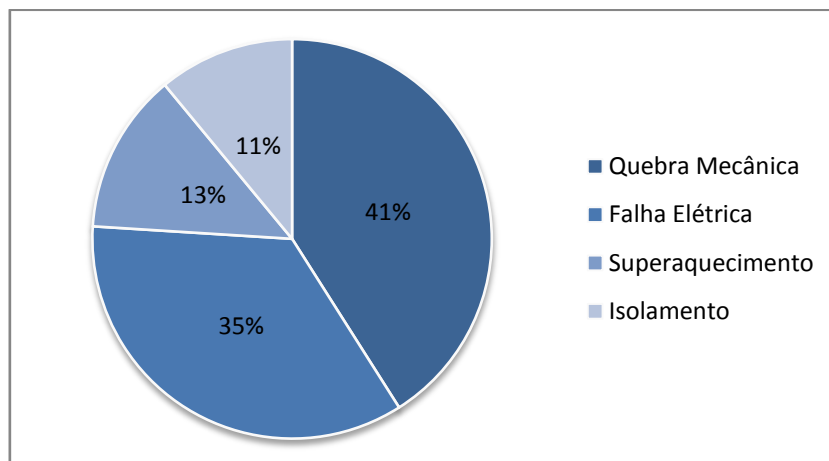


Figura 2.6: Estatística de Falhas no Estator de Motores de Indução Trifásicos.

Fonte: IEEE [6].

Os enrolamentos do estator estão sujeitos à ação de fadiga de natureza térmica, elétrica, mecânica e ambiental. Nestas ações de fadiga, as dimensões e características nominais do motor, além das condições de operação, determinam a rapidez de evolução da degradação do isolamento e conseqüentemente o aparecimento de avarias nos enrolamentos. Tais avarias são de caráter puramente elétrico e se apresentam de diversas formas, conforme ilustrado na Figura 2.7.

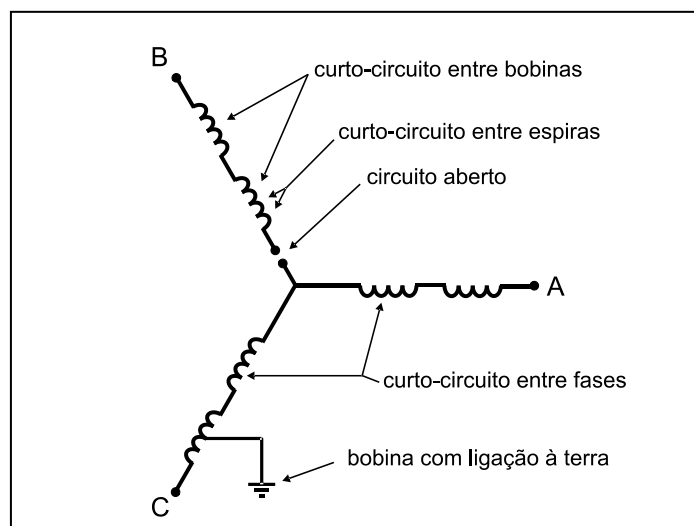


Figura 2.7: Estator ligado em estrela destacando os possíveis modos de ocorrências de falha nos enrolamentos.

Fonte: IEEE [6].

As principais causas de falhas no estator são:

- **Alimentação Desequilibrada:** induz altas temperaturas no interior dos motores, diminuindo a vida útil do isolamento e provocando danos aos enrolamentos;
- **Partida direta e operação em sobrecarga:** partidas diretas podem induzir correntes de 4 a 10 vezes a corrente nominal, além de esforços mecânicos nas bobinas. Portanto, a presença de altas correntes nos enrolamentos do estator, seja por partida direta ou sobrecarga, pode comprometer o isolamento dos enrolamentos. Já esforços mecânicos na bobina, podem causar danos ao isolamento ou fraturas nos condutores das mesmas;
- **Sobretensão na alimentação:** seja por descargas atmosféricas ou funcionamento de diversos equipamentos de proteção nos circuitos de alimentação, o aparecimento de sobretensão pode ameaçar a integridade do isolamento dos enrolamentos;
- **Esforços mecânicos:** presença de peças soltas no interior do motor (especialmente em giro), vibrações mecânicas e contato do rotor com o estator (excentricidade ou barras quebradas) podem danificar os enrolamentos;
- **Agentes ambientais:** degradação decorrente da contaminação por umidade, óleo, areia, etc. Ainda pode ser devido à acumulação de poeira, ferrugem ou resíduos diversos e ação corrosiva de produtos químicos;
- **Descargas parciais:** presentes em um motor cujo isolamento já está em processo de degradação, as descargas parciais aceleram o processo e são consideradas como um indicador da degradação do isolamento;
- **Envelhecimento:** degradação natural do material utilizado no isolamento dos enrolamentos.

O agravamento das falhas presentes nos enrolamentos pode levar a três tipos de queima nos enrolamentos [1]:

- Queima simétrica pelo sobreaquecimento de todas as fases;
- Queima assimétrica por *single-phasing*;
- Queima não-simétrica por um enrolamento aterrado.

2.4.3 ROTOR

ROTOR TIPO GAIOLA DE ESQUILO

Das possíveis avarias no rotor, destaca-se o desenvolvimento de fraturas nas barras rotóricas, particularmente na região dos anéis de curto. Este tipo de falha representa 35% do total de falhas no rotor, conforme ilustra a Figura 2.8. As principais causas de quebra de barras são:

- Esforços térmicos;
- Esforços mecânicos;
- Cargas pulsantes;
- Imperfeições processo de manufatura da gaiola;
- *Unbalanced Magnetic Pull* (UMP) no rotor;
- Partidas repetitivas.

A quebra de barras em si não causa falha imediata do motor, contudo à medida que a severidade aumenta, a barra quebrada pode se levantar da ranhura (dependendo do seu design) e causar faíscamento ou danos ao núcleo do estator e aos enrolamentos.

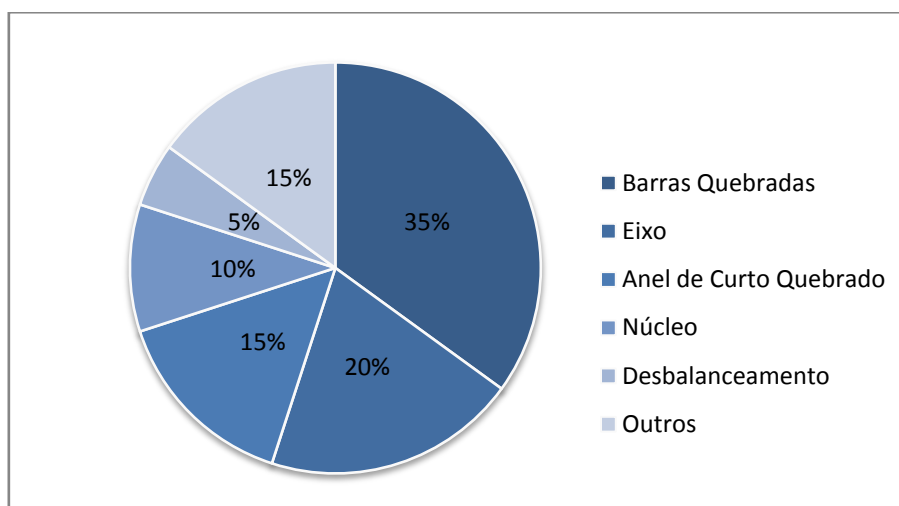


Figura 2.8: Estatísticas de falhas no rotor de Motores de Indução Trifásicos.

Fonte: ABRAMAN (2001).

ROTOR BOBINADO

Se o rotor for bobinado, seu circuito é formado por enrolamentos semelhantes ao estator, alojados em ranhuras existentes no núcleo. Os terminais desses enrolamentos são acessíveis externamente com anéis coletores, permitindo assim o controle do comportamento do motor através de resistências externas escolhidas. Neste caso, os enrolamentos do rotor estão sujeitos aos mesmos efeitos de degradação do isolamento vistos anteriormente para enrolamentos do estator, além dos esforços mecânicos em decorrência da sua rotação.

EXCENTRICIDADE

Presente em ambos os tipos de rotor, a excentricidade do entreferro é resultado do surgimento de uma região de *airgap* mínimo e outra de *airgap* máximo. Na Figura 2.9, estas duas regiões são evidenciadas e fica claro que, na presença de uma excentricidade, o centro

geométrico do estator (O_s) não coincide com o centro geométrico do rotor (O_r). Como conseqüência deste efeito, podemos citar:

- Desequilíbrio das forças radiais no entreferro (*Unbalanced Magnetic Pull*);
- Passagem de corrente elétrica através do mancal;
- Vibrações;
- Ruído.

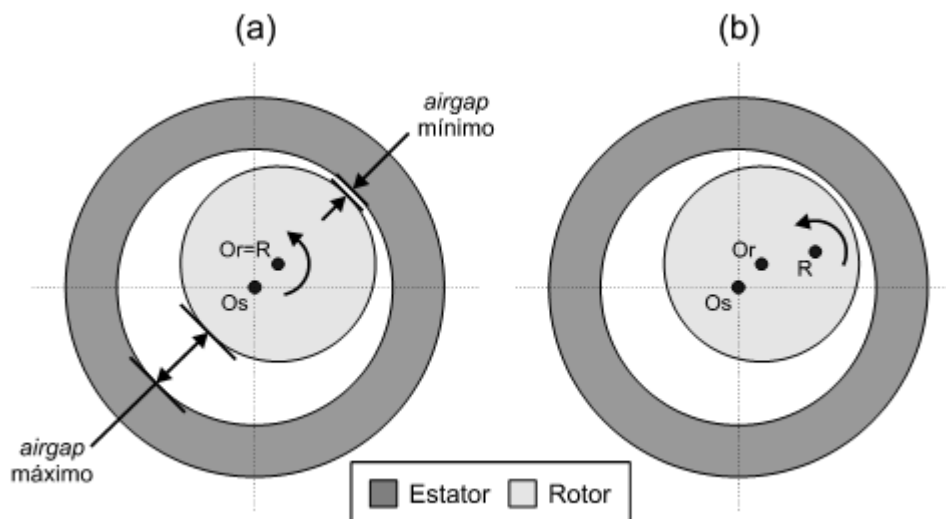


Figura 2.9: Dois tipos de excentricidade do entreferro: (a) estática e (b) dinâmica.

Há dois tipos de excentricidade: a **estática** e a **dinâmica**. A primeira é causada por um desalinhamento ou núcleo oval do estator e a posição do *airgap* mínimo é fixa no espaço. No segundo, a posição do *airgap* mínimo gira junto com o rotor em função de um desbalanceamento do rotor ou da carga, um empeno térmico do rotor ou defeito no rolamento.

De acordo com a Figura 2.9, na excentricidade estática o centro de giro do rotor (R) coincide com o seu centro geométrico (O_r), o que não acontece na excentricidade dinâmica. Na prática, a excentricidade dinâmica representa uma modulação do entreferro na frequência de giro do rotor.

As causas mais comuns de excentricidade são imperfeições no processo de manufatura, rotor e eixo não concêntricos, núcleo do estator oval e empeno térmico do rotor.

AVARIAS NO EIXO

Defeitos no eixo, decorrentes de esforços mecânicos (como fraturas e empenos), representam 20% do total de falhas no rotor. Tais esforços são consideráveis em regimes transitórios e resultam do regime de operação imposto pela carga e pela alimentação.

2.4.4 TECNOLOGIAS ENVOLVIDAS NA MANUTENÇÃO DE MOTORES DE INDUÇÃO TRIFÁSICOS

Dado o fato de que o motor de indução é amplamente utilizado, questões relativas à sua manutenção têm recebido muita atenção por parte de pesquisadores, de utilizadores e dos próprios fabricantes. No contexto das práticas modernas de manutenção, estas questões estão ligadas ao desenvolvimento de métodos de monitoramento da condição e diagnóstico de falhas, com ênfase principalmente em técnicas remotas, não intrusivas e sem a interrupção de sua operação.

Com base no procedimento de aplicação, os métodos de diagnóstico de falhas podem ser classificados em *off-line* e *on-line*⁵. O primeiro implica operações efetuadas com a máquina fora de operação, para que partes (ou condições) antes não disponíveis possam ser acessadas. Já o segundo, proporciona a obtenção do diagnóstico com o motor em plena operação e, portanto, é mais desejável.

Qualquer diagnóstico depende da leitura das saídas (e entradas quando necessário) desse sistema. No caso do motor, essas saídas podem ser de natureza diversa. Antigamente, a identificação de falhas era feita por um operador experiente que, acostumado com as características de operação, identificava mudanças (ruído, temperatura, etc.) através de seus sentidos. Hoje, através medidores e sensores apropriados, existem diversos métodos de diagnóstico baseados nas diversas grandezas do motor, como:

- Corrente elétrica;
- Fluxo magnético;
- Vibrações;
- Ondas acústicas;
- Temperatura;
- Fluidos de refrigeração ou lubrificação.

A análise dessas medidas e da forma como elas se alteram no decorrer da vida útil do motor, constitui o princípio básico de diagnóstico de falhas, ou seja, comparando-se as características atuais com as mesmas características conhecidas do motor saudável em operação normal. A extração de parâmetros e características para o diagnóstico pode envolver:

- Análise temporal;
- Análise espectral;
- Análise wavelet;
- Análise com base em modelos;
- Análise estatística.

Com o advento de sistemas de coleta de dados e de sistemas computacionais capazes de executar métodos matemáticos de processamento de sinais e algoritmos de identificação

⁵ Tal termo é erroneamente utilizado para caracterizar sistemas remotos e automáticos de medição e análise de equipamentos.

de padrões, a aplicação das análises teve grande impulso. Inicialmente, na obtenção de sistemas de auxílio ao diagnóstico e, mais recentemente, na obtenção de sistemas automáticos de diagnóstico.

No diagnóstico de falhas em motores de indução, as técnicas de monitoramento da condição mais utilizadas são:

TÉCNICAS OFF-LINE:

- A. **Teste de Alto Potencial:** uma alta tensão de caráter contínuo é aplicada aos enrolamentos com o objetivo de se avaliar o isolamento entre os enrolamentos e o terra. Este teste é potencialmente destrutivo.
- B. **Teste de Isolamento:** uma pequena tensão de caráter contínuo é aplicada entre os enrolamentos e o terra. A corrente de fuga é então medida e convertida em uma medida de impedância em Ohms.
- C. **Teste de Resistência:** através de um medidor de resistência, medidas entre os enrolamentos do estator são feitas com o intuito de se identificar perda ou quebra de conexões, bem como problemas em estágio avançado nos enrolamentos.
- D. **Análise do Circuito do Motor (MCA):** através da leitura de medidas de impedância, ângulo de fase, corrente, resposta em frequência, etc., avalia-se as conexões, cabos, rotor, entreferro e isolamento. Permite a detecção de falhas elétricas incipientes.

TÉCNICAS ON-LINE:

- A. **Análise de Vibração:** provê medidas de níveis globais e análise espectral das vibrações no motor através de um acelerômetro. Mais antiga e difundida no meio industrial, esta técnica requer conhecimento das características do sistema em teste e é utilizada na identificação da presença e severidade de falhas de origem mecânica no motor, rolamentos e em todo o conjunto eletromecânico. Também, provê alguma informação de problemas elétricos e problemas no rotor.
- B. **Análise Termográfica (Termografia):** devido à introdução de câmeras fotográficas de infravermelho, é possível obter mapas de temperatura do motor e dos equipamentos a ele associado. É excelente para a detecção de mau contato em conectores e demais falhas elétricas, além de apresentar boa capacidade de identificação de falhas mecânicas e de fadiga de materiais.
- C. **Análise Acústica:** através da análise de ruído de baixa e alta frequência, detecta diversos problemas elétricos e mecânicos já em estágio avançado de falha. Depende também de conhecimento das características do sistema em teste.
- D. **Medidas Elétricas:** com medidas de corrente e tensão, tem-se informações limitadas da condição de operação do motor e de sua alimentação.

- E. **Análise da Assinatura Elétrica (ESA):** mais recente, envolve técnicas espectrais baseadas na análise da corrente (envolvendo ou não a tensão de alimentação). Utiliza o motor como transdutor para detectar a presença e severidade falhas elétricas e mecânicas em boa parte do conjunto eletromecânico, especialmente no rotor. Requer informações do sistema em teste e, numa análise avançada, informações construtivas do motor como número de barras rotóricas e ranhuras do estator.


















































Nota-se que em todas as técnicas *on-line* vistas acima, as grandezas medidas variam com a carga. Isso implica que a qualidade dos resultados depende de condições constantes de carga e medições efetuadas em condições iguais de operação.

Um estudo comparativo entre as técnicas de diagnóstico vistas acima foi feito por Penrose [7]. O resultado deste estudo está resumido na Tabela 2.1, onde as técnicas são classificadas de acordo com a sua sensibilidade (alta ou baixa) na detecção de falhas nos diferentes aspectos e componentes que envolvem o conjunto eletromecânico. Com base nisso, nota-se que os melhores resultados são obtidos através de abordagens que envolvem a aplicação de duas ou mais técnicas em conjunto. As abordagens mais utilizadas são:

- A. **Vibração:** mais aplicada nas indústrias brasileiras, tem claras limitações na identificação de falhas de natureza elétrica e problemas na alimentação. Ainda, seu diagnóstico é seriamente comprometido na presença de inversores de frequência (VFD).
- B. **Vibração e Termografia:** oferecem uma boa e abrangente solução, contudo alguns problemas comuns só serão detectados em estágio avançado.
- C. **MCA e ESA:** potencialmente detectam qualquer tipo de falha, contudo a utilização de MCA, além do desligamento do motor, envolve diversos testes diferentes.
- D. **Vibração, Termografia e ESA:** esta abordagem é a mais recente e a mais efetiva delas devido à combinação de tecnologias mecânicas e elétricas.

Por fim, é importante ressaltar que, das técnicas *off-line*, o teste de alto potencial e de resistência exigem que o motor seja não só desenergizado, mas também desconectado mecanicamente. De todas as técnicas, nota-se que apenas o teste de isolamento, medições elétricas, MCA e ESA podem ser feitas remotamente, do painel do motor (ou CCM), enquanto as demais necessitam ser efetuadas *in-loca*. Esta última característica justifica estudos mais aprofundados em ESA, visto que de todas as técnicas vistas, é a única que reúne a capacidade de ser remota e *on-line*.

Tabela 2.1*: Comparação entre as principais técnicas de diagnóstico em motores de indução.

Sensibilidade:  Alta  Baixa	Qualidade de Energia	Drive de Controle	Inversor de Frequência (VFD)	Conectores	Cabos	Estator	Rotor	Isolamento	Entreferro (Air Gap)	Alinhamento	Rolamentos	Vibração	Carga Acoplada
	<i>Técnicas off-line</i>												
Teste de Alto Potencial													
Teste de Isolamento													
Teste de Resistência													
MCA													
<i>Técnicas on-line</i>													
Vibração													
Termografia													
Análise Acústica													
Medidas Elétricas													
ESA													

* A tabela original não inclui baixa sensibilidade da técnica ESA para o diagnóstico de problemas no isolamento do motor. Contudo, este item foi incluído nesta tabela devido ao trabalho recente de Assunção [8].

Capítulo 3

Análise da Assinatura Elétrica

3.1 INTRODUÇÃO

A Análise da Assinatura Elétrica, conhecida pela sigla ESA, é uma técnica não-invasiva de análise e diagnóstico de falhas mecânicas e elétricas em motores, geradores, transformadores e demais equipamentos elétricos. Utilizada como uma ferramenta de manutenção preditiva, ESA provê não só diagnóstico de problemas, mas também informações de desempenho do equipamento sendo monitorado. 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.

As técnicas que compõem ESA exploram a capacidade intrínseca de motores e geradores elétricos de atuar como transdutores. Através do uso de sensores não invasivos como transdutores de corrente e tensão, estas técnicas de diagnóstico provêm meios de se detectar pequenas variações de carga e velocidade geradas em qualquer parte do conjunto eletromecânico e convertendo-as em assinaturas quem podem ser usadas para a detecção de falhas. A análise dessas assinaturas e suas respectivas tendências de evolução no tempo têm se mostrado muito eficazes quando aplicadas ao setor produtivo, que necessita de confiabilidade e máximo tempo de operação de tais equipamentos.

Em motores elétricos, além da detecção de barras rotóricas, excitações dinâmicas, assimetrias estatóricas e desvios da carga acoplada, ESA permite a identificação de parâmetros de qualidade de energia como desequilíbrio elétrico, harmônicos, THD⁶, 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 vibrações (mais conhecida e difundida no meio industrial) não é aplicável.

Neste capítulo, serão apresentadas algumas das principais técnicas de análise elétrica, bem como suas principais características, vantagens e desvantagens do ponto de vista da análise da condição de motores de indução trifásicos. Técnicas *off-line* de análise elétrica não serão abordadas, pois elas ferem o princípio da manutenção preditiva de diagnóstico em operação, foco desta dissertação.

⁶ Índice de Distorção Harmônica, também conhecido como *Total Harmonic Distortion* (THD), é uma medida do conteúdo harmônico da corrente (I_{THD}) ou tensão (V_{THD}) de um sistema.

3.1.1 BREVE HISTÓRICO (IBID [6])

Diversos desenvolvimentos vêm sendo feitos ao longo dos anos na área de análise elétrica com o objetivo de se monitorar e diagnosticar avarias em equipamentos elétricos. Estes desenvolvimentos foram agrupados em um nome geral de Análise da Assinatura Elétrica (ESA) e, juntos, provêm um salto na capacidade de se detectar, analisar e corrigir a presença de anormalidades em equipamentos eletromecânicos, especialmente em motores de indução trifásicos.

A análise da corrente estatórica teve início com a constatação de que pequenas oscilações em um amperímetro instalado no circuito de alimentação de um motor de indução estavam associadas a assimetrias relativas ao seu rotor. Assim, flutuações nos valores da corrente absorvida passaram a servir de alerta às equipes de manutenção. Devido ao fato de flutuações na carga causarem o mesmo efeito, métodos mais detalhados de análise da corrente estatórica passaram a ser necessários.

Deste modo, a análise espectral da corrente, apesar de sensível à oscilação de carga, tem se demonstrado o principal alicerce dos métodos e técnicas de detecção de falhas em motores de indução. Diversos trabalhos nesta linha vêm sendo publicados desde a década de 80, com o propósito de diagnóstico de falhas em motores de indução trifásicos. A partir dos anos 90, surgiram outras técnicas que utilizam a corrente como base da análise, mas que lançam mão de outras medidas e transformações para se avaliar a presença de frequências características de falhas [9].

Inicialmente, destacam-se os trabalhos de Okitsu, et al. (1980) e Hargis (1982) envolvendo a aplicabilidade da análise espectral da corrente no diagnóstico de falhas em motores de rotor bobinado e gaiola de esquilo, especialmente barras quebradas ou trincadas. Thomson e Stewart (1988) [10] demonstraram ainda ser possível a detecção de barras quebradas em motores alimentados por inversores de frequência (ou VFD), que mais tarde foi estendida para os demais padrões de falhas.

Em seguida Notelet e Ravalitera (1984) demonstraram que em função das variações de indutância mútua nos enrolamentos estatóricos, decorrentes de excentricidade rotórica, se produzem flutuações na corrente estatórica. Estas flutuações se caracterizam por componentes espectrais obtidas a partir do número de pólos e barras rotóricas, conforme Cameron, et al. (1985 e 1986).

No diagnóstico de avarias no estator, Thomson, et al. (1983) verificaram o aparecimento de alterações significativas no espectro da corrente, particularmente com relação ao terceiro harmônico, quando da presença de desequilíbrios acentuados na alimentação ou curto-circuito de uma bobina. No último caso, também se registram alterações na amplitude dos harmônicos correspondentes ao efeito das ranhuras.

Schoen, et al. (1995) [11] apresentam resultados que mostram que, no espectro da corrente, o diagnóstico de avarias em rolamentos é possível através das frequências características de rolamentos (utilizadas em análise de vibração) desde que com uma resolução espectral suficiente. Contudo, notam que a sensibilidade de tal método é pequena

para falhas incipientes, sendo possível o diagnóstico somente nos estágios mais avançados da avaria. Mais tarde, Obaid, Habetler e Stack (2003) [5] apresentam resultados experimentais obtidos com diversos tipos de avarias na pista interna.

Desde a década de 90, diversos trabalhos foram publicados. Estes trabalhos envolvem, em sua maioria, a aplicação da técnica de análise espectral da corrente estatórica no monitoramento *on-line* da condição de operação do motor em plantas nucleares, petroquímicas, etc.; além da aplicação de inteligência artificial e sistemas especialistas⁷ no diagnóstico automático.

Proposta por Maier (1992) [12], a análise da potência instantânea configura um meio alternativo de se detectar falhas no motor. Esta abordagem se justifica para falhas cujo efeito causa oscilações de torque, visto que a potência instantânea é mais sensível a mudanças de fase entre a corrente estatórica e a tensão de alimentação [13] [14].

Ainda no âmbito de abordagens alternativas à corrente estatórica, a análise do vetor de Park é particularmente útil por incluir informação das três correntes estatóricas. Sua aplicação abrange detecção de desequilíbrios elétricos, problemas estatóricas, problemas rotóricos [15] e defeitos em rolamentos [16] [17].

Na revisão feita por Benbouzid (2000) [9], há uma completa e abrangente descrição das principais técnicas ESA envolvidas na detecção de falhas em motores de indução.

Muitos trabalhos teóricos e experimentais foram publicados até que, no início deste século, empresas fabricantes de equipamentos baseados na técnica de análise da corrente estatórica ou consultores oriundos da academia começaram a publicar seus casos reais e expandiram a aplicabilidade da técnica para a detecção de falhas em partes até então não consideradas pelos trabalhos anteriores. Aparecem aí publicações com relação a falhas mecânicas no sistema de transmissão e carga acoplada por Obaid, et al. (2000) [18] e Bonaldi (2006) [1].

De Lacerda de Oliveira (2006) [19] apresenta um algoritmo inteligente na estimação de velocidade rotórica através da corrente estatórica. Tal trabalho traz diversas contribuições do ponto de vista de um sistema automático, pois propõe um método de busca, identificação e avaliação de componentes de falhas com base em características conhecidas do conjunto eletromecânico. É importante ressaltar que a determinação da velocidade rotórica, seja medida ou estimada, é indispensável para a obtenção da maioria dos padrões de detecção de falhas conhecidos.

No campo da aplicação prática da análise da corrente, Bonaldi e de Lacerda de Oliveira (2007) [20] propõem um procedimento sistemático de implantação e operação de um sistema de manutenção preditiva através de técnicas ESA em uma planta industrial.

⁷ Sistemas Especialistas são aplicações que têm por objetivo resolver problemas complexos de forma idêntica à utilizada pelos peritos humanos.

3.2 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). Tais padrões estão intimamente ligados às características mecânicas e elétricas de motores de indução trifásicos e foram obtidos em sua maioria através da experimentação e, mais tarde, alguns deles foram comprovados por modelos matemáticos. A maioria dos trabalhos publicados em técnicas ESA traz padrões de falhas referentes a barras quebradas e excentricidade do entreferro.

Nesta seção, será feita uma breve descrição dos principais padrões de falhas conhecidos. Os padrões que se relacionam com as partes mecânicas do conjunto dependem diretamente do escorregamento (s) e, conseqüentemente, da velocidade rotórica do motor (fr). As equações (1) e (2) evidenciam a relação entre eles.

$$s = \frac{v - fr}{v}, \quad \text{sendo} \quad v = \frac{2f}{p} \quad (1)$$

$$fr = f \cdot \left(\frac{1-s}{p/2}\right) \quad (2)$$

onde:

v é a velocidade síncrona em Hz;

f é a freqüência de alimentação em Hz;

p é número de pólos do motor;

s é o escorregamento em p.u.;

fr é a velocidade rotórica em Hz;

3.2.1 QUEBRA DE BARRAS

Em ESA, a detecção de barras quebradas é feita através do monitoramento de freqüências específicas, que são conseqüências dos efeitos da interação magnética entre o circuito rotórico e estatórico do motor. No espectro, essas freqüências (ou componentes) se encontram próximas à freqüência de alimentação (freqüência fundamental).

Tais efeitos no circuito elétrico do rotor, geralmente causados por barras quebradas, induzem na corrente estatórica do motor a presença de freqüências igualmente distantes modulando a freqüência fundamental. A assinatura de barras quebradas é dada pela equação (3).

$$f_{bb} = f \cdot (1 \pm k \cdot 2 \cdot s) \quad (3)$$

onde:

f é a freqüência de alimentação em Hz;

s é o escorregamento em p.u.;

k é a ordem do harmônico e igual a 1, 2, 3, ...

Uma vez identificado o padrão, a severidade do defeito pode ser estimada pela amplitude das freqüências associadas a ele. Em geral consideram-se os primeiros harmônicos

(onde k é igual a 1), visto que estes possuem maior amplitude e frequências que se relacionam diretamente ao defeito.

Como essa assinatura é muito conhecida e amplamente usada, existe uma carta de severidade (ver Tabela 3.1) 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 que sofre pouca variação de motor para motor [1].

Tabela 3.1: 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 duas 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

Alguns dos fatores que impõem dificuldades na detecção deste defeito são:

- Diferentes projetos de motores⁸;
- Diferentes condições de carga;
- Características mecânicas da carga;
- Componentes mecânicas do conjunto;
- Barras quebradas em configuração não contígua⁹;
- Alta resolução espectral é necessária.

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.

⁸ Estudos experimentais em motores com barras do tipo *skewed* e/ou não isoladas, mostram que suas harmônicas ficam reduzidas em amplitude.

⁹ No espectro da corrente, não é possível obter informação de múltiplas barras quebradas em configuração não contígua. Contudo um sistema inteligente proposto por Bonaldi [1], analisando os vários harmônicos das frequências (de bandas da esquerda e da direita) de barra quebrada, pode indicar quebra de barras diametralmente opostas.

3.2.2 EXCENTRICIDADE DO ENTREFERRO

Excentricidade do entreferro (ou *airgap*) representa distâncias não uniformes entre o rotor e a superfície interna do estator. Podemos caracterizar o padrão de excentricidade, com base na frequência de ranhuras, com a seguinte fórmula:

$$f_{slot} = f \cdot \left[(k \cdot R \pm n_d) \cdot \left(\frac{1-s}{p/2} \right) \pm n_s \right] \quad (4)$$

onde:

f 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 do harmônico da excentricidade dinâmica e igual a 0, 1, 2, 3, ...

s é o escorregamento em p.u.;

p é número de pólos do motor;

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

Quando n_d é zero, temos as frequências características de excentricidade estática. No espectro demodulado tem-se n_s igual a 0, 2, 4, 6, ...

Em geral, a severidade da excentricidade estática é avaliada considerando a diferença de amplitude em dB entre a maior amplitude dos harmônicos monitorados e a amplitude da 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 10%, apesar do esforço de alguns fabricantes em reduzir este nível para 5%. Tal excentricidade é a excentricidade do *airgap* radial, 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

Este padrão é facilmente extraído e se relaciona a defeitos nas partes que estão girando na velocidade do motor. 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 componente na frequência de rotação do motor modulando a fundamental. Em MCSA, o padrão é uma modulação da frequência fundamental e, portanto, aparece como bandas laterais, conforme é dado a seguir:

$$f_{ecc} = f \cdot \left[1 \pm k \cdot \left(\frac{1-s}{p/2} \right) \right] \quad (5)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual a 1, 2, 3, ...

s é o escorregamento em p.u.;

p é número de pólos do motor;

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

3.2.3 DEFEITOS EM ROLAMENTOS

Em ESA, a detecção de defeitos em rolamentos pode ser agrupada em duas categorias: defeitos localizados e defeitos distribuídos [5]. Defeitos localizados estão concentrados em uma pequena região do rolamento, enquanto os defeitos distribuídos se referem a danos espalhados em todo o rolamento.

Em geral, 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, et al. [11], um defeito localizado 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 do entreferro. Assim, o padrão de defeitos em rolamentos pode ser determinado pela fórmula (6), em forma de uma modulação da frequência fundamental.

$$f_b = f \pm k \cdot f_c \quad (6)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual a 1, 2, 3, ...

f_c é a frequência característica do rolamento em Hz;

As frequências características estão intimamente relacionadas com os aspectos construtivos do rolamento e, conseqüentemente, com as vibrações causadas pelo mesmo, especialmente quando danificado.

Defeitos distribuídos não produzem frequências características, contudo ainda 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 [5].

É importante ressaltar que a identificação de defeitos localizados através da corrente é significativamente mais difícil do que na vibração do motor [21]. Isto se dá devido à dificuldade de se distinguir, no espectro da corrente estatórica, os padrões de defeitos em rolamentos do ruído e demais componentes [5].

Um estudo mais detalhado dos defeitos em rolamentos, bem como considerações sobre a aplicação de técnicas de detecção, podem ser vistos no capítulo 4.

3.2.4 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 estacionário, uma oscilação de torque da carga produz uma oscilação no torque desenvolvido. Assim, assumindo um sistema mecânico linear, o torque desenvolvido por um motor de indução contém todas as frequências componentes do torque da carga. A magnitude dos harmônicos do torque desenvolvido depende primordialmente da inércia do sistema.

Qualquer oscilação de torque da carga em um múltiplo da frequência de rotação, como em compressores alternativos, produz correntes no estator nas mesmas frequências dadas pela equação (5). Com isso, fica claro que, em um motor operando com uma oscilação de torque de natureza espacial, tais oscilações podem induzir correntes que se sobrepõem (ou suprimem) correntes produzidas por uma condição de falha. Nestes casos, a análise dos padrões de falha deve considerar harmônicos cuja ordem não coincide com uma frequência relativa à oscilação do torque.

Se oscilações indesejadas de torque podem mascarar os efeitos de falhas no motor, defeitos na carga que produzem oscilação de torque podem ser detectados na corrente estatórica. Contudo, a eficiência na detecção fica sujeita ao tipo de acoplamento e características da carga. De qualquer forma, isto permite que a técnica MCSA seja expandida para todo o conjunto eletromecânico, não ficando somente restrito ao motor.

Entende-se como carga o sistema de transmissão e a carga propriamente dita. 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 frequência de rotação 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 [1] 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, pela frequência de giro da saída e pela frequência do engrenamento, que identifica problemas no contato entre engrenagens.

Falhas localizadas 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 é dada pela equação (7).

$$f_g = f \pm k \cdot fr \quad (7)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual a 1, 2, 3, ...

fr é a velocidade rotórica da engrenagem em Hz;

Para se obter a frequência de giro (fr) 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, podemos monitorar a engrenagem movida (após a redução) através da equação (8).

$$f_g = f \pm k \cdot \left(\frac{n_1}{n_2}\right) \cdot fr \quad (8)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico 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);

fr é a velocidade rotórica antes da redução;

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

As falhas distribuídas no redutor estão relacionadas ao contato entre os dentes da engrenagem motora com a movida. A frequência de monitoramento pode ser dada pela equação (9).

$$f_d = f \pm k \cdot (n_1 \cdot fr_1) = f \pm k \cdot (n_2 \cdot fr_2) \quad (9)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual a 1, 2, 3, ...

n_1 é o número de dentes da engrenagem motora;

fr_1 é a velocidade rotórica da engrenagem motora em Hz;

n_2 é o número de dentes da engrenagem movida;

fr_2 é a velocidade rotórica da engrenagem movida em Hz;

Quando há o aumento na severidade nas falhas que estão relacionadas a este padrão, vê-se um aumento do ruído 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 polias 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 (10).

$$f_p = f \pm k \cdot fr \quad (10)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual a 1, 2, 3, ...

fr é a velocidade rotórica da polia motora em Hz;

Para se identificar problemas na polia movida (acoplada), utiliza-se a relação de transformação do sistema, e assim temos:

$$f_p = f \pm k \cdot \frac{d_1}{d_2} \cdot fr \quad (11)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico 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);

fr é a velocidade rotórica da polia motora em Hz;

As medidas dos diâmetros das polias motora e movida devem estar na mesma unidade.

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 frouxa, rachada, 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 é facilmente identificada no espectro da corrente é dada pela equação (12).

$$f_b = f \pm k \cdot \left(\frac{d}{l} \cdot \pi \cdot fr \right) \quad (12)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual 1, 2, 3, ...

fr é a velocidade rotórica da correia em Hz;

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

l é o comprimento interno da correia;

As medidas dos diâmetros da polia motora e do comprimento interno da correia devem estar na mesma unidade.

VENTILADORES E BOMBAS CENTRÍFUGAS

Nesta seção serão visto 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 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 rotação do ventilador/bomba, dada pela fórmula (13), podemos identificar desalinhamentos e desbalanceamentos. A frequência de passagem de pás (palhetas para bombas) identifica problemas de deterioração das palhetas na bomba ou pás deterioradas ou trincadas no ventilador.

$$f_p = f \pm k \cdot (n \cdot fr) \quad (13)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual a 1, 2, 3, ...

n é o número de pás do ventilador/bomba.

fr é a velocidade rotórica do ventilador/bomba em Hz;

A cavitação em bombas pode ser identificada quando há um aumento considerável nas amplitudes das frequências ao entorno da frequência fundamental. Este aumento de conteúdo harmônico, informalmente denominado **turbulência**, é exemplificado na Figura 3.1.

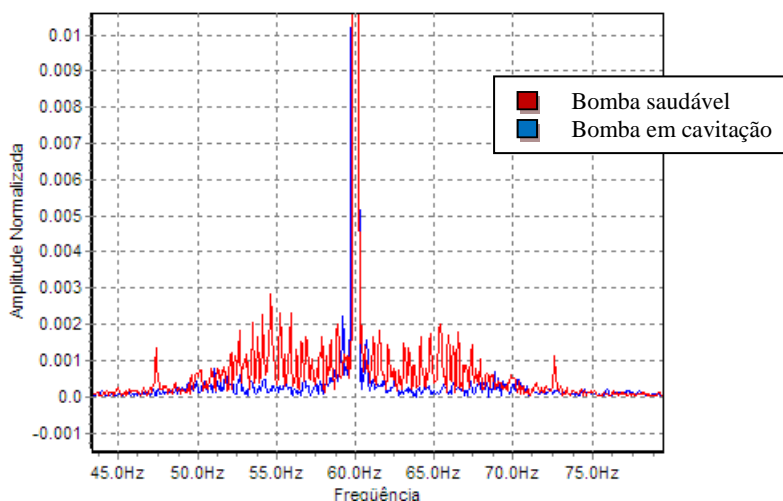


Figura 3.1: Turbulência ao entorno da frequência fundamental no espectro da corrente de uma bomba em cavitação.

3.2.5 AVARIAS NOS ENROLAMENTOS DO ESTATOR

Conforme visto no capítulo 2, a maioria das avarias relativas ao estator estão associadas às falhas no isolamento dos enrolamentos e apresentam um conjunto diversificado de manifestações.

O principal efeito da presença de falhas nos enrolamentos do estator é uma mudança no equilíbrio entre as correntes das fases do motor. Esse efeito pode ser monitorado no espectro da corrente através dos harmônicos de seqüência zero, ou seja, monitorando-se os harmônicos múltiplos de três (principalmente o terceiro harmônico da alimentação) [8]. Contudo, somente em motores com controle de velocidade ou torque essa componente é útil. Já para motores em malha aberta (maior parte dos casos), é possível verificar assimetrias entre as correntes no espectro do módulo do vetor de Park, através de harmônicos de seqüência negativa [15]. No espectro do módulo do vetor de Park, o primeiro harmônico de seqüência negativa pode ser visto na freqüência dada por duas vezes a freqüência de alimentação.

Em motores de baixa tensão, Thomson [22] propôs o padrão para detecção de curtos-circuitos entre espiras através do espectro da corrente nas freqüências dadas pela equação (14).

$$f_{cc} = f \cdot \left[n \cdot \left(\frac{1-s}{p/2} \right) \pm k \right] \quad (14)$$

onde:

f é a freqüência de alimentação em Hz;

n e k são inteiros cujo valor assume 1, 2 e 3;

s é o escorregamento em p.u.;

p é número de pólos do motor.

A eficácia deste padrão não é totalmente comprovada, pois existem poucos casos reais publicados. Além do mais, dependendo dos valores de n e k , as componentes coincidem com os padrões de excentricidade e barras quebradas.

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 isolação entre enrolamentos ou entre a carcaça e o enrolamento. Tais surtos na corrente são chamados descargas parciais.

Outra forma de se monitorar problemas no estator é através do padrão apresentado na equação (15), que leva em consideração o número de ranhuras do estator e a velocidade de rotação do motor [23].

$$f_{stator} = f \cdot \left[(k \cdot R \pm n_E) \cdot \left(\frac{1-s}{p/2} \right) \pm n_M \right] \quad (15)$$

onde:

f é a frequência elétrica de alimentação, ou frequência fundamental;

k é um inteiro igual a 1, 2, 3, ...

R é o número de ranhuras do estator;

n_E é a ordem do harmônico de avaria elétrica e igual a 0, 1, 2, 3, 4, 5, ...

s é o escorregamento em p.u.;

p é número de pólos do motor;

n_M é a ordem do harmônico de avaria mecânica e igual a 1, 3, 5, 7, 9, ...

Quando n_E é zero, temos as frequências relativas a avarias mecânicas no estator e dizem respeito a bobinas soltas, cunhas soltas ou o próprio estator solto. As demais frequências se relacionam a avarias elétricas como curtos-circuitos nos enrolamentos do estator. Se considerarmos o espectro demodulado, temos que n_M é igual a 0, 2, 4, 6, ...

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 eficaz na detecção incipiente de problemas desse tipo.

3.2.6 QUALIDADE DE ENERGIA

Qualidade de energia é um termo utilizado para descrever a energia elétrica que alimenta uma carga elétrica e a capacidade dessa carga de funcionar propriamente com essa energia elétrica. Sem a energia apropriada, 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 sendo fornecida ao equipamento em monitoramento. 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. Abreu e Emanuel [24] 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. Estas perdas são devidas à poluição harmônica e desequilíbrio de tensão.

Alguns dos principais parâmetros monitorados através da corrente estatórica e tensão de alimentação serão 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 possuem frequências múltiplas, ou harmônicas, da frequência fundamental (50 Hz ou 60 Hz).

O índice de distorção harmônica (IDH), do inglês *Total Harmonic Distortion* (THD), é uma medida da distorção total. Ela é a soma do RMS dos harmônicos da alimentação dividida pelo

valor da fundamental (outra definição também aceita é dividir-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. Quando correntes simétricas possuem componentes harmônicas múltiplas de três da frequência fundamental (3° , 9° , 15° , etc.), estas apresentam seqüência nula. Como resultado, condutores neutros podem aquecer e equipamentos elétricos se tornam menos eficientes.

CORRENTE, TENSÃO E POTÊNCIA CONSUMIDA

Os valores de corrente e tensão também são monitorados, com intuito de se identificar valores anormais que possam indicar a presença de uma anormalidade ou falha, tanto na alimentação como na máquina.

Sabe-se também que toda falha causa perdas de energia e queda no desempenho do motor. Através das correntes e tensões medidas, é possível obterem-se informações do consumo de energia do equipamento e assim identificar possíveis problemas. Dentre os parâmetros monitorados estão:

- **Potência aparente (S):** potência total resultante da soma vetorial das potências ativa, reativa e harmônica;
- **Potência ativa (P):** potência relacionada à realização de trabalho. É o valor médio da potência instantânea;
- **Potência reativa (Q):** potência que flui alternadamente entre a carga e a fonte, não sendo relacionada à realização de trabalho;
- **Potência Harmônica (H):** potência ativa e reativa relacionada aos componentes harmônicos de tensão e corrente;
- **Fator de Potência:** denotado por $\cos(\theta)$, representa a razão P/S , ou seja, a relação entre a potência ativa e a potência aparente. Indica qual é capacidade do sistema de realizar trabalho diante da potência disponível;
- **Fator de Deslocamento:** denotado por $\cos(\theta_1)$, representa a razão P/S_1 , ou seja, a relação entre a potência ativa e a componente fundamental da potência aparente;
- **Fator de Distorção:** denotado por $\cos(\delta)$, representa a razão H/S , ou seja, a relação entre potência harmônica e a potência aparente.

A Figura 3.2 evidencia a relação entre esses parâmetros.

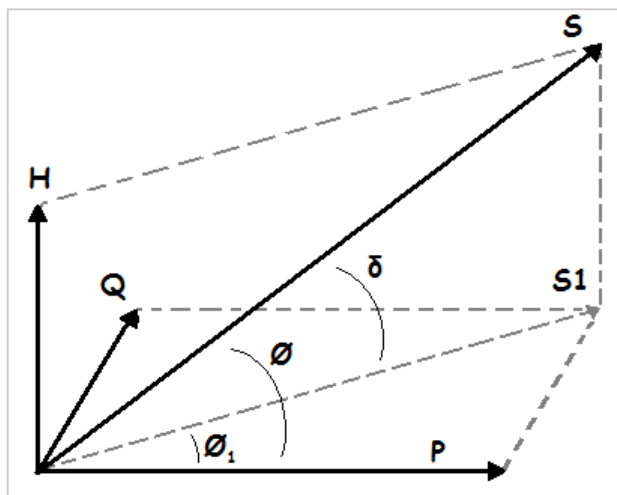


Figura 3.2: Tetraedro de Potências.

3.3 TÉCNICAS E MÉTODOS DE DETECÇÃO DE FALHAS

Na análise da assinatura elétrica de motores de indução, a corrente do estator tem papel primordial em todas as técnicas e métodos atualmente conhecidos. Mesmo que indiretamente, a corrente estatórica é sempre um parâmetro de entrada para as transformações e métodos de análise, uma vez que ela é diretamente afetada pela operação do motor.

Atualmente, tal monitoramento compreende uma série de métodos que nos permitem visualizar a condição da máquina ou processo através das suas características de operação. O diagnóstico de falhas se dá com base numa análise comparativa dos dados obtidos e das informações conhecidas do processo, com vista na tendência de evolução destes dados.

Hoje as técnicas de ESA envolvem análises no domínio do tempo, no domínio da frequência e estimadores de parâmetros. Os diferentes domínios e métodos permitem então se ter diferentes óticas de um mesmo processo, mas com ênfase em um efeito ou característica desejada. Com o amplo e fácil acesso a sistemas computacionais potentes e flexíveis, a aplicação de transformadas matemáticas, ferramentas estatísticas, processamento digital de sinais e demais métodos computacionais se tornou mais simples e prática.

Esta seção irá fazer uma breve descrição dos principais métodos e técnicas de análise elétrica para motores de indução. Tais técnicas são focadas na detecção de falhas usando análise estática, cuja exatidão depende da carga e da relação sinal-ruído das componentes espectrais examinadas. É importante notar que todos os métodos vistos partem da corrente do estator e visam a apresentar as informações contidas nela de forma a privilegiar algum tipo de efeito.

3.3.1 ANÁLISE ESPECTRAL DA CORRENTE DO ESTATOR (MCSA)

Também conhecida como *Motor Current Signature Analysis* (MCSA), esta técnica de análise utiliza a medida de uma das três fases da corrente de alimentação do motor de indução. Das técnicas de ESA aplicadas a motores de indução, é a mais confiável e utilizada delas.

Como visto anteriormente, ela 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.

Quando uma falha está em desenvolvimento, há uma modulação do entreferro e produzem-se frequências harmônicas na auto-indutância e indutâncias mútuas da máquina. Uma vez que o fluxo oscila somente na frequência de alimentação, estas indutâncias harmônicas resultam em bandas laterais da frequência fundamental [18]. Oscilações no escorregamento, causadas por oscilações de torque na carga, também causam o aparecimento de modulações na corrente estatórica em forma de bandas laterais da frequência fundamental (ver seção 3.2.4).

Uma vez que as frequências de falhas são identificadas no espectro, a sua amplitude representa uma medida de severidade. Uma falha em evolução irá apresentar subseqüentes 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. Em muitos casos 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 hora da decisão, torna-se importante o conhecimento do especialista e a análise do histórico de comportamento do conjunto.

Por fim, conforme ilustra a Figura 3.3, um sistema de análise espectral da corrente é composto pelas seguintes etapas:

1. **Amostragem:** através de sensores não-intrusivos e um sistema de aquisição de dados, a forma de onda da corrente é medida por certo período e então armazenada. Alguns sistemas de medição exigem uma etapa de condicionamento de sinal para retirar frequências e efeitos indesejados do sinal.
2. **Processamento:** o sinal da corrente no tempo é convertido para um sinal no domínio da frequência através de técnicas e algoritmos de processamento digital de sinais. Esta etapa é o que diferencia os métodos que serão vistos neste capítulo.
3. **Detecção:** através de um algoritmo de busca, os padrões de falhas (que são compostos por frequências específicas) são identificados no espectro e a medida de sua amplitude é então anotada para comparação posterior.
4. **Diagnóstico:** a partir de níveis pré-estabelecidos de alarmes e características de crescimento, as amplitudes dos padrões de falha são verificados e então uma medida de severidade é dada. Nesta etapa também são feitas estimativas de tempo de vida do equipamento (prognóstico), com base na severidade e tendência das falhas apresentadas.

Nos últimos anos, o desenvolvimento de sistemas automáticos (e computadorizados), auxiliados por técnicas de inteligência artificial, tem se concentrado nas etapas 3 e 4. Estas são etapas onde a interferência de um especialista humano ainda se faz necessária.

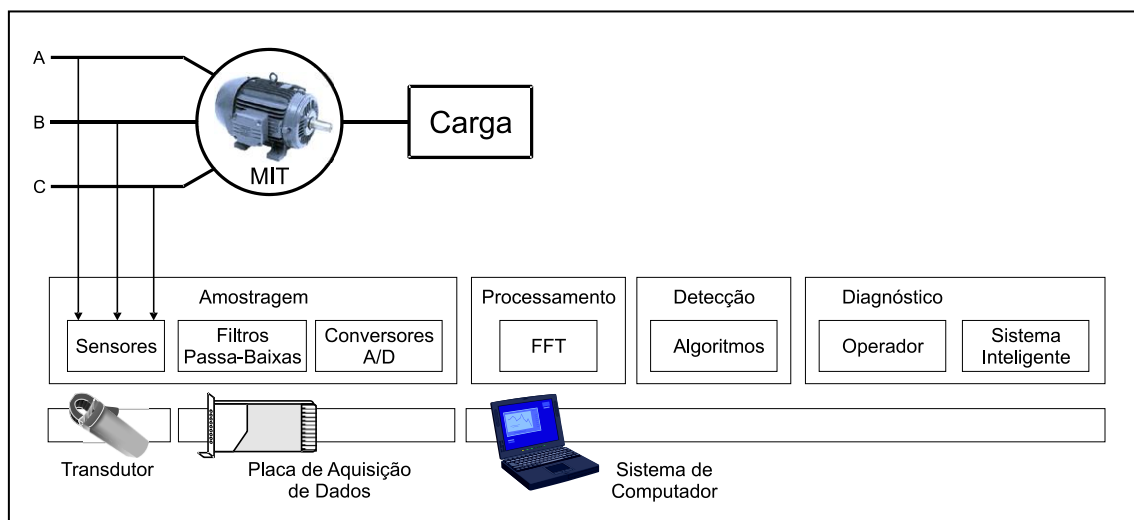


Figura 3.3: Etapas de um sistema de análise espectral da corrente

DEMODULAÇÃO

Em muitos casos, é possível obter-se o espectro da corrente estatórica de forma demodulada, ou seja, frequências características que antes se apresentavam como uma modulação da frequência fundamental (bandas 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 estão claramente visíveis e separadas da frequência de alimentação, evitando confusão com outras frequências.

Assim, um par de bandas laterais aparece 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, suas bandas laterais 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 de um sinal consiste em se obter a envoltória do mesmo, e pode ser obtida através de diversas técnicas, dentre elas:

- **Filtro RMS:** é um filtro digital do tipo FIR¹⁰ que calcula o valor RMS de um período da frequência fundamental amostra a amostra. Com isso se obtém o espectro demodulado e é dito que ele 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.

¹⁰ FIR, do inglês *Finite Impulse Response*, é um filtro digital que é aplicado a um sinal através de convolução.

Através da transformação de Hilbert obtém-se a amplitude instantânea (modulação de amplitude) e a frequência instantânea (modulação de frequência) do sinal. O espectro da frequência instantânea é uma forma de se ver a corrente estatórica demodulada, contudo com ênfase nas modulações causadas por variações da fase. Conforme Blödt, et al. [25], variações de fase são características de oscilações no torque da carga e, portanto, tal metodologia consiste em um meio de se avaliar tais oscilações na corrente sem modulações de amplitude. O espectro da frequência instantânea também apresenta bandas laterais que, portanto, não se devem a modulações de amplitude. Esta metodologia, apesar de muito recente, será aplicada no capítulo 6.

De forma geral, a demodulação da corrente tem se mostrado útil para análise com reduzida ambigüidade, a um custo de uma banda de análise mais reduzida (considerando que somente são demoduladas as componentes cuja frequência de modulação é inferior à frequência da portadora).

3.3.2 ANÁLISE ESPECTRAL DA POTÊNCIA INSTANTÂNEA (IPSA)

Proposta por Maier em 1992 [12], e também conhecida por *Instantaneous Power Signature Analysis* (IPSA), a análise espectral da potência instantânea é pouco utilizada e ainda requer mais estudos. Apesar dos estudos de Legowski e Trzynadlowski [13] [14] 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.

A vantagem da análise IPSA está no fato de utilizar não só a corrente estatórica, mas também a tensão de alimentação. A potência estatórica instantânea $p(t)$ é definida pela equação (16).

$$p(t) = \sqrt{3} \cdot v(t) \cdot i(t) \quad (16)$$

onde:

$v(t)$ é a tensão entre duas das três fases alimentando o estator;

$i(t)$ é a corrente em uma dessas fases.

Quando operando em um estado estacionário, um motor de indução consome uma potência real (P), dada pela equação (17).

$$P = \sqrt{3} \cdot V \cdot I \cdot \cos(\emptyset) \quad (17)$$

onde:

V é a tensão RMS entre duas fases da alimentação;

I é a corrente RMS de uma das fases;

\emptyset é o ângulo de carga do motor.

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 instantânea carrega mais informação com a corrente e a tensão 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.

Considerando um caso ideal cuja tensão é estacionária, vemos na equação (17) que oscilações na potência podem ser causadas por oscilações na amplitude (I) e na fase (\emptyset) da corrente. Na prática, um aumento no escorregamento é seguido de um aumento na corrente e no fator de potência, dado por $\cos(\emptyset)$. Conseqüentemente, a potência 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. Estas manifestações incluem vibrações laterais e de torção, excentricidade do entreferro, desbalanço do rotor, rolamentos e acoplamentos danificados ou gastos, bem como desalinhamento entre o motor e a carga.

No espectro da potência, podemos encontrar as freqüências características de duas formas:

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

A equação (18) mostra como uma dada componente de oscilação definida (ω_{OSC}) causa oscilação na potência instantânea. Nela fica clara a presença de três componentes: duas modulações da freqüência de alimentação (ω) e uma componente na própria freqüência de oscilação (ω_{OSC}).

$$p(t) = p_0(t) + \frac{k \cdot VI}{2} \left\{ \begin{array}{l} \cos \left[(2\omega + \omega_{OSC})t - \emptyset - \frac{\pi}{6} \right] + \cos \left[(2\omega - \omega_{OSC})t - \emptyset - \frac{\pi}{6} \right] \\ + 2\cos \left(\emptyset + \frac{\pi}{6} \right) \cos(\omega_{OSC}t) \end{array} \right\} \quad (18)$$

onde:

p é a potência instantânea;

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

V é a tensão RMS entre duas fases da alimentação;

I é a corrente RMS de uma das fases;

ω é a freqüência da alimentação em radianos/s;

ω_{OSC} é a freqüência de oscilação da componente em radianos/s;

t é a variável tempo;

\emptyset é o ângulo de carga do motor;

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

espectro da potência do que no espectro da corrente, especialmente para casos advindos de oscilações da carga.

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

3.3.3 ABORDAGEM POR VETOR DE PARK (EPVA)

O vetor de Park é uma representação bidimensional utilizada para a descrição de fenômenos em um motor de indução trifásico. Tal representação foi proposta por [26], e baseia-se no vetor de Park da corrente estatórica do motor. Há trabalhos publicados que aplicam este método no diagnóstico de avarias em motores tais como curto-circuito entre espiras, excentricidade do entreferro, barras quebradas, danos em rolamentos, etc.

Inicialmente, ela consistia em um meio de se ter uma representação bidimensional das correntes estatóricas do sistema trifásico. Assim, 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.

Inicialmente, definimos as correntes das três fases de alimentação de um motor, que podem ser descritas pelas equações a seguir:

$$i_A = i_M \cos(\omega t - \alpha) \quad (19)$$

$$i_B = i_M \cos\left(\omega t - \alpha - \frac{2\pi}{3}\right) \quad (20)$$

$$i_C = i_M \cos\left(\omega t - \alpha + \frac{2\pi}{3}\right) \quad (21)$$

onde:

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

ω é a frequência angular em rad/s;

α é o ângulo 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

$$i_D = \left(\frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}}\right) i_A - \left(\frac{1}{\sqrt{6}}\right) i_B - \left(\frac{1}{\sqrt{6}}\right) i_C \quad (22)$$

$$i_Q = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right) i_B - \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right) i_C \quad (23)$$

$$i_0 = \left(\frac{1}{\sqrt{3}}\right) \cdot (i_A + i_B + i_C) \quad (24)$$

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 seqüência zero. Em geral, as informações contidas na corrente de seqüência zero não são utilizadas. Em condições ideais tem-se:

$$i_D = \left(\frac{\sqrt{6}}{2}\right) i_M \cos(\omega t - \alpha) \quad (25)$$

$$i_Q = \left(\frac{\sqrt{6}}{2}\right) i_M \sin(\omega t - \alpha) \quad (26)$$

Graficamente, as condições ideais geram um círculo de Park perfeito e centrado na origem das coordenadas (Figura 3.4-b). Sob condições anormais de operação, ou seja, quando há o surgimento de avarias de origens mecânicas ou elétricas, as equações (25) e (26) não são mais válidas, e o círculo de Park passa a sofrer distorções, conforme ilustra a Figura 3.4-e.

Como essas alterações no círculo de Park são difíceis de serem mensuradas, foi proposto por Cruz e Cardoso [27] um novo método de análise do vetor de Park, chamado **Extended Park's Vector Approach** (EPVA), onde é feita a observação do espectro de freqüências do módulo do vetor de Park. 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 freqüências características das mesmas).

No espectro do 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 freqüência de alimentação. Com o agravamento deste desequilíbrio, a amplitude da freqüência da falha aumenta. A Figura 3.4-c e Figura 3.4-f mostram 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 estatístico em motores alimentados em malha aberta, exemplo visto na figura abaixo.

É importante lembrar que é recomendado o uso de EPVA em conjunto com MCSA para aumentar a confiabilidade do diagnóstico.

3.3.4 ANÁLISE WAVELET

A análise wavelet é um método capaz de revelar aspectos de sinais que outras técnicas de análise não revelam, tais como tendências, pontos de quebra, descontinuidades em altas derivadas e auto-similaridade. Há diversas aplicações de wavelets na identificação de avarias em motores de indução. Elas se concentram nos seguintes problemas:

- Identificação de avarias em condições de operação não estacionárias, como durante a partida de um motor [28];

- Identificação de descargas parciais, através do uso de wavelets na identificação de transitórios de alta freqüência;
- Análise temporal de escalas cujas faixas de freqüência se relacionam a uma avaria no motor [29] [30].

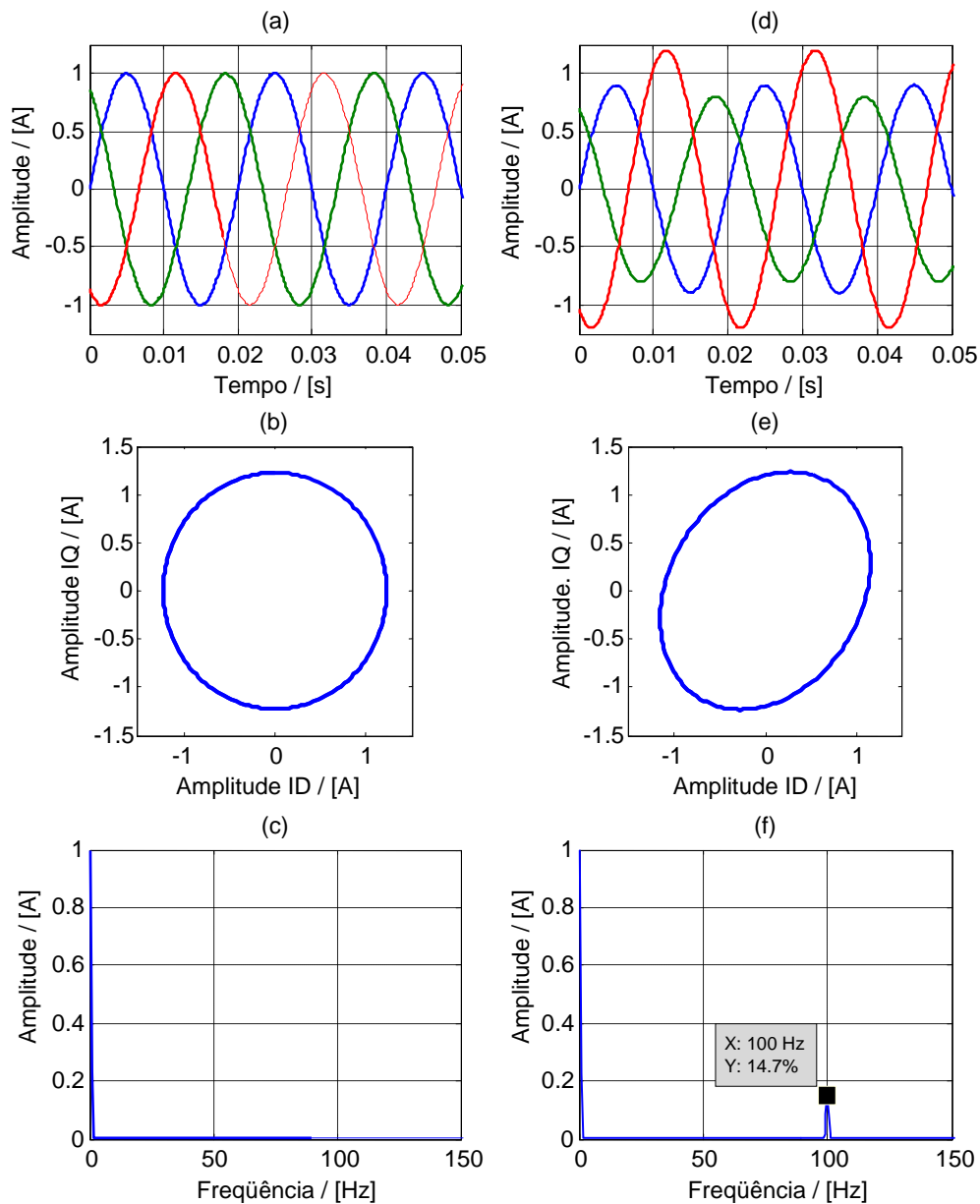


Figura 3.4: Sistema trifásico equilibrado (a) e desequilibrado (d), com seus respectivos círculo de park (b) (e) e espectro EPVA (c) (f).

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A título de comparação, a Figura 3.5 apresenta todo o conjunto eletromecânico, enfatizando a aplicação dos principais métodos de análise ESA nos diversos tipos de avarias que possuem os padrões de falha estudados e validados na literatura. A análise de vibração foi inserida para complementar ainda mais o panorama da análise da condição de motores de indução.

É importante lembrar que as técnicas ESA exigem uma maior resolução espectral. Sem isso, fica difícil a separação de defeitos cujas frequências são próximas, especialmente se forem de baixa frequência. Esta condição somente é atingida através de um período de amostragem maior (a não ser por técnicas de estimação espectral), geralmente superior a 10 segundos (resolução espectral de 0,1 Hz). Por outro lado, o tempo de amostragem deve ser o menor possível, para evitar as pequenas variações na condição de operação.

Assim, a escolha do período de amostragem deve ser de forma a garantir a resolução mínima necessária para a identificação do defeito e máxima estacionariedade do sinal. Da mesma forma, é desejável que as medidas sejam feitas em condições semelhantes de operação (velocidade e carga) para que os resultados sejam comparáveis entre si.

Quando se almeja o diagnóstico da falha, devem-se considerar vários fatores como:

- Aspectos construtivos do motor;
- Diferentes condições de carga;
- Características mecânicas da carga;
- Componentes mecânicos do conjunto.

As informações construtivas do motor e conjunto acoplado devem ser levantadas com cuidado e precisam ser corretas. Ainda, a troca de informações com o operador da máquina para se levantar características do funcionamento da máquina e do processo no qual ela está inserida pode ser decisivo na análise das medidas.

Apesar da maioria das componentes monitoradas terem boa correlação com a severidade da falha, a estimação desse valor depende da análise de histórico e de cartas de severidade previamente conhecidas. Especificamente para a assinatura elétrica, tais cartas não são confiáveis, pois são sensíveis às mudanças no tipo e modelo do motor, bem como nas condições de operação. Outro fato muitas vezes ignorado é o de que a severidade da falha não necessariamente está associada ao tempo de vida remanescente da peça, informação geralmente requerida antes de uma tomada de decisão.

Uma vez diagnosticado um defeito ou falha, a ação apropriada está sujeita a diferentes fatores, dentre eles:

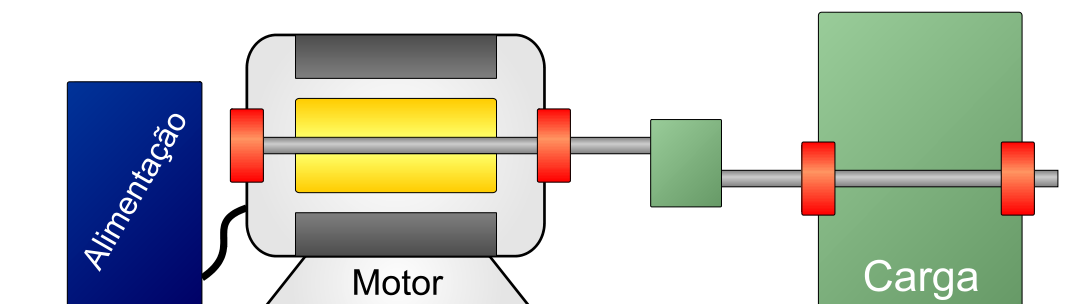
- Severidade da falha;
- Importância estratégica do conjunto;
- Requisitos de produção;
- Características do motor e do conjunto;
- Potencial de surgimento de uma segunda falha em decorrência da primeira;
- Custos envolvidos na ação de reparo e custos na quebra completa do equipamento;
- Segurança;

Esses fatores determinarão se a ação de correção deve ser imediata, planejada ou mesmo se nenhuma ação deve ser tomada.

Por fim, a eficácia dos resultados obtidos na aplicação dessas técnicas está associada à existência de um procedimento sistemático de medição e análise. Procedimento esse que

define claramente os objetos de monitoramento e diagnóstico. Para que os recursos físicos, técnicos e humanos sejam aproveitados eficientemente e os resultados sejam maximizados [20].

Conjunto Eletromecânico



Alimentação	Qualidade de Energia	EPVA (Tensão)	
Desalinhamento e Desbalanceamento	MCSA	Vibração	EPVA
Degradação do Isolamento	Descargas Parciais	EPVA	
Assimetria Elétrica Estática	EPVA	MCSA	Qualidade de Energia
Barras Quebradas	MCSA	EPVA e IPSA	
Defeitos em Rolamentos	Vibração	Wavelet na Corrente	MCSA, EPVA e IPSA
Problemas Mecânicos na Carga	Vibração	MCSA, EPVA e IPSA	

Relevância:	 Grande	 Média	 Pequena
-------------	---	--	--

Figura 3.5: Comparação entre as diversas técnicas de análise ESA e análise de vibração. Baseado em Bonaldi [1].

Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos

4.1 INTRODUÇÃO

O rolamento, cuja função é sustentar o eixo e substituir a fricção de deslizamento entre o eixo e o mancal por uma fricção rolante, é o elemento de máquina mais comum na indústria. Pode ser de diversos tipos, tais como: rolamentos de esferas, roletes (rolos) e de agulhas. Rolamentos de esferas são utilizados em aplicações que requerem altas rotações, alta precisão, baixo torque e baixa vibração. Já rolamentos de rolos suportam maiores cargas e são mais resistentes.

O rolamento é composto basicamente por dois anéis que possuem uma pista por onde giram, presos a uma gaiola, os elementos girantes. A Figura 4.1 ilustra as partes componentes de um rolamento de esferas. Muitas vezes eles são os componentes de maior qualidade e de maior precisão do equipamento, com tolerâncias de até 1/10 das tolerâncias dos demais elementos da máquina. Seus tamanhos e dimensões seguem a um rígido sistema de normalização, que é utilizado por todos os fabricantes.

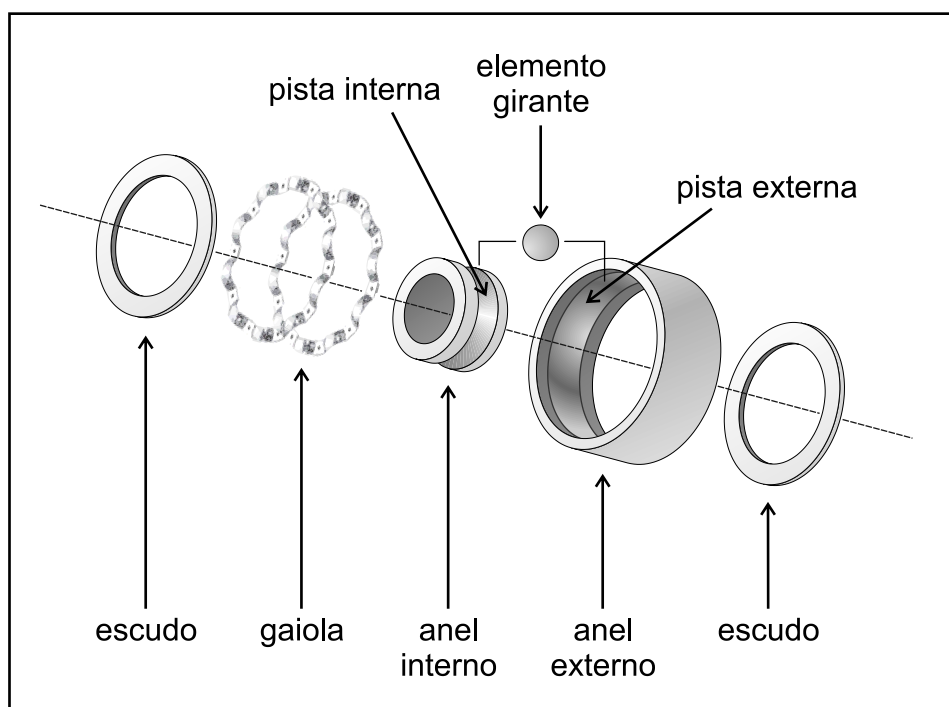


Figura 4.1: Partes componentes de um rolamento.

Com relação à sua operação, há um limite para a velocidade na qual os rolamentos podem ser operados. Geralmente este limite é determinado pela temperatura de funcionamento do lubrificante empregado ou pelo material empregado nos componentes do rolamento.

A manutenção de rolamentos é um desafio para as indústrias. Apesar de sua qualidade superior, somente 10% a 20% dos rolamentos atingem sua vida esperada de projeto [31].

Defeitos em rolamentos representam aproximadamente 40% das causas de falhas em motores. Apesar da substituição de rolamentos defeituosos ser a ação corretiva mais barata, se comparada a outros casos de falhas, a sua detecção é a mais difícil. Na prática, a detecção prematura de defeitos em rolamentos é importante e desejável, visto que evita uma decorrente quebra do motor.

Rolamentos raramente falham devido ao próprio trabalho. Em geral são fatores externos que causam essas falhas. Dentre esses fatores, os principais são:

- Insuficiência de lubrificação;
- Uso de lubrificantes errados;
- Contaminação com sujeiras e outras partículas estranhas;
- Armazenagem imprópria fora de suas embalagens;
- Exposição à umidade;
- Martelamento das pistas por vibração externa quando em transporte ou quando em espera;
- Uso indevido, com relação às suas especificações;
- Montagem imprópria do rolamento na máquina.

Também, excitações devido a desbalanceamento, desalinhamento, correias com problemas ou pedestais fracos, reduzem consideravelmente a vida do rolamento. Todas essas excitações causam vibração excessiva e altas cargas dinâmicas que podem ser transmitidas aos mancais. A Figura 4.2 ilustra como a vida útil de rolamentos é sensível a cargas dinâmicas excessivas. No caso da figura, essa carga dinâmica é um desbalanceamento.

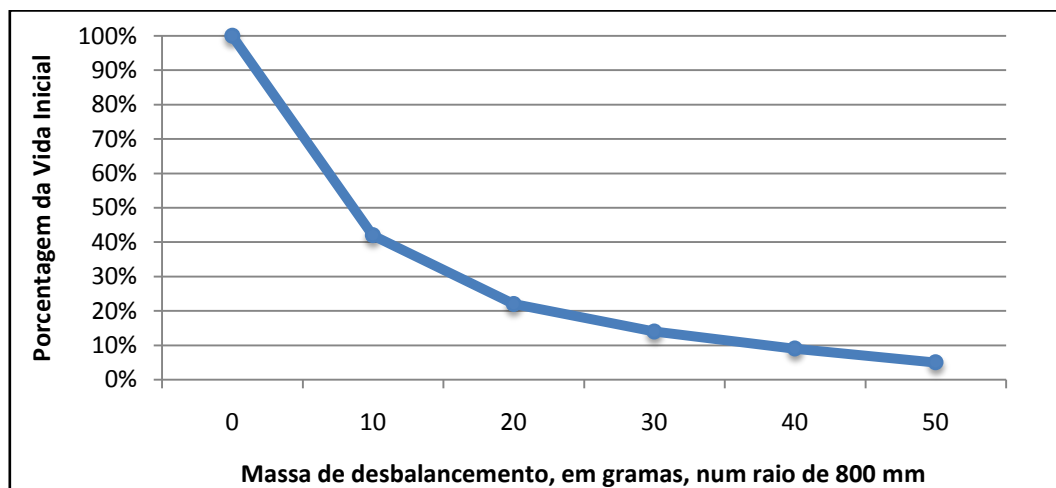


Figura 4.2: Redução da Vida Útil do Rolamento versus massa de desbalanceamento.

Fonte: Almeida e Góz [31].

Muitos métodos e tecnologias são usados na detecção e diagnóstico de defeitos em rolamentos e há muitos trabalhos de pesquisa publicados no assunto, especialmente através de métodos de vibração e acústica. Uma revisão abrangente destes métodos pode ser encontrada em Tandon e Choudhury [32] e Almeida e Góz [31].

Nos últimos anos, houve muita pesquisa publicada onde a corrente estatórica é utilizada na detecção desses defeitos. Nesse caso, a corrente serve como um meio indireto de se medir

as vibrações características do rolamento. Um motivo para o crescimento no interesse por esta técnica está no fato de ela representar o único método, de todos os conhecidos, que oferece monitoramento remoto e *on-line* juntos.

4.2 TIPOS DE DEFEITOS

Rolamentos agem como fonte de vibração e ruído devido a variações na sua especificação ou presença de defeitos nos mesmos. Em razão do número finito de elementos rolantes para sustentar a carga, vibrações são geradas quando estes elementos são carregados radialmente, mesmo se geometricamente perfeitos [32].

Em geral, defeitos em rolamentos são detectados através das vibrações produzidas pelos mesmos. Estes defeitos podem ser classificados em dois grupos: **defeitos localizados** e **defeitos distribuídos**. Defeitos localizados são visíveis no próprio rolamento e podem aparecer nas pista interna, pista externa, gaiola ou nos elementos girantes (veja a Figura 4.1). Já defeitos distribuídos se referem a danos generalizados que não estão em um local específico, como elementos girantes deformados ou pista externa desgastada, por exemplo.

4.2.1 DEFEITOS LOCALIZADOS

Defeitos localizados são rachaduras, buracos ou cavidades em pontos específicos das superfícies de rolagem. Na maioria dos casos, o defeito é consequência da presença de cavidades, nas pistas ou nos elementos girantes, causados por uma fissura abaixo da superfície. Esta fissura se propaga até a superfície, até que um pedaço de metal seja expelido, deixando uma pequena cavidade.

Quando um elemento girante está defeituoso, ou então, quando ele passa sobre um defeito na pista, há um impacto entre o elemento girante e a pista. Cada impacto resulta em vibrações e emissões acústicas. A frequência em que essas vibrações ocorrem é previsível e depende da superfície do rolamento em que o defeito se encontra.

Portanto, as frequências características associadas a cada componente do rolamento dependem das dimensões e frequência de giro do mesmo. As frequências características são: frequência de passagem do elemento girante na pista externa (BPFO) e na pista interna (BPFI), frequência de giro do elemento girante (BSF) e frequência fundamental da gaiola (FTF). Para os casos de pista externa estacionária, essas frequências podem ser obtidas através das equações (27) a (30). As dimensões utilizadas na obtenção dessas frequências estão evidenciadas na Figura 4.3.

$$\text{Defeito na pista externa: } f_{BPFO} = fr \cdot \frac{n}{2} \cdot \left(1 - \frac{BD}{PD} \cdot \cos\beta\right) \quad (27)$$

$$\text{Defeito na pista interna: } f_{BPFI} = fr \cdot \frac{n}{2} \cdot \left(1 + \frac{BD}{PD} \cdot \cos\beta\right) \quad (28)$$

$$\text{Defeito no elem. girante: } f_{BSF} = fr \cdot \frac{PD}{2 \cdot BD} \cdot \left(1 + \left(\frac{BD}{PD}\right)^2 \cdot \cos^2\beta\right) \quad (29)$$

$$\text{Defeito na gaiola: } f_{FTF} = fr \cdot \frac{1}{2} \cdot \left(1 - \frac{BD}{PD} \cdot \cos\beta\right) \quad (30)$$

onde,

f_r é a frequência de rotação do eixo em Hz;

n é o número de elementos girantes;

BD é o diâmetro do elemento girante;

PD é o diâmetro primitivo do rolamento;

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

Na falta de informações completas do rolamento, as equações (31) a (33) são boas aproximações das frequências características. Elas se aplicam aos rolamentos mais comuns, que possuem entre seis e doze elementos girantes [9].

Defeito na pista externa: $f_{BPFO} = f_r \cdot n \cdot (0,4)$ (31)

Defeito na pista interna: $f_{BPFI} = f_r \cdot n \cdot (0,6)$ (32)

Defeito na gaiola: $f_{FTF} = f_r \cdot (0,4)$ (33)

As dimensões corretas podem ser obtidas em documentos técnicos ou mesmo através do fabricante. Em geral, o próprio fabricante fornece essas frequências. Contudo, pequenas imprecisões nessas frequências são esperadas devido a efeitos de escorregamento e carregamento axial no rolamento. Na análise espectral da corrente estatórica, é comum utilizar uma banda de busca em torno de $\pm 10\%$ da frequência característica estimada [33].

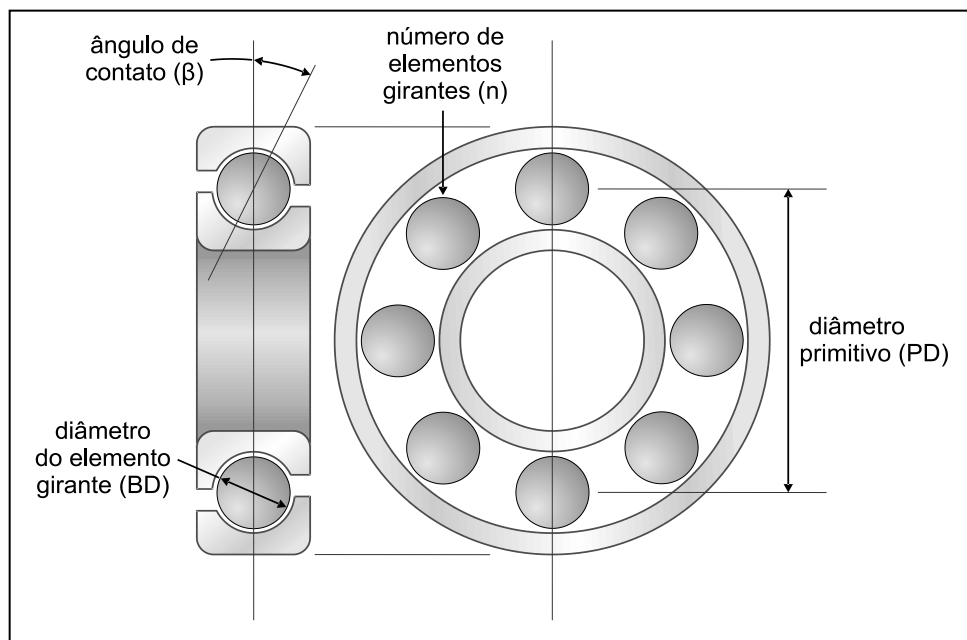


Figura 4.3: Dimensões envolvidas no cálculo das frequências de falha.

4.2.2 DEFEITOS DISTRIBUÍDOS

Defeitos distribuídos incluem pistas desalinhadas, superfícies ásperas ou onduladas e deformações nos elementos girantes. São causados por erros de fabricação, instalação imprópria, contaminação ou corrosão. No caso de contaminação, partículas podem entrar no rolamento e serem movimentadas pelos corpos rolantes. No processo de corrosão tem-se a

mesma ação, mas as partículas são provenientes do próprio material do rolamento por causa da ação corrosiva de água, ácido ou lubrificação deteriorada.

O nível de vibração gerado depende da quantidade, do tamanho e da composição das partículas contaminantes movimentadas. Nenhum padrão de frequências típico é gerado. No entanto, um ruído audível e perturbador pode ser percebido [34]. O defeito distribuído também é característico do fim de vida de um rolamento, devido ao agravamento e aumento do número de falhas localizadas.

4.3 ANÁLISE DE VIBRAÇÕES

A análise de vibrações é um dos métodos de diagnóstico de falhas mais estudado e utilizado. E assim, no estudo de defeitos em rolamentos, é inevitável o estudo das vibrações por eles geradas. Também, entre todos os efeitos causados por uma defeito no rolamento, é fato que a vibração é o principal e maior efeito, especialmente no caso de defeitos localizados.

Dentre os principais métodos de diagnóstico com base em vibrações, estão: análise temporal, *Spike Energy*, análise espectral de vibração e análise de envelope. Cada um destes métodos é descrito a seguir.

Na análise temporal, parâmetros como nível global (ou RMS do sinal), fator de crista, fator de onda e fator de forma são utilizados para se qualificar a quantidade e o tipo de vibração presente. Assim, é possível se identificar o aparecimento de um defeito, especialmente do tipo distribuído. Contudo, uma vez identificado um defeito, não é possível determinar a sua natureza.

Há também algumas técnicas de filtragem utilizadas no domínio do tempo, com base no princípio de que ressonâncias estruturais de alta frequência são excitadas pelos impulsos causados pelos defeitos. Na análise de *Spike Energy* (ou *Shock Pulse*), esses defeitos são detectados devido à utilização de um transdutor, cuja frequência de ressonância é voltada para essa faixa.

Amplamente utilizada na identificação de defeitos em rolamentos, a análise espectral da vibração acessa as características de baixa e alta frequência que se relacionam aos defeitos. As frequências características e suas harmônicas, vistas acima, podem ser identificadas no espectro da vibração em diferentes estágios do defeito. Em alguns casos, observam-se no espectro bandas laterais nas componentes características do defeito.

Na análise espectral, a determinação da severidade não se baseia na amplitude, mas sim no conteúdo harmônico¹¹ do padrão, devido ao número elevado (e diferentes significâncias) de frequências características harmônicas. O espectro pode ser tomado em cima de valores da aceleração, velocidade ou deslocamento, sendo que a aceleração tem melhor resposta para frequências mais altas e o deslocamento, para frequências mais baixas.

¹¹ No contexto desta dissertação, entende-se como conteúdo harmônico o somatório das amplitudes das componentes que compõem um padrão de falha.

Por fim, a técnica de envelope também é muito utilizada para a identificação de defeitos localizados em rolamentos, principalmente em estágio incipiente. Parte do princípio de que os pulsos, resultantes do impacto dos elementos do rolamento com o defeito, excitam as frequências de ressonância estruturais na frequência característica do defeito. Desta forma, através da demodulação de uma dessas frequências de ressonância, um sinal relativo à condição do rolamento pode ser obtido. Este sinal é obtido após a filtragem do sinal original de vibração na banda relativa à ressonância desejada, seguido de demodulação (detecção do envelope), conforme ilustra a Figura 4.4.

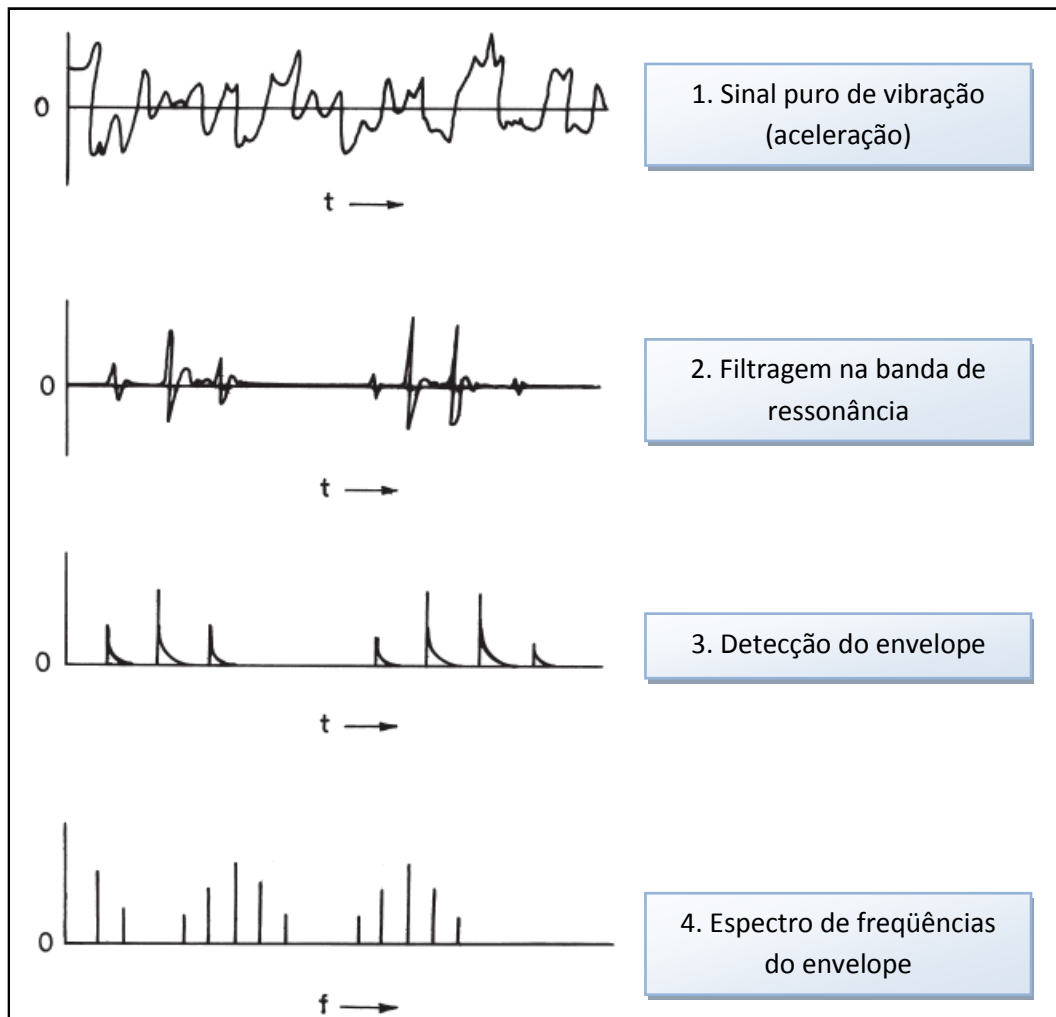


Figura 4.4: Processo de obtenção da análise espectral de envelope.

Fonte: Tandon e Choudhury [32].

Podemos dividir o tempo de vida de um rolamento, após o aparecimento de um defeito, em quatro estágios [31]:

- **Estágio 1:** neste estágio, há o surgimento de defeitos microscópios e o rolamento ainda possui entre 10% e 20% de vida remanescente. Nenhum ruído é detectado pelo ouvido humano e a temperatura do mancal é estável. Há acréscimo mensurável somente no ultrassom, emissão acústica e medida de *Spike Energy*.

- **Estágio 2:** agora, defeitos leves começam a criar impactos excitando as frequências naturais dos elementos do rolamento. Estes defeitos não são visíveis a olho nu. O ruído aumenta pouco e a temperatura continua normal. Este estágio constitui entre 5% e 10% da vida remanescente do rolamento. Na vibração, há um pequeno acréscimo no fator de crista e nível global. Em contrapartida, vê-se um aumento considerável na medida de *Spike Energy*. Ao final do Estágio 2, surgem as frequências naturais, moduladas pela rotação do eixo.
- **Estágio 3:** já com de vida restante entre 2% e 5%, surgem pequenos defeitos localizados com o aumento da severidade. É marcado pelo aumento considerável do ruído e um leve aumento da temperatura. Ao final deste estágio, o desgaste começa a aumentar consideravelmente e as frequências de defeito aparecem no espectro. Com o agravamento da falha, crescem as componentes harmônicas e estas começam a ser moduladas por componentes na frequência de rotação do eixo. Os níveis de *Spike Energy* continuam a crescer consideravelmente.
- **Estágio 4:** muitos defeitos localizados indicam que o desgaste alcançou a superfície do mancal. O ruído do mancal torna-se forte e a temperatura aumenta bastante. Ao fim do estágio, os efeitos dos defeitos localizados começam a produzir um padrão de defeito distribuído. Este padrão é caracterizado pelo desaparecimento das frequências de falha e pelo aparecimento de uma vibração aleatória numa grande faixa de frequência. Há também acréscimo significativo no nível global da vibração, na rotação do eixo (e seus harmônicos) e uma queda na medida de *Spike Energy*. Neste estágio, o tempo remanescente de vida é incerto.

É importante ressaltar que na análise espectral da vibração, são comuns casos onde não há vibração nas frequências fundamentais dos defeitos e sim vibrações que aparecem como bandas laterais de outras vibrações já presentes no espectro. Por exemplo, a componente na frequência da gaiola aparece modulando a componente na frequência da pista interna (BPFI).

4.4 ANÁLISE DA CORRENTE ESTATÓRICA

Conforme foi visto nos capítulos anteriores, as técnicas associadas à corrente estatórica podem ser consideradas como uma forma indireta de se medir vibrações, inclusive oriundas de rolamentos. Assim, uma analogia entre os efeitos destas falhas na vibração e na corrente estatórica pode ser feita para a corrente estatórica, com o intuito de se obter uma metodologia de detecção e diagnóstico destes tipos de falhas.

A primeira metodologia, proposta por Schoen, et al. [11], partia da identificação das mesmas frequências características de defeitos dos rolamentos (e utilizadas na vibração) no espectro da corrente estatórica. Resultados obtidos por Obaid, et al. [5], reforçam a observação de que a detecção no espectro da corrente é difícil se comparada à vibração (em mesmas condições), especialmente para defeitos na pista interna.

Por princípio, a análise espectral requer sinais estacionários e a corrente estatórica não é estacionária por natureza [28] [35]. Como consequência, as amplitudes das componentes de falha possuem pouca energia e as amplitudes aparecem muito pequenas se comparadas aos

harmônicos da alimentação. Outra justificativa se deve ao fato da corrente ser uma medida indireta e atenuada da vibração nos rolamentos. Dependendo das dimensões do motor e do rolamento, estas componentes ficam no nível do ruído, inviabilizando o diagnóstico.

Os mesmos padrões podem ser aplicados ao espectro do vetor de Park, conforme proposto por Silva e Cardoso [17]. Resultados obtidos em testes laboratoriais sugerem a superioridade dessa técnica sobre a análise espectral da corrente, uma vez que ela utiliza informação das três correntes estatóricas do motor.

Blödt, et al. [25], fizeram estudo analítico do efeito de avarias em rolamentos na corrente estatórica e sugerem fórmulas estendidas, dadas pelas equações (34) (35) e (36), na detecção das frequências características do rolamento. Também provam que oscilações no torque da carga devidas ao defeito também induzem componentes na corrente, além de variações no entreferro (previamente proposto). No caso, variações no entreferro resultam em modulações em amplitude da alimentação, enquanto que as oscilações no torque modulam em fase. Ambas as modulações são visíveis no espectro da corrente estatórica.

$$\text{Defeito na pista externa: } f_{ECC-BPFO} = f \pm k \cdot f_{BPFO} \quad (34)$$

$$\text{Defeito na pista interna: } f_{ECC-BPFI} = f \pm fr \pm k \cdot f_{BPFI} \quad (35)$$

$$\text{Defeito no elem. girante: } f_{ECC-BSF} = f \pm f_{FTF} \pm k \cdot f_{BSF} \quad (36)$$

onde:

f é a frequência de alimentação em Hz;

fr é a frequência de rotação do eixo em Hz;

k é a ordem do harmônico e igual 1, 2, 3, ... ;

No espectro da corrente, a frequência de rotação do eixo também é utilizada na detecção de defeitos em rolamentos (inclusive defeitos distribuídos) e pode ser considerada como um caso particular da equação (35), quando k é igual a zero.

Na tentativa de reduzir os efeitos de caráter não estacionário da corrente, Eren e Devaney [28] propuseram a aplicação da Decomposição por Wavelets (WPD) no diagnóstico de defeitos localizados. Este método mostrou melhor capacidade de diagnóstico para defeitos incipientes, mesmo em face de variações na carga e pequenas oscilações no torque. Em um estudo anterior [30], eles já haviam proposto o uso de wavelets para a análise das frequências de ressonância durante um regime de transitório de partida.

4.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Considerando-se as técnicas apresentadas, fica evidente que a análise da vibração representa uma metodologia abrangente e mais madura. Através dos seus diferentes métodos de análise, defeitos incipientes podem ser identificados e localizados com boa confiabilidade. Pelo fato de exigir medições diretas no motor, há certas limitações na sua aplicação. Recentemente, sistemas de medição remota estão disponíveis no mercado, contudo ainda representam um custo elevado para implantação em larga escala na indústria.

Com relação às técnicas baseadas na corrente estatórica, houve grandes avanços desde a sua proposição em 1995. Por ser recente e pouco difundida no meio industrial, a detecção de defeitos em rolamentos através da corrente ainda necessita de uma metodologia eficaz. Os resultados disponíveis, apesar de comprovarem a presença das freqüências de defeito do rolamento, utilizam diferentes padrões de freqüências, modulações e harmônicos na análise.

É importante lembrar que as dificuldades enfrentadas na corrente estatórica são decorrentes de sua sensibilidade a variações inerentes ao processo e da natureza de sua medida. Ainda, há a possibilidade de alguns harmônicos dos padrões utilizados coincidirem com os harmônicos da rede. Na prática, apesar de ser possível, a detecção de defeitos em rolamentos através da corrente estatórica deve ser seguida, se possível, de uma análise de vibração detalhada, para se determinar a real condição do rolamento.

Capítulo 5

Análise de Componentes Principais

A Análise de Componentes Principais, conhecida como *Principal Component Analysis* (PCA) é uma técnica estatística utilizada para reduzir a dimensionalidade de um conjunto de dados onde há um grande número de variáveis inter-relacionadas. Isto é feito de forma que o máximo de variância presente nos dados seja mantido. Essa redução se dá pela obtenção de um novo e reduzido conjunto de variáveis não correlacionadas, chamadas componentes principais. Tais componentes são então ordenados de forma que os primeiros guardam a maior parte da variância presente nas variáveis originais.

Na literatura, esse método pode também ser encontrado como: *Empirical Orthogonal Functions*, *Factor Analysis*, *Eigenvector Analysis*, transformada Karhunen-Loève (KLT) ou *Latent Vector Analysis*. Nesta dissertação, o termo Análise de Componentes Principais e sua respectiva sigla em inglês PCA serão usados. Da mesma forma a sigla PC, do inglês *Principal Component*, será utilizada para identificar o termo **Componente Principal**.

Este capítulo está subdividido em sete seções. Primeiramente será apresentado um breve histórico da técnica. Sua definição formal e derivação serão apresentadas em seguida.

5.1 BREVE HISTÓRICO (IBID [36])

As origens de técnicas estatísticas são difíceis de rastrear. Sabe-se, através de Preisendorfer e Mobley (1988), que Beltrami (1873) e Jordan (1874) derivaram independentemente a Decomposição de Valores Singulares, conhecida como *Singular Value Decomposition* (SVD) (veja a seção 5.5) em uma forma que é base para a análise de componentes principais. Contudo, as primeiras descrições da técnica, que hoje é conhecida como PCA, foram dadas por Pearson (1901) e Hotelling (1933).

Nos 32 anos entre os artigos de Pearson e Hotelling, muito pouco material relevante foi publicado. Alguns estudos nesse período se concentravam em *Factor Analysis*. Apesar da abordagem de Hotelling partir dessas idéias, PCA é diferente em caráter de *Factor Analysis*.

Mesmo utilizando abordagens diferentes, Pearson e Hotelling chegaram à derivação de PCA: Pearson, na tentativa de encontrar retas e planos que melhor se ajustavam a um conjunto de pontos em um espaço p -dimensional e, mais tarde, Hotelling ao procurar um menor “conjunto fundamental de variáveis independentes” que determinassem os valores das p variáveis originais.

Hotelling nota que tais variáveis são chamadas **fatores** na literatura convencional, mas introduz o conceito de **componentes** para evitar confusão com outros usos da palavra na matemática. Hotelling escolhe seus componentes de forma a maximizar as suas sucessivas contribuições para o total das variâncias das variáveis originais e chama os componentes que são derivados dessa forma de **componentes principais**. A derivação algébrica usada por Hotelling será apresentada na seção 5.3. Um segundo artigo de Hotelling (1936) mostra uma versão acelerada do método.

Pouco trabalho foi feito no desenvolvimento de aplicações de PCA durante os 25 anos que se seguiram da publicação do artigo de Hotelling. O início do aumento do interesse em PCA é marcado por quatro artigos; e estes se tornaram importantes referências no assunto:

- Anderson (1963) discute a parte mais teórica relacionada às distribuições assintóticas dos coeficientes e variâncias de componentes principais;
- Rao (1964) introduz inúmeras idéias com relação ao uso, interpretação e extensões de PCA;
- Gower (1966) insere a técnica no contexto da estatística, além de fornecer vistas do ponto de vista geométrico;
- Jeffers (1967) é significativo por avançar para o lado realmente prático do assunto, mostrando dois casos de estudo em que o uso do PCA vai além de uma simples ferramenta de redução de dimensionalidade.

Estes artigos também mostraram que, na prática, a aplicação de PCA é muito mais útil para um grande conjunto de variáveis p (apesar de Pearson notar que somente era viável fazer PCA à mão para p menor ou igual a quatro). Tanto que, desde a publicação destes artigos, houve um aumento considerável de aplicações e aprofundamentos teóricos, o que coincide com o advento dos computadores e o uso de técnicas de resolução numérica.

Apesar da simplicidade dessa técnica, muita pesquisa ainda está sendo feita na área de PCA. Isso é claramente ilustrado pelo fato do *IEEE* ter mais de 3000 artigos publicados nos anos entre 1997-2007 que incluem a frase “*principal component analysis*” ou “*principal components analysis*” em seus títulos, resumos (ou *abstracts*) ou palavras-chave. Além disso, PCA tem sido amplamente utilizado e aplicado em diversas áreas, que incluem agricultura, biologia, química, climatologia, demografia, ecologia, economia, pesquisa de alimentos, genética, geologia, meteorologia, oceanografia, psicologia, engenharia e outros.

5.2 DEFINIÇÃO DE COMPONENTES PRINCIPAIS

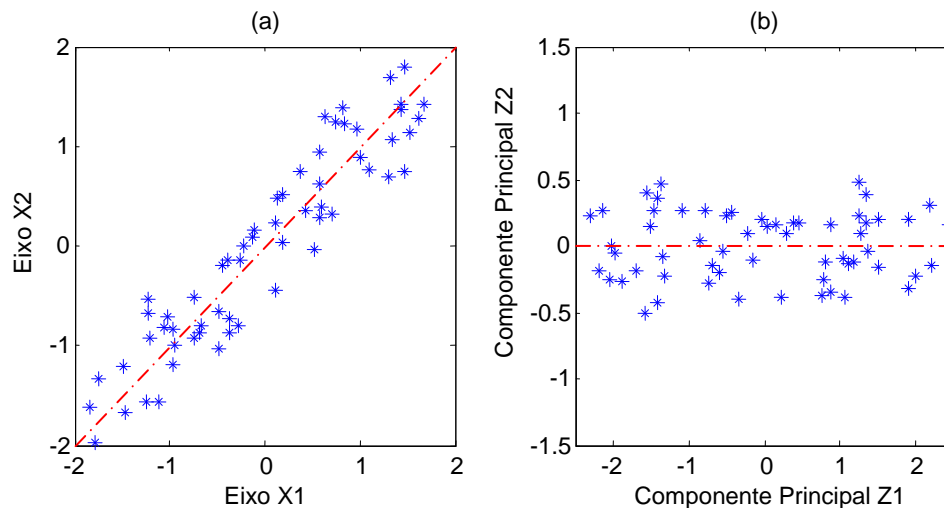
Dado um vetor x de p variáveis aleatórias, PCA é uma forma de analisar as variâncias e correlações dessas variáveis. Especialmente para altos valores de p , onde uma visualização gráfica ou uma comparação entre elas não é viável, podemos olhar para algumas ($\ll p$) variáveis derivadas que preservam a maior parte da informação dada por essas variâncias e correlações.

O primeiro passo é encontrar a função linear $\alpha'_1 x$ dos elementos de x que contém variância máxima, onde α_1 é um vetor de p constantes (e $'$ denota transposta) de forma que

$$\alpha'_1 x = \alpha_{11}x_1 + \alpha_{12}x_2 + \dots + \alpha_{1p}x_p = \sum_{j=1}^p \alpha_{1j}x_j \quad (37)$$

Em seguida, encontra-se a função linear $\alpha'_2 x$, não correlacionada com $\alpha'_1 x$ que contém máxima variância, e assim por diante, de forma que ao k -ésimo estágio a função linear $\alpha'_k x$ é encontrada com a máxima variância possível não correlacionada com $\alpha'_1 x, \alpha'_2 x, \dots, \alpha'_{k-1} x$. A k -ésima variável derivada $\alpha'_k x$ é o k -ésimo componente principal. Até p PCs podem ser encontrados, mas espera-se que a maior parte da variância em x seja englobada por m PCs, onde m é significativamente menor que p ($m \ll p$).

É importante notar que apesar de PCA não ignorar covariâncias e correlações, ele se concentra nas variâncias das variáveis originais. A Figura 5.1-a mostra um gráfico de 60 observações em duas variáveis altamente correlacionadas x_1 e x_2 , onde uma variação considerável pode ser vista em ambas. Transformando para os componentes principais z_1 e z_2 , obtemos o gráfico dado pela Figura 5.1-b.



**Figura 5.1: Gráfico dos valores de x_1 versus x_2 (a) e z_1 versus z_2 .
A linha tracejada indica a linha de maior variação, coincidente com componente principal z_1 .**

Fica claro que há mais variação na direção de z_1 do que em qualquer uma das variáveis originais, mas pouca variação na direção de z_2 . De forma geral, se um conjunto de p (> 2) variáveis tem correlações substanciais entre si, então os primeiros PCs esclarecerão a maior parte da variação das variáveis originais. Da mesma forma, os poucos últimos PCs identificam direções em que há pouca variação, ou seja, eles identificam relações lineares quase constantes entre as variáveis originais. Apesar de PCA ser útil para altos valores de p , o exemplo acima considera apenas $p = 2$ para permitir a visualização gráfica do problema.

Tendo definido o que são componentes principais, precisamos definir como obtê-los. Primeiro, consideramos que o vetor de variáveis aleatórias x tem uma matriz de covariância C . Essa é uma matriz de dimensão $(p \times p)$ cujos elementos (i, j) são as covariâncias (conhecidas) entre o i -ésimo e j -ésimo elementos de x para $i \neq j$, e a variância do j -ésimo elemento de x quando $i = j$. Quando a matriz de covariância C da população é desconhecida, utilizamos a matriz de covariância de uma amostra dessa população.

É visto que para $k = 1, 2, \dots, p$, o k -ésimo PC é dado $z_K = \alpha_k' x$ onde α_k é um autovetor de C correspondente ao seu k -ésimo maior autovalor λ_k . Conseqüentemente, se α_k é determinado para ter módulo unitário ($\alpha_k' \cdot \alpha_k = 1$), então

$$\text{var}(z_K) = \lambda_k \quad (38)$$

onde $\text{var}(z_K)$ representa a variância de z_K .

É importante notar que em algumas vezes, os vetores α_k são referidos como *componentes principais*. Este uso, apesar de muitas vezes defendido, é confuso. É preferível reservar o termo para as variáveis obtidas $\alpha_k' x$, e referir-se a α_k como o vetor de coeficientes

para o k -ésimo PC. A notação padrão usada em análise de componentes principais pode ser escrita da seguinte forma:

$$Z = X \cdot A \quad (39)$$

onde:

Z é a matriz ($n \times m$) dos componentes principais;

X é a matriz ($n \times p$) dos dados originais;

A é a matriz ($p \times m$) de transformação, que contém os vetores de coeficientes associados aos m componentes principais selecionados;

e

p é a dimensão do espaço original;

m é a dimensão do espaço reduzido de PCs;

n é o número de observações em ambos espaços.

É fácil perceber que de fato estamos projetando a matriz de dados X em um novo sistema de coordenadas A , resultando nos componentes principais em Z . Lembrando que x pode ser representado como uma combinação linear de m vetores ortonormais α_k :

$$x = z_1 \alpha'_1 + z_2 \alpha'_2 + \dots + z_m \alpha'_m \quad (40)$$

Esses vetores p_i são as colunas da matriz de transformação A . Cada característica, ou componente z_k é uma combinação linear dos dados x .

$$z_k = x \alpha_k = x_1 \alpha_{1k} + x_2 \alpha_{2k} + \dots + x_n \alpha_{nk} = \sum_{j=1}^n x_j \alpha_{j,k} \quad (41)$$

5.3 DERIVAÇÃO DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A derivação apresentada neste trabalho é a mesma dada na maioria das referências bibliográficas e na literatura do assunto e foi retirada de Jolliffe [36].

Para derivar a forma dos PCs, considere $\alpha'_1 x$ onde o vetor α_1 maximiza $var(\alpha'_1 x) = \alpha'_1 C \alpha_1$, ou seja, o primeiro PC deve refletir a máxima variância possível. A restrição de normalização $\alpha'_k \alpha_k = 1$ deve ser imposta para atingir este máximo, caso contrário, haverá mais de uma solução. Para maximizar $\alpha'_1 C \alpha_1$, sujeito a $\alpha'_k \alpha_k = 1$, a abordagem padrão é usar a técnica de otimização de funções de Lagrange. Portanto, maximizando

$$\alpha'_1 C \alpha_1 - \lambda_1 (\alpha'_k \alpha_k - 1)$$

onde λ_1 é o multiplicador de Lagrange. Derivando com relação a α_1 , resulta em

$$C \alpha_1 - \lambda_1 \alpha_1 = 0 \text{ ou } (C - \lambda_1 I_p) \alpha_1 = 0$$

onde I_p é a matriz identidade ($p \times p$). Assim, λ_1 é um autovalor de C e α_1 é o seu autovetor correspondente. Para decidir qual dos p autovetores dá $\alpha'_1 x$ com maior variância, devemos escolher o maior valor possível de λ_1 , visto que

$$\alpha'_1 C \alpha_1 = \alpha'_1 \lambda_1 \alpha_1 = \lambda_1 \alpha'_1 \alpha_1 = \lambda_1$$

Assim, α_1 é o autovetor correspondente ao maior autovalor de C , e λ_1 o maior autovalor. Note que $var(\alpha_1'x) = \alpha_1' C \alpha_1 = \lambda_1$.

Em geral, dado que $k = 1, 2, \dots, p$, o k -ésimo PC de x é $\alpha_k'x$ e $var(\alpha_k'x) = \lambda_k$, onde λ_k é o k -ésimo maior autovalor de C , e α_k é o seu autovetor correspondente. Isso agora será provado para $k = 2$. A prova para $k \geq 3$ é ligeiramente mais complicada, mas muito similar.

O segundo PC, $\alpha_2'x$, maximiza $\alpha_2'X\alpha_2$ de forma que ele seja totalmente não correlacionado com $\alpha_1'x$, ou seja, a covariância entre o primeiro e o segundo PC é zero. Portanto, $cov(\alpha_1'x, \alpha_2'x) = 0$, onde $cov(a, b)$ representa a covariância entre duas variáveis aleatórias a e b . Assim, dado que

$$cov(\alpha_1'x, \alpha_2'x) = \alpha_1' C \alpha_2 = \alpha_2' C \alpha_1 = \alpha_2' \lambda_1 \alpha_1 = \lambda_1 \alpha_2' \alpha_1 = \lambda_1 \alpha_1' \alpha_2,$$

obtemos as seguintes equações

$$\begin{aligned} \alpha_1' C \alpha_2 &= 0, & \alpha_2' C \alpha_1 &= 0, \\ \alpha_1' \alpha_2 &= 0, & \alpha_2' \alpha_1 &= 0. \end{aligned}$$

Qualquer uma das equações acima pode ser usada para especificar correlação zero entre $\alpha_1'x$ e $\alpha_2'x$. Escolhendo a última delas (uma escolha arbitrária) e utilizando novamente a restrição de normalização, a quantidade a ser maximizada é

$$\alpha_2' C \alpha_2 - \lambda_2 (\alpha_2' \alpha_2 - 1) - \phi \alpha_2' \alpha_1,$$

onde λ_2 e ϕ são multiplicadores de Lagrange. Derivando com relação a α_2 , temos

$$C \alpha_2 - \lambda_2 \alpha_2 - \phi \alpha_1 = 0$$

e multiplicando a equação à esquerda por α_1' , obtemos

$$\alpha_1' C \alpha_2 - \lambda_2 \alpha_1' \alpha_2 - \phi \alpha_1' \alpha_1 = 0$$

que, devido aos dois primeiros termos serem zero e $\alpha_1' \alpha_1 = 1$, se reduz para $\phi = 0$.

Portanto, $C \alpha_2 - \lambda_2 \alpha_2 = 0$, ou o seu equivalente $(C - \lambda_2 I_p) \alpha_2 = 0$ e, então, λ_2 é mais uma vez um autovalor de C e α_2 é seu autovetor correspondente. Visto que λ_1 é o maior autovalor, λ_2 deve ser o segundo maior autovalor.

Como afirmado acima, é possível mostrar que para os demais PCs (terceiro em diante), o vetor de coeficientes α_k representa os autovetores de C correspondentes a λ_k , de forma que o terceiro PC possui o terceiro maior autovalor, o quarto PC possui o quarto maior autovalor e o último PC possui o menor autovalor. Conseqüentemente,

$$var(\alpha_k'x) = \lambda_k, \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, p.$$

5.4 PCA BASEADO NA MATRIZ DE CORRELAÇÃO

Conforme visto anteriormente, a derivação e características de PCs são baseadas nos autovetores e autovalores da matriz de covariância. Na prática, em aplicações de PCA, é mais comum definir componentes principais como

$$Z = X^* \cdot A, \quad (42)$$

onde A representa os autovetores da **matriz de correlação**, e X^* consiste na matriz de dados X com suas variáveis normalizadas¹². A versão normalizada X^* é obtida através da equação abaixo:

$$x_k^* = (x_k - \bar{x}_k) / \sigma_k, \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, p, \quad (43)$$

onde x_k é o vetor das n amostras da k -ésima coluna de X , \bar{x}_k é a média de x_k e σ_k é a variância de x_k .

Conseqüentemente, se os dados são normalizados pela sua média e variância, a matriz de covariância de X^* é igual à matriz de correlação de X , e os PCs de X^* são dados pela equação (42).

Apesar de X^* ser obtido a partir de uma simples transformação de X , é importante lembrar que os PCs obtidos para a matriz de correlação não são iguais aos obtidos para a matriz de covariância e, portanto, não fornecem informações equivalentes e nem podem ser derivados um do outro.

A utilização de matrizes de correlação (ao invés de covariância) é muito comum quando os elementos de X possuem diferentes unidades ou representam diferentes grandezas. Sabe-se que com PCA baseado na matriz de covariância, há grande sensibilidade dos PCs para a unidade das medidas usadas em cada elemento de X , ou seja, as variáveis cujas variâncias são maiores irão dominar os primeiros PCs. Isso pode ser apropriado se todos os elementos de X são medidos com as mesmas unidades. Por exemplo, se todos os elementos de X são medidas de temperatura de diferentes sensores em um mesmo local, todos em graus Celsius.

Em geral, ocorre que os elementos de X são tipos completamente diferentes de medidas: alguns podem ser comprimentos, outros pesos, temperaturas, valores arbitrários numa escala de 1 a 5, e assim por diante. Nesses casos, a estrutura dos PCs vai depender da escolha das medidas e suas respectivas naturezas. O exemplo a seguir ilustra a influência das medidas na obtenção de PCs.

Suponha que haja duas variáveis, x_1 e x_2 , e que x_1 é uma medida de comprimento que pode ser igualmente medida em centímetros ou milímetros. A variável x_2 representa uma

¹² Este termo foi adaptado do inglês *standardized*. A tradução direta seria **padronizada**, no sentido de que as variáveis devem ser processadas de forma a ficarem num padrão onde suas variâncias possam ser comparadas entre si, sem que as amplitudes (relativas à natureza da medida) interfiram na obtenção dos componentes principais.

medida de massa em gramas. As matrizes de covariância para esses dois casos são, respectivamente:

$$C_{cm} = \begin{bmatrix} 78 & -74 \\ -74 & 81 \end{bmatrix} \quad C_{mm} = \begin{bmatrix} 7828 & -744 \\ -744 & 81 \end{bmatrix}$$

Aplicando PCA a estas matrizes, resulta que o vetor de coeficientes do primeiro PC é igual a $-0,7x_1 + 0,7x_2$ para C_{cm} e igual a $-0,996x_1 + 0,09x_2$ para C_{mm} . Portanto, uma pequena e relativa mudança em uma variável (de centímetros para milímetros) tem o efeito de mudar completamente o resultado: o primeiro PC do primeiro caso dá pesos **iguais** para x_1 e x_2 , enquanto no segundo caso o primeiro PC é quase totalmente **dominado** por x_1 . Além disso, o primeiro PC responde por 96,8% da variância total para C_{cm} e 99,9% para C_{mm} .

O exemplo acima mostra que não é aconselhável usar PCs de uma matriz de covariância quando X consiste em medidas de diferentes tipos, a não ser que haja uma grande convicção de que as unidades das medidas são compatíveis. Mesmo quando esta condição é satisfeita (amplitude ou unidade das medidas são compatíveis) ainda há a possibilidade de suas variâncias serem muito diferentes, devido a características particulares das mesmas.

Assim, através de matrizes de covariância e variáveis não-comensuráveis¹³, o resultado dado pelos PCs é difícil de interpretar. Já, para a matriz de correlação, as variáveis normalizadas são adimensionais e podem ser facilmente combinadas para se obter os componentes principais, além de permitir que resultados de diferentes análises sejam informalmente comparados. Nestes casos, a normalização das variáveis originais pode ser vista como uma tentativa de se remover do PCA o problema de dependência de escala.

Podemos dizer então que o uso de matrizes de covariância possui vantagem sobre matrizes de correlação em dois casos:

- Quando uma inferência estatística é desejada;
- Quando todos os elementos de X são medidos nas mesmas unidades.

No primeiro caso, é mais fácil obter inferências para matrizes de covariância no contexto de inferências estatísticas. Contudo, Jolliffe afirma que "**na prática, é mais comum usar PCA como uma ferramenta descritiva do que uma ferramenta para inferência e, assim, a vantagem da matriz de covariância se torna irrelevante**" [36]. Já no segundo caso, apesar das medidas e amplitudes serem compatíveis, ainda não se pode garantir que as suas variâncias também sejam compatíveis.

Concluimos esta seção mostrando que utilizar a matriz de correlação **é o mesmo que aplicar a matriz de covariância para os dados normalizados**. Não é difícil provar que a matriz de correlação de X é igual à matriz de covariância de X^* , sendo X^* a matriz X centrada pela suas médias e com variâncias unitárias.

¹³ Capacidade de se medir por um padrão comum; horas e minutos são comensuráveis.

Dadas duas variáveis aleatórias a e b , com n amostras cada uma, e sabendo que $cov(a, b)$ e $corrcoef(a, b)$ são, respectivamente, a covariância e o coeficiente de correlação entre essas mesmas variáveis; e dado que

$$corrcoef(a, b) = \frac{cov(a, b)}{\sqrt{cov(a, a) \cdot cov(b, b)}} \quad \text{e} \quad cov(a, a) = var(a)^2, \quad (44)$$

queremos provar que

$$cov(a^*, b^*) = corrcoef(a, b). \quad (45)$$

Assim, partindo da definição de covariância, tem-se

$$cov(a^*, b^*) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_i^* - \bar{a}^*)(b_i^* - \bar{b}^*) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n a_i^* b_i^*, \quad (46)$$

Da equação (43), sabemos que

$$a_i^* = \frac{a_i - \bar{a}}{\sigma_a} = \frac{a_i - \bar{a}}{var(a)} \quad \text{e} \quad b_i^* = \frac{b_i - \bar{b}}{\sigma_b} = \frac{b_i - \bar{b}}{var(b)}, \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n \quad (47)$$

Substituindo (47) em (46), temos

$$\begin{aligned} cov(a^*, b^*) &= \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^n \frac{a_i - \bar{a}}{var(a)} \cdot \frac{b_i - \bar{b}}{var(b)} = \frac{1}{var(a) \cdot var(b)} \cdot \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b}) \\ cov(a^*, b^*) &= \frac{cov(a, b)}{var(a) \cdot var(b)} = \frac{cov(a, b)}{\sqrt{var(a)^2 \cdot var(b)^2}} = \frac{cov(a, b)}{\sqrt{cov(a, a) \cdot cov(b, b)}} \end{aligned}$$

e portanto

$$cov(a^*, b^*) = corrcoef(a, b).$$

5.5 DECOMPOSIÇÃO EM VALORES SINGULARES

Da teoria de matrizes, **Decomposição em Valores Singulares**, conhecida como *Singular Value Decomposition (SVD)* é uma fatoração de uma matriz retangular muito utilizada em estatística e processamento de sinal. Para PCA, SVD representa um método computacionalmente eficiente de se obter PCs. Outra vantagem da SVD é a de que ela provê uma vista adicional ao que PCA realmente faz e dá formas úteis, tanto gráficas como algébricas, de representar os resultados da mesma.

SVD decompõe uma matriz X de dimensão $(n \times p)$ em uma matriz diagonal L de mesma dimensão contendo os **valores singulares** de X , uma matriz unitária U de componentes principais e uma matriz ortonormal A de autovetores. Assim, supondo X centrado em sua média, temos

$$X = U \cdot L \cdot A', \quad (48)$$

onde:

X é uma matriz ($n \times p$) arbitrária de dados;

U é uma matriz ($n \times p$) de componentes principais com variância igual a $1/(n - 1)$;

L é uma matriz diagonal ($p \times p$) contendo os valores singulares;

A é uma matriz ($p \times p$) de autovetores.

As matrizes U e A são matrizes que contêm colunas ortonormais de forma que $U'U = I_p$ e $A'A = I_p$, onde I_p é matriz identidade de dimensão p .

Da equação (48), decorre que:

- 1 Os valores singulares de X são iguais à raiz quadrada dos autovalores de $X'X$;
- 2 Os autovalores de $X'X$ são iguais a $(n - 1)$ vezes os autovalores da matriz de covariância de X .

Em SVD, os valores singulares em L são positivos e arranjados em ordem decrescente. A sua magnitude está relacionada ao conteúdo da informação contida nos PCs através da relação $l_k^2/(n - 1)$, onde l_k é o k -ésimo valor singular.

5.6 DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADE PARA COMPONENTES PRINCIPAIS

Os resultados obtidos para componentes principais de uma população podem ser facilmente estendidos para amostras da mesma população. Contudo, só podem ser feitas inferências sobre PCs obtidos de amostras quando suas respectivas distribuições de probabilidade são conhecidas. Tal informação permite a estimação de pontos, intervalos e teste de hipóteses.

Apesar do considerável esforço matemático despendido na derivação de distribuições de probabilidade, principalmente assintóticas¹⁴, para os autovalores e autovetores da matriz de covariância de uma amostra, a aplicação e abrangência dessas derivações é limitada devido a três principais fatores:

- Geralmente envolvem uma matemática complicada;
- As distribuições são meramente assintóticas;
- Geralmente assumem que o conjunto original de variáveis tem distribuição normal multi-variável.

Além do mais, quando as observações não são independentes, como, por exemplo, observações que correspondem a pontos adjacentes no tempo (séries temporais) ou no espaço, os resultados distribucionais sofrem desvios. O estudo destas circunstâncias e o seu uso na inferência sobre PCs de amostras fogem ao escopo desta dissertação.

Na prática, a suposição de que a população tem uma distribuição normal multi-variável (ou próxima dela) é freqüentemente não satisfeita e os valores práticos dos resultados são,

¹⁴ Uma função assintótica aproxima-se gradualmente de um valor constante (o assíntota), ou seja, no infinito a função está arbitrariamente próxima dessa constante.

portanto, limitados. Porém, como já foi visto na seção 5.4 esta é uma abordagem restrita do que PCA pode fazer. PCA é uma ferramenta abrangente, cuja principal utilidade é a obtenção de descrições dos dados, ao invés de inferências sobre eles. PCA pode prover uma valiosa informação descritiva para uma ampla variedade de dados, sejam eles contínuos e normalmente distribuídos ou não. A maior parte das aplicações de sucesso de PCA trata a técnica como uma ferramenta puramente descritiva.

5.6.1 ESTATÍSTICA T-QUADRADO DE HOTELLING

Em PCA, a estatística T-quadrado de Hotelling (T^2) é uma medida de variação dentro de um modelo PCA [37]. Se uma amostra possui uma estatística T-quadrado maior que um dado limite de confiança, então esta amostra pode não ser representativa dos dados no modelo PCA em estudo.

A estatística T^2 é a soma normalizada do quadrado dos componentes principais do modelo e pode ser calculado através da equação a seguir:

$$T_k^2 = z_k \Lambda^{-1} z_k' = x_k A \Lambda^{-1} A' x_k', \quad (49)$$

onde:

z_k é o k-ésimo componente principal de X ;

A é o vetor de coeficientes relacionados aos p componentes principais;

Λ^{-1} é a matriz diagonal do inverso dos autovalores associados aos m PCs mantidos no modelo.

O limite de confiança, cujo valor é geralmente 95%, é obtido a partir da distribuição T-quadrado de Hotelling. Esta distribuição é uma generalização da distribuição T de Student, usada em teste de hipóteses em dados multi-variáveis. A distribuição T-quadrado pode ser obtida a partir da distribuição F , com grau de liberdade p e $(m - p + 1)$.

No escopo deste trabalho, essa estatística é importante, uma vez que ela será usada para a obtenção de uma medida estatística da distância de cada amostra ao seu valor provável. A partir de um limite de confiança, esta é uma forma analítica de se encontrar pontos extremos nos dados, que eventualmente não seguem o padrão estatístico do modelo obtido com PCA. Uma amostra considerada ponto extremo pode indicar uma mudança de operação no sistema ou o surgimento de um fator antes não presente, como uma falha.

Por tratar de amostras multidimensionais, é possível avaliar a contribuição de cada variável na estatística T^2 quando uma amostra esteja fora do limite de confiança. Isto, com a devida interpretação, pode ser importante na identificação de uma variável que tenha mudado seu padrão estatístico.

É importante ressaltar que, ao utilizar a distribuição T-quadrado, assume-se que as amostras têm uma distribuição normal multi-variável. Como os PCs são funções lineares de p variáveis aleatórias, um apelo ao Teorema do Limite Central pode justificar a normalidade aproximada dos PCs, mesmo quando as variáveis originais não são normais.

5.6.2 ESTATÍSTICA Q

Como um dos objetivos de PCA é reduzir o número de dimensões de um conjunto de dados, a estatística Q é uma medida da distância entre a amostra original e a sua projeção no modelo obtido, cuja dimensão é reduzida [37]. Esta distância é uma forma de se avaliar a qualidade do conjunto reduzido obtido, uma vez que ao reduzir dimensões há uma perda inerente de informações.

A estatística Q é simplesmente a soma do quadrado de cada linha na matriz de erros, conforme visto na equação abaixo.

$$Q_k = e_k e_k' = x_k (I - A_m A_m') x_k', \quad (50)$$

onde A_m é a matriz com os autovalores associados aos m componentes principais do modelo.

Da mesma forma que na distribuição T-quadrado, é possível avaliar a contribuição de cada variável para o valor da estatística Q em cada amostra. Assim é possível determinar quais variáveis do sistema estão bem ou mal contempladas pelo modelo obtido.

Em aplicação de regressão ou desacoplamento de dados, esta medida é muito útil, pois avalia a perda de informação no processo de redução de dimensionalidade dos dados.

5.7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No exemplo bidimensional visto na seção 5.2, dois componentes principais, z_1 e z_2 , foram obtidos a partir das variáveis x_1 e x_2 . No caso, ficou clara capacidade do PCA identificar a direção de maior variância dos dados (Figura 5.1-b).

Sabendo que uma das principais aplicações de PCA é a redução de dimensionalidade, se a variância de z_2 for desprezada, obtém-se um modelo reduzido do problema (agora apenas unidimensional). O PC z_1 representa 96,8% da variância total dos dados e, portanto, retirando-se z_2 e aplicando o processo inverso, obtemos novos valores para x_1 e x_2 , conforme ilustra a Figura 5.2.

Outras aplicações comuns de PCA estão associadas à redução na dimensionalidade em dados com alto número de variáveis redundantes, como por exemplo, diferentes sensores de um mesmo processo. Assim, através de um modelo reduzido, tem-se uma vista mais geral do processo (com menos variáveis e menor dependência entre as variações específicas dos sensores), além da possibilidade de se identificar falhas em sensores ou no processo.

Por serem não-correlacionados entre si, componentes principais são também muito utilizados para se desacoplar um conjunto de variáveis. Desta forma, obtém-se melhores resultados em operações de regressão e estimação, bem como treinamento de redes-neurais [38].

Por fim, no processo de obtenção de componentes principais, assume-se que os dados exprimem relações lineares. Como visto no início deste capítulo, os PCs obtidos representam uma combinação linear das variáveis originais. Assim, por ser um ótimo extrator de características lineares, PCA pode ser ruim para problemas não-lineares.

Não há uma fórmula eficiente de se identificar não linearidades em componentes principais. No entanto, não-linearidades podem ser identificadas visualmente em gráficos entre dois PCs, através da identificação de um padrão que sugira uma relação linear. A Figura 5.3 exemplifica este tipo de padrão, chamado de *horseshoe effect*.

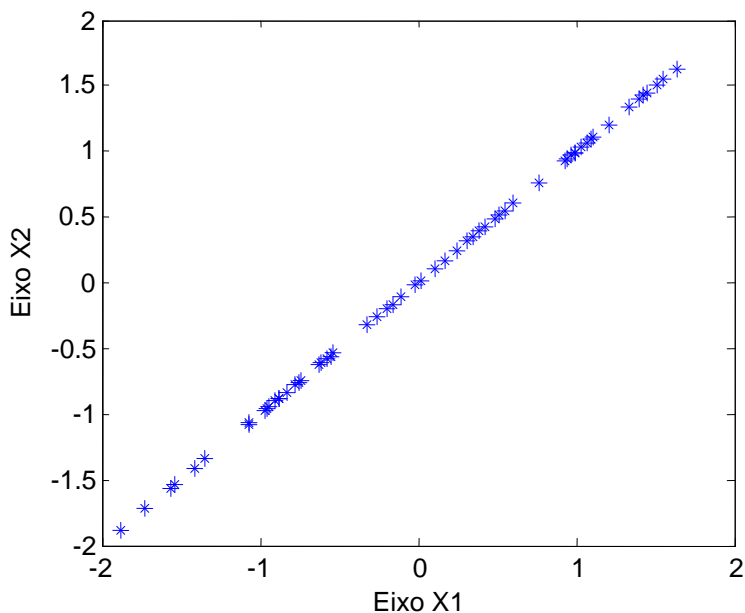


Figura 5.2: Variáveis x_1 e x_2 obtidas a partir do modelo PCA reduzido e composto apenas pelo PC z_1 .

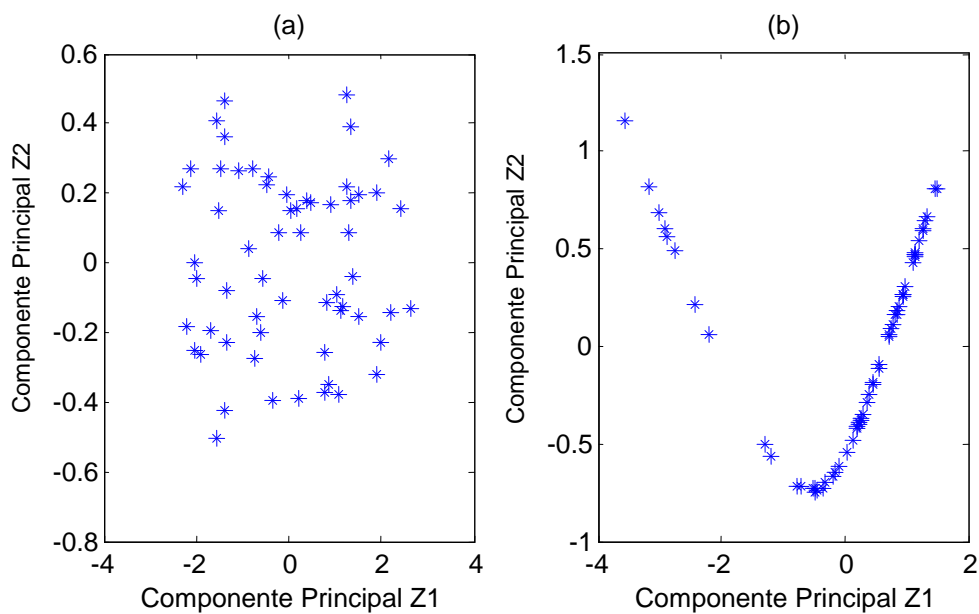


Figura 5.3: Componentes principais obtidos de uma relação linear (a) e não-linear (b).

Capítulo 6

PCA no Diagnóstico de Defeitos em Rolamentos

6.1 INTRODUÇÃO

Nos capítulos 3 e 4 foram apresentadas diferentes metodologias utilizadas no diagnóstico de defeitos em rolamentos que envolvem a análise de diversas características obtidas a partir de diferentes sinais, domínios e métodos. Cada uma dessas características carrega uma informação (redundante ou não) da condição do equipamento. Por exemplo, as características obtidas da análise espectral apresentam diversos padrões de frequências, sendo que cada um deles pode envolver diversos harmônicos e/ou modulações. Como o diagnóstico depende da leitura apropriada de todas essas características, podemos classificar o diagnóstico de defeitos em rolamentos como um problema essencialmente multi-variável.

Intuitivamente, é difícil estimar quais dessas características são mais sensíveis ao desenvolvimento e propagação de um defeito na máquina. Isto se deve aos diversos fatores que afetam o modo como estas características se comportam ou se manifestam, como a severidade do defeito ou a condição de operação da máquina. Sabe-se que o fator de crista, por exemplo, apresenta uma redução drástica no estágio final da vida do rolamento, apesar de crescer com o agravamento do defeito em estágios anteriores.

Portanto, no estudo de sistemas multi-variáveis, tem-se dois objetivos: contabilizar a contribuição de todas as variáveis e, dentre todas elas, identificar as que são mais importantes (ou que contribuem mais significativamente para a solução). Conseqüentemente, processar todas as características de falhas e, dentre elas, selecionar as características mais importantes é muito importante no aumento da confiabilidade e qualidade de um sistema de diagnóstico de falhas.

Neste sentido, PCA é capaz de não só reduzir a dimensionalidade de uma grande massa de dados, mas também fazê-lo de forma a preservar boa parte de informação contida nela. Nesse processo também é possível avaliar a contribuição individual de cada variável no novo espaço reduzido.

6.2 PCA NO DIAGNÓSTICO DE FALHAS

Hoje, o monitoramento em tempo real de processos é indispensável na automação e controle de plantas industriais, pois garante a proteção da operação e meios de se obter qualidade nos processos. Com o aumento da complexidade das plantas industriais e a crescente utilização de sistemas de medição e controle, muitas variáveis são colhidas em tempo real, tornando a interpretação e análise de toda essa informação uma tarefa difícil. Assim, a utilização de sistemas de monitoramento dessas variáveis é indispensável.

Métodos estatísticos multi-variáveis são hoje muito aplicados em diversos processos industriais e, dentre eles, PCA é um dos métodos mais populares. A técnica pode ser aplicada em sistemas de monitoramento em tempo real para detectar mudanças no ponto de operação, quebra de sensores, falhas no processo e distúrbios na planta [39].

Nestes casos, testes estatísticos de hipóteses são efetuados através dos índices T-quadrado de Hotelling e estatística Q no subespaço de PCs e no espaço residual, respectivamente. Quando um sensor falha, afeta a projeção de toda a amostra no subespaço de PCs afastando-a do seu valor provável (medido pelo índice T^2) e contribuindo consideravelmente para o aumento do erro residual total (medido pela estatística Q).

Em outro tipo de aplicação, Malhi e Gao [38] propuseram a detecção com PCA de defeitos em rolamentos, com base em características extraídas de sinais de vibração. Assim, através da obtenção de um subespaço reduzido de PCs e identificação das características mais representativas, uma rede neural de classificação de defeitos proporcionou diagnósticos mais corretos, quando comparados a uma rede similar baseada nas características originais.

Em todos os trabalhos, pressupõe-se que a principal causa de variância nos dados é a falha. Assim, através da capacidade do PCA de discriminar direções com as maiores variâncias em um conjunto de dados, é possível não só diagnosticar o aparecimento de falhas, mas também avaliar sua severidade. Em características extraídas de um sinal de vibração, por exemplo, essa alteração na variância é causada por um aumento na amplitude da vibração.

Baseado em metodologias já propostas anteriormente, um sistema de diagnóstico de defeitos em rolamentos é proposto. Contudo, o diagnóstico é baseado em características extraídas a partir de padrões obtidos da análise da assinatura elétrica de um motor de indução. Esses métodos têm aplicabilidade limitada se utilizados individualmente, mas através de um estudo com todos eles juntos, espera-se diagnosticar defeitos com melhor eficácia.

Além dos motivos já vistos no capítulo anterior, a limitação das técnicas associadas à assinatura elétrica é devida ao fato das medidas utilizadas, apesar de correlacionadas com as características do rolamento (através da amplitude nas frequências características de defeito), não proverem uma medida geral da condição do rolamento. Também, um aumento na severidade do defeito, ao contrário do que acontece com a vibração, não causa um crescimento no valor geral da corrente estatórica, mas pode ser percebido através de variações locais de menor magnitude.

Com a aplicação de PCA, espera-se compensar as limitações de cada método com a criação de um modelo multi-variável, cuja base está na soma das contribuições individuais de cada uma das características conhecidas do rolamento.

6.3 METODOLOGIA DE DIAGNÓSTICO

O primeiro passo é efetuar a aquisição de sinais de corrente e tensão do motor de indução em análise. Por envolver diversas técnicas diferentes, será necessário fazer a leitura de pelo menos duas das três correntes estatóricas (caso o tipo de fechamento do motor contenha neutro, será necessário medir as três correntes) e uma das tensões entre as fases. Medições são feitas para o sistema saudável para se obter a referência. O número de amostras depende do número de variáveis ou características monitoradas e das condições de operação do motor. Em geral, de 20 a 50 amostras, retiradas ao longo de um ciclo de operação do motor, são suficientes.

Em seguida, cada uma das amostras é processada utilizando as técnicas e métodos de análise da assinatura elétrica, vistos no capítulo 3. A seleção das características a serem utilizadas é feita com base nos padrões que se relacionam, direta e indiretamente, à falha que se deseja diagnosticar.

Os dados são então normalizados através de suas médias e desvios padrão. Isto é importante devido às diferentes naturezas e amplitudes das características estudadas. Através da normalização, as variâncias desses parâmetros se tornam comparáveis entre si, evitando que uma característica domine a análise por causa de sua amplitude ou escala.

Com a matriz de covariância, obtida com as variâncias e covariâncias dos dados normalizados, PCA é aplicado. Como resultado, a matriz de componentes principais (autovetores) e a matriz de variâncias (autovalores) são obtidas. Selecionam-se k componentes principais com base na porcentagem acumulada de variância. Por exemplo, selecionam-se os primeiros k componentes principais que juntos representam mais de 90% da variância total dos dados. O conjunto de k componentes principais representará o modelo de referência do motor. As estatísticas T^2 e Q são utilizadas, com 95% de confiança, para se avaliar a qualidade do modelo obtido.

Com o modelo final em mãos, novas amostras são obtidas, processadas e normalizadas (com base nas médias e desvios-padrão da referência). Em seguida, as amostras são projetadas no modelo e as estatísticas T^2 e Q são obtidas. Se alguma amostra estiver fora do limite de 95% de confiança, pode-se diagnosticar um defeito. Através da análise da contribuição individual das características, será possível determinar quais delas contribuíram mais para o diagnóstico.

6.3.1 RESUMO DA METODOLOGIA

A metodologia pode ser traduzida no seguinte algoritmo.

- 1 Obter matriz de dados (X) de referência, que representa o motor em condição normal de operação;
- 2 Obter a matriz de dados normalizados (X^*), a partir das médias e desvios padrão da referência (X);
- 3 Efetuar PCA na matriz de covariância de X^* , obtendo os componentes principais (Z), a matriz de coeficientes dos componentes principais (A) e suas respectivas variâncias;
- 4 Selecionar os primeiros k componentes principais com base na variância acumulada desejada;
- 5 Obter uma nova amostra, normalizá-la com os parâmetros obtidos na etapa 2 e projetá-la no modelo obtido na etapa 4. Obter os índices da estatística T^2 e Q ;
- 6 Se as medidas de T^2 ou Q excedem seus respectivos limites de controle, o motor está em condição de falha. Caso contrário, o sistema está operando normalmente e siga para a etapa 5;

- 7 Obtenha a contribuição individual das variáveis para os índices que excederam o limite de controle. A partir da contribuição individual, obtenha as variáveis dominantes para se determinar a causa da falha;
- 8 Siga para a etapa 5, para obtenção de uma nova amostra.

6.4 RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Nesta seção, as metodologias de diagnóstico de defeitos em rolamentos são verificadas em laboratório através de um experimento controlado. Assim, um defeito localizado é inserido em um rolamento de um motor de indução e medidas elétricas e de vibração são feitas. Através dessas medidas, as técnicas atuais de diagnóstico (vibração e ESA) são comparadas para que, em seguida, seus resultados sejam aplicados a uma análise multi-variável baseada em PCA, cuja metodologia foi proposta na seção anterior.

Para se criar e analisar defeitos localizados em rolamentos, duas abordagens têm sido adotadas por pesquisadores. A primeira envolve a utilização de um rolamento até a sua quebra, onde todo o processo é monitorado e as mudanças são analisadas. Como é um processo demorado, a falha é geralmente acelerada por sobrecarga, altas velocidades ou interferência no lubrificante. Na segunda abordagem, os defeitos são intencionalmente produzidos em diferentes severidades. Medidas são feitas em cada severidade e comparadas com as medidas do rolamento em bom estado. Existem diferentes técnicas de preparo dos rolamentos. A utilizada neste experimento consiste na inserção de furos nas pistas do rolamento.

Neste experimento, assim como na maioria dos resultados publicados, um rolamento saudável é instalado em um motor de teste para gerar uma referência. Em seguida, o rolamento é substituído no mesmo motor por um rolamento com um furo de $\phi 2,3$ milímetros na pista externa para comparação. Por fim, um terceiro rolamento é substituído, agora com um furo de $\phi 2,8$ milímetros, para que se tenha medidas com o defeito em diferentes severidades. A Figura 6.1 apresenta os rolamentos utilizados no experimento, onde podem ser vistos os furos inseridos. O rolamento de modelo 6203-ZZ e fabricante SKF, estudado no experimento, está localizado no lado do acoplamento do motor.



**Figura 6.1: Rolamentos modelo 6203-ZZ, utilizados no experimento:
(da esquerda para a direita) normal, furo de $\phi 2,3$ mm e $\phi 2,8$ mm.**

É importante ressaltar que, apesar dos bons resultados, este tipo de prática pode gerar resultados imprecisos ou incorretos. O ato de desmontar, remontar e realinhar o motor de teste pode alterar significativamente os valores da corrente e vibração. No espectro,

freqüências características do motor podem sofrer pequenas mudanças em cada instalação e, conseqüentemente, levar a resultados ambíguos em algumas condições de monitoramento. Para ilustrar esse fenômeno, considere a amplitude do 1º harmônico da direita da freqüência de rotação do eixo, medido em um motor com seu rolamento em bom estado. A amplitude média mudou de 3,98 para 3,32 mA utilizando-se o mesmo rolamento em uma outra instalação, horas depois.

A bancada de testes utilizada compreende um motor de indução trifásico do tipo gaiola de esquilo de 0,5 CV acoplado diretamente a uma bomba centrífuga de 5 palhetas. Trata-se de um motor de 4 pólos, cujo número de barras rotóricas e ranhuras estatóricas, não disponível na placa, é 28 e 24, respectivamente. Os dados de placa do motor estão na Tabela 6.1. Esta escolha se deve ao fato desse tipo de conjunto (motor de indução e bomba) ser amplamente utilizado na indústria, muitas vezes como equipamento crítico. Também, a detecção de defeitos em rolamentos em de um motor de pequena dimensão é reconhecidamente difícil através da Análise da Assinatura Elétrica [5] [11] [25].

As condições impostas durante o experimento são simples: o motor é alimentado pela rede a 60 Hz, sem inversor de freqüência ou qualquer tipo de controle de velocidade e torque. Desta forma deseja-se reproduzir uma condição de operação comum neste tipo de configuração, além de proporcionar uma condição estável para medição. Neste caso, a escolha da bomba se deve ao fato dela ser uma carga estável, característica desejável em análises espectrais e foco das técnicas estudadas nessa dissertação.

Tabela 6.1: Dados de placa do motor utilizado.

<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
Freqüência	60 Hz
Fator de Potência	0,69
Rendimento	68,0%
Rotação Nominal	1720 rpm
Corrente de Partida (I_p/I_n)	5
Carcaça	3~71
Grau de Proteção	IP55
Classe de Isolamento	B
Rolamentos	6203-ZZ 6202-ZZ

O sistema de medição é formado por um microcomputador equipado com uma placa de aquisição e sensores de corrente, tensão e vibração. A placa de aquisição, do fabricante *National Instruments*, permite amostragem em 16 bits a uma taxa de 200k amostras por segundo. Esta amostragem, dividida entre os quatro sinais medidos simultaneamente, representa uma freqüência de amostragem prática de 50 kHz. A Figura 3.3, no capítulo 3, ilustra o sistema de medição e análise utilizado.

Assim, cada amostra feita do conjunto é caracterizada por quatro medições simultâneas a 50 kHz, durante 50 segundos. Os sinais medidos compreendem 2 correntes estatóricas, 1 tensão fase-fase e aceleração axial no lado do acoplamento. Para cada rolamento testado, foram feitas 40 amostras. No decorrer deste capítulo as amostras relativas ao rolamento sem defeito serão referentes ao chamado estado normal (ou estágio 0). Conseqüentemente, o estágio 1 e o estágio 2 referem-se ao rolamento com furo de $\phi 2,3$ mm e ao rolamento com furo de $\phi 2,8$ mm, respectivamente.

De forma geral, os resultados experimentais devem indicar as componentes e as medidas mais relevantes, de forma que as suas respectivas amplitudes sejam funções do diâmetro do furo inserido no rolamento.

Na análise de vibração e na análise elétrica, foram observadas três características nos padrões: amplitude, sensibilidade e estabilidade. Ao analisar a amplitude dos padrões, é desejável que eles sejam característicos no espectro, ou seja, tenham amplitude alta com relação às demais frequências presentes no espectro. Já a estabilidade está mais relacionada às características estatísticas desse padrão, visto que, se em amostras subseqüentes, houver significativas variações de amplitude, a análise de sua tendência de evolução fica comprometida. Por fim, a sensibilidade se refere à relação entre o agravamento do defeito e o aumento visto na amplitude do padrão. Quanto maior for o crescimento da amplitude devido ao defeito, mais fácil será detectá-lo (inclusive em estágios iniciais da falha).

6.4.1 ANÁLISE DE VIBRAÇÃO

Com base na metodologia vista no capítulo 4, foi feita a análise das vibrações do motor em estudo. Cada um dos três estágios foi analisado utilizando-se 10 amostras. Nos gráficos da Figura 6.2, as amostras de 1 a 10 são do estado normal, 11 a 20 do estágio 1 e as amostras 21 a 30 do estágio 2. Cada amostra representa a medida da vibração do motor por 20 segundos. Como a amostragem foi feita a 50 kHz, tem-se uma resolução espectral de 0,05 Hz.

A primeira observação feita é a de que a quantidade de vibração aumenta de acordo com a severidade. O nível global para a vibração acima de 3,5 kHz (obtida através de um filtro passa-altas) tem uma resposta mais estável, o que reforça a tese de que as vibrações características do rolamento são amplificadas na região de ressonância do conjunto. A Figura 6.3 ilustra o nível global de vibração nas amostras estudadas.

Em seguida é feita a análise do espectro da vibração, importante para se delinear similaridades com o espectro da corrente. Na prática, a análise direta do espectro de vibração só é utilizada em casos específicos, que requerem um diagnóstico detalhado. De forma geral, são medidos os níveis de vibração geral e componentes extraídas da análise de envelope.

No espectro da vibração monitora-se o conteúdo harmônico, pois a energia total da falha vem distribuída entre as componentes harmônicas. Desta forma, fica claro que o conteúdo harmônico da componente relacionada à falha na pista externa também aumenta significativamente com a severidade, conforme se vê na Figura 6.4.

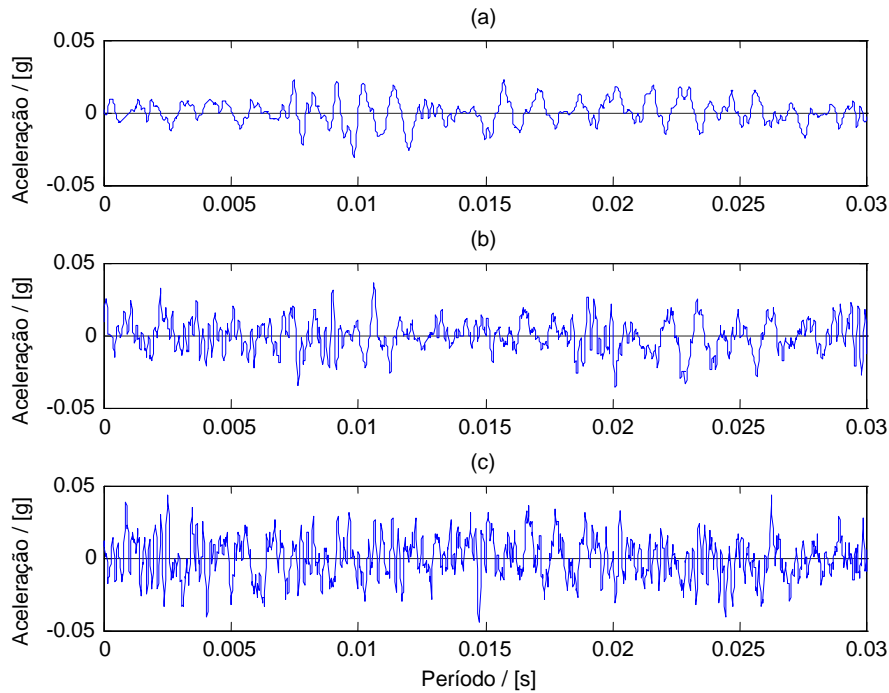


Figura 6.2: Sinal de vibração no estado normal (a), estágio 1 (b) e estágio 2 (c).

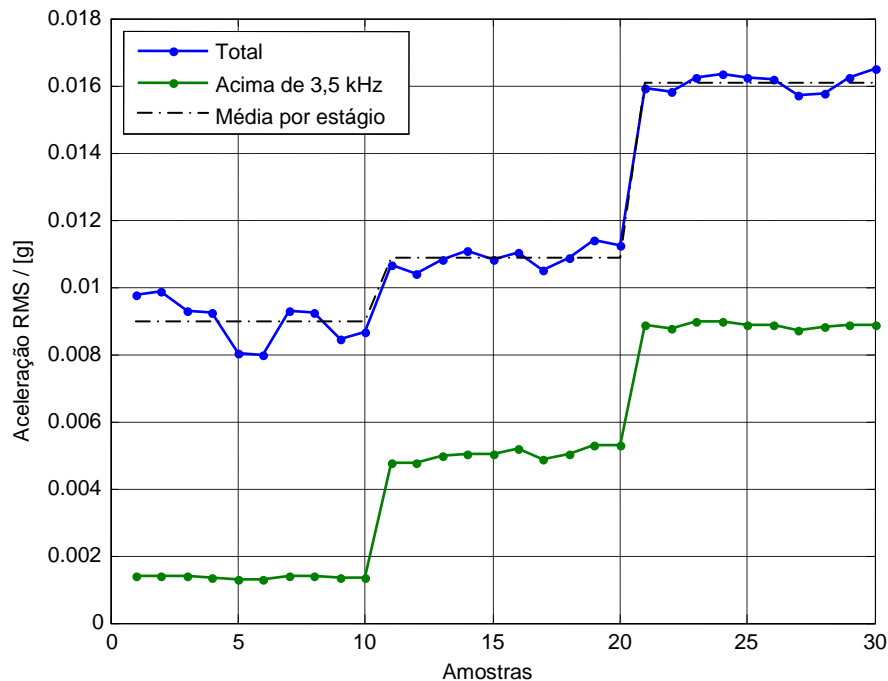


Figura 6.3: Nível global de vibração nas amostras.

Outro fato que deve ser observado é a presença de modulações das frequências características de falha. A Figura 6.5 ilustra, através do valor do conteúdo harmônico, o aparecimento de modulações na pista externa pela frequência da gaiola e pela frequência de rotação do eixo.

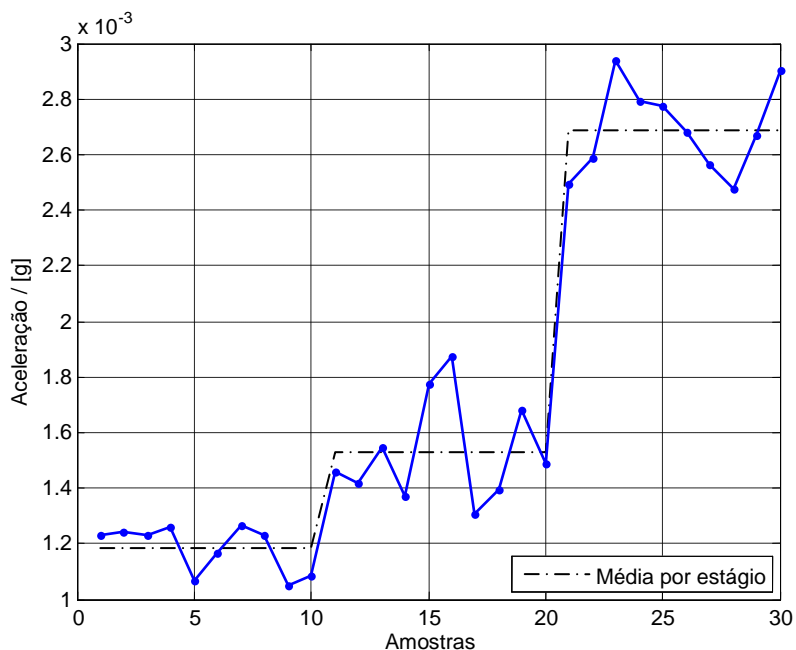


Figura 6.4: Conteúdo harmônico da componente relacionada à falha na pista externa nas amostras.

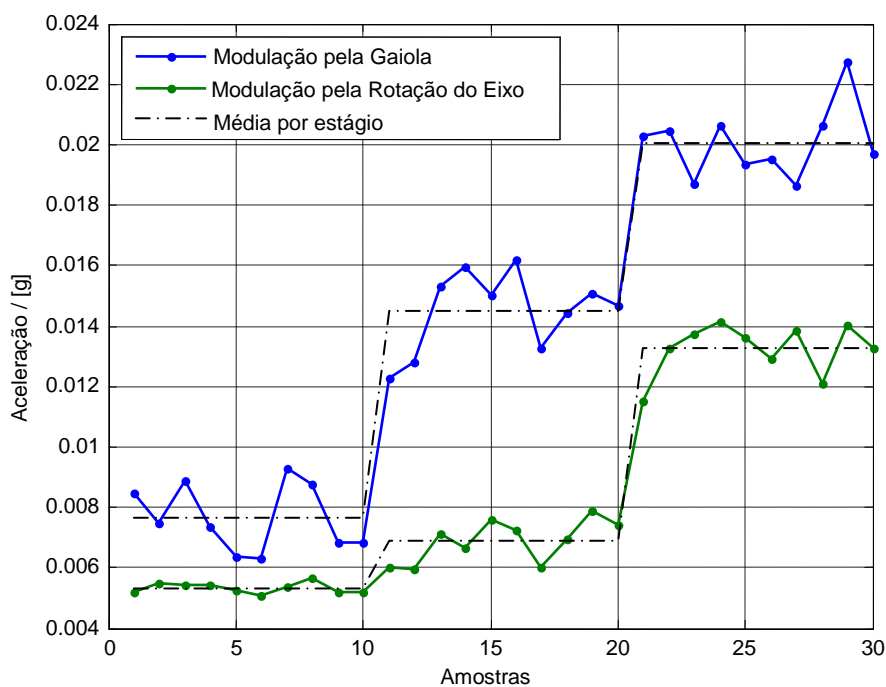


Figura 6.5: Conteúdo Harmônico das modulações na componente relacionada à falha na pista externa nas amostras.

Por fim, a análise do envelope é feita. Após a filtragem das frequências abaixo de 3,5 kHz do sinal de vibração, é aplicada a transformada de Hilbert para se obter a envoltória do sinal. Tomando-se o espectro da envoltória, tem-se o chamado espectro do envelope. A Figura 6.6 destaca a frequência característica da pista externa no espectro do envelope. No caso, vê-se um grande crescimento desta frequência já no primeiro estágio do defeito.

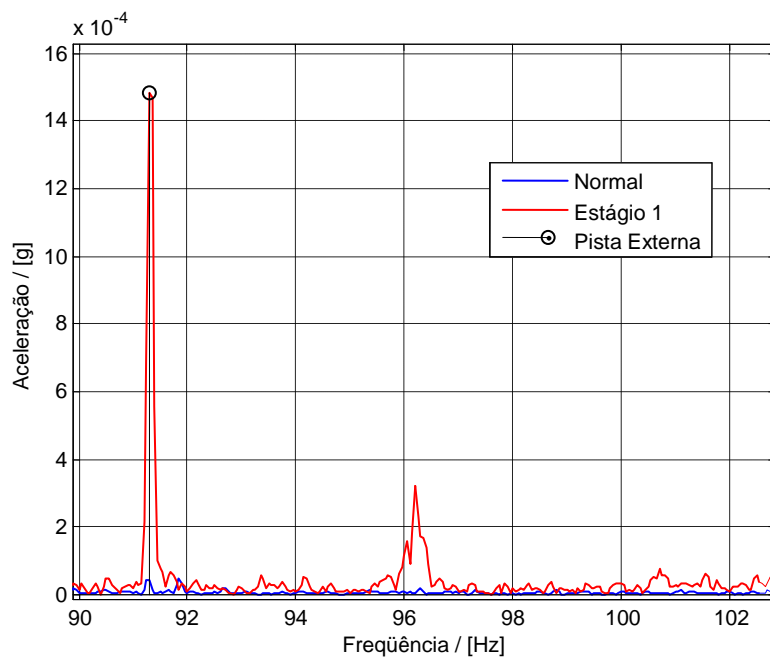


Figura 6.6: Espectro de vibração após aplicação da técnica do envelope. Em destaque o 1º harmônico da componente relacionada à falha na pista externa.

Concluimos a análise observando que a metodologia utilizada foi facilmente aplicada e os resultados obtidos estão de acordo com o que era esperado. As assinaturas e características vistas no estágio 1 sugerem vida útil remanescente entre 5% e 10%. Enquanto no estágio 2, o rolamento estaria na fase avançada do defeito, restando menos 5% de sua vida útil. Com base nestes valores, a Figura 6.7 ilustra o percentual de vida útil decorrida do rolamento.

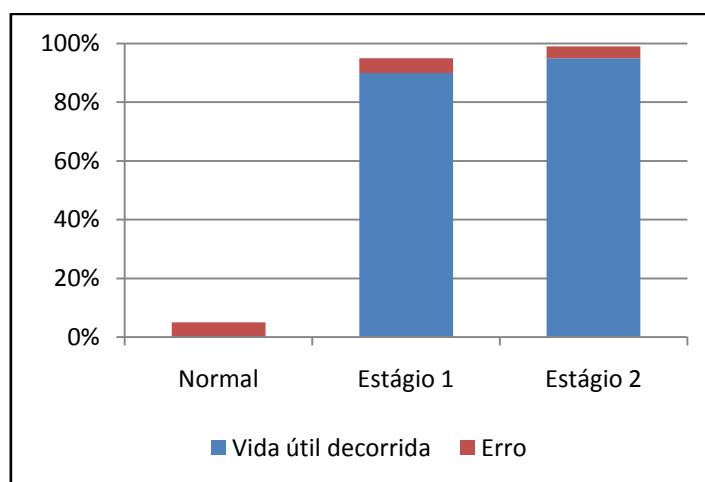


Figura 6.7: Percentual de vida útil decorrida do rolamento de acordo com a análise de vibração.

Apesar de bem conhecidos, os padrões de detecção de defeitos no espectro da vibração envolvem a análise de muitas frequências e modulações. Isto impõe certa dificuldade no diagnóstico e justifica o seu uso apenas em ocasiões onde uma análise detalhada é requerida. A medida do conteúdo harmônico é um meio de se simplificar esta análise. A análise do envelope, além de ser mais simples, apresentou melhor resposta ao estágio 1. Isto comprova a eficácia da técnica na detecção de defeitos incipientes em rolamentos.

6.4.2 ANÁLISE DA ASSINATURA ELÉTRICA

A análise da assinatura elétrica será mais detalhada, pois tem o objetivo de explorar todas as técnicas e métodos conhecidos. Todas as técnicas avaliadas, exceto a análise wavelet, envolvem análises espectrais.

Como dependem direta ou indiretamente da corrente estatórica, todos os métodos estudados configuram uma diferente ótica do mesmo problema. Espera-se com isso identificar quais são os padrões e medidas mais relevantes no diagnóstico de defeitos em rolamentos. Isto evita o uso de características e medidas em excesso no momento da análise PCA.

As seções a seguir apresentam os principais resultados obtidos com a aplicação dos principais métodos associadas à assinatura elétrica.

ESPECTRO DA CORRENTE ESTATÓRICA (MCSA)

Assim como na análise de vibração, 10 amostras foram utilizadas para cada estágio. Numeradas de 1 a 30, as dez primeiras se referem ao estado normal, as dez amostras seguintes ao estágio 1 e as últimas dez ao estágio 2. Assim como na vibração, as amostras são de 20 segundos, a 50 kHz, e apresentam resolução espectral de 0,05 Hz.

Diferente da vibração, o efeito de um defeito no rolamento na corrente estatórica representa muito pouco do total da corrente do motor. Isto fica evidente nos gráficos da Figura 6.8, onde a corrente nos três estágios não apresenta diferença aparente em sua amplitude e forma de onda.

O nível global de corrente menos as componentes relativas à alimentação, que pode ser visto como uma medida indireta do nível global de vibração, não sofre alterações entre os estágios. Isto significa que o conteúdo harmônico de todas as frequências que modulam a alimentação sofre praticamente nenhuma influência das falhas no rolamento, pois suas amplitudes são muito baixas se comparadas ao total. Na vibração vimos que elas representam muito da vibração global.

A análise espectral da corrente foi dividida em duas análises: uma em baixa frequência (até 500 Hz) e uma em alta frequência (de 500 Hz a 2,5 kHz). Em alta frequência, exceto pelas componentes de excentricidade estática, não há componentes significativas que possam indicar o defeito no rolamento.

Já em baixa frequência, as frequências de rotação do eixo relativas ao 1º, 2º, 3º e 10º harmônicos da direita e 1º, 3º, 4º e 5º harmônicos da esquerda, apresentaram aumento de amplitude relativo à presença do defeito. A medida do conteúdo harmônico da componente na frequência de rotação do eixo também reflete os resultados obtidos nos harmônicos citados. A Figura 6.9 ilustra a amplitude dessas componentes em cada amostra estudada.

Especificamente nas frequências características de falha na pista externa, nota-se que o 2º harmônico da direita e o 1º harmônico da esquerda estão bem correlacionados com o defeito (veja a Figura 6.10). No 1º harmônico da esquerda e alguns outros harmônicos, a amplitude no estágio 2 é ligeiramente menor que no estágio 1 (mas ainda maior que do estado normal). Isso se deve ao fato do aumento da severidade do defeito causar a distribuição de

energia em mais frequências no espectro. A amplitude do conteúdo harmônico da componente relativa à falha na pista externa comprova essa afirmação.

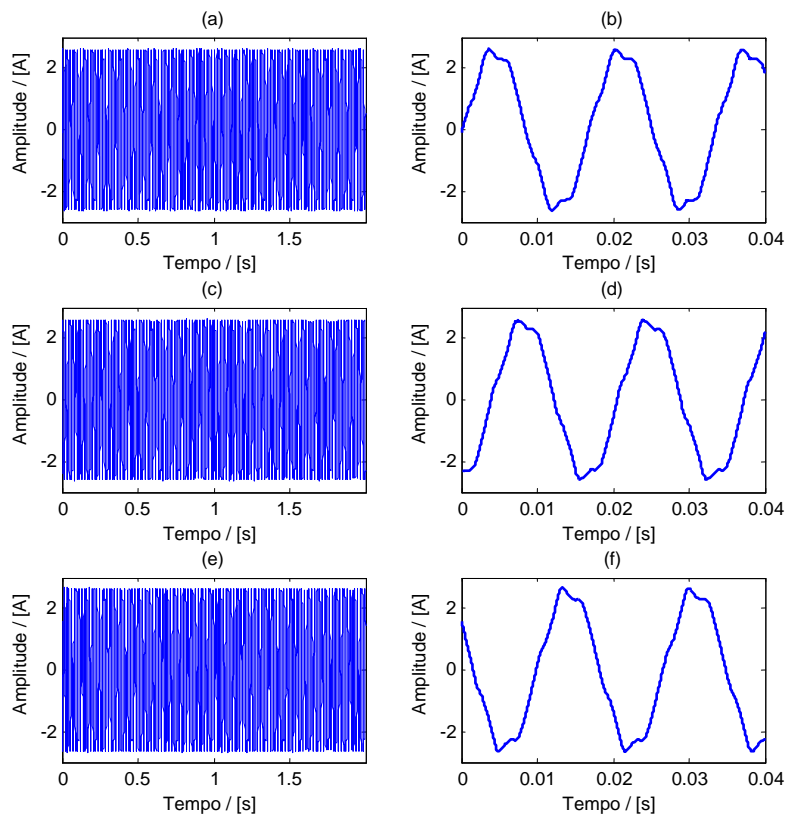


Figura 6.8: Corrente estática medida na Fase A no estado normal (a)(b), estágio 1 (c)(d) e estágio 2 (e)(f).

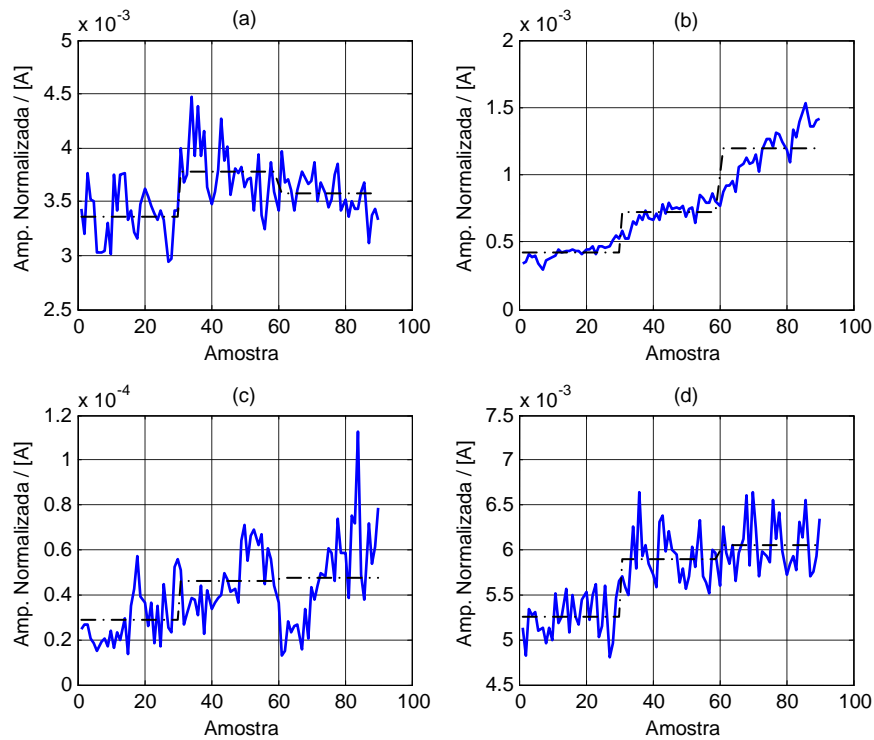
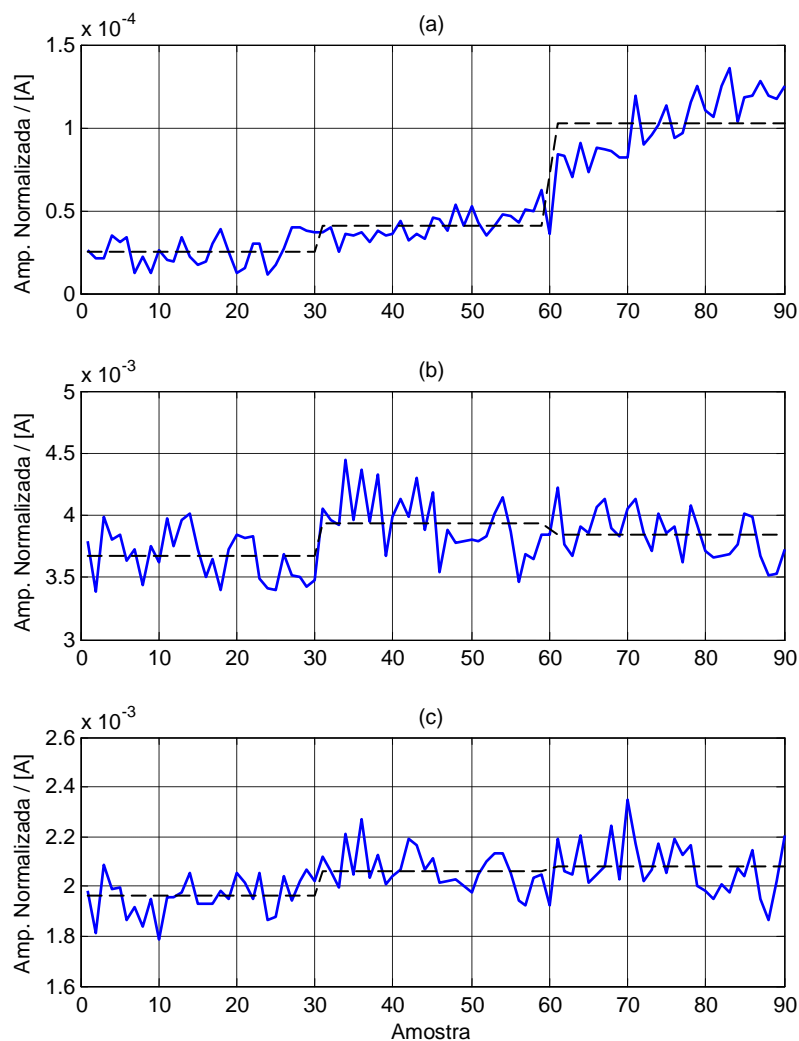


Figura 6.9: Principais componentes da rotação do eixo: 1º (a), 2º (b) e 3º (c) harmônicos da direita e conteúdo harmônico da componente na frequência de rotação do eixo (d).

A linha tracejada indica a média da curva por estágio.



**Figura 6.10: Principais componentes da pista externa:
2º harmônico da direita (a), 1º harmônico da esquerda (b) e conteúdo harmônico (c).**

Para as demais frequências características como gaiola e elemento girante, apesar de alguns harmônicos específicos apresentaram aumento com a severidade do defeito, há muita variação e as amplitudes são muito baixas, próximas ao ruído. Muitas amostras nem possuem tais componentes. Foi verificado o mesmo efeito para frequências da gaiola e rotação do eixo que modulam a frequência da pista externa.

Normalmente as amplitudes são analisadas em escala de dB, mas, visto que o crescimento delas é muito pequeno, optou-se pela escala linear. Sem isso não seria possível ver facilmente o crescimento de componentes e nem do conteúdo harmônico.

O melhor resultado foi o obtido com o 2º harmônico da direita da pista externa, nele nota-se um crescimento aproximado de 50% entre o estado normal e o estágio 1, e um crescimento de 160% entre o estágio 1 e estágio 2.

Através da amplitude instantânea da corrente não foi notada nenhuma diferença significativa. Os padrões de rotação do eixo e pista externa apresentaram mudança em sua amplitude de acordo com a inserção dos defeitos. Destacam-se o 1º, 2º e 5º harmônicos da direita de rotação do eixo, além do 2º harmônico da direita e 1º da esquerda da pista externa.

ESPECTRO DA FREQUÊNCIA INSTANTÂNEA DA CORRENTE

Nesta abordagem foi obtido o espectro da frequência instantânea da corrente estatórica. Uma vez que variações no torque, em decorrência de defeitos em rolamentos, causam modulações em fase na corrente estatórica, este método procura separar este tipo de modulação da corrente estatórica pura.

No caso, a variação na fase da corrente é obtida através da derivada da fase instantânea, extraída pela transformação de Hilbert. O espectro é demodulado e apresenta uma assinatura similar à corrente estatórica demodulada em amplitude.

O resultado obtido na análise dos padrões de falha através da frequência instantânea da corrente apresenta menor sensibilidade do que pela análise da corrente estatórica. Contudo, o conteúdo harmônico da componente relativa à rotação do eixo, mostrado na Figura 6.11, se mostrou sensível e estável ao refletir o defeito do rolamento. Este crescimento, de 20% entre o estado normal e o estágio 1 e de 7% entre os estágio 1 e 2, pode ser explicado pela oscilação de torque provocada pelo defeito na frequência de giro do motor.

Nas frequências características do defeito, o segundo harmônico da direita apresentou um crescimento mais significativo. Entre os primeiros estágios foi igual a 183% e entre os estágios 1 e 2 o crescimento foi de 76%, conforme ilustra a Figura 6.12. Com relação ao conteúdo harmônico, não foi notada nenhuma melhora significativa com relação às outras técnicas.

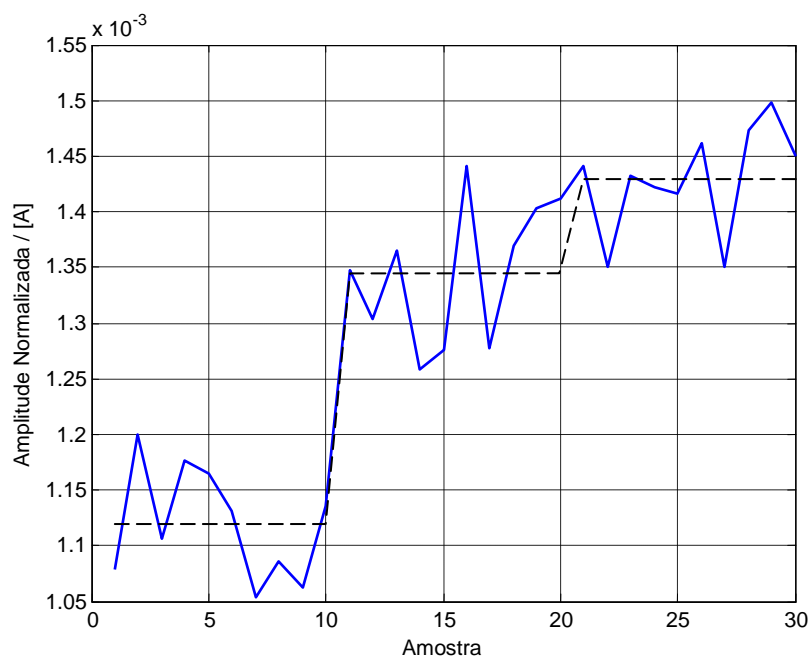


Figura 6.11: Conteúdo harmônico da rotação do eixo.

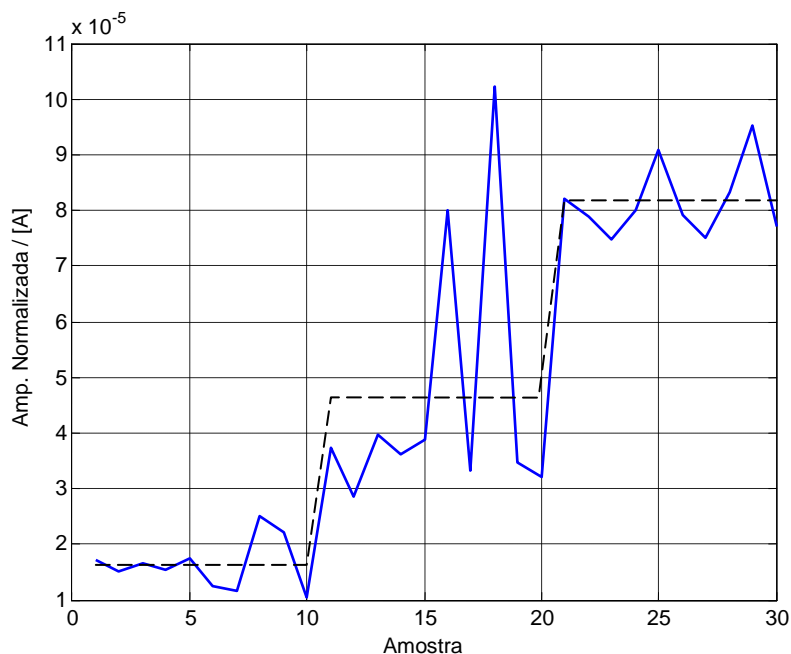


Figura 6.12: Segundo harmônico da direita da pista externa.

ABORDAGEM ESTENDIDA DO VETOR DE PARK (EPVA)

Na análise do vetor de Park, as três correntes estatóricas do motor são utilizadas. Como foram medidas apenas 2 correntes, a terceira corrente é calculada a partir delas. Foram utilizadas 30 amostras na análise, sendo que as 10 primeiras pertencem ao estado normal, as 10 seguintes ao estágio 1 e as 10 últimas ao estágio 2. Com duração de 10 segundos, cada amostra tem 0,1 Hz de resolução espectral.

O círculo de Park, geralmente utilizado para se visualizar uma mudança na operação ou presença de falhas no motor, não apresentou mudanças significativas. A Figura 6.13 ilustra o círculo de Park de três das amostras obtidas, uma em cada estágio. A análise espectral é feita a partir do módulo do vetor de Park e possui as mesmas características do espectro demodulado da corrente estatórica.

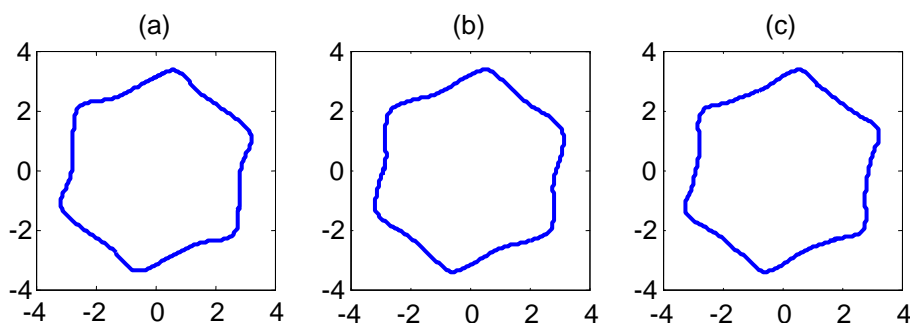


Figura 6.13: Círculo de Park para o estado normal (a), estágio 1 (b) e estágio 2 (c).

Na análise das frequências relacionadas à rotação do eixo, nota-se que os três primeiros harmônicos da direita e os cinco primeiros harmônicos da esquerda apresentam melhor correlação com o defeito (veja a Figura 6.14). Por ser um espectro demodulado, o 1º e o 2º harmônico da esquerda coincidem com os 1º e 2º harmônicos da direita. Nas frequências da

pista externa, o 1º e o 3º harmônico da direita e da esquerda apresentaram boa resposta ao defeito. A Figura 6.15 ilustra a amplitude dessas freqüências nas amostras analisadas.

É interessante notar que o 1º harmônico da direita e 4º da esquerda da rotação do eixo apresentam um padrão invertido. Isto significa que sua amplitude reduz com o aumento da severidade do defeito. Esta característica também pode ser observada no 1º harmônico da direita e da esquerda da pista externa. Este resultado seria ignorado em uma análise comum, mas veremos que com PCA, esta informação será relevante e poderá contribuir para o diagnóstico do defeito. No caso do 1º harmônico da direita da pista externa, há uma redução de mais de 300% entre o estado normal e o estágios 1 e 2.

Assim, como no espectro demodulado da corrente estatórica, o espectro do módulo do vetor de Park também apresenta bandas laterais de freqüência resultantes da modulação da fundamental. Portanto, para modulações acima de 60 Hz têm-se padrões com harmônicos da direita e da esquerda no espectro. Nos resultados apresentados por Silva e Cardoso [17] nota-se que, apesar de não destacada pelos autores, há uma componente significativa na freqüência do defeito relativa a um harmônico da esquerda.

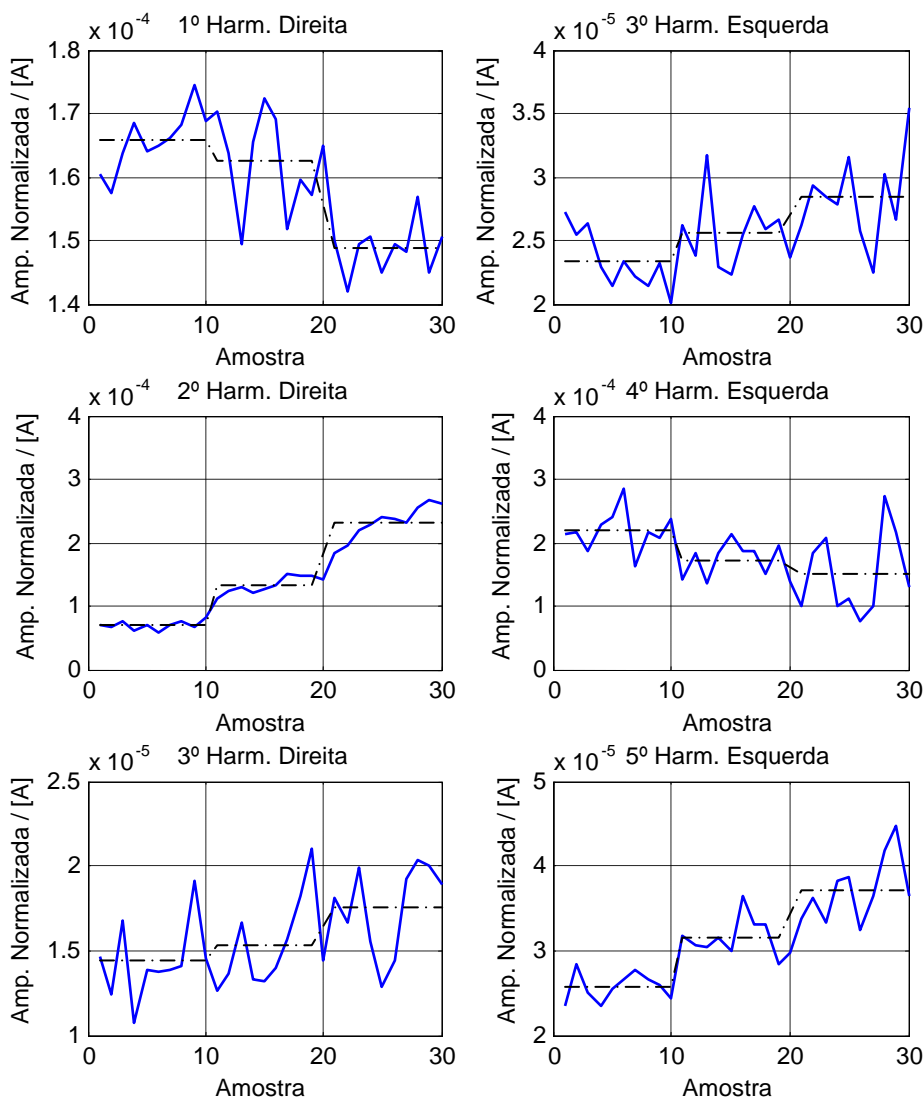


Figura 6.14: Principais harmônicos do padrão de rotação do eixo.

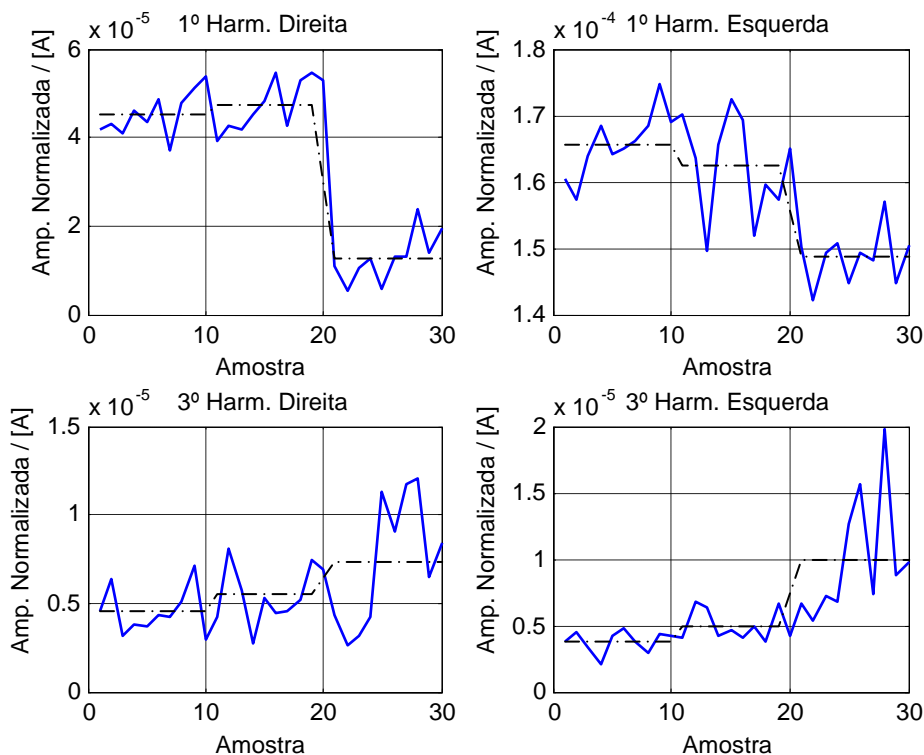


Figura 6.15: Principais harmônicos do padrão da pista externa.

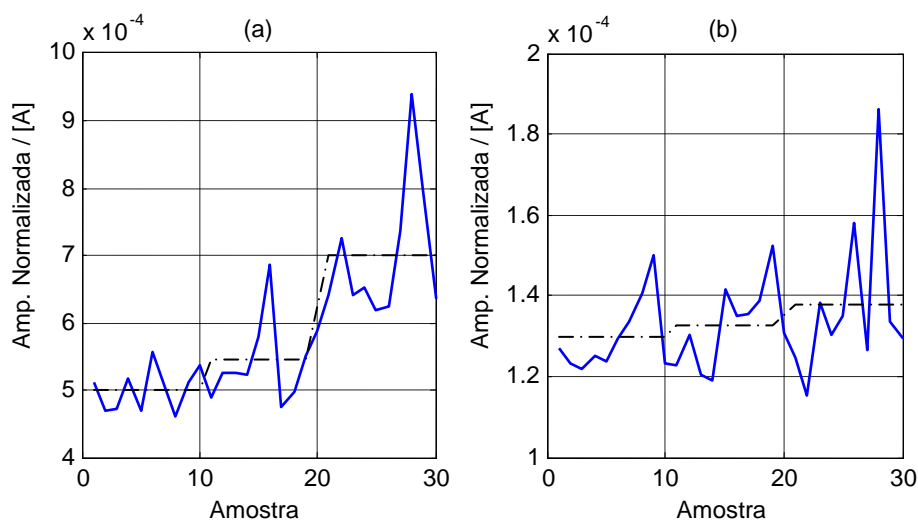


Figura 6.16: Conteúdo harmônico da rotação do eixo (a) e da pista externa (b).

Por fim, avaliando o conteúdo harmônico dos padrões de rotação do eixo e pista externa na Figura 6.16 (obtido com as componentes de baixa frequência), confirma-se o resultado visto através dos harmônicos destacados anteriormente.

Por fim destaca-se que amplitude do 2^o harmônico da direita da rotação do eixo dobrou entre o estágio normal e estágio 1 e aumentou 70% entre os estágios 1 e 2.

ESPECTRO DA POTÊNCIA ESTATÓRICA INSTANTÂNEA (IPSA)

Obtido através do produto entre a corrente estatórica e a tensão fase-fase, a potência estatórica instantânea apresenta dois tipos de padrões em seu espectro: o primeiro é constituído de freqüências demoduladas enquanto o segundo de freqüências que modulam a fundamental do sinal.

Por considerar a tensão, a potência estatórica fica sujeita a variações da alimentação da rede, além da corrente estatórica. A Figura 6.17 mostra, em detalhe, a potência estatórica nas amostras comparada à tensão de alimentação. Nela se percebe um declínio na tensão de alimentação então refletida na potência. Este declínio não está associado ao defeito em análise e representa uma variação nas condições de operação.

Na análise espectral da potência instantânea, observa-se que as componentes de rotação do eixo, tanto as demoduladas como as que modulam a fundamental, apresentam excessiva variação de amplitude para amostras no mesmo estágio. Esta característica prejudica a análise de tendência e conseqüentemente o diagnóstico. A Figura 6.18 evidencia as principais componentes associadas à rotação do eixo.

Nas freqüências da pista externa, também é observada muita variação e pouca sensibilidade ao aumento da severidade do defeito. Na região demodulada, o 2º harmônico da direita apresentou melhor resposta, além da medida do conteúdo harmônico. Já as componentes que modulam a fundamental apresentaram pior sensibilidade. A Figura 6.19 mostra as componentes que mostraram melhores resultados para este padrão.

Por fim, destaca-se o 2º harmônico de rotação do eixo, cuja amplitude aumentou 60% entre o estado normal e o estágio 1, e aumentou 100% entre o estágio 1 e 2.

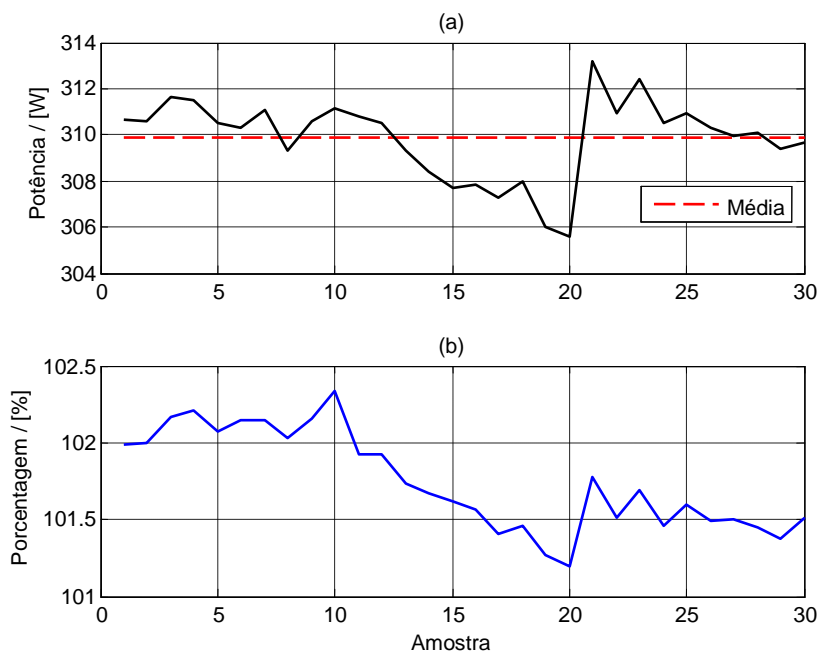


Figura 6.17: Potência ativa média (a) e tensão RMS de alimentação (b) nas amostras.

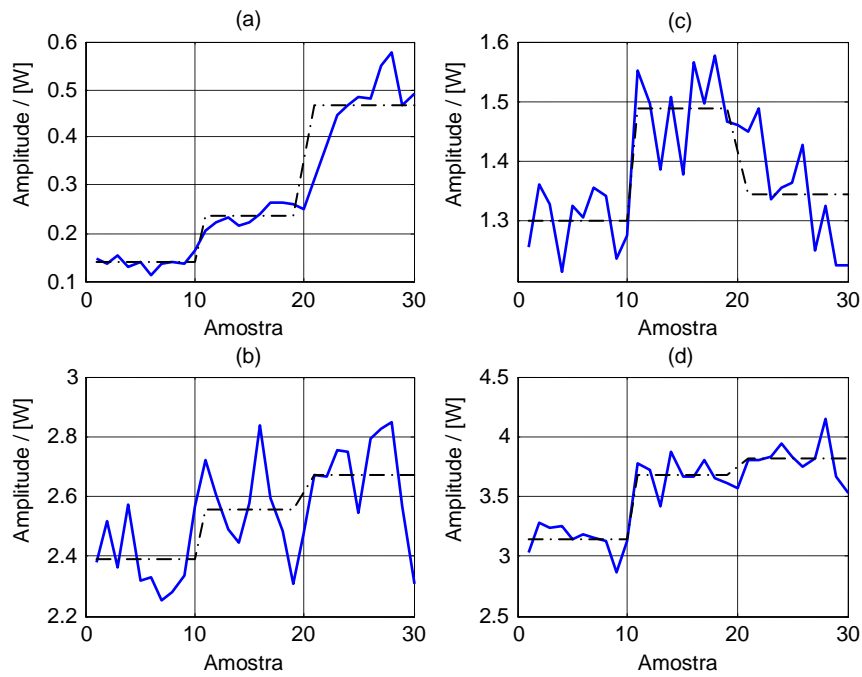


Figura 6.18: Principais componentes de rotação do eixo: 2^o harmônico da direita (a) e conteúdo harmônico (b) do padrão demodulado; 1^o harmônico da direita (c) e conteúdo harmônico (d) do padrão que modula a fundamental.

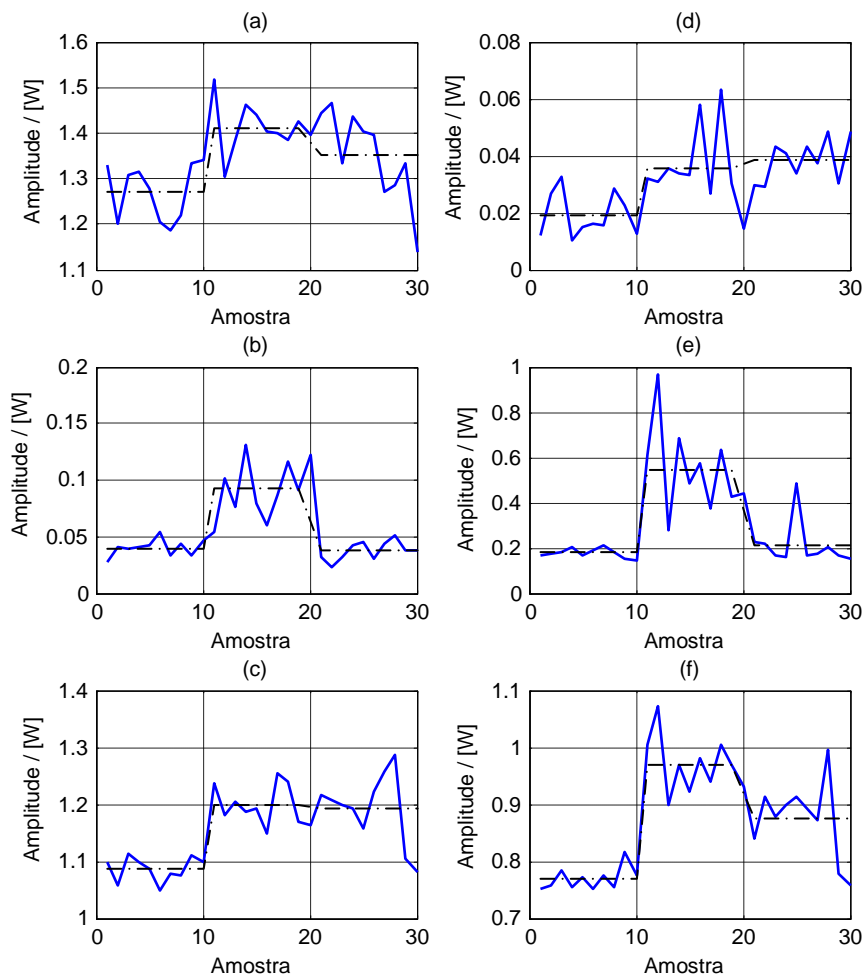


Figura 6.19: Principais componentes da pista externa: 1^o harmônico da direita (a), 2^o harmônico da esquerda (b) e conteúdo harmônico (c) do padrão demodulado; 2^o harmônico da direita (d), 2^o harmônico da esquerda (e) e conteúdo harmônico (f) do padrão que modula a fundamental.

ANÁLISE WAVELET

Na Análise Wavelet, o sinal no tempo é decomposto em diversas janelas, onde cada uma delas se refere a uma faixa de frequências. Cada janela é composta por uma aproximação e por um detalhe. A aproximação representa o sinal original na faixa de frequência dada, enquanto o detalhe representa o sinal no restante da faixa de frequência. A escolha da função wavelet determina as características desse filtro e sua correlação com o sinal estudado.

No experimento, foram estudadas 30 amostras para cada um dos três estágios. Cada amostra representa um sinal da corrente estatórica, amostrado a 50 kHz, por um período de 5 segundos. Nove janelas foram então obtidas a partir da decomposição com a wavelet da família Daubechies. As frequências relativas a cada uma das janelas estão especificadas na Tabela 6.2.

Tabela 6.2: Pseudo-frequências associadas a cada janela da análise wavelet.

<i>Janela</i>	<i>Faixa de Frequência</i>
1	10 a 20 kHz
2	5 a 10 kHz
3	2,5 a 5 kHz
4	1,25 a 2,5 kHz
5	625 a 1250 Hz
6	313 a 625 Hz
7	156 a 313 Hz
8	78 a 156 Hz
9	0 a 78 Hz

O detalhe de cada janela é então analisado, tomando-se o RMS e o desvio padrão dos seus coeficientes. As janelas 2 e 3 apresentaram melhor correlação com o defeito e são apresentadas na Figura 6.20 e Figura 6.21. Nota-se que ambas estão associadas a altas frequências, acima de 2,5 kHz.

Na presença do defeito, há o surgimento de vibrações no conjunto. Na faixa entre 2 e 5 kHz tem-se a ressonância do conjunto, que potencializa as vibrações nesta faixa de frequência. Conseqüentemente, estas vibrações são refletidas na corrente estatórica. A análise espectral não foi capaz de distinguir essas frequências características do ruído. Contudo, nesta análise fica claro que, apesar de espalhada no espectro, a medida de RMS e o desvio padrão evidenciam o aumento da energia desta faixa do espectro.

Na janela 3, apesar do aumento aproximado de 3% entre estágios, a tendência tanto do valor RMS como desvio padrão evidenciam claramente o surgimento e o agravamento do defeito.

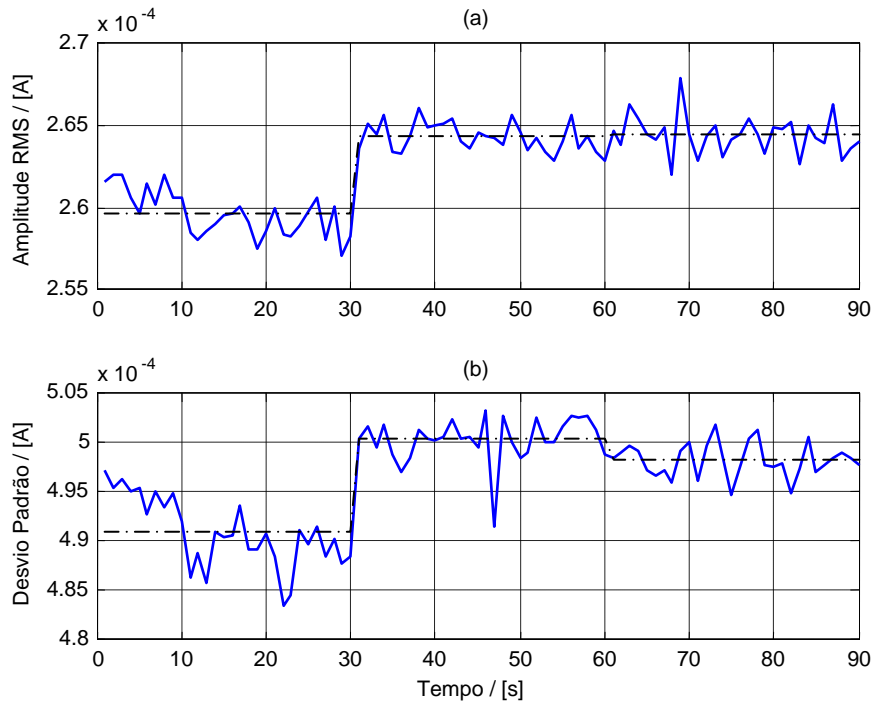


Figura 6.20: RMS (a) e desvio padrão (b) dos coeficientes do detalhe da janela 2 para todas as amostras.

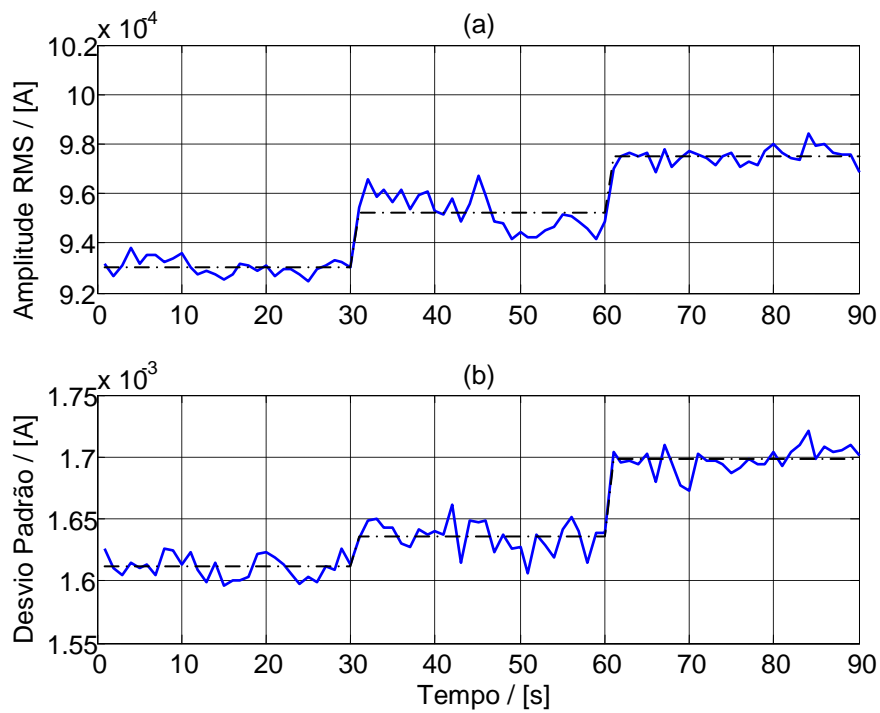


Figura 6.21: RMS (a) e desvio padrão (b) dos coeficientes do detalhe da janela 3 para todas as amostras.

6.4.3 ANÁLISE COM COMPONENTES PRINCIPAIS

Com base nas técnicas de análise elétrica vistas na seção anterior e na metodologia de análise de componentes principais na seção 6.3, deseja-se diagnosticar um defeito em um rolamento com maior confiabilidade, se comparado aos métodos atualmente utilizados.

Como o defeito é inserido no sistema e sua condição é previamente conhecida no ato da medição, o experimento é classificado como supervisionado. Em um teste não supervisionado, a presença e severidade do defeito seriam desconhecidas e, portanto, o diagnóstico seria totalmente dependente das análises. Neste trabalho, o teste supervisionado tem o intuito de verificar a aplicabilidade da metodologia, para que se justifique um estudo mais aprofundado.

Têm-se três situações distintas de falha: estado normal, estágio 1 e estágio 2. Os estágios 1 e 2 são caracterizados pela inserção de um defeito (em diferentes severidades) na pista externa do rolamento. Para cada estágio tem-se 80 amostras com sinais elétricos, as quais foram aplicadas as principais técnicas de análise elétrica. Destas técnicas foram extraídos os padrões de falha que estão relacionados ao defeito que se deseja diagnosticar. Da Tabela 8.1 à Tabela 8.7, no anexo, há uma lista de todas as componentes ou medidas extraídas dos diferentes métodos de análise ESA que juntas representam 258 variáveis.

A análise será feita seguindo-se as seguintes etapas:

1. Extrair variáveis para todas as amostras e normalizá-las;
2. Identificar, através de uma análise de correlação, as variáveis que são redundantes;
3. Determinar aleatoriamente as amostras a serem utilizadas na obtenção do modelo e as amostras a serem utilizadas na sua verificação;
4. Selecionar o número de variáveis com base em 90% de variância acumulada e obter o modelo reduzido dos dados;
5. Avaliar a qualidade do modelo com amostras do estado normal;
6. Testar a estatística T^2 e Q para as amostras de todos os estágios. Identificar variáveis que mais contribuíram para pontos que excedem o limite de 95% de confiança.

Desta forma, o objetivo desta análise é classificar, através da estatística T^2 , as amostras que são relativas à presença do defeito. Espera-se ter uma medida de severidade com base no valor dessa estatística. Através da análise detalhada de T^2 , identificar quais variáveis contabilizam maior contribuição na detecção do defeito. Em seguida, fazer uma comparação com os resultados obtidos com a análise ESA feita anteriormente nos mesmos dados.

ANÁLISE DE CORRELAÇÃO

Antes de se aplicar o PCA, é necessário considerar que a maioria das variáveis a serem utilizadas, apesar de obtidas por diferentes técnicas, representam apenas uma visão diferente da mesma informação codificada nos sinais elétricos medidos. Em alguns casos, tem-se praticamente o mesmo comportamento estatístico em duas ou mais variáveis ou componentes de falha.

A correlação entre duas variáveis aleatórias é medida pelo coeficiente de correlação. Sabendo-se que PCA opera sobre uma matriz de covariâncias e que covariância está diretamente relacionada ao coeficiente de correlação, podemos retirar variáveis que apresentam correlação total entre si. Assim, sem estas variáveis, reduzimos o número inicial de variáveis e, conseqüentemente, retiramos parte da informação redundante a ser processada (e simplificada) pelo método.

Para fins práticos, um par de variáveis que apresentaram um coeficiente de correlação superior a 0,999 foram consideradas como **totalmente correlacionadas** e uma delas foi retirada da base de dados. Das 258 características extraídas, 26 foram retiradas, restando 232 variáveis. Dentre as características estudadas, destacam-se:

- Os dois coeficientes de uma mesma janela, na análise wavelet¹⁵;
- Os harmônicos de mesma ordem de rotação do eixo em diferentes técnicas;
- Os harmônicos de diferentes ordens de rotação do eixo e pista externa;
- Os padrões demodulados e modulados na análise da potência instantânea;
- etc.

Na Tabela 8.8, no anexo, há uma lista de todas as altas correlações encontradas entre as variáveis estudadas.

OBTENÇÃO DO MODELO

Este modelo tem um cunho prático e se aproxima de uma possível aplicação na indústria. Também chamado de *baseline*, o modelo obtido representa o motor novo, recém consertado ou reconhecidamente em estado bom. O diagnóstico de falhas é então feito a partir deste modelo.

O modelo foi obtido a partir de 70 das 80 amostras relativas ao motor no estado normal. As 10 amostras restantes foram utilizadas para verificação do modelo. As demais 160 amostras relativas aos estágios 1 e 2 foram utilizadas na verificação do modelo.

Após a decomposição dos dados em componentes principais, verificou-se que os 33 primeiros PCs contabilizavam mais de 90% da variância dos dados. Assim, os autovetores que correspondem a esses PCs são a representação do modelo do motor no estado normal. A Tabela 6.3 evidencia a distribuição da variância nos PCs obtidos na decomposição. Como ainda há muita redundância nas variáveis analisadas nota-se que os 69 primeiros PCs representam praticamente 100% da variância dos dados.

Com o modelo em mãos, verificaram-se as estatísticas T^2 e Q , obtidas com a projeção das amostras no modelo. Os valores obtidos para a estatística T^2 e Q para as amostras do estado normal estão na Figura 6.22. Nela fica evidente que o modelo traduz o estado normal, visto que todas as amostras testadas se encontram, com 95% de confiança, estatisticamente dentro do modelo.

¹⁵ Como cada janela foi padronizada (possui média zero), o valor RMS e o desvio-padrão dos coeficientes da janela são iguais e, portanto, apresentam correlação total entre si.

Na estatística Q, todas as amostras utilizadas na obtenção do modelo se encontram dentro do modelo, com 95% de confiança. Contudo, nove das dez amostras de teste possuem um erro de projeção superior à margem de confiança. Isto indica que a redução de dimensionalidade causa um erro significativo na projeção destas amostras. A variável que mais contribui para este resultado é o 8º harmônico da direita da rotação do eixo, obtida na análise MCSA.

Tabela 6.3: Distribuição da variância nos componentes principais do modelo normal.

<i>PC</i>	<i>Variância</i>	<i>Variância Acumulada</i>
1	27,23%	27,23%
2	9,75%	36,98%
3	5,47%	42,45%
4	3,90%	46,35%
5	3,45%	49,80%
6	3,05%	52,85%
...
21	1,18%	80,51%
...
33	0,62%	90,61%
...
69	0,05%	~100,00%

Em seguida, as amostras relativas aos estágios 1 e 2 (que apresentam defeito no rolamento) foram testadas. Os resultados podem ser vistos na Figura 6.23. Todas as amostras, exceto uma, se encontram fora do modelo, com 95% de confiança. Este resultado comprova a eficácia do método para se detectar o aparecimento do defeito. É importante notar que as amostras 91, 223 e 224 foram retiradas desta análise por apresentarem um valor excessivamente grande (superior a 3000) em decorrência de alguma variação inesperada no processo de medição.

A Figura 6.24 e Figura 6.25 apresentam a contribuição média de cada uma das variáveis para os valores de T^2 nos estágios 1 e 2, respectivamente. Através dessa contribuição, fica claro que o 10º harmônico da esquerda da rotação do eixo, extraído na análise EPVA, é responsável pela detecção do defeito. As demais variáveis que tiveram contribuição significativa no diagnóstico estão evidenciadas na Tabela 6.4.

Tabela 6.4: Descrição das variáveis com maior contribuição na estatística T^2 das amostras do estágio 1 e 2.

<i>Código</i>	<i>Padrão</i>	<i>Harmônico</i>	<i>Técnica</i>
e-ecc-10 _L	Rotação do Eixo	10º da esquerda	EPVA
h-ecc-10 _L	Rotação do Eixo	10º da esquerda	Freq. Instantânea da Corrente
i-ecc-10 _L	Rotação do Eixo ¹⁶	10º da esquerda	IPSA
p-ecc-6 _R	Rotação do Eixo ¹⁷	6º da direita	IPSA (demodulado)
p-ecc-2 _R	Rotação do Eixo ¹⁷	2º da direita	IPSA (demodulado)

¹⁶ Refere-se à rotação do eixo modulando a frequência fundamental da potência instantânea

¹⁷ Refere-se à rotação do eixo na região demodulada do espectro da potência instantânea.

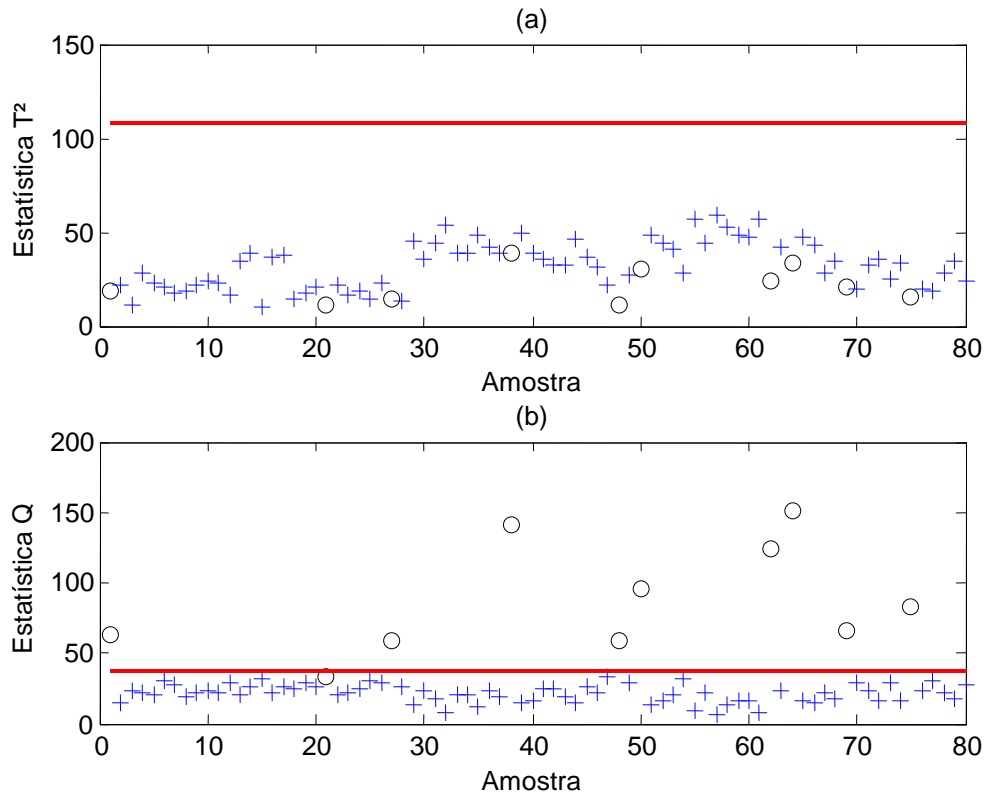


Figura 6.22: Estadística T^2 (a) e Q (b) para cada uma das amostras no estado normal.

As amostras marcadas com círculo representam as 10 amostras que não foram utilizadas na obtenção do modelo e a linha vermelha o limite de 95% de confiança.

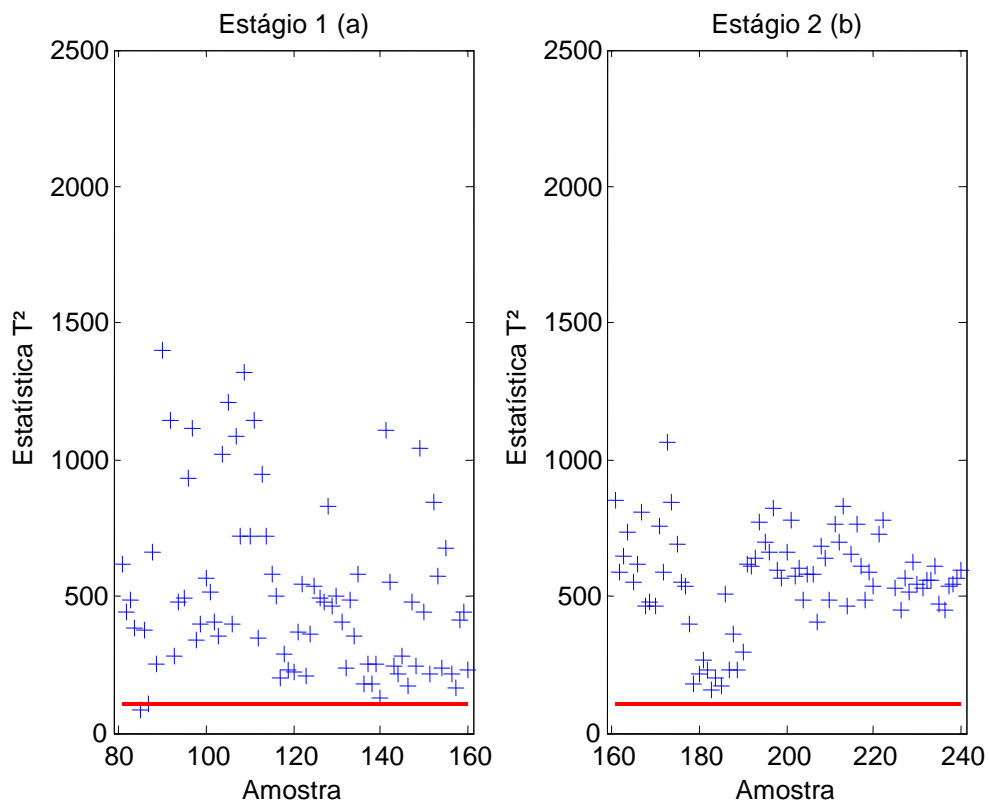


Figura 6.23: Estadística T^2 para cada uma das amostras do estágio 1 (a) e estágio 2 (b).

A linha vermelha representa o limite de 95% de confiança.

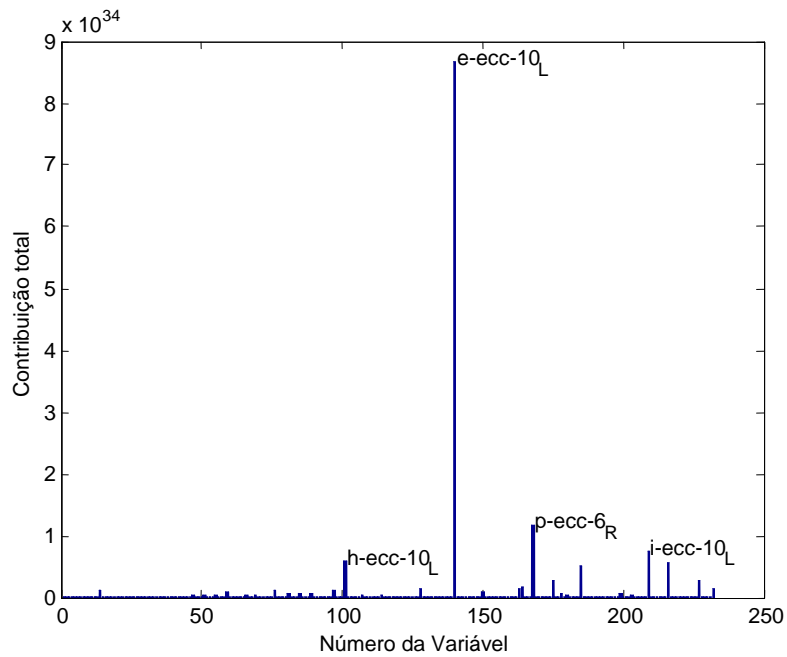


Figura 6.24: Contribuição de cada variável para Estatística T^2 das amostras no estágio 1 que estão além do limite de 95% de confiança.

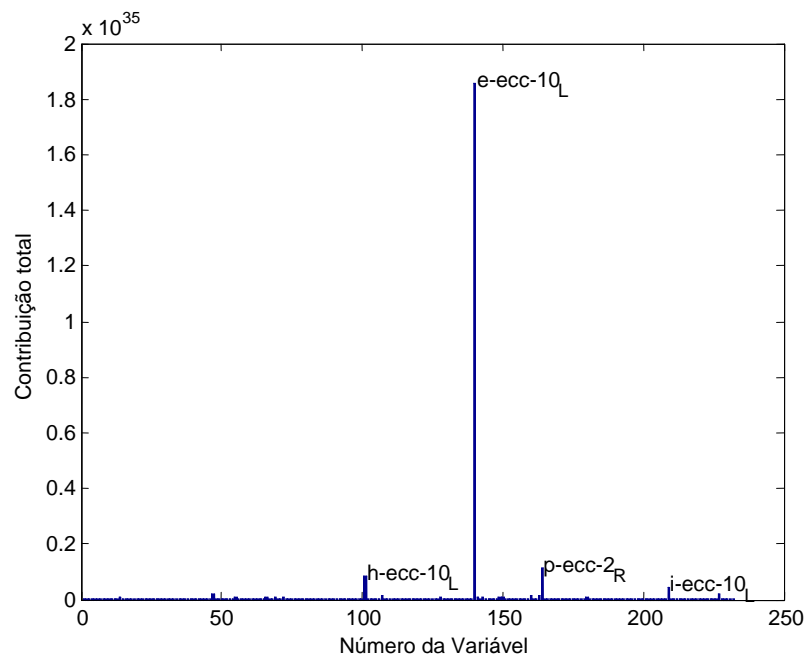


Figura 6.25: Contribuição de cada variável para Estatística T^2 das amostras no estágio 2 que estão além do limite de 95% de confiança.

Como tanto a estatística T^2 e Q são medidas de distância, verifica-se se elas têm alguma relação com os níveis de severidade analisados no experimento. Assim, tomando-se a média dessas estatísticas para as amostras em cada estágio tem-se o gráfico da Figura 6.26:

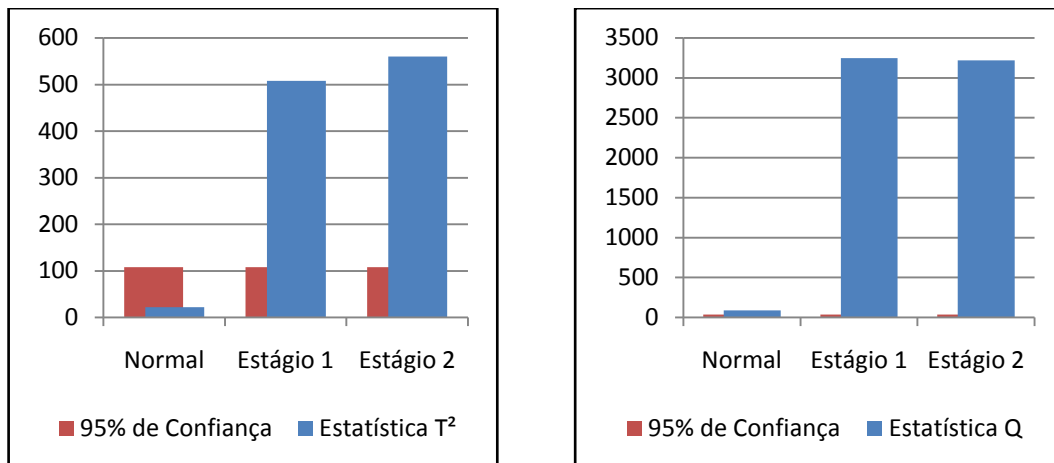


Figura 6.26: Média em cada estágio da Estatística T^2 e da Estatística Q.

Analisando os gráficos da figura, tem-se que o valor médio da estatística T^2 no estágio 1 é 23 vezes maior que no estado normal. Entre os estágios 1 e 2, tem-se um crescimento de 10%. O crescimento entre os estágios 1 e 2 sugere uma medida de severidade. Na estatística Q, o valor médio do estágio 1 é 37 vezes maior que do estado normal e entre o estágio 1 e 2 tem-se um decréscimo de 1% nesse valor.

6.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A obtenção de um modelo PCA baseado nas medidas do rolamento com defeito poderia proporcionar um aumento da confiabilidade no diagnóstico, visto que a amostra é testada contra um modelo do sistema em operação normal e contra outro modelo do sistema em falha. Na prática, é mais difícil se obter tais modelos, uma vez que eles requerem amostras do sistema operando em falha.

Se diversos modelos de falha são empregados, um para cada padrão de falha, a identificação da causa também fica mais confiável. Sistemas conhecidos por Sistemas FDI [39] utilizam essa abordagem e, em geral, incluem modelos da operação normal e modelos específicos de cada falha sendo monitorada. Assim, é possível não só detectar que o sistema está falhando, mas também identificar qual falha está ocorrendo no equipamento.

A utilização de componentes principais no diagnóstico de defeitos em rolamentos se mostrou eficaz. O modelo obtido apresentou boa sensibilidade ao defeito, sugerindo a sua capacidade para a detecção incipiente do mesmo, dificuldade encontrada pelos métodos tradicionais baseados na corrente elétrica. Com relação ao diagnóstico da severidade, há um bom indicador de que a estatística T^2 tem uma relação direta com o tempo de vida remanescente do rolamento. Este resultado (apresentado Figura 6.26) fica mais evidente quando comparado ao resultado obtido pela análise de vibração, apresentado na Figura 6.7.

Capítulo 7

Conclusões

Este trabalho apresentou um estudo abrangente das principais técnicas de diagnóstico de defeitos em rolamentos em motores de indução. As técnicas associadas à análise de vibração e análise elétrica foram estudadas e verificadas em um experimento controlado. Com base nos padrões extraídos da Análise da Assinatura Elétrica, um modelo utilizando a Análise de Componentes Principais foi obtido. Tal modelo mostrou-se eficaz na detecção de um defeito na pista externa de um rolamento.

Com relação às técnicas e metodologias conhecidas, a análise de vibração realmente representa o método mais sensível ao defeito e eficaz no diagnóstico. Particularmente, a análise de envelope apresentou sensibilidade maior entre o estado normal e o primeiro estágio do defeito, comprovando sua aplicação na detecção de defeitos incipientes (baixa severidade) em rolamentos.

Na Análise da Assinatura Elétrica, apesar da comprovação da aplicabilidade da técnica na detecção do defeito, verificou-se que as amplitudes das componentes são baixas e muitas vezes no nível do ruído. Isso faz com que pequenas oscilações nas condições de operação degradem a qualidade do espectro. Em harmônicos de maior ordem, pequenas oscilações na velocidade representam grande variação na posição efetiva da componente no espectro e, portanto, a componente da falha menos característica e com amplitude reduzida. Estes efeitos são ainda mais proeminentes em motores de baixa potência.

Outro fator que dificulta a análise elétrica é o número excessivo de padrões, componentes, harmônicos e modulações a serem verificados. Ao contrário do visto para a vibração, na análise elétrica não há uma metodologia abrangente e eficaz que contenha padrões de falhas bem definidos. Os autores apenas se preocupam em identificar o padrão (e harmônico) que sugere a presença do defeito, sem justificá-lo ou mesmo estender seus resultados. Como consequência, o prognóstico muitas vezes é incorreto ou incerto, visto que não há meios de se associar uma assinatura a um tempo de vida remanescente do rolamento.

Ainda quanto às metodologias relacionadas à análise elétrica, apesar dos resultados positivos, não é trivial fazer qualquer generalização para diferentes tipos e tamanhos de motores. Também, foi visto que nenhuma das análises se destacou sobre as outras.

Neste sentido, um modelo baseado em componentes principais foi obtido para se detectar defeitos em rolamentos. A partir das mais de 250 características extraídas através da análise elétrica, o modelo foi capaz de classificar corretamente as amostras submetidas, sendo capaz ainda de identificar os níveis diferentes de severidade nos defeitos inseridos nos rolamentos.

Na obtenção do modelo, foram utilizadas somente componentes que refletem o defeito do rolamento, seja direta ou indiretamente. Isso contribuiu para uma maior especificidade do modelo, tornando-o mais relacionado ao defeito a ser detectado.

Este modelo mostrou que, devido à presença do defeito, houve contribuição positiva dos pequenos incrementos de amplitude sofridos nas diferentes características analisadas. Juntas, tornaram o modelo mais sensível ao defeito do que qualquer uma delas individualmente. Isso se deve principalmente às mudanças no padrão estatístico sofrido por cada uma delas.

Desta forma, a partir dos experimentos efetuados, fica claro que a estatística T^2 e a estatística Q podem ser usadas na classificação de amostras quanto à presença de defeitos, dado um limite de confiança. A estatística T^2 inclusive sugere boa correlação com a severidade do defeito. A sensibilidade desses parâmetros também sugere a detecção de defeitos incipientes no rolamento, caso que deve ser comprovado através de um novo experimento.

Por fim, os resultados obtidos representam um bom avanço no sentido de se obter um sistema remoto e automático de detecção de falhas em motores de indução. Na detecção de defeitos em rolamentos, campo onde a análise de vibração é soberana, o modelo obtido além de reduzir a complexidade da análise, mostrou significativa melhora na sensibilidade ao defeito, tornando a análise elétrica ainda mais eficaz e abrangente.

7.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Com relação à severidade do defeito estudado, a metodologia poderia ser aplicada para mais níveis de severidade, para que se tenha melhor vista dos efeitos na análise elétrica. Isto pode ser obtido através de um teste contínuo, onde o defeito é induzido e seu agravamento acontece naturalmente. Esta abordagem também pode evitar problemas oriundos da troca entre os rolamentos para os diferentes estágios de severidade.

A metodologia baseada em PCA também pode ser aplicada para outros tipos de defeitos no rolamento ou no próprio motor. Novas características e parâmetros podem ser incluídos na análise, obtidos de diferentes sinais, técnicas ou domínios. Com uma coleção de modelos, cada um específico para cada tipo de defeito, seria possível não só detectar diversos tipos de falhas, mas também classificá-las corretamente.

Por fim, fica claro que um dos principais desafios para a obtenção de melhores e mais abrangentes resultados no diagnóstico em rolamentos com as técnicas de análise 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 condições de operação, obtidas através do controle da velocidade e torque da carga;
- Diferentes tipos e dimensões de rolamentos;
- Diferentes tipos de defeitos no rolamento.

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]. **Bonaldi, E. L.** "*Diagnóstico Preditivo de Avarias em Motores de Indução Trifásicos com MCSA e Teoria de Conjuntos Aproximados*". Itajubá : Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI, 2006.
- [2]. **Kardec, A. e Nascif, J.** "*Manutenção: Função Estratégica*". 2ª Edição. Rio de Janeiro : Qualitymark, 2001. ISBN: 85-7303-323-1.
- [3]. **Hines, J. W.** "*Advanced Monitoring and Diagnostic Techniques*". Knoxville : The University of Tennessee, 1998. Notas de Aula.
- [4]. **WEG.** "Catálogo WEG: Motores Elétricos". [Site da Web] Citado em: 16 de Novembro de 2006. "<http://catalogo.weg.com.br>".
- [5]. **Obaid, R. R., Habetler, T. G. e Stack, J. R.** "Stator Current Analysis For Bearing Damage Detection in Induction Motors". *IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives*. 2003, pp. 182- 187.
- [6]. **Cardoso, A. J. M.** "*Diagnóstico de Avarias em Motores de Indução Trifásicos*". Coimbra : Coimbra Editora, 1991. ISBN: 972-32-0452-5.
- [7]. **Penrose, H. W.** "The Multi-Technology Approach to Motor Diagnostics". [Site da Web] Citado em: 15 de Novembro de 2007. "<http://www.reliabilityweb.com>".
- [8]. **Assunção, F. O.** "*Técnicas de Análise Preditiva para Falhas em Motores de Indução Trifásicos*". Itajubá : Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI, 2005.
- [9]. **Benbouzid, M. E. H.** "A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection". *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2000, Vol. 47, Nº 5, pp. 984-993.
- [10]. **Thomson, W. T. e Stewart, I. D.** "On-line Current Monitoring for Detecting Air gap Eccentricity and Broken Rotor Bars in Inverter Variable Speed Drives". *Proceedings of the International Conference on Electrical Machines*,. September de 1988, Vol. 3, pp. 211-214.
- [11]. **Schoen, R. R., et al.** "Motor Bearing Damage Detection Using Stator Current Monitoring". *IEEE Transactions on Industry Applications*. 1995, Vol. 31, Nº 6, pp. 1274-1279.
- [12]. **Maier, R.** "Protection of Squirrel-Cage Induction Motor Utilizing Instantaneous Power and Phase Information". *Industry Applications, IEEE Transactions on*. 1992, Vol. 28, Nº 2, pp. 376-380.
- [13]. **Legowski, S. F. e Trzynadlowski, A. M.** "Instantaneous Stator Power as a Medium for the Signature Analysis of Induction Motors". *Industry Applications Conference*. 1995, Vol. 1, pp. 619-624.
- [14]. **Trzynadlowski, A. M. e Legowski, S. F.** "Diagnostics of Mechanical Abnormalities in Induction Motors Using Instantaneous Electric Power". *IEEE Transactions on Energy Conversion*. Dezembro de 1999, Vol. 14, Nº 4, pp. 1417-1423.

- [15]. **Cardoso, A. J. M. e Saraiva, E. S.** "Computer-aided detection of airgap eccentricity in operating three-phase induction motors by Park's vector approach". *IEEE Transactions on Industry Applications*. 1993, Vol. 29, Nº 5, pp. 897-901.
- [16]. **Yazici, B. e Kliman, G. B.** "An Adaptive Statistical Time–Frequency Method for Detection of Broken Bars and Bearing Faults in Motors Using Stator Current". *IEEE Transactions on Industry Applications*. 1999, Vol. 35, Nº 2, pp. 442-452.
- [17]. **Silva, J. L. H. e Cardoso, A. J. M.** "Bearing Failures Diagnosis in Three-Phase Induction Motors by Extended Park's Vector Approach". *Industrial Electronics Society*. 2005.
- [18]. **Obaid, R. R., Habetler, T. G. e Gritter, D. J.** "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 de 2000.
- [19]. **de Lacerda de Oliveira, L. E.** "*Estimação Automática de Velocidade de Motores de Indução Utilizando Sistemas Inteligentes*". Itajubá : Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI, 2006.
- [20]. **Bonaldi, E. L. e de Lacerda de Oliveira, L. E.** "Proposing a Procedure for the Application of Motor Current Signature Analysis on Predictive Maintenance of Induction Motors". *Comadem 2007, Machinery & Process Health Monitoring*. 2007.
- [21]. **Önel, I. Y., Dalci, K. B. e Senol, I.** "Detection of outer raceway bearing defects in small induction motors using stator current analysis". 2005, Vol. 30, Nº 6, pp. 713-722.
- [22]. **Thomson, W. T.** "On-line MCSA to diagnose shorted turns in low voltage stator windings of 3-phase induction motors prior to failure". *Electric Machines and Drives Conference*. 2001, pp. 891-898.
- [23]. **Penrose, H. W.** "Practical Motor Current Signature Analysis Taking the Mystery Out of MCSA". [Site da Web] 2003. Citado em: 15 de Novembro de 2007. "<http://www.alltestpro.com/pdf/PracticalSignatureAnalysis.pdf>".
- [24]. **de Abreu, J. P. G. e Emanuel, A. E.** "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*. 2001, pp. 105-114.
- [25]. **Blödt, M., et al.** "Models for Bearing Damage Detection in Induction Motors Using Stator Current Monitoring". *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. 2004, Vol. 1, Nº, pp. 383- 388.
- [26]. **Cardoso, A. J. M.** "The Park's Vector Approach: A general tool for diagnosis of electrical machines, power electronics and adjustable speed drives". *IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines. Power Electronics and Drives*. 1997, pp. 261-269.

- [27]. **Cruz, S. M. A. e Cardoso, A. J. M.** "Rotor Cage Fault Diagnosis in Three-Phase Induction Motors by Extended Park's Vector Approach". *Proceedings of the International Conference on Electrical Machine*. 1998, Vol. 3, pp. 1844-184. Também publicado em *Electric Machines and Power Systems*, 2000.
- [28]. **Eren, L. e Devaney, M. J.** "Bearing Damage Detection via Wavelet Packet Decomposition of the Stator Current". *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2001, Vol. 53, Nº 2, pp. 431- 436.
- [29]. **Zhongming, Y., Bin, W. e Sadeghian, A.** "Current Signature Analysis of Induction Motor Mechanical Faults by Wavelet Packet Decomposition". *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2003, Vol. 50, Nº 6, pp. 1217-1228.
- [30]. **Eren, L. e Devaney, M. J.** "Motor Bearing Damage Detection Via Wavelet Analysis of the Starting Current Transient". *Proceedings of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*. 2001, Vol. 3, pp. 1797-1800.
- [31]. **Almeida, M. T. e Góz, R. D.** "*Análise de Vibrações*". Itajubá : FUPAI, 2000.
- [32]. **Tandon, N. e Choudhury, A.** "A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings". *Tribology International*. 1999, Vol. 32, Nº 8, pp. 469-480.
- [33]. **PDMA.** "Advanced Spectral Analysis - Current Signature Analysis". [Site da Web] Citado em: 10 de Dezembro de 2006. "http://www.pdma.com/PDF/Advanced_Spectral_Analysis.pdf".
- [34]. **SKF.** "Rolamentos de Esferas". [Site da Web] Citado em: 2 de Dezembro de 2007. "<http://www.skf.com>".
- [35]. **Schoen, R. R. e Habetler, T. G.** "Effects of Time-Varying Loads on Rotor Fault Detection in Induction Machines". *IEEE Transactions on Industry Applications*. 1995, Vol. 31, Nº 4, pp. 900-906.
- [36]. **Jolliffe, I. T.** "*Principal Component Analysis*". 2ª Edição. New York : Springer, 2002. ISBN: 0-387-95442-2.
- [37]. **Hines, J. W.** "*PCA Models*". Knoxville : The University of Tennessee, 2000. Notas de Aula.
- [38]. **Malhi, A. e Gao, R. X.** "PCA-Based Feature Selection Scheme for Machine Defect Classification". *IEEE Transactions on Instrumentation and and Measurement*. 2004, Vol. 53, Nº 6, pp. 1517-1525.
- [39]. **Liu, J., et al.** "On-Line Process Monitoring and Fault Isolation Using PCA". *Proceedings on IEEE International Symposium on Intelligent Control*. 2005, pp. 658-661.
- [40]. **Bonaldi, E. L.** "*Manutenção Preditiva em Motores de Indução Trifásicos Através do Espectro da Corrente do Estator*". Itajubá : Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI, 2002.

Anexo

Tabela 8.1: Variáveis extraídas da corrente estatórica

<i>Medida</i>	<i>Legenda</i>
Corrente RMS	rms
Fator de Crista ¹⁸	crest
Nível Global ¹⁹	gl
Velocidade de Rotação do Eixo	fr

Tabela 8.2: Variáveis extraídas a partir da Análise da Corrente Estatórica (MCSA)

<i>Padrão de Falha</i>	<i>Legenda</i>	<i>Medidas</i>
Rotação do Eixo	m-ecc	1º ao 10º harmônico da direita
		1º ao 10º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Rotação do Eixo (modulando os harmônicos da alimentação)	m-ecc2	1º ao 3º harmônico da direita
		1º ao 3º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Pista Externa	m-bpfo	1º ao 5º harmônico da direita
		1º ao 5º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Excentricidade Estática	m-stat	1º e 2º harmônico da direita
		1º e 2º harmônico da esquerda

Tabela 8.3: Variáveis extraídas a partir da Análise da Corrente Estatórica Demodulada

<i>Padrão de Falha</i>	<i>Legenda</i>	<i>Medidas</i>
Rotação do Eixo	d-ecc	1º ao 10º harmônico da direita
		3º ao 10º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Rotação do Eixo (modulando os harmônicos da alimentação)	d-ecc2	1º ao 3º harmônico da direita
		1º ao 3º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Pista Externa	d-bpfo	1º ao 5º harmônico da direita
		1º ao 5º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Excentricidade Estática	d-stat	1º e 2º harmônico da direita
		1º e 2º harmônico da esquerda

¹⁸ Obtido a partir da divisão entre a amplitude máxima e o valor RMS da corrente estatórica.

¹⁹ Medida indireta da quantidade de vibração no sistema. É obtido subtraindo o valor RMS da alimentação (e de todas suas harmônicas) do valor RMS total da corrente estatórica.

Tabela 8.4: Variáveis extraídas a partir da Análise da Freqüência Instantânea da Corrente Estatórica

<i>Padrão de Falha</i>	<i>Legenda</i>	<i>Medidas</i>
Rotação do Eixo	h-ecc	1º ao 10º harmônico da direita
		3º ao 10º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Rotação do Eixo (modulando os harmônicos da alimentação)	h-ecc2	1º ao 3º harmônico da direita
		1º ao 3º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Pista Externa	h-bpfo	1º ao 5º harmônico da direita
		1º ao 5º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Excentricidade Estática	h-stat	1º e 2º harmônico da direita
		1º e 2º harmônico da esquerda

Tabela 8.5: Variáveis extraídas a partir da Análise do Módulo do Vetor de Park (EPVA)

<i>Padrão de Falha</i>	<i>Legenda</i>	<i>Medidas</i>
Rotação do Eixo	e-ecc	1º ao 10º harmônico da direita
		3º ao 10º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Rotação do Eixo (modulando os harmônicos da alimentação)	e-ecc2	1º ao 3º harmônico da direita
		1º ao 3º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Pista Externa	e-bpfo	1º ao 5º harmônico da direita
		1º ao 5º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Excentricidade Estática	e-stat	1º e 2º harmônico da direita
		1º e 2º harmônico da esquerda

Tabela 8.6: Variáveis extraídas a partir da Análise da Potência Instantânea (IPSA)

<i>Padrão de Falha</i>	<i>Legenda</i>	<i>Medidas</i>
Rotação do Eixo (demodulado)	p-ecc	1º ao 10º harmônico da direita
		3º ao 10º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Pista Externa (demodulado)	p-bpfo	1º ao 5º harmônico da direita
		1º ao 5º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Excentricidade Estática (demodulado)	p-stat	1º ao 5º harmônico da direita
		1º ao 5º harmônico da esquerda
Rotação do Eixo (modulando a fundamental)	i-ecc	1º ao 10º harmônico da direita
		1º ao 10º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Pista Externa (modulando a fundamental)	i-bpfo	1º ao 5º harmônico da direita
		1º ao 5º harmônico da esquerda
		Conteúdo harmônico
Excentricidade Estática (modulando a fundamental)	i-stat	1º ao 2º harmônico da direita
		1º ao 2º harmônico da esquerda

Tabela 8.7: Variáveis extraídas a partir da Análise Wavelet

<i>Padrão de Falha</i>	<i>Legenda</i>	<i>Medidas</i>
RMS dos coeficientes da janela	w-rms	Janelas 1 a 9
Desvio padrão dos coeficientes da janela	w-sdtdc	Janelas 1 a 9

Tabela 8.8: Lista das variáveis altamente correlacionadas dos dados de análise.

<i>Padrão de Falha</i>	<i>Padrões Correlacionados</i>
m-ecc-1_L	m-bpfo-1_L
m-ecc2-2_L	m-bpfo-1_R
d-ecc-1_R	d-bpfo-1_L
d-ecc-2_R	h-ecc-2_R
d-ecc2-2_L	d-bpfo-1_R
h-ecc-1_R	h-bpfo-1_L
h-ecc2-2_L	h-bpfo-1_R
e-ecc-1_R	e-bpfo-1_L
p-ecc-1_R	i-ecc-1_L
p-ecc-2_R	i-ecc-2_L
p-ecc-4_R	p-ecc-4_L, i-ecc-4_L
p-ecc-4_L	p-ecc-8_L, i-ecc-4_L, i-ecc-8_L
p-ecc-8_L	i-ecc-8_L
p-bpfo-1_R	p-bpfo-1_L, i-bpfo-1_L
p-bpfo-1_L	i-bpfo-1_L
p-stat-2_R	i-stat-1_R
i-ecc-4_L	i-ecc-8_L
w-rms_1	w-stdc_1
w-rms_2	w-stdc_2
w-rms_3	w-stdc_3
w-rms_4	w-stdc_4
w-rms_5	w-stdc_5
w-rms_6	w-stdc_6
w-rms_7	w-stdc_7
w-rms_8	w-stdc_8
w-rms_9	w-stdc_9

Conforme visto na página 86, a alta correlação entre o valor RMS e o desvio padrão dos coeficientes das janelas da Análise Wavelet, evidenciada na Tabela 8.8, se dá devido a fato desses parâmetros terem o mesmo valor para dados padronizados.