



**DIOGO ARANHA RIBEIRO**

**ANÁLISE DE VIBRAÇÃO EM MOTORES ELÉTRICOS COM  
MOUSE ÓPTICO**

**LAVRAS – MG  
2017**

**DIOGO ARANHA RIBEIRO**

**ANÁLISE DE VIBRAÇÃO EM MOTORES ELÉTRICOS COM MOUSE ÓPTICO**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistema e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistema e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Roberto Alves Braga Junior

Orientador

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira

Prof. Dr. Daniel Augusto Pereira

Coorientadores

**LAVRAS-MG**

**2017**

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA,  
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

Ribeiro, Diogo Aranha.

Análise de vibração em motores elétricos com mouse óptico /  
Diogo Aranha Ribeiro. - 2016.  
68 p.

Orientador: Roberto Alves Braga Junior.

Coorientadores: Danton Diego Ferreira, Daniel Augusto  
Pereira

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de  
Lavras, 2016.

Bibliografia.

1. Análise de vibração. 2. Detecção de falhas. 3. Motores  
elétricos. I. Braga Junior, Roberto Alves. II. Ferreira, Danton  
Diego . III. Pereira, Daniel Augusto . IV. Título.

**DIOGO ARANHA RIBEIRO**

**ANÁLISE DE VIBRAÇÃO EM MOTORES ELÉTRICOS COM MOUSE ÓPTICO**

***VIBRATION ANALYSIS IN ELECTRIC MOTORS WITH OPTIC MOUSE***

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistema e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistema e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 17 de novembro de 2016.

Prof. Dr. Danton Diego Ferreira (coorientador)	UFLA
Prof. Dr. Belizario Nina Huallpa	UFLA
Prof. Dr. Carlos Alberto Carvalho Castro	CEFET-Varginha

Prof. Dr. Roberto Alves Braga Junior  
Orientador

Prof. Dr. Daniel Augusto Pereira  
Coorientador

**LAVRAS-MG**

**2017**

*À Catarina, minha mãe, que mesmo ausente, lutou muito para que isto acontecesse.*

*À Graziela, minha esposa, pelo companheirismo e carinho.*

*À minha família pelo incentivo.*

*DEDICO.*

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente a DEUS por ter possibilitado a realização deste curso, à minha esposa por me apoiar e me ajudar, em todos os momentos e à minha família pela o carinho e estímulo sempre presentes.

Aos meus Irmãos de fé Teresinha e Paulo pelo incentivo e orações.

Ao meu amigo Rodrigo Dantas Nunes pelas incontáveis assistências.

Ao meu amigo Enderson Reis e João pela contribuição na parte técnica.

A todos os amigos do Cedia: Ellen, Bianca, Thiago, Diego, Diego Catalano, Sr Antonio, Claudileni, Rodrigo, Roberto, Fernando e Rodrigo Lima pela contribuição e amizade.

Aos alunos da graduação Deisenara, Alexandrino e Fernando.

Ao Professor e meu orientador Roberto Alves Braga pela paciência, enorme dedicação e ajuda.

Ao Professor e Coorientador Danton Diego pela importante contribuição ao meu trabalho

Aos professores Belizario, Daniel Augusto e Magela.

À Ellen e Fernanda, secretárias da Pós-Graduação pela disponibilidade.

À UFLA por haver proporcionado meus estudos com uma enorme e eficiente estrutura técnica científica e pedagógica.

## RESUMO

Este trabalho tem por objetivo estudar uma nova metodologia, para a detecção e diagnóstico de falhas mecânicas, mediante a análise de vibração, em equipamentos rotativos. A utilização de um mouse óptico laser, como sensor de coleta de dados, associado à análise de sinais foi a metodologia adotada. A técnica foi implementada, experimentalmente, para a detecção de falhas mecânicas, baseada na análise do domínio do tempo, por meio de resposta temporal, entretanto a mesma não permite classificar os tipos de falhas; para esta tarefa, é necessária a utilização de outros parâmetros. No trabalho, foi proposto o uso de equações estatísticas, no contexto de reconhecimento de padrões, para o diagnóstico de falhas mecânicas, usando como entrada os sinais de vibração. Para validação dessa técnica, foram coletados dados, por meio de um medidor de análise de vibração portátil já existente no mercado. Toda rotina computacional, para implementar as técnicas de detecção e diagnóstico de falhas, foi realizada no ambiente do programa MATLAB. Os resultados demonstram que a nova proposta, para detecção e diagnóstico de falhas, é uma técnica promissora por não ser destrutiva e não invasiva, podendo se tornar uma ferramenta valiosa, para a predição de falhas, no contexto da manutenção preditiva.

**Palavras-chave:** Análise de vibração. Detecção de falhas. Motores elétricos. Mouse óptico.

## **ABSTRACT**

This work aimed at studying a new methodology for detecting and diagnosing mechanical flaws upon vibration analysis in rotating equipment. The use of a laser optic mouse as data collection sensor, associated to signal analysis was the adopted methodology. The technique is experimentally implemented for detecting mechanical flaws based on the time domain analysis by means of temporal response. However, it does not allow us to classify the type of flaw, making necessary the use of other parameters. In this work, we propose the use of statistical equations, in the context of standard recognition, to diagnose mechanical flaws using the vibration signals as input. To validate this technique, we collected data by means of a portable vibration analysis gauge present in the market. All the computational routine to implement the techniques for detection and diagnosis of flaws was conducted at the environment of the MATLAB program. The results showed that the new proposal for detecting and diagnosing flaws is a promising technique for being non-destructive and non-invasive, with the prospect of becoming a valuable tool for predicting flaws in the context of predictive maintenance.

**Keywords:** Vibration analysis. Flaw detection. Electric motors. Optic mouse.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Comparativo entre técnicas de manutenção preditiva. ....	18
Figura 2 - Análise de termografia em motores elétricos.....	19
Figura 3 - Representação da defasagem dos parâmetros de vibração. ....	20
Figura 4 - Nível de Vibração. ....	21
Figura 5 - Representação do Sinal do Sensor de Vibração Relativo. ....	22
Figura 6 - Pick-up de velocidade.....	22
Figura 7 - Representação do Sinal do Sensor de Vibração Absoluto. ....	23
Figura 8 - Mouse Óptico.....	23
Figura 9 - Monitoramento fluxo sanguíneo.....	24
Figura 10 - Monitoramento de deslocamento da matéria. ....	24
Figura 11 - configuração da montagem experimental utilizada. ....	25
Figura 12 - Robô monitorado com sensor óptico. ....	25
Figura 13 - Mouse ótico disposto próximo de uma proveta. ....	26
Figura 14 - Mouse sendo utilizado para análise de vibração.....	29
Figura 15 - Motor Elétrico Trifásico. ....	30
Figura 16 - Bancada de teste.....	30
Figura 17 - Modificação na iluminação interna do mouse óptico. ....	31
Figura 18 - Montagem do sistema para coleta de dados.....	31
Figura 19 - Motor Elétrico em corte.....	32
Figura 20 - Definição de medidas de ângulos para coleta de dados.....	33
Figura 21 - Coleta de dados mancal traseiro motor elétrico.....	33
Figura 22 - Movimento do mouse óptico em coordenadas x e y. ....	34
Figura 23 - Coordenadas de posicionamento mouse óptico.....	35
Figura 24 - Coleta de dados mancal dianteiro motor elétrico.....	35
Figura 25 - Coleta de dados parte superior do motor elétrico. ....	36
Figura 26 - Substituição dos rolamentos do motor elétrico.....	36
Figura 27 - Movimento de vibração eixo x. ....	39
Figura 28 - Movimento de vibração eixo y.....	39
Figura 29 - Resposta temporal parte superior do motor eixo x (azul falha, vermelho sem falha).....	40
Figura 30 - Derivada da resposta temporal parte superior do motor elétrico eixo x (azul falha, vermelho sem falha). ....	41

Figura 31 - FFT da derivada da resposta temporal parte superior do motor eixo x (azul falha, vermelho sem falha). .....	42
Figura 32 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência parte superior do motor eixo x (azul falha, vermelho sem falha). .....	43
Figura 33 - Separação de dados coletados na parte superior do motor elétrico: eixo x (a) e eixo y (b). .....	44
Figura 34 - Separação de dados coletados nos rolamentos traseiro com mouse (a) e acelerômetro (b), no sentido radial do eixo y. ....	45
Figura 35 - Separação de dados coletados nos rolamentos traseiro com mouse (a) e acelerômetro (b) no sentido radial do rolamento eixo x. ....	46
Figura 36 - Separação de dados coletados no rolamento dianteiro com mouse (a) e acelerômetro (b), no sentido radial do rolamento eixo y. ....	47
Figura 37 - Separação de dados coletados no rolamento dianteiro com mouse (a) e acelerômetro (b), no sentido radial do rolamento eixo x. ....	48
Figura 38 - Gráfico de separação de equações com discriminante de Fischer. ....	49
Figura 39 - Espectro de aceleração rolamento traseiro espectro de aceleração (10-6400 Hz 3945 RMP). ....	50
Figura 40 - Espectro de aceleração rolamento dianteiro espectro (10-6400 Hz 3945 RMP). ....	50
Figura 41 - Técnica de envelope rolamento traseiro. ....	51
Figura 42 - Técnica de envelope rolamento dianteiro. ....	51

## **ANEXO A**

Figura 1 - Resposta temporal parte superior do motor eixo y (azul falha, vermelho sem falha) .....	58
Figura 2 - Derivada da resposta temporal parte superior do motor eixo y (azul falha, vermelho sem falha). ....	59
Figura 3 - FFT da resposta temporal parte superior do motor eixo y (azul falha, vermelho sem falha). ....	59
Figura 4 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência parte superior (azul falha, vermelho sem falha). ....	60
Figura 5 - Resposta Temporal rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha). ....	61

Figura 6 - Derivada da resposta temporal rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha). .....	61
Figura 7 - FFT da resposta temporal rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).....	62
Figura 8 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha). .....	62
Figura 9 - Resposta temporal rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).....	63
Figura 10 - Derivada da resposta temporal rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha) .....	63
Figura 11 - FFT da resposta temporal rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).....	64
Figura 12 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha ) .....	64
Figura 13 - Resposta temporal rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha)....	65
Figura 14 - Derivada da resposta temporal rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha) .....	65
Figura 15 - FFT da derivada temporal rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).....	66
Figura 16 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).....	66
Figura 17 - Resposta temporal rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha). ....	67
Figura 18 - Derivada da resposta rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).....	67
Figura 19 - FFT da derivada da resposta temporal rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha). .....	68
Figura 20 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).....	68

## LISTA DE QUADRO

Quadro 1- Equações estatísticas. ....	38
---------------------------------------	----

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	13
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS</b>	15
<b>2.1</b>	<b>Geral</b>	15
<b>2.2</b>	<b>Específicos</b>	15
<b>3</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b>	16
<b>3.1</b>	<b>Manutenção Preditiva</b>	16
<b>3.2</b>	<b>Detecções de Falhas em Motores Elétricos</b>	17
<b>3.3</b>	<b>Análise de vibração</b>	20
<b>3.3.1</b>	<b>Sensores de Vibração</b>	21
<b>3.4</b>	<b>Mouse Óptico laser</b>	23
<b>3.5</b>	<b>Discriminante de Fisher</b>	26
<b>4</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b>	29
<b>4.1</b>	<b>Montagem do Processo</b>	29
<b>4.2</b>	<b>Processo de Coleta de Dados</b>	32
<b>4.3</b>	<b>Processamento</b>	37
<b>5</b>	<b>RESULTADO E DISCUSSÃO</b>	39
<b>5.1</b>	<b>Processamento nos Domínios do Tempo e Frequência</b>	40
<b>5.2</b>	<b>Extração de Características</b>	43
<b>5.3</b>	<b>Coleta de dados com método convencional</b>	49
<b>5.4</b>	<b>Discussões</b>	51
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES</b>	53
<b>7</b>	<b>TRABALHOS FUTUROS</b>	54
	<b>REFERÊNCIAS</b>	55
	<b>ANEXO A - PROCESSAMENTO NO DOMÍNIO DO TEMPO E</b>	
	<b>FREQUÊNCIA</b>	58

## 1 INTRODUÇÃO

O processo de mecanização na indústria ocorreu, a partir da Revolução Industrial, iniciada na metade do século XIX, o que forçou, naturalmente, a necessidade de pequenos reparos em máquinas e equipamentos. Até a década de trinta do último século, as manutenções industriais não eram devidamente organizadas, tinham importância secundária e eram executadas pelo mesmo efetivo de operação.

Durante a Segunda Guerra, pôde-se observar um período em que as indústrias procuraram modernizar e se adequar a um novo cenário mundial, a disponibilidade e a confiabilidade dos equipamentos ganhou maior importância. Assim, passaram a ser estudados e, também, desenvolvidos sistemas que não apenas corrigissem falhas em máquinas e equipamentos, mas também as prevenissem.

Com o passar dos anos, a manutenção industrial modernizou-se, ganhando novos formatos, buscando se adequar às necessidades do mercado, ou seja, produzir com qualidade e baixo custo ao menor tempo possível. A manutenção corretiva perdeu espaço em razão do alto custo envolvido e ineficiência na prevenção de quebras inesperadas. Neste sentido, novos modelos de manutenção industrial surgiram, para atender a estas necessidades como o caso das manutenções preventivas, manutenção produtiva total e manutenção preditiva, entre outras.

A manutenção preditiva é um tipo de ação preventiva, parte do pressuposto que “*prevenir é melhor que remediar*”, é baseada no conhecimento das condições de cada um dos componentes de máquinas e equipamentos. Esses dados são obtidos, por meio de um acompanhamento do desgaste de peças vitais, utilizando métodos de análise, como a análise de ferrografia em óleos e lubrificantes, a análise termográfica, análise de vibrações, análise de corrente, a análise acústica entre outras.

Entre as técnicas utilizadas na manutenção preditiva está a análise de vibrações, que é a técnica mais difundida, para monitorar os níveis de vibrações em máquinas e equipamentos, utilizada para diagnosticar defeitos de origem mecânica e elétrica. O processo consiste em identificar possíveis falhas, em componentes de máquinas e equipamentos, fornecendo dados fiáveis sobre o real estado de operação do equipamento em análise. O processo se faz com a utilização de equipamentos portados de sensores, como, por exemplo, os transdutores, que transformam um sinal de vibração em um sinal elétrico. Quando em contato com o equipamento, coletam variáveis de dados de vibrações como o deslocamento, a velocidade e a acele-

ração, que serão processados para fornecer dados precisos das condições de funcionamento de máquinas e equipamentos.

Os processos preditivos e, conseqüentemente, a análise de vibração em máquinas e equipamentos estão atrelados à redução de impactos e eventuais falhas, para mitigar possíveis danos ao equipamento, paradas inesperadas de produção e custo de manutenção.

Em países industrializados a metodologia de predição de falhas, ganhou força, passaram a desconsiderar a manutenção como centro de custo e sim como um departamento de apoio para melhorias e crescimento de resultados.

No Brasil, a manutenção, ainda, é vista como custo, abordagem que precisa mudar.

Mediante as novas necessidades de mercado, em um cenário cada vez mais competitivo, a descoberta de novas ferramentas de prevenção de quebras em equipamentos faz-se necessária.

Neste contexto, o objetivo deste trabalho é apresentar uma nova metodologia, para análise de vibração, em máquinas e equipamentos, que contemple baixo custo, precisão e flexibilidade.

## **2 OBJETIVOS**

### **2.1 Geral**

Desenvolver um método para análise de vibração em equipamentos rotativos, utilizando um mouse óptico como sensor associado à iluminação externa de um LASER (*Light amplification by stimulated emission of radiation*) e análise de sinais.

### **2.2 Específicos**

- a) Desenvolvimento de uma metodologia, para a iluminação do motor elétrico, para coleta de dados pelo mouse óptico;
- b) Teste de posição de iluminação e captura de imagens do motor elétrico;
- c) Busca de técnicas de processamento de sinais que mais se ajustem aos dados a serem coletados;
- d) Avaliação dos métodos propostos em comparação com o método convencional de análise de vibração.



### 3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

#### 3.1 Manutenção Preditiva

A manutenção industrial assume um papel importante na cadeia produtiva. Ela melhora a capacidade de produção de máquinas e equipamentos e pode ser definida como:

Combinação de todas as ações técnicas e administrativas, incluindo as de supervisão, destinadas a manter ou recolocar um item em um estado no qual possa desempenhar uma função requerida (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS - ABNT, 1994).

Segundo Andrade et al. (2015), a manutenção industrial passou por uma evolução em virtude de uma nova realidade de mercado. Segundo o autor, esta evolução compreende três fases, em que primeiramente não se priorizava a manutenção, pois a produtividade não era o foco, os equipamentos eram superdimensionados e aplicava-se a manutenção corretiva. Após a segunda guerra mundial, cresceu a necessidade de produtividade e os equipamentos se modernizaram, a manutenção corretiva já não atendia a este novo modelo industrial, exigindo, na segunda fase, confiabilidade e produtividade dos equipamentos, surgindo, assim, a manutenção preventiva.

Ainda, segundo Andrade et al. (2015), na terceira fase, as indústrias começaram a despertar, para um novo modelo de manutenção, pois as paradas de equipamentos para revisões relacionadas com a manutenção preventiva começaram a repercutir na produtividade, forçando o aparecimento de uma nova metodologia de manutenção, a preditiva, que, em média, fica 50% menos onerosa se comparando como a manutenção corretiva (OTANI; MACHADO, 2008).

Outro fator significativo que impulsiona a evolução neste setor são os valores envolvidos, ou seja, pode representar de 15% a 40% dos custos de fabricação de alguns produtos.

Segundo Gonçalves Neto et al. (2013), a manutenção preditiva compreende atividades que visam prever falhas, por meio do monitoramento de máquinas, tais como o desgaste, a deterioração entre outras.

Segundo Willians et al. (2012), a manutenção preditiva pode ser adaptada a um modelo não invasivo com a coleta de dados elétricos e eletromecânicos, indicando a condição atual de um equipamento.

### 3.2 Detecções de Falhas em Motores Elétricos

O motor elétrico de indução é o centro de muitos processos industriais por ser versátil e de fácil utilização, combinando robustez, eficiência, confiabilidade e baixo custo (IMMOVILLI et al., 2010). Sua principal função é a transformação de energia elétrica em mecânica (GONGORA et al., 2013).

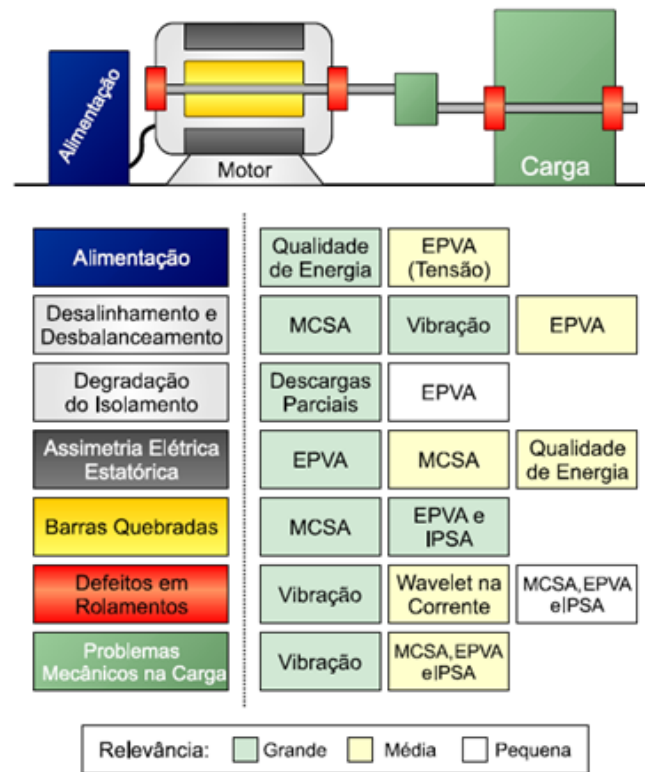
Segundo Henao et al. (2014), o número de motores elétricos operando no mundo era em torno de 16,1 bilhões, em 2011, com uma taxa de crescimento de 50% nos últimos cinco anos. Em decorrência desta alta taxa de utilização, ele se torna um equipamento estratégico e, por conseguinte, as falhas são mais relevantes sendo causadas por diversos fatores, entre eles, ambientais, elétricos, térmicos ou mecânicos.

Segundo Gongora et al. (2016), para o bom funcionamento do motor elétrico, ele necessita de uma manutenção adequada, pois sua utilização está ligada, diretamente, a etapas do processo de produção, influenciando, diretamente, no custo final de produtos. Ainda, segundo o autor, as falhas em motores elétricos são divididas em falhas de origem mecânica e falhas de origem elétrica. Estas falhas se subdividem, de acordo com os componentes que constituem o motor elétrico (BELLINE et al., 2008), respeitando as seguintes proporções, 69% em rolamentos, 21% no enrolamento do estator e 7% no rotor.

Vários são os métodos, para detecção de falhas em motores elétricos, a aplicação correta destes métodos é condicionada ao ambiente/processo em que o motor elétrico está inserido, à disponibilidade de materiais e à confiabilidade da resposta (GONGORA et al., 2016).

O motor elétrico pode apresentar grande variedade de falhas e, para que uma predição de falha alcance êxito, ela deve estar embasada em uma mescla de técnicas de detecção de falhas como abordado em Bonaldi et al. (2008). Entre elas: EPVA (Abordagem do Vetor estendido de Park), MCSA (Análise de Assinatura de corrente do motor), IPSA (Análise de Assinatura de Potência Instantânea).

Figura 1 - Comparativo entre técnicas de manutenção preditiva.

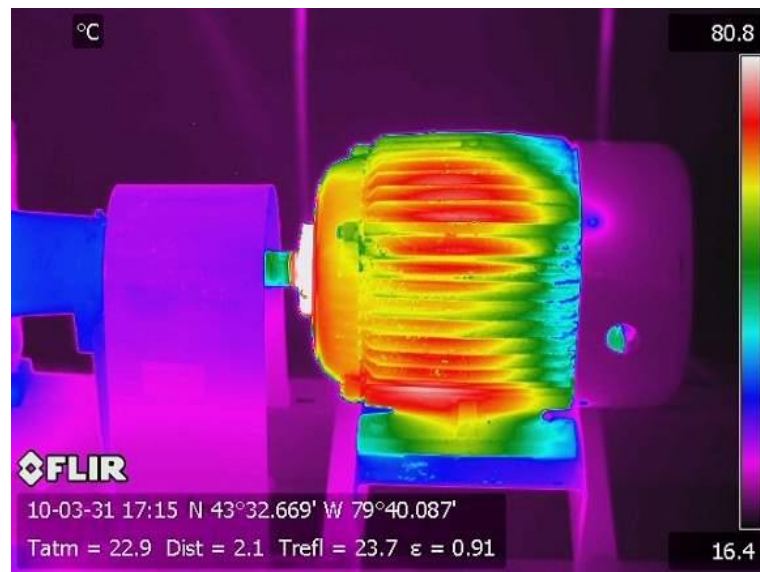


Fonte: Silva (2008)

Segundo Zafarani, Goktas e Akin (2016), várias são as técnicas destinadas à detecção de falhas em motores elétricos: análise termográfica, análise acústica, análise espectral de corrente, entre outras.

Termografia é uma técnica, para predição de falha não invasiva, baseada no incremento da temperatura. Consiste em mapear um equipamento, para detecção de um diferencial de temperatura, correlacionado com uma falha, por meio de câmeras de termovisão e sensores de temperaturas. Segundo Andrade et al. (2015), a termo-grafia é uma técnica muito utilizada com um papel importante, na área da manutenção preditiva, sendo utilizada para o monitoramento de defeitos mecânicos e elétricos.

Figura 2 - Análise de termografia em motores elétricos.



Fonte: Manutenção Industrial (2016).

Outra técnica bem difundida é a Análise de Corrente (ESA), que consiste em monitorar sinais elétricos em um equipamento e, por meio deles, monitorar a condição de funcionamento, cujas variações, nos sinais de tensão e corrente, são analisados e correlacionados com uma falha potencial (GONGORA et al., (2016).

A análise feita, por meio da corrente (ESA), possibilita o monitoramento de equipamentos em que há difícil acesso, para coleta de dados e aplicação de sensores, em ambiente hostil, que possa levar à sua contaminação e perda de sensibilidade (SENA et al., 2016).

Para predição de falhas, por meio de vibrações em máquinas e equipamentos, faz-se uso da Análise de Vibração, a qual, por meio de dados de vibrações, pode qualificar e quantificar falhas, dados estes coletados pelos sensores, que são conectados, em equipamento e em pontos estratégicos e que são responsáveis pela medição de variáveis como deslocamento, velocidade e aceleração e, conseqüentemente, transformação do sinal de vibração coletado em um sinal elétrico que, posteriormente, será analisado (GONÇALVES NETO et al., 2013).

Os métodos de análise, a serem empregados na detecção de falhas, são empregados, de acordo com a necessidade e o ambiente em que está inserido o equipamento; podem ser aplicados isoladamente ou combinados entre si e diferenciados no modelo de processamento conforme descrito em Sobra, Belahcen e Vaimann (2015).

### 3.3 Análise de vibração

Análise de vibração é o método utilizado, para monitoramento da condição de máquinas e equipamentos, em que se faz uso de parâmetros relacionados com possíveis falhas; está inserida dentro do contexto da manutenção preditiva. O procedimento consiste em fixar sensores, em pontos específicos do equipamento, visto que estes sensores medem a sua vibração mecânica que, posteriormente, será analisado (GONGORA et al., 2016).

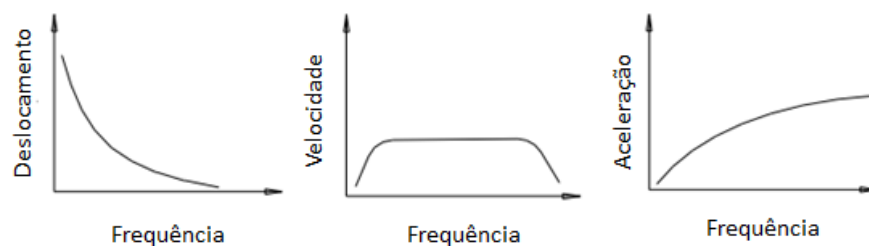
Segundo Gonçalves Neto et al. (2013), a análise de vibração consiste em identificar características do sinal vibratório, que possam ser utilizadas, para o conhecimento das características do sistema. O objetivo do sistema de diagnóstico de falhas do sinal de vibração em máquinas rotativas é, principalmente, estudar a regra de mudança de característica dinâmica e o reconhecimento no processo de execução de rotação. Por este tipo de análise, algumas falhas podem ser encontradas (YOU et al., 2011).

As vibrações se originam, após o desgaste de componentes do equipamento e esses desgastes acarretam uma alteração da distribuição da energia de vibração, podendo levar à parada de um equipamento ou até mesmo à sua destruição (SEQUEIRA, 2014).

A vibração excessiva pode ocorrer em razão da coincidência das frequências de excitação do sistema e das frequências naturais das máquinas e peças estruturais (FONTOURA, 2006). Portanto, por meio da análise de frequência, é possível descobrir a causa das vibrações indesejadas.

Como descreve Agoston (2014, p. 120), “as vibrações são fenômenos dinâmicos e estão presentes em nossa vida diária”. Segundo Cavalcante e Jesus (2011), os movimentos oscilatórios de vibração se dão pelas grandezas como deslocamento, velocidade e aceleração, como representado na Figura 3.

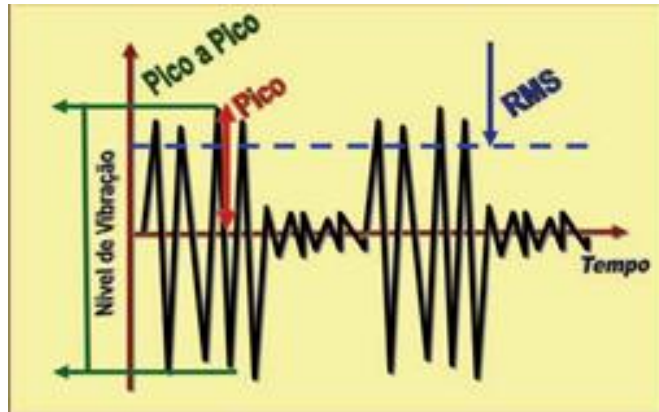
Figura 3 - Representação da defasagem dos parâmetros de vibração.



Fonte: Universidade Estadual Paulista - UNESP (2010)

Ainda, segundo Cavalcante e Jesus (2011), podem-se quantificar vibrações levando em consideração as amplitudes das oscilações com o valor de pico, pico a pico e RMS (Root Mean Square). O valor de pico representa uma falha prematura, o valor de pico a pico uma falha severa e o valor de RMS é o valor médio entre pico e o valor de pico a pico que é a média quadrática, Figura 4.

Figura 4 - Nível de Vibração.



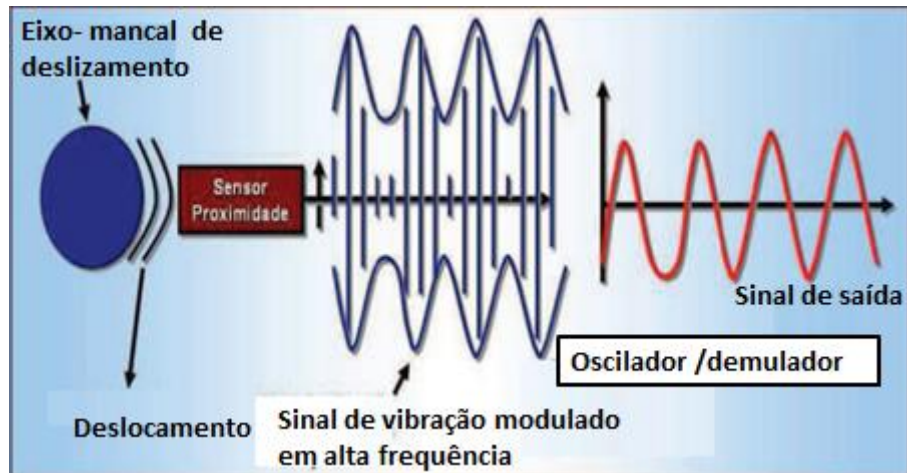
Fonte: Spamer (2009)

### 3.3.1 Sensores de Vibração

Sensores de vibração são dispositivos que fazem a codificação de um sinal mecânico em um sinal elétrico representativo, dividindo-se, basicamente, em dois tipos de sensores: absolutos e relativos (GONÇALVES NETO et al., 2013). Os mesmos são utilizados para a coleta de dados de vibrações mecânicas. São conhecidos como transdutores por transformar um sinal mecânico de vibração em um sinal elétrico (SEQUEIRA, 2014).

Entre os modelos de sensores absolutos está o sensor de deslocamento que consiste em uma bobina montada em plástico e cerâmico não condutores que, por sua vez, fica alojada em um corpo rosqueado, Figura 5.

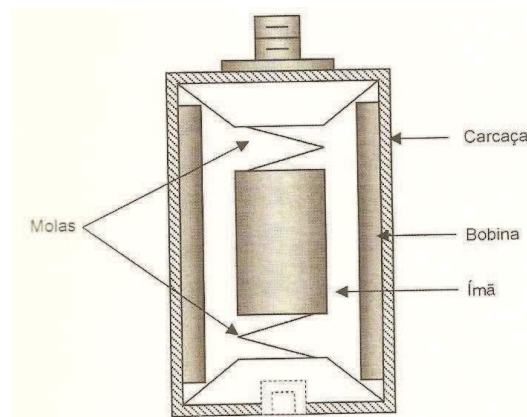
Figura 5 - Representação do Sinal do Sensor de Vibração Relativo.



Fonte: Gonçalves Neto et al. (2013)

Para a medição de velocidade, utiliza-se o “*Pick-up de velocidade*”, que consiste em uma carcaça de alumínio, na qual está alojada uma bobina permanente e duas molas. Quando em contato com a superfície que apresenta vibrações, a bobina interna se movimenta formando um fluxo magnético proporcional à quantidade de vibração (SPAMER, 2009). Sua aplicação é mais restrita pela fragilidade de seus componentes, Figura 6.

Figura 6 - Pick-up de velocidade.

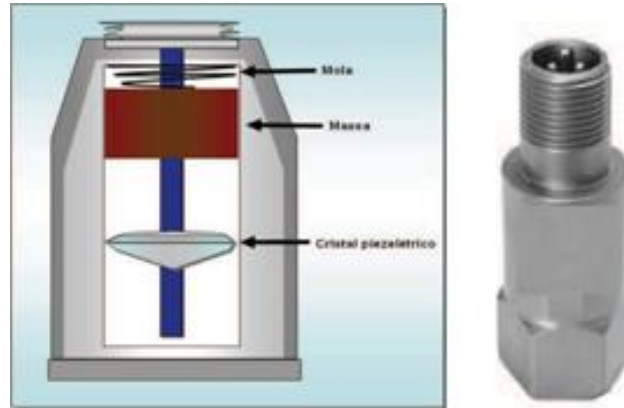


Fonte: Spamer (2009).

Os sensores relativos ou acelerômetros são os mais utilizados. Apresentam uma melhor curva de frequência quando comparados aos *pick-ups* de velocidade (GONÇALVES NETO et al., 2013). Seu princípio de funcionamento baseia-se em cristais piso-elétricos que,

quando sofrem uma compressão, geram um sinal equivalente sensível à aceleração (SEQUEIRA, 2014), Figura 7.

Figura 7 - Representação do Sinal do Sensor de Vibração Absoluto.



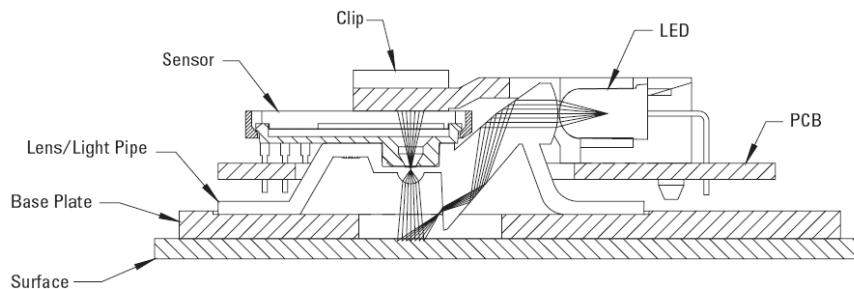
Fonte: Gonçalves Neto et al. (2013)

### 3.4 Mouse Óptico laser

Depois do teclado, o mouse é o dispositivo mais usado, para a execução das mais variadas tarefas, em um computador. Em sua essência, o mouse nada mais é do que um dispositivo que controla um cursor (ou ponteiro) na tela de um computador (INFOWESTER, 2010).

Segundo Figueira (2007), o mouse óptico foi projetado no final da década de 90. Não apresentando partes mecânicas, ele é imune aos defeitos comuns do seu similar mecânico, construído com uma câmera que processa mais de 1.500 imagens por segundo e com resolução que pode variar de 800 a 2000 DPI. Segundo Font et al. (2011), o mouse óptico é constituído, basicamente, de um sensor de fluxo óptico, um diodo emissor de luz externa (LED), para iluminação da superfície. Possui um circuito interno que controla a intensidade de luz do LED (*Light Emitting Diode*) e opera com uma matriz 30 x 30 cinza pixel de intensidade e, geralmente, é composto por um processador CMOS (CHAVES, 2014).

Figura 8 - Mouse Óptico.



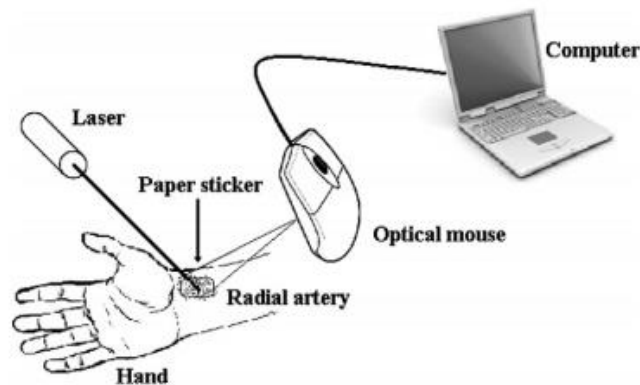
Fonte: Font et al. (2011)



Em contato com superfícies, o mouse óptico ativa seu LED para a iluminação dessas. E esta iluminação é refletida pela superfície que está em contato com o mouse. Este processo é repetido várias vezes retirando as fotografias de um ponto. Essas imagens são enviadas a um processador que cria um diferencial de movimentação por intermédio das imagens, que é o resultado do movimento do cursor do mouse na tela do computador (INFOWESTER, 2010).

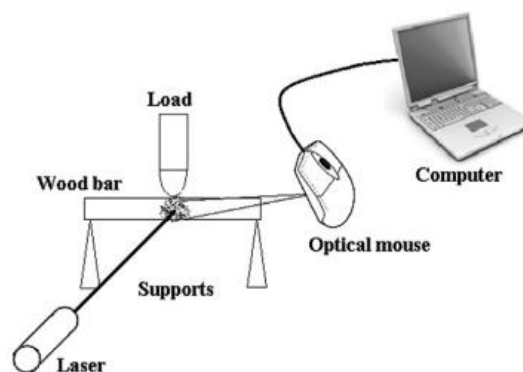
Em geral, o mouse óptico é utilizado como ferramenta de auxílio do computador, mas vem sendo estudado como um sensor associado à análise de sinais. Silva et al. (2011) demonstram a utilização do mouse óptico, no monitoramento de frequência cardíaca, Figura 9 e no acompanhamento do deslocamento de madeira e sua ruptura, Figura 10.

Figura 9 - Monitoramento fluxo sanguíneo.



Fonte: Silva et al. (2011)

Figura 10 - Monitoramento de deslocamento da matéria.

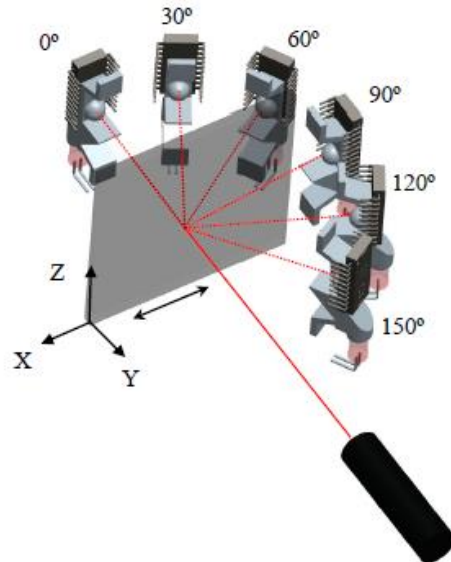


Fonte: Silva et al. (2011)

Em Font et al. (2011), é proposta a utilização do mouse óptico para análise de superfícies e oscilações mecânicas. O sistema consiste na aplicação de luz coerente (*LASER*), em um

difusor e, pela reflexão, estimar deslocamentos de um ponto pré-estabelecido na superfície do difusor, Figura 11.

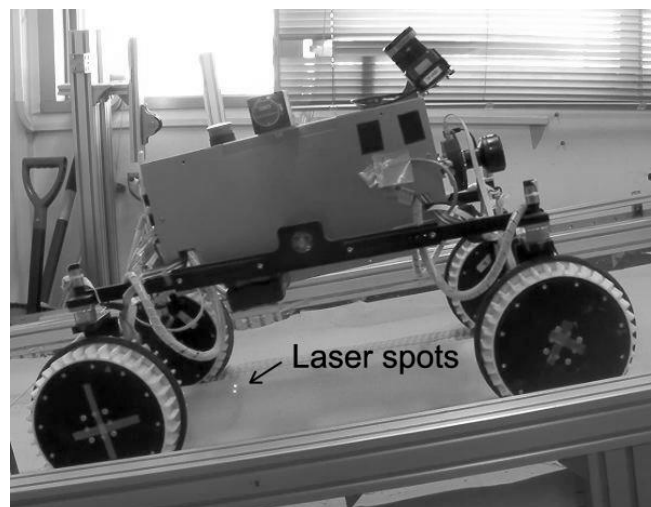
Figura 11 - configuração da montagem experimental utilizada.



Fonte: Font et al. (2011).

Ainda, neste sentido, Nagai et al. (2010) propõem em seu trabalho a utilização de sensores utilizados em mouse óptico, para monitoramento do posicionamento de robôs, em terrenos escorregadios, Figura 12.

Figura 12 - Robô monitorado com sensor óptico.



Fonte: Nagai et al. (2010)

Figueira (2007) demonstra, também, a utilização do mouse óptico, para monitorar o deslocamento de partículas de amido, em que é monitorado o movimento browniano, estimando a constante de Boltzmann, Figura 13.

Figura 13 - Mouse óptico disposto próximo de uma proveta.



Fonte: Figueira (2007)

### 3.5 Discriminante de Fisher

Análise de Discriminante de Fisher (FDLA) utiliza informações de categorias associadas a cada padrão, para extrair, linearmente, as características mais discriminantes de dados (AMORIM, 2008). Segundo Duda, Hart e Stork (2000), o FDR tem duas principais e diferentes aplicações: pode ser usado como separador de classes e como ferramenta de seleção de parâmetros.

Para compreender ambas as classes do FDR, suponha um espaço de  $n$  eventos  $d$ -dimensionais,  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ , em que  $n_1$  pertence à classe 1 ( $C_1$ ) e  $n_2$  à classe 2 ( $C_2$ ). Se a média das amostras  $d$ -dimensionais da classe  $i$  é:

$$\mathbf{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{\mathbf{x} \in C_i} \mathbf{x} \quad (\text{C.1})$$

Pode-se definir as matrizes *scatters*  $\mathbf{S}_i$ ,  $\mathbf{S}_W$  e  $\mathbf{S}_B$  por:

$$\mathbf{S}_i = \sum_{x \in C_i} (x - \mathbf{m}_i)(x - \mathbf{m}_i)^T, \quad (\text{C.2})$$

$$\mathbf{S}_W = \mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 \quad (\text{C.3})$$

E

$$\mathbf{S}_B = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^T \quad (\text{C.4})$$

Em que  $T$  significa transposto.

A matriz  $\mathbf{S}_W$  é conhecida por matriz *scatter* intraclasses e é proporcional à matriz de covariância dos dados. É, também, simétrica, semidefinida positiva e, usualmente, não singular se  $n > d$ . A matriz  $\mathbf{S}_B$  é, também, simétrica e semidefinida positiva. É chamada de matriz *scatter* entreclasses como abordado por Ferreira et al. (2009).

Em termos de  $\mathbf{S}_W$  e  $\mathbf{S}_B$ , a função custo, para o critério FDR como discriminante, é escrita como:

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}} \quad (\text{C.5})$$

O vetor  $\mathbf{w}$  que maximiza  $J(\cdot)$  será:

$$\mathbf{w} = \mathbf{S}_W^{-1}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2) \quad (\text{C.6})$$

Deste modo, o vetor  $\mathbf{w}$  obtido representa o valor máximo da razão entre a matriz *scatter* entreclasses e a intraclasses. Assim, o processo de classificação é convertido de um espaço  $D$ -dimensional para um espaço unidimensional (FERREIRA et al., 2009).

Neste novo espaço, pode-se obter um limiar que fará a separação entre os dados projetados em  $\mathbf{w}$  das classes 1 e 2.

Diferentemente do critério FDR para classificação, a função custo do critério FDR, como ferramenta de seleção de parâmetros, é:

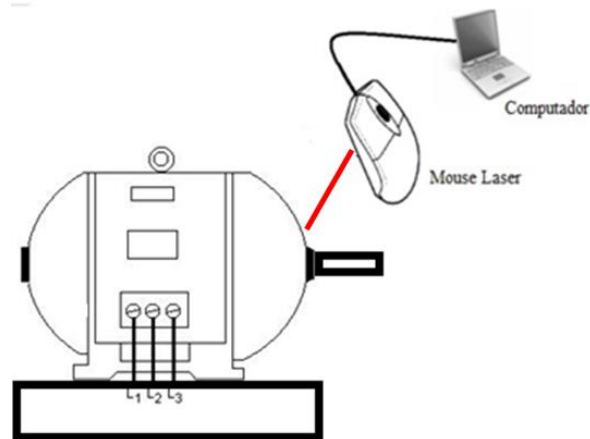
$$J_c = (m_1 - m_2)^2 \odot \frac{1}{D_1^2 + D_2^2} \quad (C.7)$$

Em que  $\mathbf{J}_c = [J_1 \cdots J_L]^T$ ,  $L$  é o número total de parâmetros,  $\mathbf{m}_1$  e  $\mathbf{m}_2$ , e  $\mathbf{D}_1$  e  $\mathbf{D}_2$  são, respectivamente, os vetores de média e variância dos dados da classe 1 e da classe 2. O símbolo refere-se ao produto de Hadamard  $\mathbf{r} \odot \mathbf{s} = [r_0 s_0 \cdots r_{L_r-1} s_{L_r-1}]^T$ . Pode-se entender que os  $i$ -ésimos elementos do vetor de parâmetros, referentes aos maiores valores de  $\mathbf{J}_c$ , representam os parâmetros que apresentam melhor capacidade de separação entre classes. Esta técnica é bastante útil, em processos com níveis de classificação mais complexos, uma vez que torna possível separar os melhores parâmetros (que mais discriminam as classes envolvidas) e, conseqüentemente, diminuir o número de parâmetros utilizados na classificação. Esta diminuição de parâmetros é atraente em sistemas que necessitam de um valor de complexidade computacional menor, parâmetros como sistemas que operam em tempo real. Ademais, o uso de um número menor de parâmetros pode levar ao projeto de classificadores menos complexos e com melhor desempenho, já que os parâmetros responsáveis pela interseção entre classes são, teoricamente, excluídos (FERREIRA et al., 2009).

## 4 MATERIAIS E MÉTODOS

A metodologia deste trabalho é desenvolver um estudo de vibrações mecânicas e as principais alterações, no comportamento vibratório de máquinas rotativas, quando sujeitas a anormalidades, utilizando mouse óptico laser como sensor (transdutor), para coleta de dados de vibrações, em um motor elétrico trifásico de baixa potência.

Figura 14 - Mouse sendo utilizado para análise de vibração.



Fonte: do Autor

Serão descritos os detalhes de implementação do referido método, bem como todo processo de realização do projeto. Todo procedimento foi realizado em etapas no laboratório de Elétrica da UFLA.

### 4.1 Montagem do Processo

Com o objetivo de difundir os conhecimentos relativos a técnicas referentes ao monitoramento de equipamentos rotativos, confeccionou-se uma bancada, para realização de teste, para simulações do funcionamento de um motor elétrico em caráter experimental.

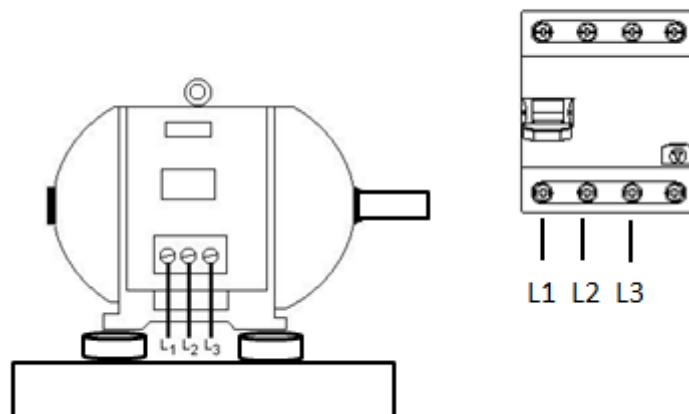
A bancada é composta de uma base metálica, um motor elétrico trifásico de baixa potência da marca KOHLBACH 3400 RPM 2CV 380, Figura 15 e um sistema contendo um disjuntor, para acionamento do motor elétrico, Figura 16, de modo a reproduzir ao máximo o processo realizado na indústria.

Figura 15 - Motor Elétrico Trifásico.



Fonte: do Autor

Figura 16 - Bancada de teste.



Fonte: do Autor

O mouse foi utilizado como sensor associado à análise de sinais em um experimento em que se objetiva a coleta de dados de vibrações em um motor elétrico trifásico de baixa potência. Foi aproveitada sua parte funcional, exceto em sua iluminação interior, que, anteriormente, utilizava um LED e por causa da necessidade de coleta de dados, em maiores distâncias e maior resolução de imagem, foi substituído por um *LASER* de 5mw de potência, Figura 17.

O mouse óptico utilizado neste experimento possui um sensor óptico CMOS e uma resolução de 800 DPI com conexão USB.

O processo de coleta de dados de vibrações foi realizado com o auxílio de um programa que registrou o caminho do mouse, em coordenadas em um plano cartesiano, a uma taxa de 100 coordenadas por segundo.

Figura 17 - Modificação na iluminação interna do mouse óptico.



(a)

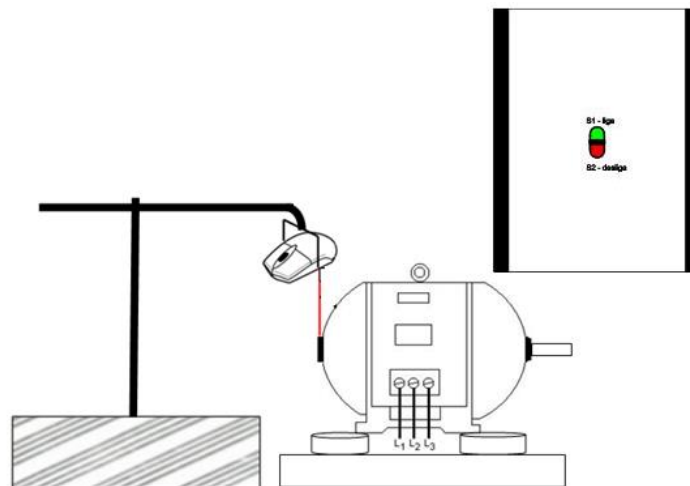
(b)

Fonte: do Autor

Com objetivo de monitorar o funcionamento do motor elétrico, realizou-se a sua fixação sobre a bancada de teste.

O mouse óptico foi posicionado próximo ao motor elétrico, em uma posição vertical, fixado em suporte confeccionado sobre uma base metálica, onde se aplicou uma camada espessa de espuma, a fim de atenuar vibrações do ambiente que pudessem causar interferência nos resultados, Figura 18.

Figura 18 - Montagem do sistema para coleta de dados.



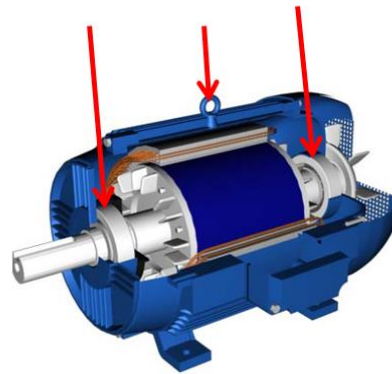
Fonte: do Autor (2016).



## 4.2 Processo de Coleta de Dados

O processo consiste em fixar o mouse óptico próximo a pontos estratégicos do motor. Em se tratando de motores elétricos, os seus pontos de maior concentração de forças se encontram em seus mancais de apoio em que estão alojados seus rolamentos, conforme abordado por Cavalcante e Jesus (2011) e um terceiro ponto, não menos importante, na parte central do motor elétrico, conforme Figura 19.

Figura 19 - Motor Elétrico em corte.

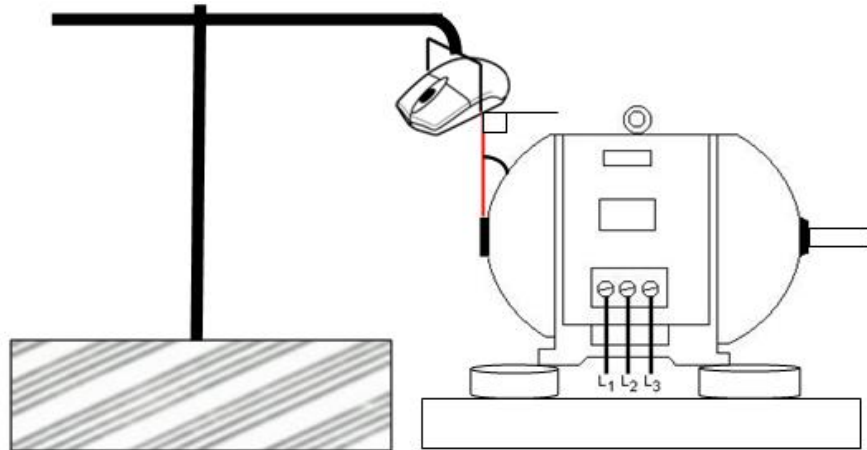


Fonte: Soluções Industriais (2015).

Após a escolha dos pontos, para a coleta de dados de vibrações, foi estudada uma metodologia de posicionamento do mouse óptico laser, para a coleta de dados, ou seja, posição vertical, horizontal ou axial e qual a distância ideal e o ângulo que possibilitasse a melhor condição para a aquisição dos dados de vibrações do motor elétrico.

O motor foi posicionado, na bancada de teste, buscando reproduzir ao máximo seu processo de funcionamento, no meio industrial, e, por conseguinte, a fixação do suporte com o mouse óptico laser, para teste de posições nos pontos pré-estabelecidos, conforme Figura 20.

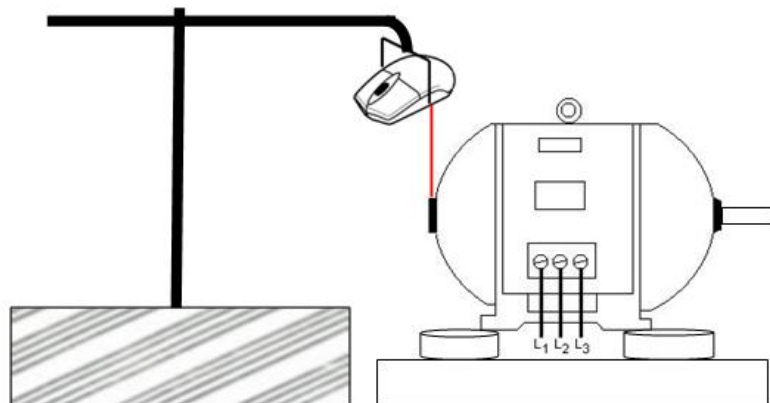
Figura 20 - Definição de medidas de ângulos para coleta de dados.



Fonte: do Autor (2016).

O primeiro ponto a ser analisado foi o mancal traseiro onde está fixado o rolamento, Figura 21. O suporte com mouse óptico foi posicionado, ao lado do motor elétrico, em uma posição vertical sem contato físico entre ambas as partes em um ponto em que o *laser* ficasse perpendicular ao eixo do motor e direcionado ao mancal, no sentido radial do rolamento, a uma distância condicionada ao foco de resolução da câmera do mouse. Ou seja, quando a posição ideal é encontrada, o mouse óptico intensifica a potência do *laser*, confirmando que a câmera de filmagem focalizou o ponto a ser analisado, a uma distância média de 30 mm entre a câmera do mouse e o ponto para análise na superfície do motor elétrico.

Figura 21 - Coleta de dados mancal traseiro motor elétrico.

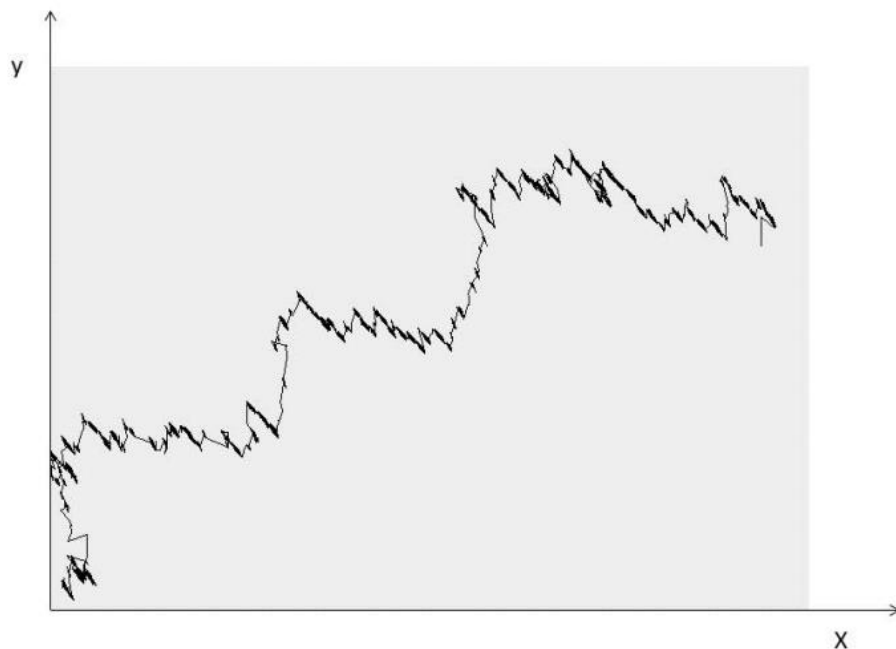


Fonte: do Autor (2016).

Com a projeção do feixe de laser sobre a face do motor, um padrão *Speckle* foi formado e, de acordo com o nível de vibração do motor elétrico, o padrão *speckle*, também, movimentava-se. Este movimento foi captado pela câmera de filmagem do mouse óptico e foi processado com um processador CMOS de 800 DPI, que, neste caso, funcionou como um transdutor, transformando um sinal de vibração em um sinal elétrico.

Posteriormente, o sinal foi enviado para o computador, por meio de um programa que transformou este sinal em coordenadas cartesianas, a uma taxa de 100 coordenadas por segundo, gerando um gráfico, de acordo com os movimentos de vibração coletados, na superfície do motor elétrico pelo mouse óptico, Figura 22.

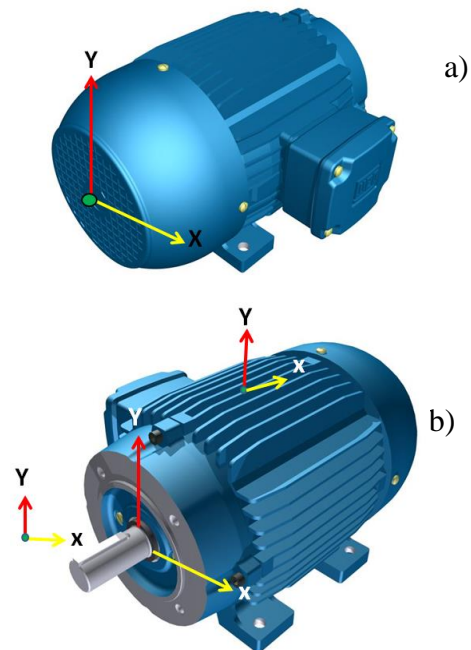
Figura 22 - Movimento do mouse óptico em coordenadas x e y.



Fonte: do Autor (2016).

As coordenadas x e y do gráfico foram geradas, de acordo com as posições do mouse óptico, em relação ao ponto de coleta de dados, de acordo com a Figura 23, onde a coordenada y ficou posicionada no sentido vertical e a coordenada x no sentido horizontal em relação ao ponto de coleta.

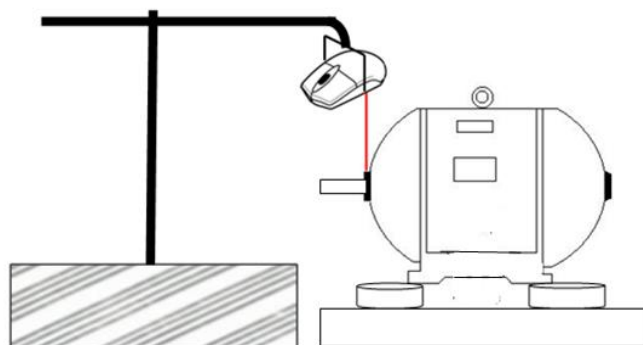
Figura 23 - Coordenadas de posicionamento mouse óptico.



Fonte: Lino Redutores (2016)

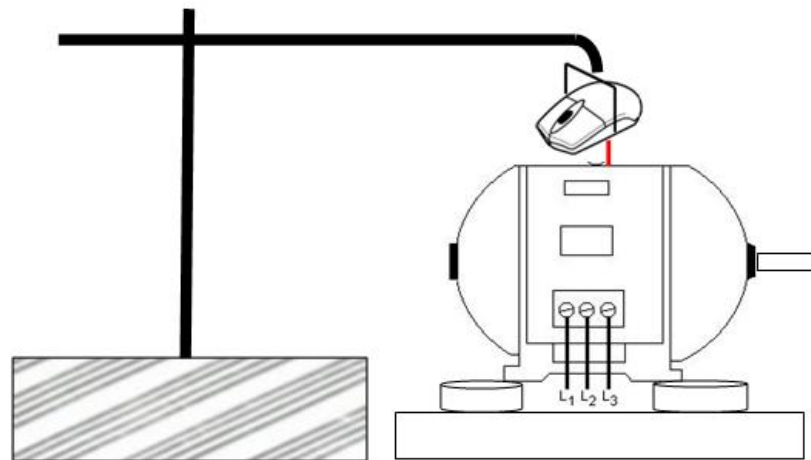
Este procedimento ocorreu nos demais pontos pré-definidos do motor elétrico, mancal dianteiro e parte superior do motor, respectivamente, conforme Figuras 24 e 25.

Figura 24 - Coleta de dados mancal dianteiro motor elétrico.



Fonte: do Autor (2016).

Figura 25 - Coleta de dados parte superior do motor elétrico.



Fonte: do Autor (2016).

Após a definição das posições ideais do mouse óptico laser, em relação ao motor elétrico, foi realizada a coleta de 30 eventos (dados de vibrações) em cada ponto pré-estabelecido com os rolamentos novos. Os dados de vibrações foram coletados com o mouse óptico e com um acelerômetro e, em sequência, utilizou-se um aparelho de medição convencional, utilizado no meio industrial, para validar o processo, com as seguintes características: coletor de vibração e analisador de dados VibXpert II, (de dois canais), da Pruftechnik, faixa de medição de 0-40HZ-102.000 linhas de resolução e software de análise de dados Omnitrend.

Logo após a coleta de dados, efetuou-se a substituição dos rolamentos novos modelos NSK 6203 mancal dianteiro e NSK 6204 mancal traseiro por rolamentos danificados, induzindo falhas no processo de funcionamento do motor elétrico, para efetuar nova coleta de dados, repetindo, assim, o procedimento anterior feito com os rolamentos novos, Figura 26.

Figura 26 - Substituição dos rolamentos do motor elétrico.



Fonte: do Autor (2016)

### 4.3 Processamento

O processamento dos dados foi realizado, no ambiente do programa Matlab e os dados coletados foram processados no domínio do tempo e da frequência. Foram extraídos parâmetros dos sinais no domínio do tempo que são mais adequados à caracterização das falhas com base em sinais de vibração. Os parâmetros extraídos, bem como as equações que os realizam, são mostrados no Quadro 1. O domínio da Frequência, também, foi explorado, pela Transformada de Fourier, como forma de análise dos sinais e da sua representatividade.

Quadro 1- Equações estatísticas.

$y_{pico\ de\ amplitude} = \max  y_i $	(1)
Média ( $\bar{y}$ ) $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$	(2)
Média quadrática ( $\bar{y}_{sq}$ ) $\bar{y}_{sq} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i)^2$	(3)
$rms = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2}$	(4)
Variância ( $\sigma^2$ ) <sup>a</sup> $\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$	(5)
Desvio padrão ( $\sigma$ ) <sup>a</sup> $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$	(6)
Assimetria ( $y$ ) <sup>a</sup> $y = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^3}{\sigma^3}$	(7)
Curtose(k) <sup>a</sup> $k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^4}{\sigma^4}$	(8)
Fator de Crista ( $X_{cf}$ ) $X_{CF} = y_{pico}/rms$	(9)
Fator K ( $X_k$ ) $X_{CF} = (y_{pico})(rms)$	(10)

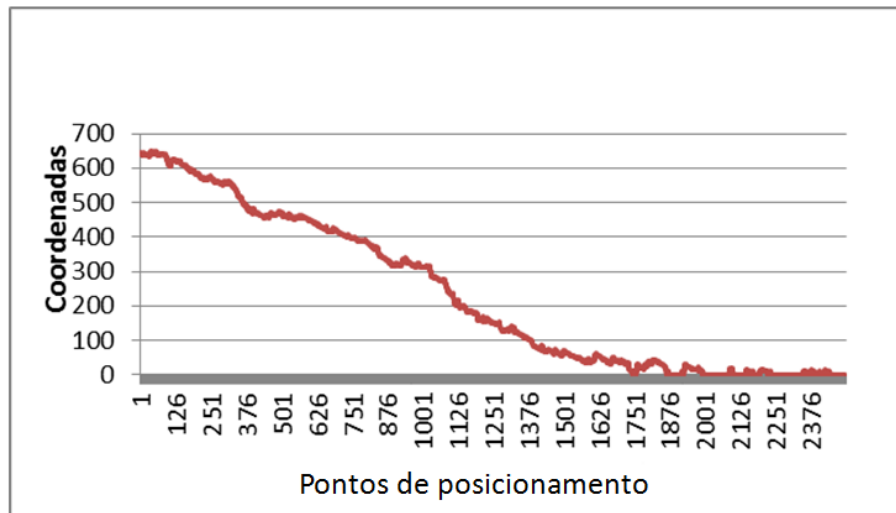
Fonte: Farrar e Worden (2013).

Após a extração dos parâmetros (características), foi utilizado um método estatístico conhecido como Discriminante de Fisher (FDR – *Fisher's Discriminant Ratio*), para seleção dos parâmetros que apresentaram um melhor resultado, na separação dos sinais de vibrações. O critério FDR utilizado foi descrito na Seção 3.5.

## 5 RESULTADO E DISCUSSÃO

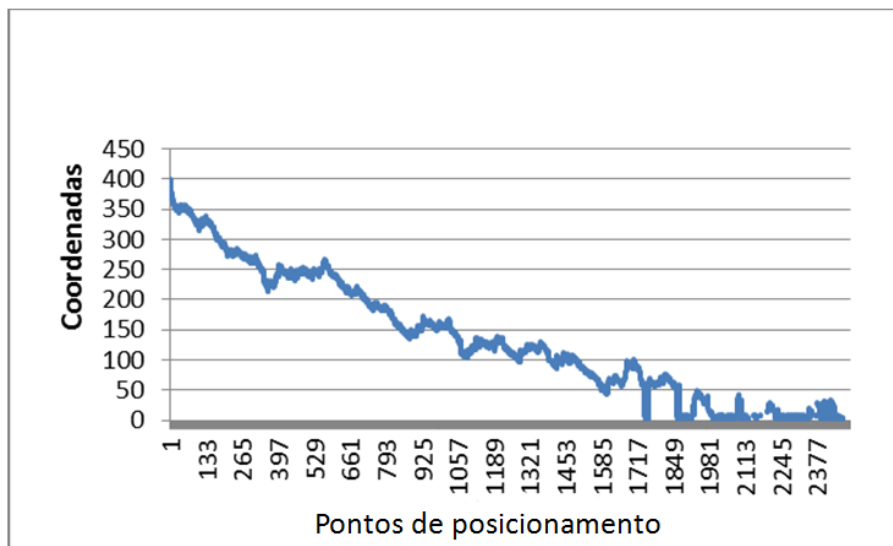
O processo de vibração ocasionado pelo motor elétrico foi monitorado pelo mouse óptico, que gerou dados de vibrações, os quais foram processados e geraram comportamento do movimento vibratório do motor elétrico, nas coordenadas x e y, conforme Figuras 27 e 28, respectivamente.

Figura 27 - Movimento de vibração eixo x.



Fonte: do Autor (2016).

Figura 28 - Movimento de vibração eixo y.



Fonte: do Autor (2016)

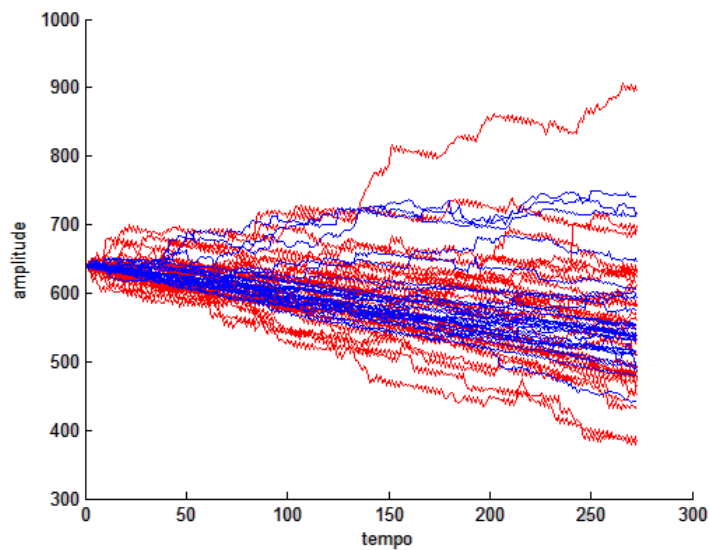


Com base nas Figuras 27 e 28, pode-se observar que o movimento vibratório do mouse se intensificou no eixo y, em virtude do posicionamento espacial do mouse óptico, em relação à superfície do motor elétrico, Figura 23, o que foi reforçado com análises realizadas, posteriormente, pela extração de características com reconhecimento de padrões.

### 5.1 Processamento nos Domínios do Tempo e Frequência

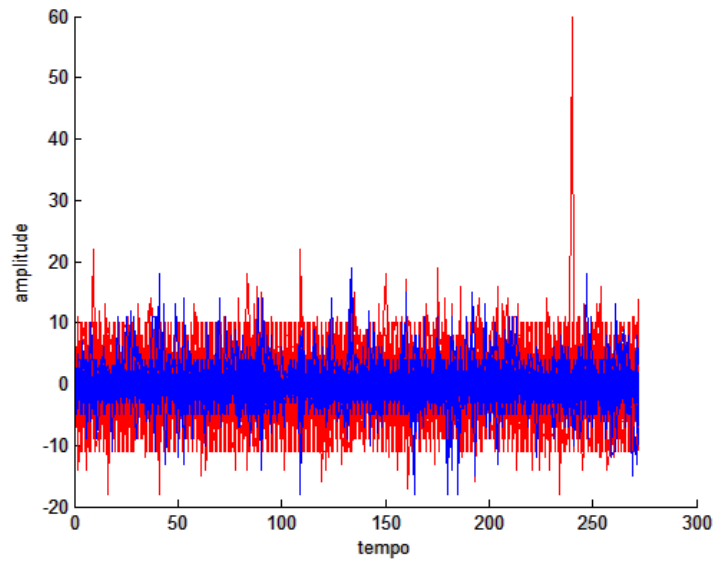
Com o processamento no domínio do tempo, pode-se observar, por meio da resposta temporal, uma suave distinção entre os movimentos referentes ao motor com falha, evidenciado pela cor azul e o motor sem falha, representado pela cor vermelha, Figura 29. A derivada do sinal coletado, obtida por meio da resposta temporal, ilustrada na Figura 30, apresentou diferenças mais significantes entre os padrões apresentados pelos movimentos vibratórios do motor com falha e do motor sem falha. Segundo Gonçalves Neto et al. (2013), a derivada do sinal de vibração é o parâmetro que melhor representa falhas em rolamentos.

Figura 29 - Resposta temporal parte superior do motor eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

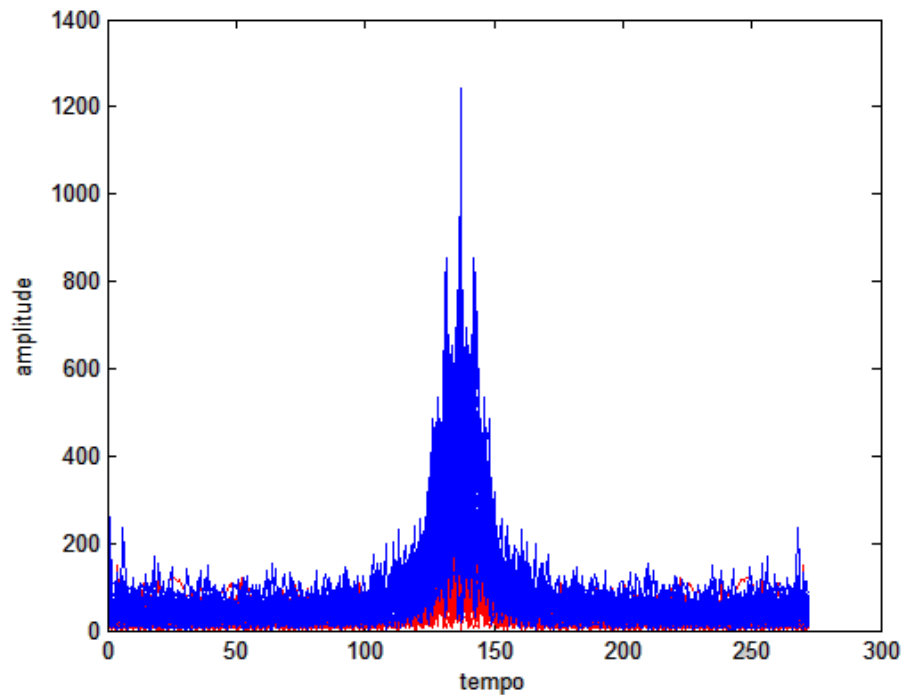
Figura 30 - Derivada da resposta temporal parte superior do motor elétrico eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

Após o processamento no domínio do tempo, o sinal descrito, no domínio da frequência, obtido a partir da transformada de Fourier (*Fast Fourier Transform* - FFT) da derivada da resposta temporal foi obtido, conforme Figura 31 e não evidenciou a falha com o uso da frequência, em que o padrão de falha e de não falha se sobrepuseram, indicando pouca discriminação.

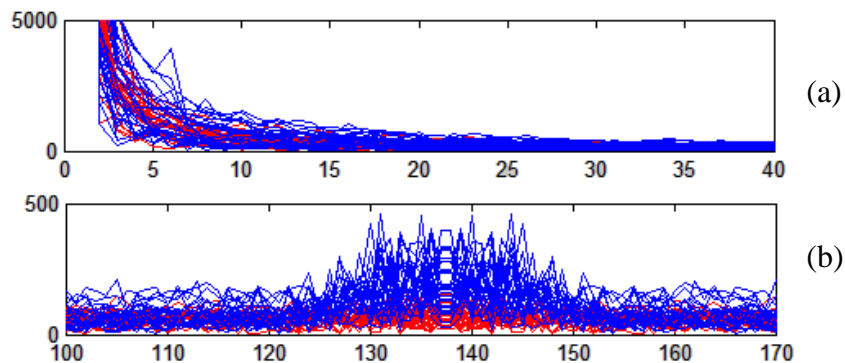
Figura 31 - FFT da derivada da resposta temporal parte superior do motor eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

A Figura 32 mostra a transformada de Fourier, nas baixas frequências 0-40Hz, em (a) e em médias frequências 100-170Hz, em (b). Observa-se, no comportamento de médias frequências em f(b), uma diferença nas amplitudes dos sinais referentes à vibração do motor com falha e sem falha, obtido a partir do eixo x da parte superior do motor elétrico.

Figura 32 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência parte superior do motor eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

Segundo Mesquita et al. (2012), o método de análise no domínio do tempo pode apontar o surgimento e o desenvolvimento de uma falha, entretanto não permite diagnosticar e localizar a falha. Por outro lado, os métodos no domínio da frequência possuem a capacidade de localizar e indicar uma falha, por meio da análise espectral das frequências, medidas no rolamento do motor elétrico. As análises por inspeção visual da resposta temporal, no domínio do tempo e da frequência dos sinais de vibração, coletados após a indução da falha, não foi suficiente, para identificar a falha no motor e quantificar a eficácia do método proposto. Também não se aplicou nenhuma ferramenta específica para análise de frequências de vibrações características de rolamento como a técnica de envelope abordada por Ponci e Cunha (2005).

As análises referentes aos demais pontos, parte superior e mancal dianteiro do motor elétrico, encontram-se no anexo deste trabalho, com resultados similares aos apresentados nesta seção.

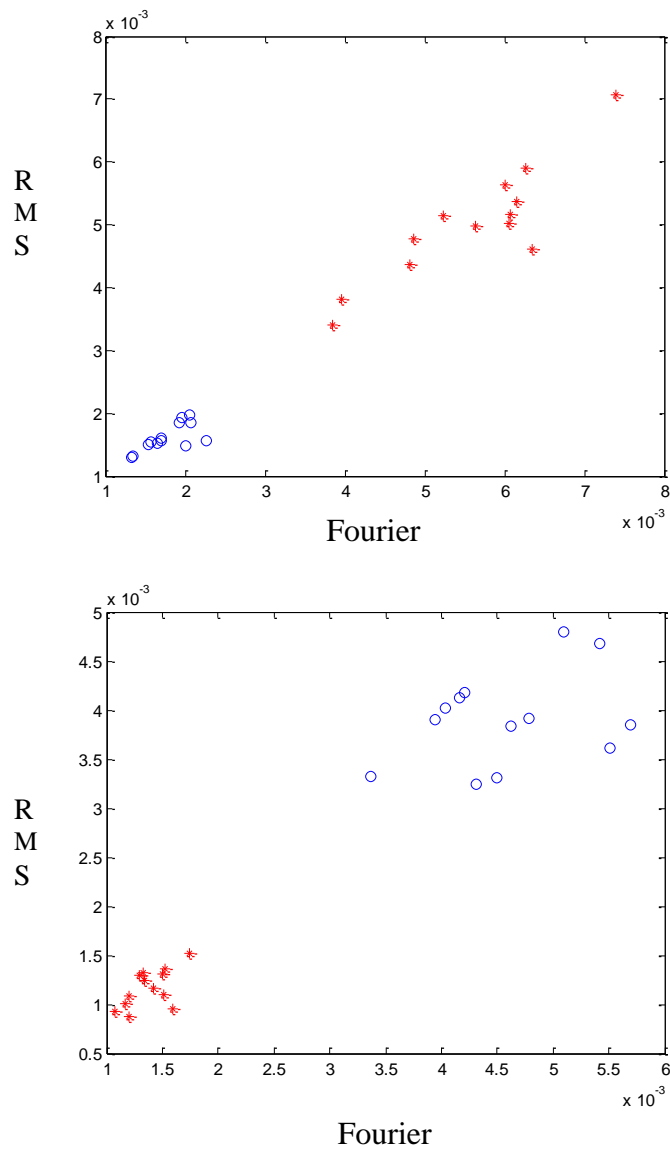
## 5.2 Extração de Características

Para quantificar o grau de separação entre os movimentos vibratórios do motor elétrico com falha e sem falha, aplicou-se um processamento estatístico nos dados de vibração, coletados no motor elétrico, num contexto de reconhecimento de padrões. Para isso, as variáveis estatísticas sensíveis ao dano, apresentadas na Tabela 1 do Capítulo 4, foram extraídas dos sinais.

Com isso, um vetor de parâmetros (características/variáveis), para cada sinal vibratório processado, foi obtido. A dimensão do vetor de parâmetro é definida pelo número total de

parâmetros extraídos (onze). A fim de gerar um resultado qualitativo, passível de análise visual, aplicou-se o FDR, para reduzir a dimensão dos dados para dois, selecionando os melhores parâmetros, ou seja, os que mais evidenciam a diferença entre os padrões de sinais referentes ao motor com falha e sem falha. Os resultados obtidos são apresentados nas Figuras 33 a 37.

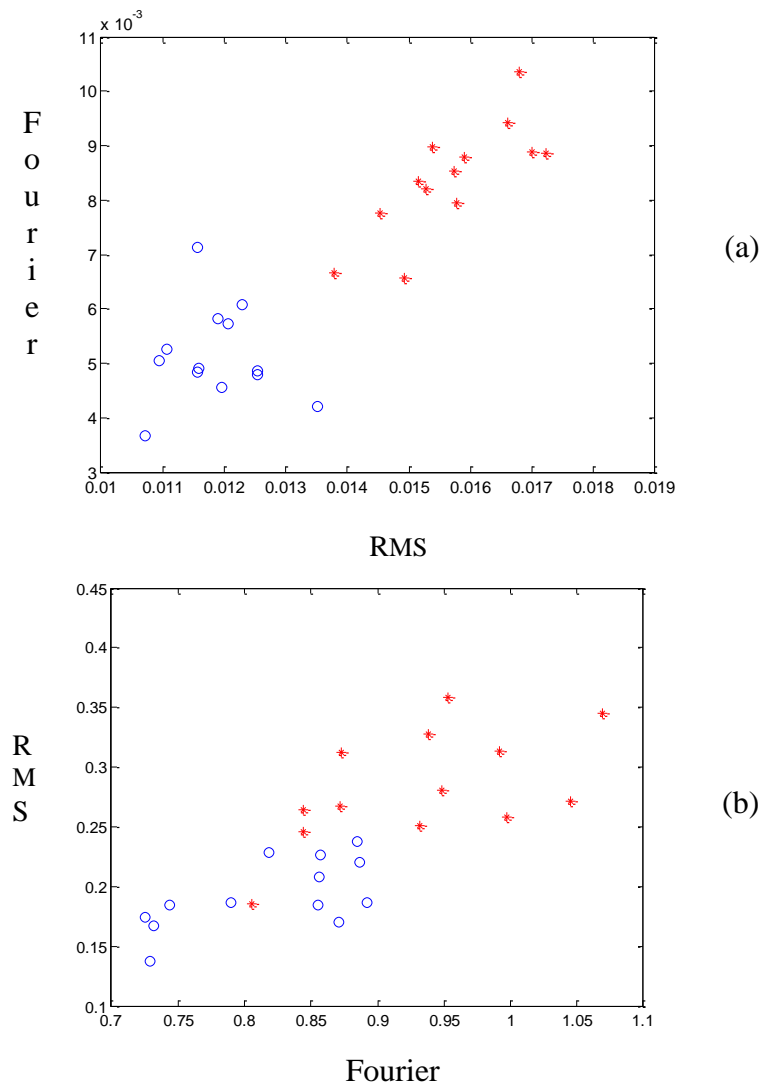
Figura 33 - Separação de dados coletados na parte superior do motor elétrico: eixo x (a) e eixo y (b).



Fonte: Do autor (2016).

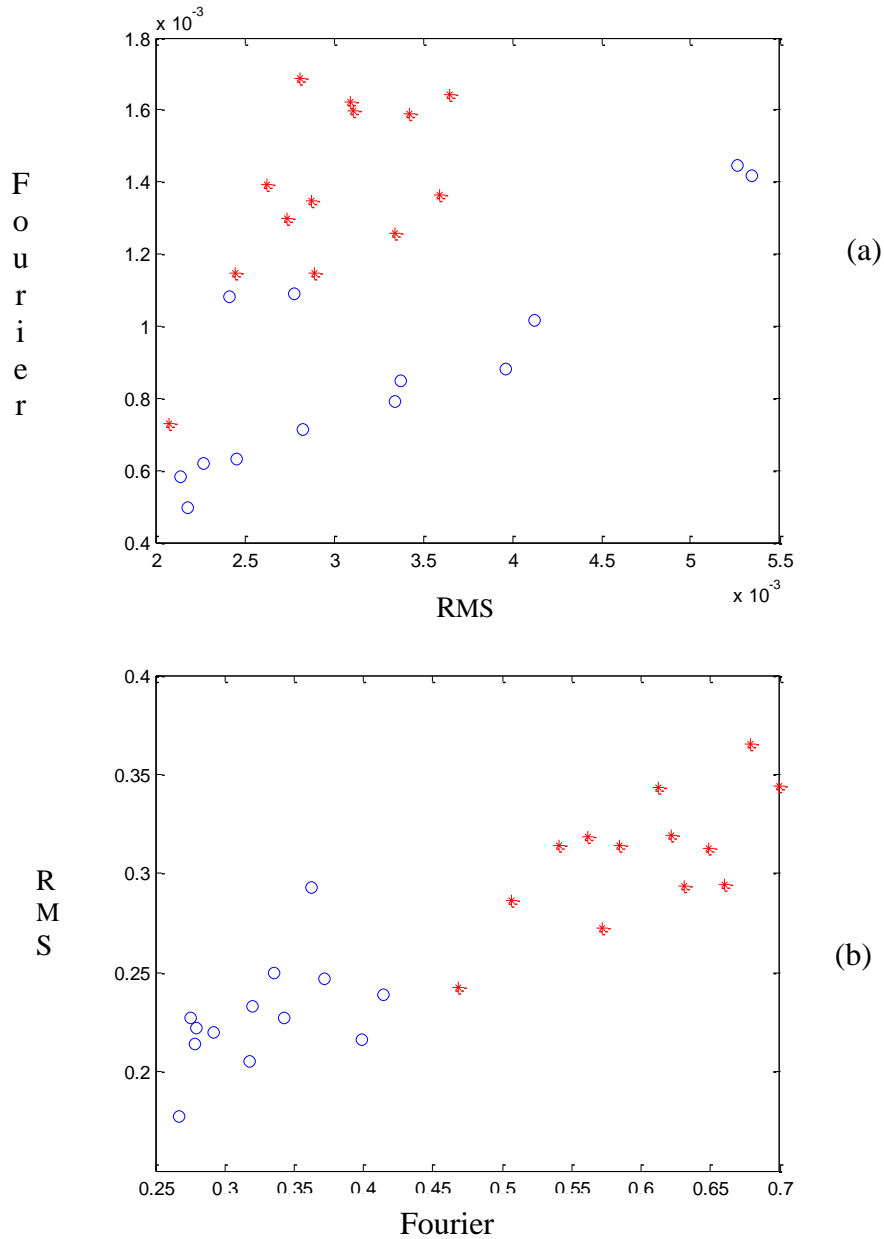
Os dados das Figuras 32 (a) e (b) foram coletados, na parte superior do motor, em um ponto fora da área de indução, ou seja, não foram coletados diretamente nos rolamentos que apresentavam falha. Observe que, com apenas dois parâmetros, o valor RMS e a Fourier, foi possível obter uma separação linear entre os dados referentes à falha e os referentes à não falha, cujo parâmetro mais expressivo é representado pelo eixo horizontal.

Figura 34 - Separação de dados coletados nos rolamentos traseiro com mouse (a) e acelerômetro (b), no sentido radial do eixo y.



Fonte: Do autor (2016).

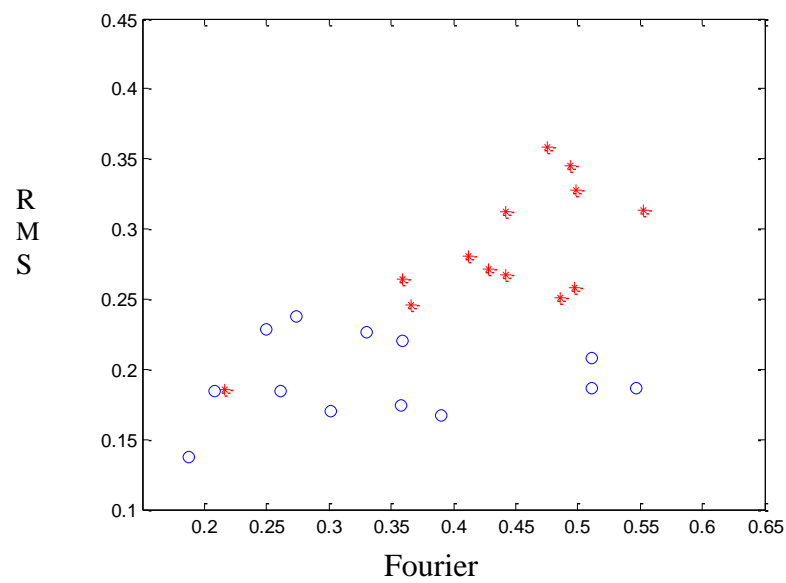
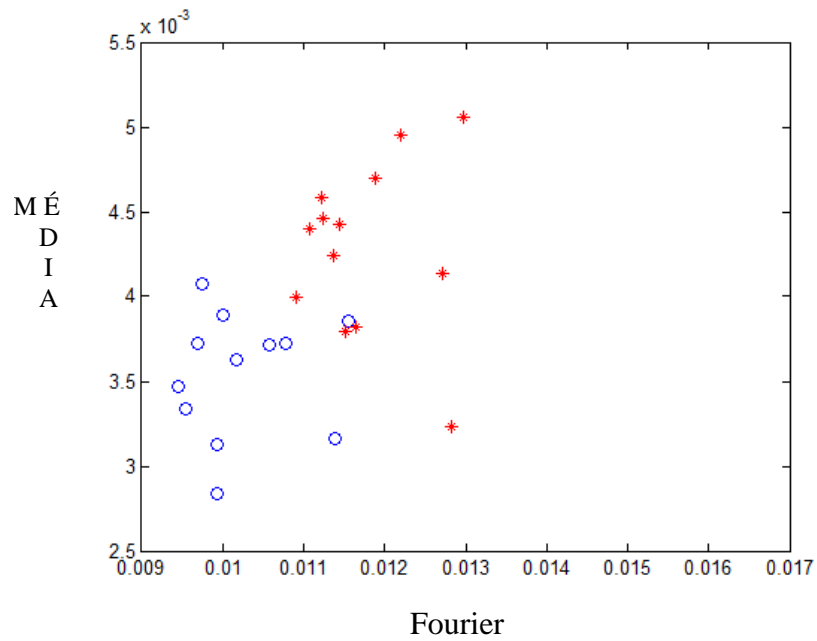
Figura 35 - Separação de dados coletados nos rolamentos traseiro com mouse (a) e acelerômetro (b) no sentido radial do rolamento eixo x.



Fonte: do Autor (2016).

As imagens 34 e 35 representam os dados, coletados no rolamento traseiro do motor elétrico, com mouse óptico em (a) e acelerômetro (b), nas coordenadas y e x, no qual podemos observar um nível de separação mais elevado dos representados na coordenada y em relação aos da coordenada x, utilizando os vetores de parâmetros RMS e valor máximo da Transformada de Fourier, observando que o parâmetro mais expressivo está representado pelo eixo horizontal.

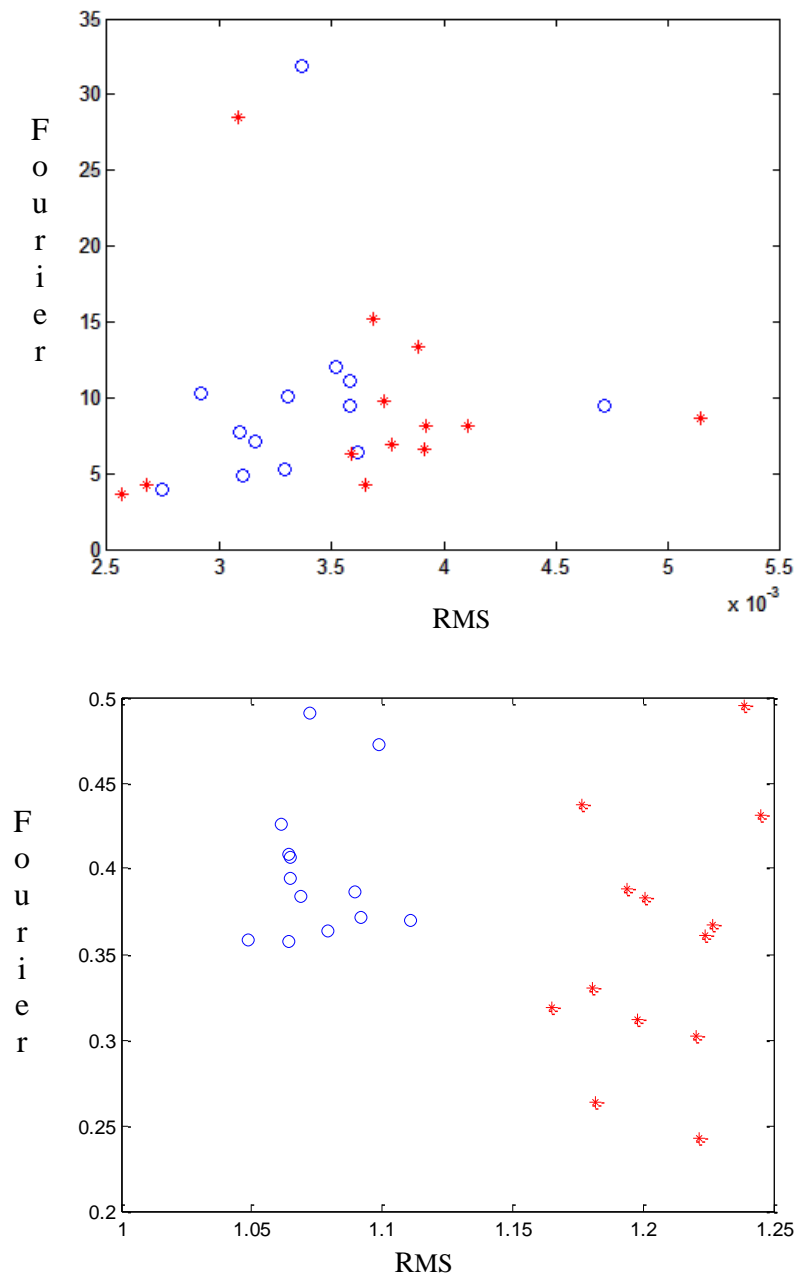
Figura 36 - Separação de dados coletados no rolamento dianteiro com mouse (a) e acelerômetro (b), no sentido radial do rolamento eixo y.



Fonte: do Autor (2016)



Figura 37 - Separação de dados coletados no rolamento dianteiro com mouse (a) e acelerômetro (b), no sentido radial do rolamento eixo x.



Fonte: do Autor (2016)

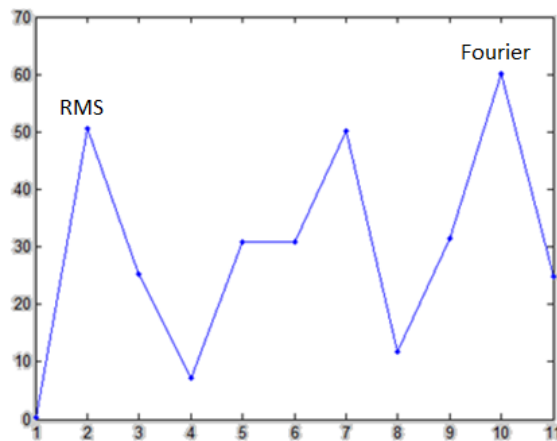
Os dados referentes ao rolamento traseiro do motor elétrico, nas coordenadas x e y, coletados com mouse óptico, em (a) e acelerômetro, em (b), nas Figuras 36 e 37, apresentam um índice satisfatório de separação, utilizando os vetores de parâmetros RMS e valor máximo da Transformada de Fourier, confirmando as análises anteriores com um índice de separação mais relevante na coordenada y.

Após a comparação feita entre os gráficos que representam a separação de dados falha e não falha, coletados pelo mouse óptico e o acelerômetro, podemos observar a eficácia do método proposto, pois os valores obtidos são muito próximos entre os dois métodos.

Com a utilização de reconhecimento de padrões, ficou comprovado que o índice de vibração no eixo y é maior que x, como abordados anteriormente e representados nas Figuras 27 e 28.

Com auxílio do Discriminante de Fisher, ficou comprovado que os parâmetros que apresentaram uma eficácia mais relevante, na separação e classificação dos dados de falha e não falha, foram o valor RMS e o valor máximo da Transformada de Fourier, Figura 38.

Figura 38 - Gráfico de separação de equações com discriminante de Fischer.

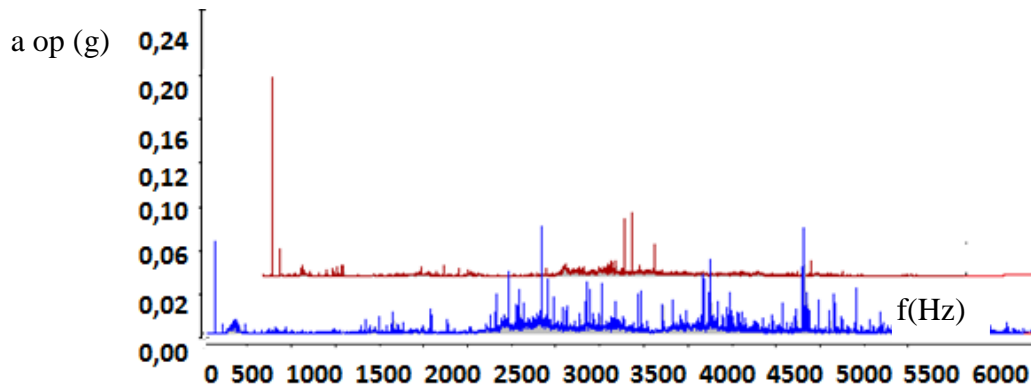


Fonte: do Autor (2016).

### 5.3 Coleta de dados com método convencional

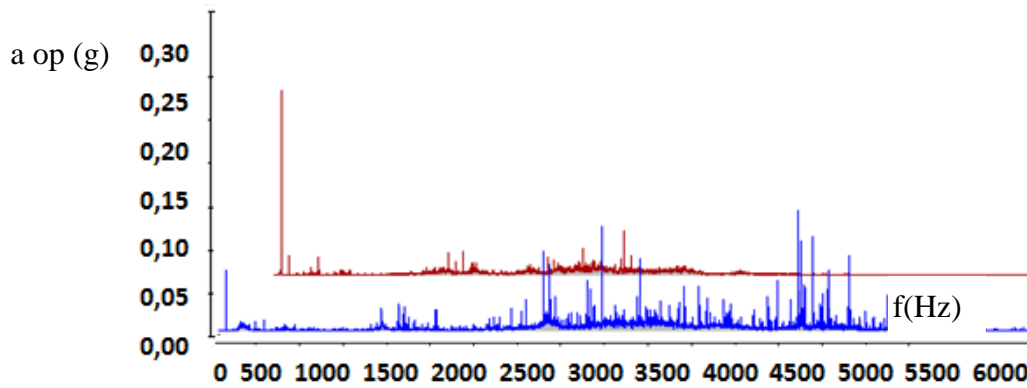
Os dados a seguir representam os resultados da coleta realizada com medidor portátil VibXpert II, de dois canais, da Pruftechnik, faixa de medição de 0-40HZ-102.000 linhas de resolução, utilizado no meio industrial. Os gráficos apresentaram um nível de vibração baixo, mesmo após a indução das falhas nos rolamentos, Figuras 39 a 42.

Figura 39 - Espectro de aceleração rolamento traseiro espectro de aceleração (10-6400 Hz 3945 RMP).



Fonte: do Autor (2016)

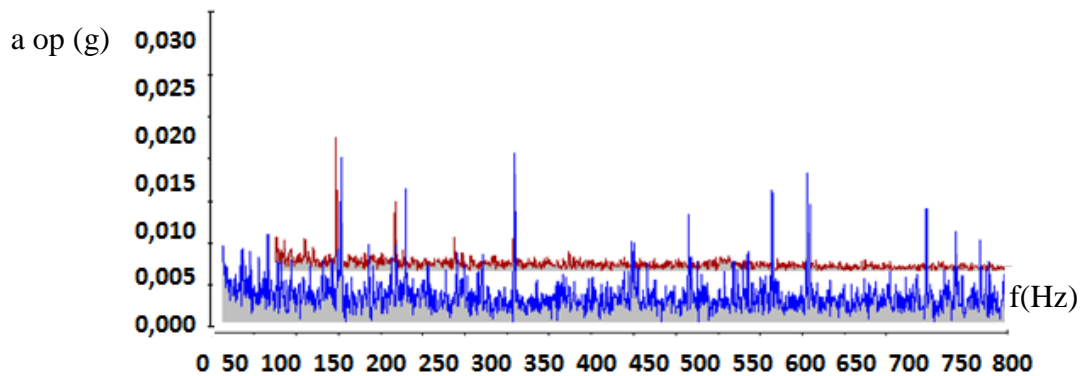
Figura 40 - Espectro de aceleração rolamento dianteiro espectro (10-6400 Hz 3945 RMP).



Fonte: do Autor (2016).

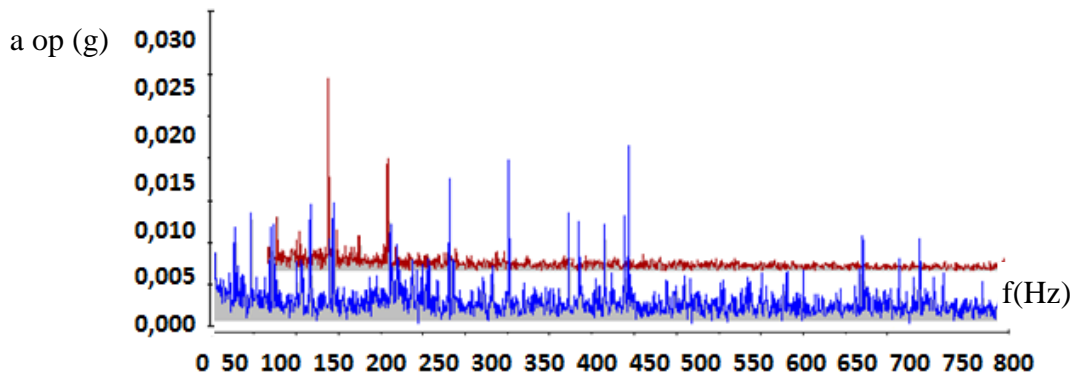
As Figuras 39 e 40 apresentam o espectro de aceleração referentes ao rolamento dianteiro do motor elétrico, por meio de dados coletados com o medidor portátil convencional. Apresentaram uma pequena distinção entre os dados com falha (azul) sem falha (vermelho), utilizando a aceleração como parâmetro de detecção de falhas nos rolamentos, com uma velocidade de 3594RPM e frequência de (59,09Hz).

Figura 41 - Técnica de envelope rolamento traseiro.



Fonte: do Autor (2016)

Figura 42 - Técnica de envelope rolamento dianteiro.



Fonte: do Autor (2016).

As Figuras 41 e 42 apresentam a técnica de envelope, uma técnica eficaz para detectar e prognosticar falhas em rolamentos. É uma análise dos sinais resultantes da demodulação das vibrações de alta frequência emitidas por rolamentos danificados (PONCI; CUNHA, 2005) e que apresentou um nível de vibração baixo após a indução da falha nos rolamentos.

#### 5.4 Discussões

Os resultados foram satisfatórios com o processo de coleta de dados com o mouse óptico associado à análise de sinais, bem como em trabalhos que referenciaram a sua utilização com sensor de coletas e associado à análise de sinais como abordado por Silva et al. (2011).

Após a modificação, realizada na iluminação do mouse óptico, por uma mais coerente, ou seja, com a adaptação de um laser com uma potência de 5mw, observou-se que a capacidade de coleta de dados do mouse óptico, em maiores distâncias, em situações normais,

operava a uma distância de 2,4 mm em relação à superfície como a qual está em contato, como abordado por Font et al. (2011) e, neste trabalho, chegou à marca de 25 a 30 mm.

Como o apresentado anteriormente, os gráficos obtiveram uma melhor separação, no sentido do eixo y, com utilização de equações estatísticas, confirmando, assim, o que foi demonstrado nas Figuras 27 e 28.

Os resultados foram satisfatórios, quando comparados a sistemas de coletas com sensores convencionais como o acelerômetro, levando em consideração que os dados coletados com o mouse óptico não tiveram contato físico com o motor elétrico, diferentemente, do acelerômetro. Outro fator que realça a capacidade e sensibilidade do método proposto é que os dados foram coletados com o motor elétrico, em alívio sem carga, ou seja,

desacoplado da carga motriz. Portanto, isento de defeitos relacionados ao desalinhamento e ao desbalanceamento referentes à carga. Vale observar, também, que testes coletados com equipamento convencional, utilizado na indústria, apontaram um nível de falha pequeno, após a indução de falha nos rolamentos, garantindo, assim, a sensibilidade do método proposto como demonstrado nas Figuras 33 a 37.

## 6 CONCLUSÕES

O trabalho demonstrou a viabilidade do processo de coleta de dados de vibrações em motores elétricos com o mouse óptico. Em especial, o trabalho mostrou que:

- a) A sensibilidade do processo, pois o teste realizado com aparelho convencional apresentou nível baixo de falhas.
- b) O fato de ser um teste não destrutivo e não invasivo por não ter contato físico entre o aparelho de medição e o motor elétrico.
- c) Um custo relativamente baixo em relação a equipamentos convencionais encontrados no mercado.

## **7 TRABALHOS FUTUROS**

Diante do trabalho realizado, foi possível identificar algumas necessidades de melhorias do processo. Dentre elas temos:

Modificação do programa, utilizado no processo de coleta de dados, uma vez que não apenas demonstrasse o caminho do mouse, mas também processasse os dados coletados simultaneamente.

Maior flexibilidade entre o feixe de luz e o processador, de maneira a facilitar o posicionamento do mouse em pontos menos acessíveis.

Testes futuros com mouses com maiores valores de DPI, ou seja, com maior resolução e teste em indústrias para validação desta metodologia.

## REFERÊNCIAS

- AMORIM, W. P. **Redução de atributos utilizando análise discriminante de Fisher com aplicações na detecção de defeitos em couro bovino**. 2008. 57 p. Tese (Doutorado em Ciência da Computação)-Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Campo Grande, 2008.
- ÁGOSTON, K. Fault detection with vibration transducers. **Procedia Technology**, Tirgu Mures, v. 12, p. 119-124, Jan. 2014.
- ANDRADE, D. R. R. de et al. Termografia aplicada na manutenção preditiva de sistemas elétricos. **RIT-Revista Inovação Tecnológica**, São Paulo, v. 5, n. 1, p. 85-106, 2015.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5462**: confiabilidade e manutenibilidade: Rio de Janeiro, 1994. 37 p.
- BELLINI, A. et al. Advances in diagnostic techniques for induction machines. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Greenfield, v. 12, n. 55, p. 4109-4126, 2008.
- BONALDI, E. L. et al. Análise e identificação de falhas em motores de indução em indústrias petroquímicas através da técnica de análise da assinatura elétrica-ESA. In: conferencia INTERNACIONAL DE APLICAÇÕES INDUSTRIAIS, 8., 2008, Poços de Caldas. **Anais...** Poços de Caldas, 2008. 1 CD-ROM.
- CAVALCANTE, P. F.; JESUS, S. S. Utilização de bancadas de ensaio para estudo do comportamento dinâmico de máquinas rotativas-vibrações mecânicas. **Holos**, Natal, v. 3, p. 18-40, maio 2011.
- CHAVES, M. J. **Desenvolvimento de uma metodologia para análise do biospeckle laser com portabilidade, acessibilidade e robustez**. 2014. 92 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistema e Automação)-Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2014.
- DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. **Pattern classification (pt. 1)**. 2000. Disponível em: <<http://cns-classes.bu.edu/cn550/Readings/duda-et-al-00.pdf>>. Acesso em: 10 mar. 2016.
- FARRAR, C. R.; WORDEN, K. **Structural health monitoring: a machine learning perspective**. Chichester: J. Wiley, 2013. 631 p.
- FERREIRA, D. D. et al. Sistema automático de detecção e classificação de distúrbios elétricos em qualidade da energia elétrica. **Revista Controle e Automação**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 1, p. 53-62, 2009.
- FIGUEIRA, J. S. Einstein, mouse ótico e maisena: uma análise do movimento browniano. In: SIMPÓSIO NACIONAL DE ENSINO DE FÍSICA, 17., 2007, São Luís. **Anais...** São Luís, 2007. 1 CD-ROM.
- FONT, D. et al. Characterization of a low-cost optical flow sensor when using an external laser as a direct illumination source. **Sensors**, New York, v. 11, n. 12, p. 11856-11870, 2011.



FONTOURA, D. S. **Uso de modelos numéricos e medições em problemas de vibração excessiva**. 2006. 63 p. Monografia (Graduação em Engenharia Naval)-Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

GONÇALVES NETO, W. et al. Manutenção preditiva através de análises em equipamentos rotativos monitorado por sensores de vibração. **Revista de Controle e Automação**, Campinas, v. 1, n. 1, p. 1-8, 2013.

GONGORA, W. S. et al. Neural approach for bearing fault detection in three phase induction motors. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON DIAGNOSTICS FOR ELECTRIC MACHINES, POWER ELECTRONICS AND DRIVES, 9., 2013, Valencia. **Proceedings...** Valencia: IEEE, 2013. p. 566-572.

GONGORA, W. S. et al. Neural approach to fault detection in three-phase induction motors. **IEEE Latin America Transactions**, New York, v. 14, n. 3, p. 1279-1288, 2016.

HENAO, H. et al. Trends in fault diagnosis for electrical machines: a review of diagnostic techniques. **IEEE Industrial Electronics Magazine**, New York, v. 8, n. 2, p. 31-42, 2014.

IMMOVILLI, F. et al. Diagnosis of bearing faults in induction machines by vibration or current signals: a critical comparison. **IEEE Transactions on Industry Applications**, New York, v. 46, n. 4, p. 1350-1359, 2010.

INFOWESTER. **Mouse**: funcionamento, tipo e principais características. 2010. Disponível em: <<http://www.infowester.com/mouse.phd>>. Acesso em: 5 set. 2015.

LILLO REDUTORES. Motor elétrico: funcionamento, tipo e principais características. Disponível em: <[https://www.liloredutores.com.br/Motor\\_Eletrico\\_Weg\\_de\\_2cv\\_855\\_RPM\\_220\\_380v\\_Trifasico\\_com\\_Flange\\_FC\\_160\\_DIN/pr od-1734120/](https://www.liloredutores.com.br/Motor_Eletrico_Weg_de_2cv_855_RPM_220_380v_Trifasico_com_Flange_FC_160_DIN/pr od-1734120/)>. Acesso em: 15 set. 2016

MANUTENÇÃO INDUSTRIAL. **Motores**: diagnóstico de manutenção com uso da termografia. Disponível em: <<http://manutencaodesistemasindustriais.blogspot.com.br/>>. Acesso em: 3 set. 2016.

MESQUITA, A. L. A. et al. Detecção de falhas em rolamentos usando transformadas tempo-frequência-comparação com análise de envelope. **Mecânica Computacional**, Santa Fe, v. 21, p. 1938-1954, 2002.

NAGAI, I. et al. Noncontact position estimation device with optical sensor and laser sources for mobile robots traversing slippery terrains. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT ROBOTS AND SYSTEMS, 2010, Taipei. **Proceedings...** Taipei: IEEE, 2010. p. 3422-3427.

OTANI, M.; MACHADO, W. V. A proposta de desenvolvimento de gestão da manutenção industrial na busca da excelência ou classe mundial. **Revista Gestão Industrial**, Ponta Grossa, v. 4, n. 2, p. 1-16, 2008.

PONCI, L. P.; CUNHA, P. M. R. **Previsão de falha de rolamentos por análise espectral e de envelope**. 2005. Disponível em: <<http://pt.slideshare.net/JorgePinto16/sdav-previso-de-falha-de-rolamentos-por-anlise-espectral-e-de-envelope>>. Acesso em: 10 jun. 2016.

SENA, A. P. C. de. Monitoramento do desgaste em engrenagens utilizando variáveis elétricas de um motor trifásico acoplado. **CIENTEC-Revista de Ciência, Tecnologia e Humanidades do IFPE**, Recife, v. 8, n. 1, p. 38-49, 2016.

SEQUEIRA, C. Sensores para medições de vibrações mecânicas-acelerómetros. **Revista Manutenção**, Porto, v. 116, p. 4-6, 2013.

SILVA, J. G. B. **Aplicação da Análise de Componentes Principais (PCA) no diagnóstico de defeitos em rolamentos através da assinatura elétrica de motores de indução**. 2008. 98 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)-Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2008.

SILVA, M. M. da et al. Optical mouse acting as biospeckle sensor. **Optics Communications**, La Plata, v. 284, n. 7, p. 1798-1802, 2011.

SOBRA, J.; BELAHCEN, A.; VAIMANN, T. Vibration and stator current spectral analysis of induction machine operating under dynamic eccentricity. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL DRIVES AND POWER ELECTRONICS, 2015, Tatranská Lomnica. **Proceedings...** Tatranská Lomnica: IEEE, 2015. p. 285-290.

SOLUÇÕES INDUSTRIAIS. **Motor elétrico**: motor elétrico de indução. Disponível em: <<http://www.solucoesindustriais.com.br>>. Acesso em: 24 nov. 2015.

SPAMER, F. R. **Técnicas preditivas de manutenção de máquinas rotativas**. 2009. 240 p. Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica)-Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.

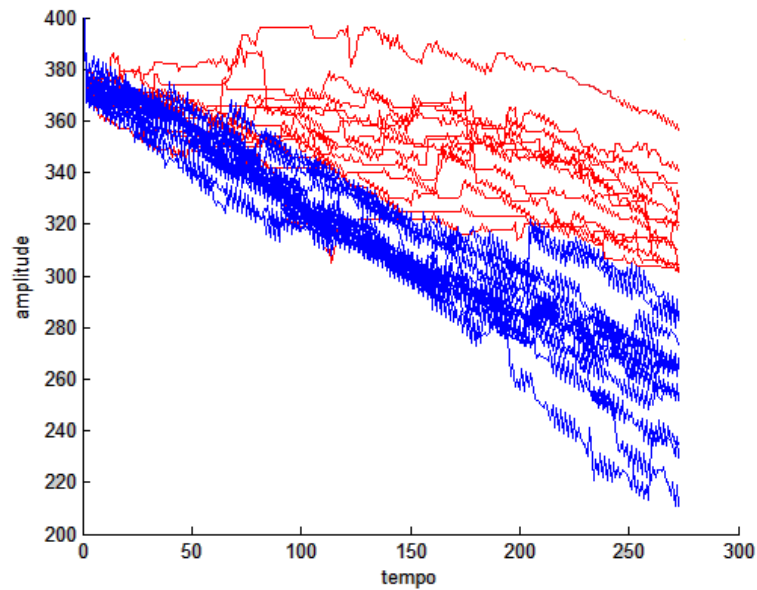
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA. **Vibração e ruído em manutenção preditiva**. 2010. Disponível em: <[http://wwwp.feb.unesp.br/jcandido/manutencao/Grupo\\_12.pf](http://wwwp.feb.unesp.br/jcandido/manutencao/Grupo_12.pf)>. Acesso em: 10 set. 2016.

YOU, L. et al. Fault diagnosis system of rotating machinery vibration signal. **Procedia Engineering**, New York, v. 15, p. 671-675, 2011.

ZAFARANI, M.; GOKTAS, T.; AKIN, B. A comprehensive magnet defect fault analysis of permanent-magnet synchronous motors. **IEEE Transactions on Industry Applications**, New York, v. 52, n. 2, p. 1331-1339, 2016.

## ANEXO A – PROCESSAMENTO NO DOMÍNIO DO TEMPO E FREQUÊNCIA

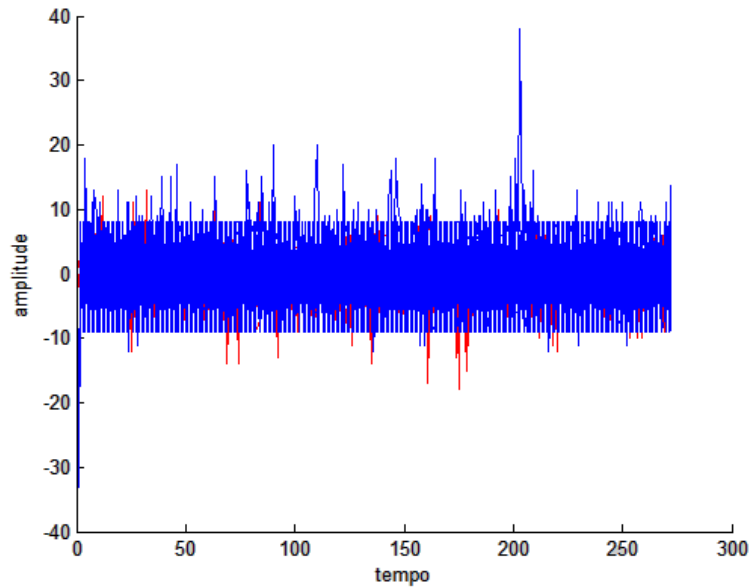
Figura 1- Resposta temporal parte superior do motor eixo y (azul falha, vermelho sem falha)



Fonte: do Autor (2016).

A Figura 1 apresenta a resposta temporal da parte superior do motor elétrico, referente ao eixo y, em que se pode notar mais claramente a distinção entre os movimentos de falha, representados pela cor azul, e os de não falha, representados pela cor vermelha. Observe que o formato dos movimentos e ângulo de inclinação são diferentes.

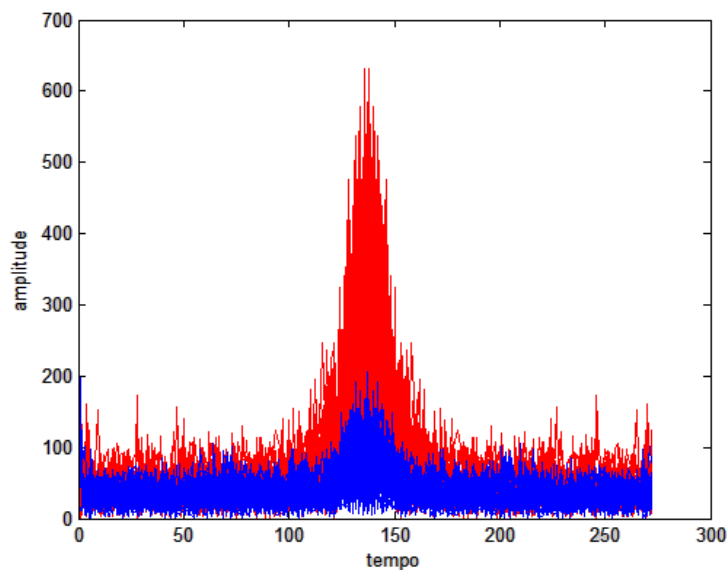
Figura 2 - Derivada da resposta temporal parte superior do motor eixo y (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

A Figura 2 mostra a derivada da resposta temporal, referente à parte superior do motor, eixo y, que não apresentou um resultado satisfatório, na separação entre os movimentos de falha, representados pela cor azul e não falha, cor vermelha.

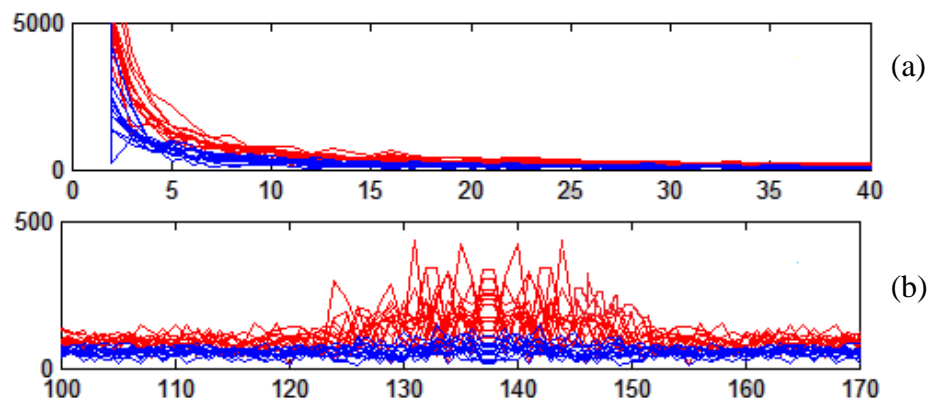
Figura 3 - FFT da resposta temporal parte superior do motor eixo y (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

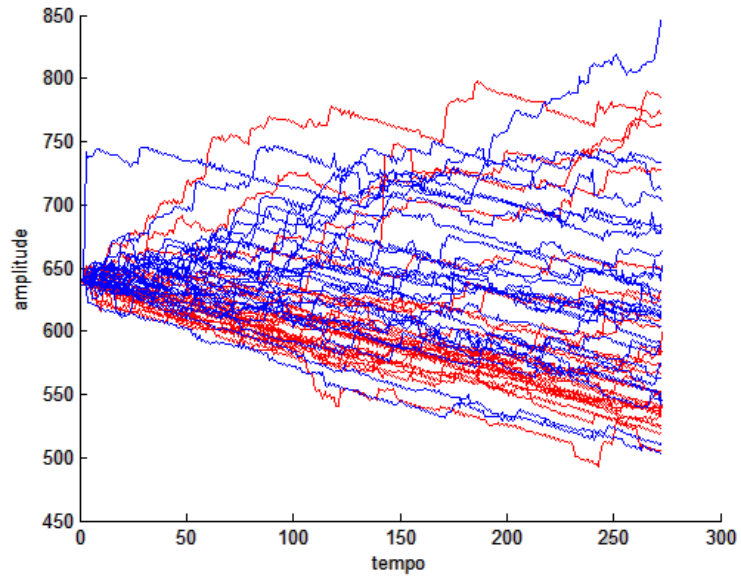
A transformada de Fourier, mostrada na Figura 3, apresentou uma boa separação entre os movimentos de falha e não falhas, referente à parte superior do motor elétrico eixo y, com diferenças claras de amplitude dos movimentos de vibração. Estas diferenças se tornam mais nítidas com os detalhes de baixa e média frequência, mostrados na Figura 4, com a transformada de Fourier em modulação de baixa frequência 0-40Hz (a) e em média frequência 100-170Hz (b).

Figura 4 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência parte superior (azul falha, vermelho sem falha).



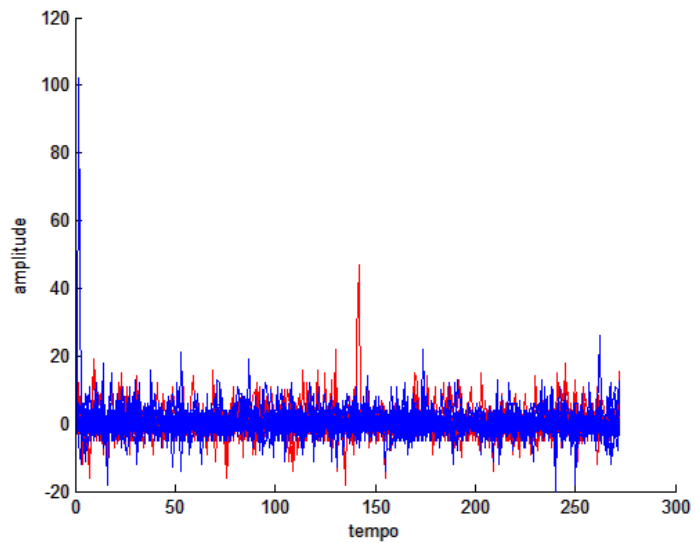
Fonte: do Autor (2016).

Figura 5 - Resposta Temporal rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



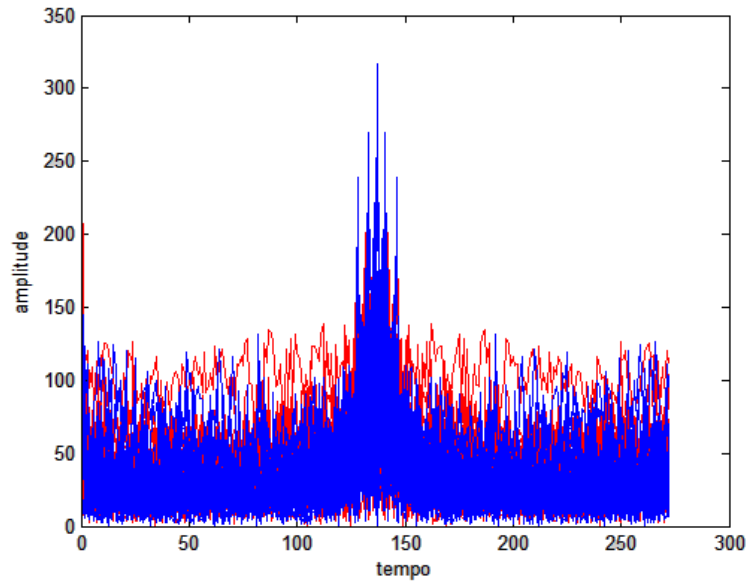
Fonte: do Autor (2016).

Figura 6 - Derivada da resposta temporal rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



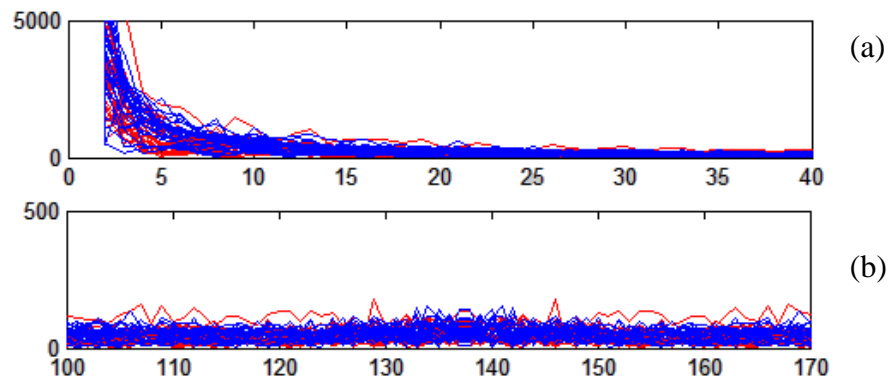
Fonte: do Autor (2016).

Figura 7 - FFT da resposta temporal rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

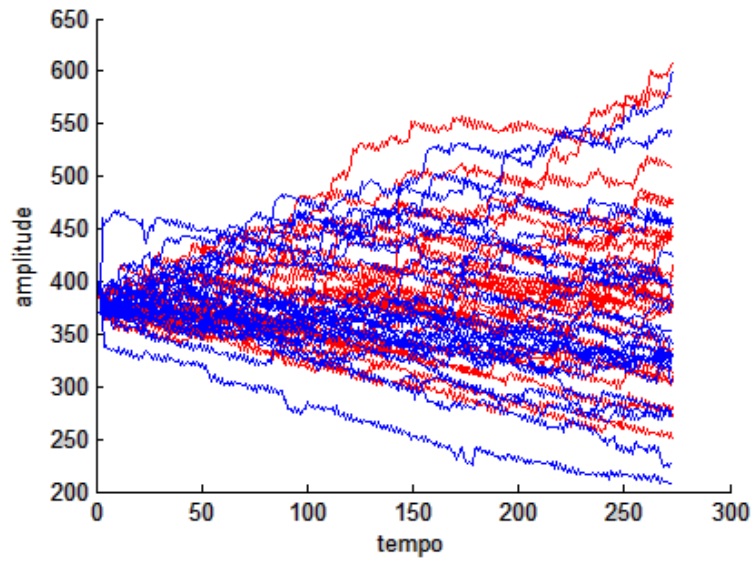
Figura 8 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento dianteiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

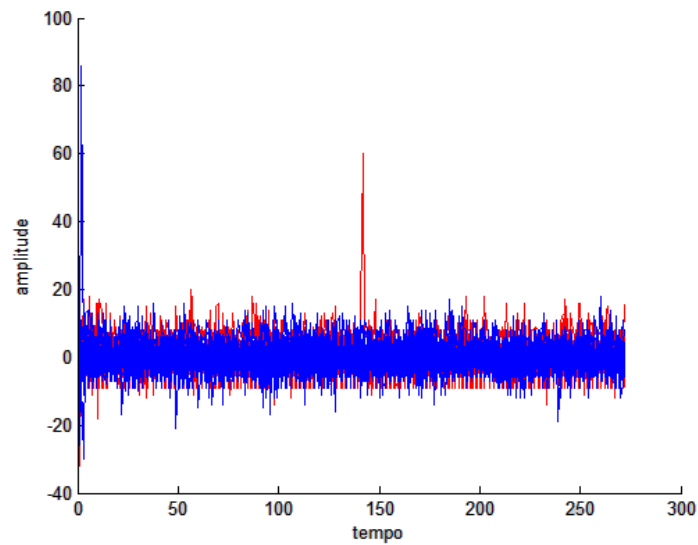
Por meio do processamento de dados, no domínio do tempo, referente ao rolamento dianteiro do motor elétrico, eixo x, não foi possível evidenciar a falha em indicadores satisfatórios, apresentando uma pequena distinção entre os dados de falha (cor azul) e não falha (cor vermelha), como apresentado na Figura 5, resposta temporal e, na Figura 6, que mostra sua derivada temporal. O mesmo acontecendo no processamento no domínio da frequência, representado pela Figura 7 por meio da FFT e com modulação de baixa e média frequência (FIGURA 8).

Figura 9 - Resposta temporal rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha)



Fonte: do Autor (2016).

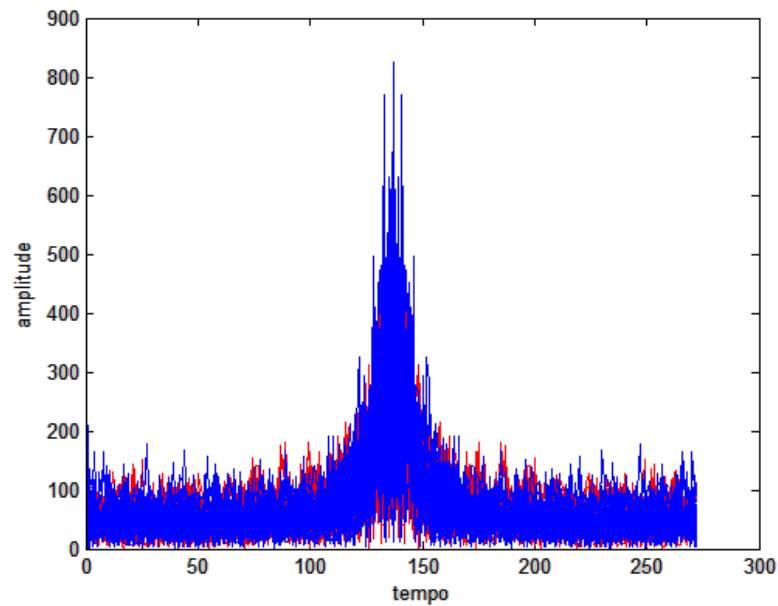
Figura 10 - Derivada da resposta temporal rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha)



Fonte: do Autor (2016).

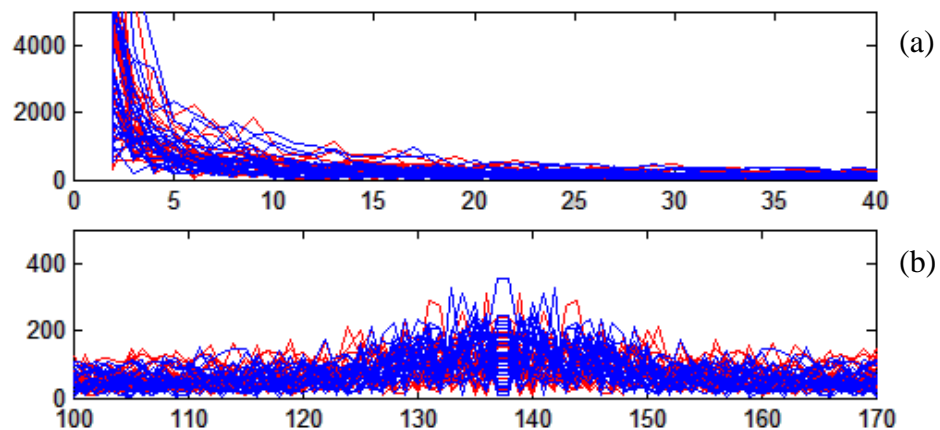


Figura 11 - FFT da resposta temporal rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

Figura 12 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento dianteiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha)

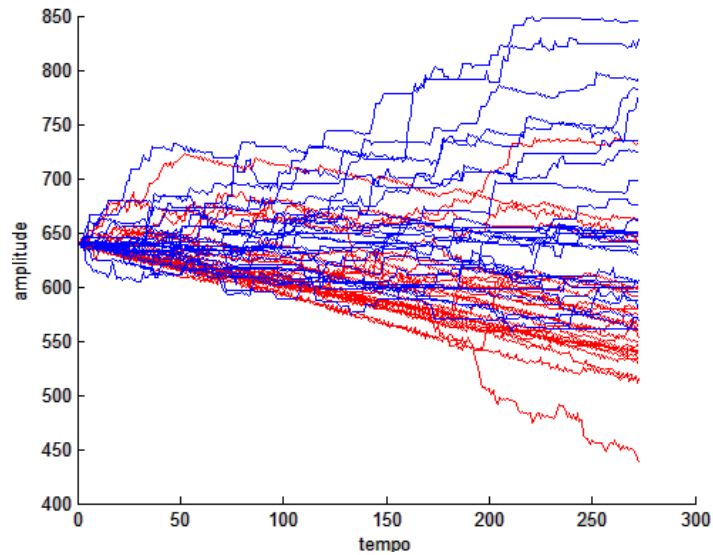


Fonte: do Autor (2016).

Os dados processados, referentes ao rolamento dianteiro eixo y, foram semelhantes aos apresentados pelo eixo x, apresentando baixo índice de distinção entre os movimentos de falha (cor azul) e não falha (cor vermelha), apresentando uma leve distinção pela resposta temporal, Figura 9 e de sua derivada Figura 10 e quase nulo pelo processamento no domínio

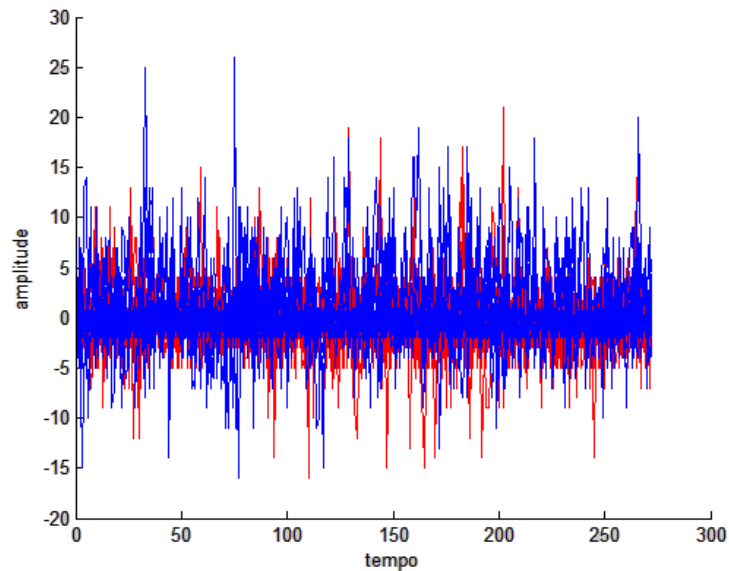
da frequência, Figura 11 e Figura 12 com modulação de baixa frequência 0-40Hz (a) e em média frequência 100-170Hz (b).

Figura 13 - Resposta temporal rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha)



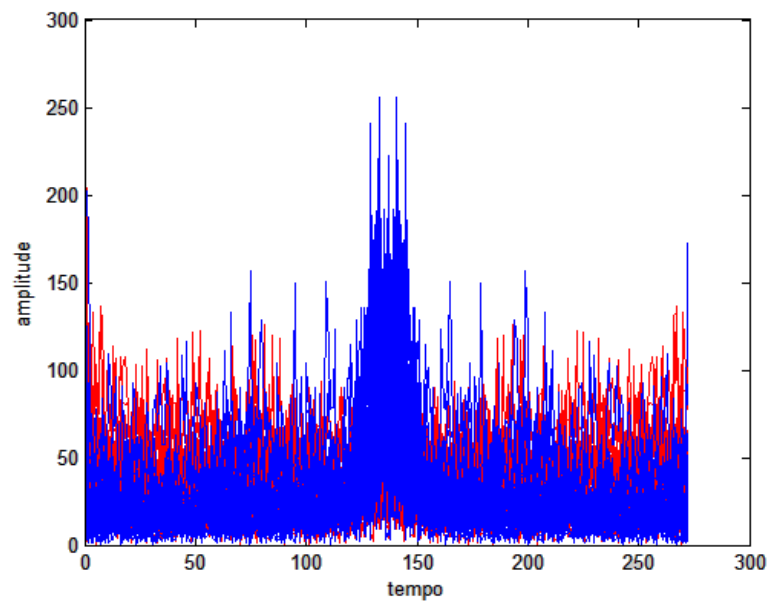
Fonte: do Autor (2016).

Figura 14 - Derivada da resposta temporal rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha)



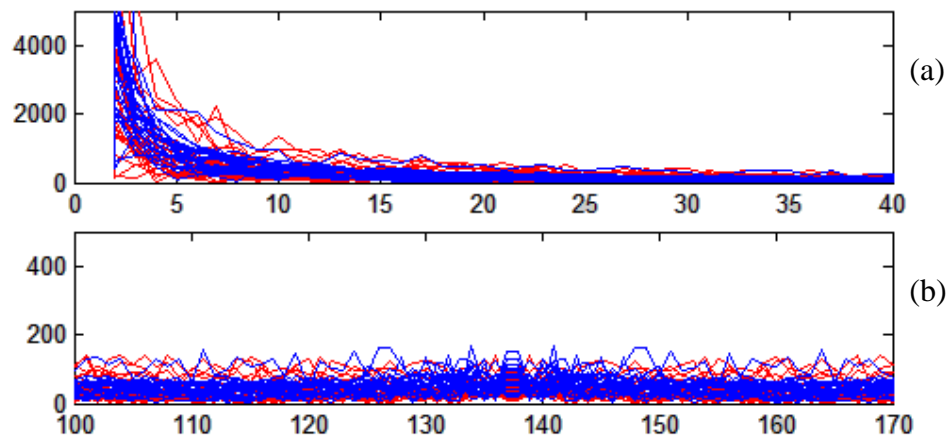
Fonte: do Autor (2016).

Figura 15- FFT da derivada temporal rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

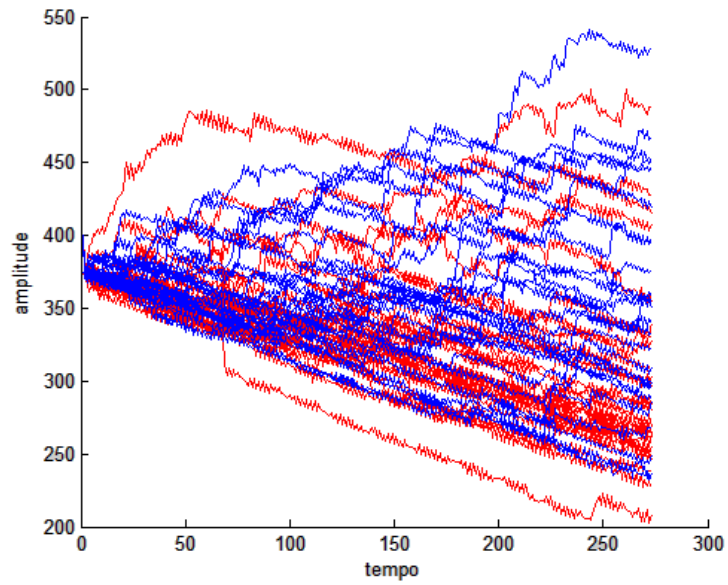
Figura 16 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento traseiro eixo x (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

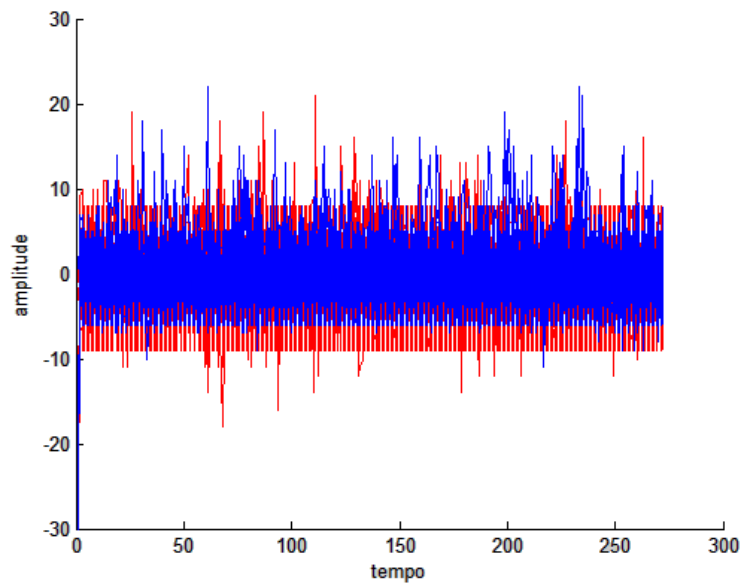
O processamento realizado no domínio do tempo, referente ao rolamento traseiro eixo x, pela resposta temporal, Figura 13, apresentou uma leve distinção entre os movimentos de falhas (azul) e não falhas (vermelho) bem como o ângulo de inclinação dos movimentos; já a sua derivada, Figura 14, evidencia diferenças menos significativas. O mesmo está acontecendo com o processamento no domínio da frequência representado pelas Figuras 15 e 16.

Figura 17 - Resposta temporal rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).



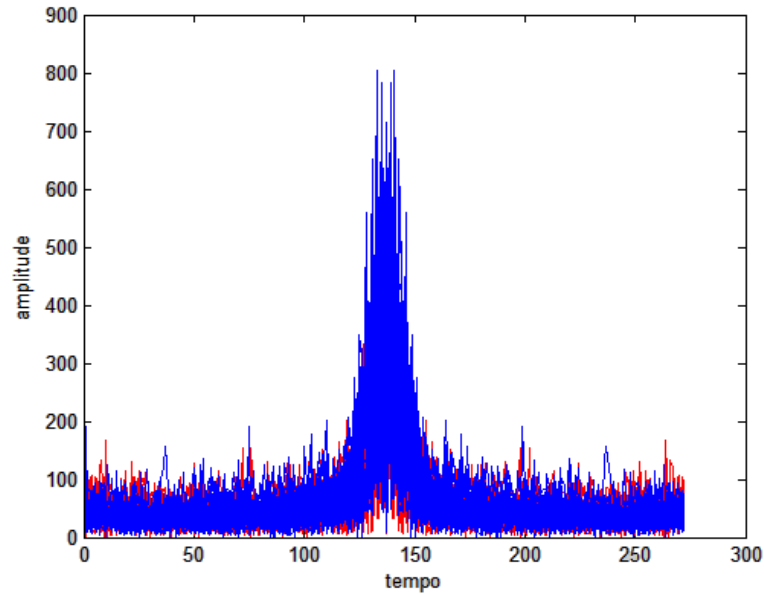
Fonte: do Autor (2016).

Figura 18 - Derivada da resposta rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).



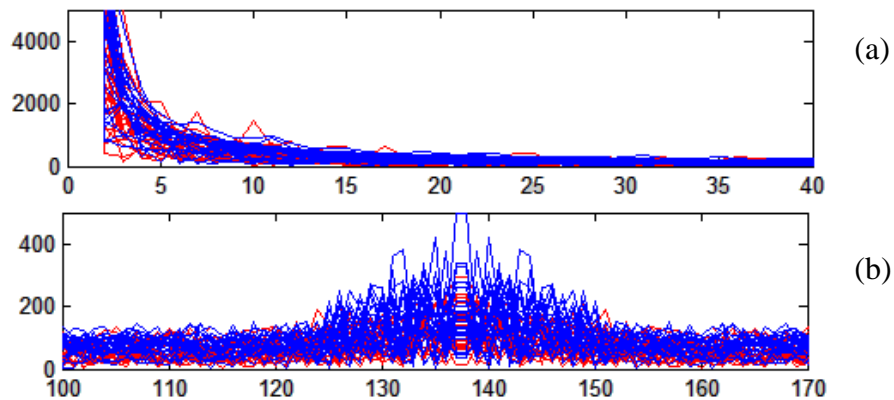
Fonte: do Autor (2016).

Figura 19 - FFT da derivada da resposta temporal rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

Figura 20 - FFT da derivada da resposta temporal com alteração da frequência rolamento traseiro eixo y (azul falha, vermelho sem falha).



Fonte: do Autor (2016).

O processamento de dados, realizado no domínio do tempo, referente ao rolamento traseiro, eixo y, apresentou leves distinções entre os movimentos de falha (azul) e não falha (vermelho) como apresentado na Figura 17, resposta temporal, apresentando um nível de separação mais acentuado por meio de sua derivada, Figura 18 e resultado pouco satisfatório pela FFT, Figuras 19 e 20 com modulações.