

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ**

**GABRIEL DE SANT' ANNA VITOR BARBIERI**

**IDENTIFICAÇÃO E DIAGNOSE DE DANO EM CAIXA DE CÂMBIO  
AUTOMOTIVO**

**CURITIBA**

**2017**

**GABRIEL DE SANT' ANNA VITOR BARBIERI**

**IDENTIFICAÇÃO E DIAGNOSE DE DANO EM CAIXA DE CÂMBIO  
AUTOMOTIVO**

Dissertação apresentada como requisito à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Mecânica, Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Departamento de Ciências Exatas e de Tecnologia, Pontifícia Universidade Católica do Paraná.

**Orientador: Prof. Dr. Nilson Barbieri**

**CURITIBA**

**2017**

À minha família

## AGRADECIMENTOS

À Deus por minha vida. Por seu amor incondicional no qual encontro força para superar as dificuldades. Por me dar todos os dias saúde e pelas pessoas que o Senhor colocou em meu caminho, que me inspiram, ajudam, desafiam e me encorajam a cada dia.

À Pontifícia Universidade Católica do Paraná pela oportunidade de fazer o curso de mestrado e pela estrutura proporcionada para que esse seja feito da melhor maneira possível.

À Jane, secretária do programa de pós-graduação em engenharia mecânica, por todo o auxílio e carinho dados durante a execução deste trabalho.

À todos que passaram pela minha trajetória de vida e que de alguma maneira fazem parte da minha formação.

À CAPES pelo investimento em minha pessoa.

Aos meus parentes pelos constantes incentivos que me encorajaram na trajetória de minha formação.

Aos meus irmãos Lucas e Laura, por serem os melhores amigos nos bons e maus momentos. Pelos momentos de diversão e de superação que tanto contribuíram para a minha formação pessoal.

À minha namorada, Giovana, pelo amor, companheirismo e apoio em todos os momentos.

À minha mãe, Dicler, pela total confiança e apoio em todos esses anos da minha formação. Pela paciência nos momentos difíceis e por compartilhar comigo todas as alegrias nos bons momentos. E, principalmente, por ter me criado e me ensinado os valores da vida.

Ao meu professor orientador e pai, Nilson Barbieri, pela dedicação, apoio, confiança em todos os dias da minha vida e em especial para a elaboração deste trabalho. Pelos sábios conselhos durante a minha formação. Pelos incentivos nos fracassos e pelas comemorações nos sucessos.

“Dê ao mundo o melhor de você. Mas isso pode não ser o bastante. Dê o melhor de você assim mesmo. Veja você que, no final das contas, é tudo entre você e Deus. Nunca foi entre você e os outros.”

MADRE TERESA DE CALCUTÁ

## RESUMO

Em sistemas mais complexos, assim como em caixas de câmbio automotivo, um rigoroso tratamento de dados é necessário porque existem muitas partes em movimento (engrenagens, rolamentos, eixos, etc.), e desta maneira, existem muitas fontes possíveis de danos e geradoras de ruídos. Neste trabalho utilizou-se um procedimento especialista para a detecção e identificação de danos em caixas de câmbio automotivo. Os métodos de detecção utilizados foram transformada wavelet e matemática morfológica associando a eles conceitos de energia e entropia. As caixas de câmbio foram produzidas em uma linha de produção de veículos pesados. Dez caixas aprovadas por um método subjetivo (audição humana) serviram como referência e três caixas com diferentes danos induzidos (duas com danos em pista de rolamento e outra com dano em dente de engrenagem) foram utilizadas nas análises. Os dados experimentais foram obtidos através da utilização de acelerômetros colocados em diferentes posições nas amostras. Os dados experimentais foram tratados e analisados no ambiente Matlab. Os resultados obtidos, utilizando os diferentes métodos de detecção, possibilitaram a identificação da presença do dano e do componente danificado. A nova metodologia de análise das caixas de câmbio demonstrou ser mais precisa, quando comparada com o método de inspeção subjetivo, e tem potencial para ser uma nova ferramenta implementada nos centros de controle de qualidade.

**Palavras-chave:** Câmbio automotivo, vibrações, wavelet, morfologia matemática, energia, entropia.

## ABSTRACT

In more complex systems, as in automotive gearbox systems, a close data processing is required because there are many moving parts (gears, bearings, axes, etc.), and thus, there are many possible sources of damage and noise generation. In this work was used a specialist procedure for detection and identification of damages in automotive gearboxes. The detection methods used were wavelet transform, bispectrum and mathematical morphology, associating concepts of energy and entropy. The gearboxes were produced on a production line for heavy vehicles. Ten gearboxes approved by a subjective method (human hearing) served as reference and three boxes with different induced damages (two with damage to the bearing running track and another with gear tooth damage) were used in the analyzes. The experimental data were obtained using accelerometers placed at different positions in the samples. The experimental data were treated and analyzed in the Matlab environment. The results obtained, using the different detection methods, enabled the identification of the presence of the damage and the damaged component. The new methodology for the analysis of the gearboxes has proved to be more accurate when compared to the subjective inspection method and has the potential to be a new tool implemented in the centers of quality control.

**Keywords:** Automotive gearbox, vibrations, wavelet transform, mathematical morphology, energy, entropy.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Representação dos elementos da caixa de câmbio.....	19
Figura 2 – Estrutura de um rolamento.....	21
Figura 3 – Sinal no domínio do tempo.....	24
Figura 4 - Sinal no domínio da frequência.....	25
Figura 5 – Exemplos de wavelet mãe: (a) Daubechies, (b) Mexican Hat, (c) Gaussian e (d) Morlet.....	27
Figura 6 – Comparação do tamanho de janelas em diferentes frequências para os métodos de Fourier (esquerda) e wavelet (direita).....	28
Figura 7 – Representação de um sinal usando a transformada wavelet.....	29
Figura 8 – Efeito dos operadores morfológicos em um sinal fictício $f_n$ .....	33
Figura 9 – Efeito da variação do elemento estruturante na análise de sinais. ....	34
Figura 10 – Acoplamento, (a) aleatório e (b) não aleatório, entre vetores. ....	39
Figura 11 – Curva do biespectro .....	40
Figura 12 – Representação esquemática da bancada de ensaio.....	42
Figura 13 – Posicionamento dos Acelerômetros no corpo de prova .....	45
Figura 14 – Aceleração obtida pelo sensor 01 (Fig. 13) para duas amostras distintas em boas condições .....	48
Figura 15 – Dano no mancal dianteiro inferior.....	51
Figura 16 – Dano no mancal traseiro superior .....	51
Figura 17 – Dano no dente de uma engrenagem.....	52
Figura 18 – Sinal no domínio do tempo (a) sinal do sistema sem dano, (b) sinal do sistema com rolamento dianteiro danificado, (c) sinal do sistema com rolamento traseiro danificado e (d) sinal do sistema com engrenagem danificada.....	52

Figura 19 – Sinal no domínio da frequência (a) sinal do sistema sem dano, (b) sinal do sistema com rolamento dianteiro danificado, (c) sinal do sistema com rolamento traseiro danificado e (d) sinal do sistema com engrenagem danificada .....	523
Figura 20 – Sinal modificado aplicando transformada wavelet ((a) visão geral, (b) vista de topo e (c) e (d) vistas laterais) .....	525
Figura 21 – Escalograma do sinal modificado aplicando transformada wavelet .....	525
Figura 22 – Sinal original (azul) e modificado (verde) através de operações morfológicas ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	526
Figura 23 – Máxima entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro superior) .....	52
Figura 24 – Máxima entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro inferior) .....	52
Figura 25 – Máxima entropia (acelerômetro localizado no mancal traseiro inferior) .....	52
Figura 26 – Energia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro superior) .....	60
Figura 27 – Energia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro inferior) .....	60
Figura 28 – Energia (acelerômetro localizado no mancal traseiro inferior) .....	60
Figura 29 – Entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro superior) .....	61
Figura 30 – Entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro inferior) .....	61
Figura 31 – Entropia (acelerômetro localizado no mancal traseiro inferior) .....	62
Figura 32 – Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	63
Figura 33 – Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	64
Figura 34 – Energia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	65
Figura 35 – Entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	66
Figura 36 – Sinais sem filtragem e com filtragem ((a) e (b) sinais original e filtrado do sistema sem dano, (c) e (d) sinais original e filtrado do sistema com rolamento	

dianteiro danificado e (e) e (f) sinais original e filtrado do sistema com rolamento traseiro danificado).....	69
Figura 37 – Sinais sem filtragem e com filtragem ((a) e (b) sinais original e filtrado do sistema sem dano, (c) e (d) sinais original e filtrado do sistema dente de engrenagem danificada).....	70
Figura 38 – Curvas de energia (a) e entropia (b) utilizando transformada wavelet do sinal filtrado .....	71
Figura 39 – Curvas de energia (a) e entropia (b) utilizando transformada wavelet do sinal filtrado .....	72
Figura 40 – Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	73
Figura 41 – Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	74
Figura 42 – Energia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	75
Figura 43 – Entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	76
Figura 44 – Curvas de energia (a) e entropia (b) utilizando transformada wavelet do sinal filtrado .....	77
Figura 45 – Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	78
Figura 46 – Energia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	79
Figura 47 – Entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação) .....	79
Figura 48 – Espectros dos sinais em torno das frequências BPFO (mancal frontal superior) para os dez passos (marcha).....	81
Figura 49 – Espectros dos sinais em torno das frequências BPFO (mancal frontal inferior) para os dez passos (marcha).....	82
Figura 50 – Espectros dos sinais em torno das frequências de engrenamento para os dez passos (marcha).....	83

Figura 51 – Espectros dos sinais em torno das frequências BPFO (mancais frontal inferior) para os dez passos (marcha).....	86
Figura 52 – Espectros dos sinais em torno das frequências BPFO (mancais traseiro inferior) para oito passos (marcha) .....	87
Figura A1 – Variação de um parâmetro baseado no biespectro .....	101
Figura A2 – Variação a curtose .....	101
Figura A3 – Energia do sinal da wavelet .....	102
Figura A4 – Índice de energia do sinal usando wavelet .....	102
Figura A5 – Índice de correlação (dilatação) .....	103
Figura A6 – Índice de correlação (erosão) .....	104
Figura A7 – Índice de correlação (fechamento).....	105
Figura A8 – Índice de correlação (abertura).....	106
Figura A9 – Diagrama para diagnóstico de falhas em componentes. ....	107
Figura A10 – Espectro do sinal do sistema com rolamento dianteiro danificado.....	108
Figura A11 – Espectro do sinal do sistema com rolamento traseiro danificado .....	109
Figura A12 – Espectro do sinal do sistema com engrenagem danificada .....	110

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Características geométricas dos rolamentos.....	23
Tabela 2 – Propriedade dos operadores morfológicos.....	32
Tabela 3 – Modelos de elementos estruturantes em diferentes escalas.....	35
Tabela 4 – Operações do Ciclo de Teste.....	43
Tabela 5 – Equipamentos Utilizados na medição de aceleração dos câmbios.....	44
Tabela 6 – Modos de danos em caixas de câmbio.....	46
Tabela 7 – Valores das frequências <i>BPFO</i> (Hz).....	67
Tabela 8 – Valores das frequências <i>BPMI</i> (Hz).....	67
Tabela 9 – Valores das frequências de engrenamento (Hz).....	68
Tabela 10 – Valores das frequências <i>BPFO</i> numérica e experimental.....	84
Tabela 11 – Valores das frequências de engrenamento numérica e experimental...	84
Tabela 12 – Valores das frequências <i>BPFO</i> numérica e experimental.....	85

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
1.1	CONTEXTO DO TEMA	1
1.2	CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA	1
1.3	OBJETIVOS	16
1.4	JUSTIFICATIVA	16
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>18</b>
2.1	CÂMBIO	18
2.2	VIBRAÇÃO	19
2.2.1	ENGRENAGENS	19
2.2.2	ROLAMENTOS	21
2.3	TRANSFORMADA DE FOURIER	23
2.4	WAVELET	25
2.4.1	ENTROPIA DA WAVELET	29
2.5	MORFOLOGIA MATEMÁTICA	31
2.5.1	ELEMENTO ESTRUTURANTE	33
2.5.2	MORFOLOGIA MATEMÁTICA MULTIESCALAR	34
2.6	ANÁLISE DE ESPECTRO	35
2.6.1	BIESPECTRO	37
2.6.2	BICOERÊNCIA	39
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>41</b>
3.1	DESCRIÇÃO DA METODOLOGIA	41
3.1.1	BANCADA DE ENSAIO	41
3.1.2	MEDIÇÕES	43
3.1.3	AQUISIÇÃO DE DADOS	43
3.1.4	DANOS	45
3.2	DEFINIÇÃO DO SINAL DE REFERÊNCIA	46
3.3	IDENTIFICAÇÃO E DIAGNOSE DOS DANOS	48
3.4	JUSTIFICATIVA DA METODOLOGIA	49
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>51</b>
4.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS	52
4.2	PARÂMETRO GLOBAL DE DANO	
526		
4.3	PARÂMETRO DE DANO PARA SINAL FILTRADO	66
4.4	IDENTIFICAÇÃO DOS COMPONENTES COM FALHAS (DIAGNOSE)	80
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES</b>	<b>88</b>
	REFERÊNCIAS	91
	ANEXO A	100
	BIESPECTRO E CURTOSE	100
	WAVELET	102
	MATEMÁTICA MORFOLÓGICA	103
	DIAGNOSE	106

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTO DO TEMA

A grande e crescente competitividade entre as indústrias, principalmente do ramo automotivo, tem impulsionado as montadoras a desenvolver novos processos e produtos que garantam otimização técnica e funcional com alta confiabilidade e redução de custos. A partir disso tem se atribuído uma importância cada vez maior para os centros de controle de qualidade que são responsáveis por manter os índices extremamente baixos de produtos defeituosos repassados ao cliente. Devido à exigência dos menores níveis de falha possível, se tornou comum a mecanização das inspeções de qualidade, (CAMPOS, 1999).

Um dos grandes desafios da indústria automobilística é aprimorar o controle de qualidade das caixas de câmbio automotivos, muitas vezes feito de maneira subjetiva, através da avaliação de ruídos emitidos. Por se tratar de um sistema complexo, muitos componentes em movimento (eixo, engrenagens, rolamentos), se faz necessário um tratamento mais rigoroso dos dados, visto que existem muitas fontes de erros e ruídos, (BARRETO, 2003). Constatado o defeito no funcionamento do sistema, que pode ser gerado no processo de fabricação ou de montagem, as engrenagens, eixos, carcaças são analisadas separadamente através de inúmeros procedimentos metrológicos. Nota-se, portanto, que tal método exige elevado custo e tempo de execução, (OLIVEIRA FILHO E DUARTE, 2007).

## 1.2 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA

Uma área que tem atraído cada vez mais interesse é a análise de danos em caixas de câmbio automotivo (WANG, 2003). A principal razão para isso é a necessidade de se desenvolver uma ferramenta computacional confiável que facilite o controle de qualidade nas linhas de produção juntamente com a redução de custos. Para a análise das condições de operação de caixas de engrenagem, através de sinais vibratórios, inúmeras ferramentas têm sido utilizadas:

- Análise de Ordem (*Cepstrum analysis*) (MORSY e ACHTENOVA 2014; NACIB *et al.*, 2013; BORGHESANI *et al.*, 2013; PARK *et al.*, 2013; BADAQUI *et al.*, 2004);

Morsy e Achtenova (2014) usaram análises de rastreamento de ordem (*order tracking*) para diagnóstico de falhas de caixa de velocidades em condições de velocidade variável para comparação de sistemas sem e com defeitos. Determinaram o valor máximo da Raiz Média Quadrática (*Root Mean Square* (RMS)) como índice de severidade. Todos os dados experimentais são adquiridos a partir da caixa de velocidades do veículo que é testada no banco de laboratório equipado com três dinamômetros. O dinamômetro de entrada serve como motor de combustão interna, os dinamômetros de saída introduzem a carga sobre os flanges dos eixos de junção de saída. O defeito é gerado em um dente da engrenagem no eixo de saída. Os resultados obtidos a partir de experimentos práticos provam que a análise de rastreamento é uma maneira correta para o diagnóstico de falha de engrenagem em condições de velocidade variável. Pode-se dizer assim que o método de análise de rastreamento de ordem extraiu informação de banda estreita (ordem) do sinal que não é revelado no espectro de frequência.

Borghesani *et al.* (2013) usaram procedimentos de análise de rastreamento de ordem, filtragem do sinal para remoção de componentes harmônicos e métodos estatísticos para detecção de falhas em rolamentos com velocidades variáveis. A eficácia da nova técnica foi testada utilizando dados obtidos em uma plataforma de teste de rolamento industrial em grande escala, capaz de reproduzir as duras condições de operação.

Nacib *et al.* (2013) mostraram que danos de engrenagem usando sinais de vibração ainda é muito atraente, porque as vibrações originadas de sinais de engrenagens não são fáceis de interpretar. Um diagnóstico de falha baseado na análise de Fourier da vibração produzido a partir de um redutor de velocidade mostrou seus limites em termos de resolução espectral. Para a segurança do helicóptero, a detecção precoce da falha de engrenagem é importante para evitar que o sistema quebre e acidente. Entre os métodos propostos na literatura, a análise cepstral mostrou eficiência. O método é capaz de detectar e prever o desenvolvimento da banda lateral.

Park *et al.* (2013) usaram um parâmetro baseado no cepstrum da variância mínima (MVC - *Minimum Variance Cepstrum*) para a observação do sinal periódico do impulso sob ambientes ruidosos. Mostraram como o método é eficiente para detectar o sinal de falha periódica feito por falhas precoces usando rolamentos de esferas

automotivos, com o qual um automóvel é equipado em condições de funcionamento. Conseguiram detectar falhas incipientes em 4 de 12 rolamentos normais que passaram no teste de aceitação, bem como em rolamentos que foram recuperados devido ao ruído e vibração. Além disso, compararam os resultados do método proposto com os resultados obtidos usando outros métodos de detecção precoce de falhas bem estabelecidos, mais antigos, que foram escolhidos de 4 grupos de métodos que foram classificados pelo domínio de observação. Os resultados demonstraram que MVC determinou períodos de falha de rolamento mais claramente do que outros métodos sob a condição dada.

Badaoui *et al.* (2004) mostraram as possibilidades oferecidas pelo uso do cepstrum de potência para o diagnóstico vibratório do sistema de engrenagens. Mostra-se que a utilização de um sinal amostrado em relação ao ângulo do eixo permite ao cepstrum preservar a sua resolução total e permite a realização de uma média síncrona para isolar cada par de engrenagens. São apresentados alguns procedimentos de monitoramento.

Randall (2016) fez uma revisão atualizada do tema trazendo o histórico detalhado das aplicações do cepstrum no campo da mecânica.

➤ *Acoustic emission* (MAZAL *et al.*, 2012; METWALLEY *et al.*, 2010; VICUÑA, 2014; LU *et al.*, 2013; LU *et al.*, 2012) também é uma ferramenta utilizada para este tipo de análise.

Mazal *et al.*(2012) estudaram a possibilidade de identificação de danos em rolamentos axiais e radiais através de ensaios envolvendo emissão acústica. Posteriormente foram ensaiadas duas caixas de câmbio automotivo (uma sem dano e uma com dano artificialmente induzido) com o objetivo de validar o método da identificação de dano na amostra através dessa técnica de ensaio. Em todos os casos estudados foram encontradas dificuldades na utilização desse método de aquisição de dados, por se tratar de um método muito sensível. Os vários componentes rotativos das caixas são fontes geradoras de emissões acústicas. As conclusões obtidas nesse trabalho indicam que o método de emissão acústica foi capaz de sinalizar a criação do dano. Contudo ainda não era possível identificar a localização e o tipo do defeito. Para isso seriam necessários mais testes e um aprimoramento da implementação de teste.

Metwalley *et al.* (2010) mostraram que a técnica de análise da emissão de ruído têm sido uma alternativa significativa para o monitoramento de caixas de câmbio automotivo e seus componentes, como engrenagens (helicoidais, cilíndricas, etc). O objetivo do trabalho era monitorar as condições de operação de uma caixa de engrenagem de único estágio, de um veículo real, utilizando a metodologia de inspeção não destrutiva em conjunto com técnicas avançadas de processamento de sinal a fim de extrair parâmetros, convencionais e novos das formas de onda, dos sinais que indicassem a presença e a evolução do dano ao longo do funcionamento do sistema. O trabalho descreve os resultados concluídos para experimentos de longo prazo (aproximadamente seis horas de duração) para um sistema de engrenagem defeituoso. Notou-se que o nível de pressão sonora (NPS) aumentava com o decorrer do ensaio, o que foi concluído como o aumento do dano no dente de engrenagem.

Vicuña (2014) procurou estudar as influências das condições de operação de engrenagens planetárias no seu sinal de emissão acústica. As conclusões de seu trabalho foram que a temperatura afeta a espessura da película de lubrificante, que determina a quantidade de contato que ocorre entre os dentes de engrenagem. A diminuição da espessura do filme tem dois efeitos contrários sobre índice de emissão acústica. A relação entre eles é dinâmica e determina o comportamento global da emissão acústica. Foram realizados testes com diferentes carregamentos e velocidades de rotação com o objetivo de avaliar a influência desses dois parâmetros também. Os resultados mostraram que a velocidade de rotação é o parâmetro mais importante (que mais influencia) os sinais de emissão acústica gerados. Em velocidades de rotação mais baixas, a influência da carga na emissão acústica pode ser significativa, porém em velocidades de rotação mais altas, a influência da carga é mascarada pela influência da velocidade de rotação. O autor afirma que embora esses resultados tenham sido obtidos a partir de experimentos realizados em uma caixa planetária, eles poderiam razoavelmente ser extrapolados para transmissões de engrenagens retas.

Lu *et al.* (2012) e Lu *et al.* (2013) propuseram um novo esquema de diagnóstico baseado acusticamente para caixa de engrenagem baseado em holografia acústica de campo próximo (NAH - *Nearfield Acoustic Holography*) e características de distribuição espacial do campo sonoro. Em primeiro lugar, simulam-se defeitos de classe múltipla: desgaste pelo fenômeno de fadiga por pitting (moderado e severo), e

quebra de dente. Em segundo lugar, os campos sonoros e as imagens acústicas correspondentes em diferentes condições de funcionamento da caixa de velocidades são obtidos por NAH com base em Transformada Rápida de Fourier (FFT – *Fast Fourier Transform*). Em terceiro lugar, introduzindo a análise de textura no diagnóstico de falhas, as características de distribuição espacial são extraídas de imagens acústicas para capturar padrões de falhas subjacentes ao campo sonoro. Mesmo com forte interferência de ruído, as características de distribuição espacial do campo sonoro puderam revelar de forma confiável os padrões de falha da caixa de câmbio com uma boa precisão e baixo custo de tempo.

Cockerill *et al.* (2016) investigaram os efeitos do aumento da velocidade de rotação e da carga na geração de emissão acústica de rolamentos de rolos cilíndricos, e verificou-se que o valor do sinal da média quadrática aumentou significativamente com o aumento da velocidade enquanto o aumento da carga teve um efeito muito mais fraco. A resposta de frequência demonstrou que ao longo de um período de desgaste a amplitude de energia na frequência de ressonância dos rolamentos aumentou com o tempo, à medida que a falha do rolamento se tornou mais significativa. Concluíram então que a ferramenta de emissão acústica tem um potencial para fornecer uma visão sobre o comportamento do rolamento em condições normais e de indicação precoce da falha do rolamento.

Ali *et al.* (2016) revisaram o uso da técnica de emissão acústica (AE) combinada com inteligência artificial (AI) no objetivo da monitorização de condições de máquinas e do diagnóstico de falhas.

➤ Técnica baseada em métodos estatísticos (*statistical methods*) (COMBET e GELMAN, 2009; SAWALHI *et al.*, 2007; GAO *et al.*, 2010; BARBIERI e BARBIERI, 2013; MONTERO e MEDINA, 2008; PRAVEENKUMAR *et al.*, 2014; DONG *et al.*, 2015; GUOJI *et al.*, 2014; WANG e CHEN, 2014).

Combet e Gelman (2009) propuseram uma metodologia para o aumento de pequenos transientes em sinais de vibração de engrenagens, a fim de detectar falhas dentais locais, tais como picadas, numa fase inicial de dano. Aplicaram um filtro de desenergização ótimo (Wiener) baseado na curtose espectral (SK - *Spectral Kurtosis*). A metodologia foi aplicada a um caso industrial e mostrou a possibilidade de detecção de superfície de dente relativamente pequena (menos de 10%) numa caixa de redução helicoidal de dois estágios. A metodologia de filtragem ótima proposta

baseada no SK parece estar bem adaptada para a detecção precoce de dano local em engrenagens.

Sawalhi *et al.* (2007) utilizaram a curtose espectral (SK) para a extração de transientes misturados com ruído, o que o torna muito poderoso para o diagnóstico de rolamentos de rolamentos. Apresentaram um algoritmo para melhorar a capacidade de vigilância da SK usando a técnica de deconvolução de entropia mínima (MED - *Minimum Entropy Deconvolution*). O uso do MED junto com a análise de SK também melhora muito os resultados da análise de envelope para fazer um diagnóstico completo da falha e tendência de sua progressão.

Gao *et al.* (2010) mostraram que problemas nos métodos de diagnóstico inteligente de caixa de velocidades estão relacionados com a informação desejada e um tamanho de amostra suficientemente grande para estudar; Desta forma, fizeram a aplicação de vários métodos para diagnóstico de falhas de caixa de engrenagens, incluindo transformada wavelet, vetores de suporte (SVM) e raciocínio baseado em regras (RBR). Mostraram que um método combinando SVM, transformada wavelet e raciocínio baseado em regras garante diagnóstico eficaz de falha de caixa de engrenagem.

Montero e Medina (2008) usaram a técnica do bispectro para detecção de falhas em rolamentos. Demonstraram que a técnica do bispectro não é eficiente para detecção de falhas locais.

Praveenkumar *et al.* (2014) testaram engrenagens com duas velocidades e condições de carga diferentes. As características estatísticas são extraídas dos sinais de vibração adquiridos. As características extraídas são dadas como uma entrada para a máquina de vetores de suporte (SVM) para identificação de falhas. O desempenho do sistema de identificação de falhas utilizando sinais de vibração são discutidos e comparados.

Dong *et al.* (2015) mostraram um trabalho na área de diagnóstico de falhas baseado em vibração para rolamentos de elementos rolantes, onde uma questão importante é a capacidade de detectar falhas o mais cedo possível. A análise do bispectro tem sido aplicada no diagnóstico dos rolamentos.

Guoji *et al.* (2014) usaram a técnica do bispectro para detecção e diagnóstico de falhas em engrenagens. WANG e CHEN (2014) usaram a técnica do bispectro aliada

com suporte vetor dados (*support vector data*) para identificação de danos em rolamentos.

➤ Transformada *wavelet* (*wavelet transform*) (WANG e MCFADDEN, 1996; FAN e ZUO, 2006; HOU *et al.*, 2010; HUSSAIN e GABBAR, 2013; VINCENZO *et al.*, 2008);

Wang e Mcfadden (1996) mostraram que a transformada wavelet é usada para representar todos os tipos possíveis de transientes em sinais de vibração gerados por falhas em uma caixa de câmbio. Os autores mostraram que a transformação fornece uma ferramenta para monitoramento de condição e diagnóstico de falhas. O sinal de vibração de uma caixa de velocidades de helicóptero foi usado para demonstrar a aplicação da wavelet sugerida utilizando um algoritmo simples. A principal vantagem da transformada wavelet para analisar o sinal é que ele possui multi-resoluções para localizar componentes de curta duração para que todos os tipos possíveis de falhas de engrenagem podem ser exibidos por uma única distribuição de escala de tempo resultante da transformação.

Fan e Zuo (2006) propuseram um novo método de detecção de falhas que combina transformada de Hilbert e transformada do pacote wavelet. Ambos os sinais simulados e os sinais de vibração real recolhidos de um simulador de dinâmica de caixa de velocidades são utilizados para verificar o método proposto. Os resultados analisados mostram que o método proposto é eficaz para extrair o sinal de modulação e ajudar a detectar a falha precoce de engrenagem.

Hou *et al.* (2010) mostraram que técnica de demodulação de ressonância é amplamente utilizada para diagnosticar falhas de rolamentos. A fim de reduzir a influência da perda de energia da ressonância demodulada tradicional, é proposta uma nova abordagem baseada na transformação wavelet harmônica (HWT) para extrair as características de falha do rolamento. A partir dos resultados da simulação numérica este método provou ser eficiente na detecção do sinal de impacto em meio ruidoso.

Hussain e Gabbar (2013) mostraram uma técnica de filtragem adaptativa wavelet para identificação de falha aprimorada em caixas de câmbio. Com base na análise de wavelets de Morlet e métodos de otimização convencionais, é feita uma filtragem adaptativa para a remoção de ruído de fundo dos sinais de vibração provenientes das caixas de engrenagens. Um momento estatístico de quarta ordem, kurtosis, é usado

como uma função objetiva para otimizar. Um sinal filtrado é obtido escolhendo a wavelet de Morlet adequada que maximiza a curtose. O framework de otimização utiliza técnicas de busca acelerada unidimensionais e multidimensionais para acelerar a convergência no espaço de busca de soluções. Um novo método de extração de características baseado em transientes baseado no espectro de resposta de choque é usado para extrair características que representam o estado de saúde da caixa de câmbio. A eficácia e a viabilidade do método proposto foram demonstradas em dados experimentais da caixa de velocidades. A técnica proposta permite uma elevada relação sinal / ruído para detecção de falhas na caixa de velocidades.

Vincenzo *et al.* (2008) apresentaram um novo algoritmo de detecção de ruído de caixa de velocidades com base na análise de pontos específicos de sinais de vibração utilizando a Transformada Wavelet. O algoritmo proposto é comparado com um algoritmo previamente desenvolvido associado com a decomposição de Fourier usando janela Hanning. Simulação realizada em dados reais demonstram que o algoritmo WT atinge uma precisão comparável enquanto tem um menor custo computacional. Isso torna o algoritmo WT um candidato apropriado para o processamento rápido da caixa de engrenagens com ruído.

Er-raoudi *et al.* (2016) desenvolveram um método de classificação para o diagnóstico de defeitos de engrenagem. O método de classificação proposto baseou-se nas redes neurais, transformada discreta de wavelet e análise de componentes principais. Um sistema de caixa de câmbio com seis graus de liberdade (DOF) foi simulado em MATLAB e Simulink. Os defeitos foram introduzidos no modelo. Este método permitiu classificar as características extraídas em duas classes, sem e com defeito, com uma taxa de classificação correta.

Wirtz *et al.* (2016) realizaram testes em caixas de engrenagens para detectar danos em engrenagens de dente reto. A análise wavelet foi utilizada para extrair sinais específicos de danos a partir do domínio tempo/frequência. Diferentes estados de desgaste, em particular micro-pitting e pitting, foram reconhecidos a partir do espectro de frequência. Estes resultados indicaram que os danos de peças rotativas podem ser identificados por meio de sensores fixos acoplados na engrenagem durante a operação.

➤ *Morphologic analysis* (CHEN *et al.*, 2015; ZHANG *et al.*, 2008; LI e XIAO, 2012; CHEN *et al.*, 2014; RAJ e MURALI, 2013; HAN *et al.*, 2009; HAO e CHU, 2009) também é uma técnica bastante utilizada.

Chen *et al.*(2015) propuseram em seu trabalho um novo elemento estruturante (SE - *structuring element*) *double-dot* construído para morfologia matemática multi-escalar. Comparado com o elemento estruturante mais frequentemente utilizado, o *flat*, o *double-dot* pode extrair mais características dos sinais originais em diferentes escalas. Os sinais de vibração, medidos a partir de rolamentos defeituosos com defeitos na pista externa de rolamento, falhas na pista interna de rolamento e falhas nos elementos rolantes, são utilizados para avaliar a capacidade de detecção de falhas a partir do SE proposto e o método de diagnóstico de falha de rolamentos. Os resultados mostraram que falhas em diferentes níveis podem ser identificadas, incluindo falha de esfera; E a localização da falha de pista exterior também pode ser diferenciada.

Zhang *et al.*(2008) propuseram uma nova abordagem para o diagnóstico de falhas usando análise morfológica multiescalar para extrair características impulsivas dos sinais com forte ruído de fundo. A morfologia multiescalar foi aplicada ao sinal unidimensional definindo as escalas de comprimento e altura dos elementos estruturantes (SEs). Um algoritmo adaptativo com base no valor de pico local também é introduzido. A nova abordagem tornava a seleção dos SEs mais transparente e independente das regras empíricas. Ambos os sinais simulados, impulsivos e de vibração, de dois rolamentos de rolos defeituosos são empregados para validar o algoritmo proposto. As falhas de rolamento apresentadas na validação incluem falhas nas pistas interna e externa de rolamento. Os resultados dos testes mostraram que a análise morfológica multiescalar é eficaz e robusta para extrair características morfológicas.

Li e Xiao (2012) desenvolveram um novo algoritmo de classificação de padrões supervisionados aplicado ao diagnóstico de falhas com base no filtro morfológico adaptativo de ordem de classificação unidimensional. Com base nos procedimentos, ele conseguiu reconhecer diferentes ruídos dos sinais. Os parâmetros do algoritmo proposto estão sujeitos a escolha aleatória e ajustes, o que tornou o algoritmo prontamente utilizável em muitas aplicações.

Chen *et al.*(2014) propuseram um elemento estruturante (SE) triangular baseado em sinal, de acordo com as estatísticas da magnitude de um sinal de vibração, juntamente com a metodologia associada, que processa o sinal de rolamento por análise de matemática morfológica (MM) para obter o espectro morfológico. Uma análise de correlação no espectro morfológico foi empregada para obter a classificação final de falhas de rolamentos. O desempenho de classificação do método proposto foi avaliado por um conjunto de sinais de vibração de rolamento com falhas internas de pista, bola e pista externa, respectivamente. Os resultados mostraram que todas as falhas puderam ser detectadas de forma clara e correta. A análise de correlação do espectro morfológico com SE proposto apresentou um melhor desempenho no diagnóstico de falhas de rolamento, em especial na identificação da localização da falha de pista externa e no grau de severidade da falha.

Raj e Murali (2013) desenvolveram uma nova técnica com operadores morfológicos e inferência *fuzzy* a fim de que remover o ruído no sinal de vibração que camufla os impulsos do sinal causados pelos danos em rolamentos de máquinas rotativas. A eficácia dos operadores morfológicos estava ligada com a correta seleção de elementos estruturantes (SEs). Este artigo também propunha um novo algoritmo para esta seleção, baseada na curtose, tornando a análise livre de métodos empíricos. Quando analisados com três modos diferentes de falhas, os resultados mostraram que este método era eficaz e robusto para realçar os impulsos. Com a inferência fuzzy sendo acoplado a esta nova técnica, tornou o algoritmo capaz de detectar as falhas precoces também.

Han *et al.*(2009) a fim de classificar as tarefas mentais em Interfaces Cérebro-Computador, propuseram um método de extração de características baseado no espectro de padrão. O elemento estruturante morfológico *flat* (plano) foi selecionado de acordo com as características do eletroencefalograma (EEG) e as características morfológicas de diferentes escalas foram obtidas com o espectro padrão. Em seguida, máquinas de vetores de suporte foram usados como classificadores. Os resultados dos testes mostraram que a precisão média da classificação é de até 97,7% para dois tipos de tarefas mentais e 93,0% para cinco tipos de tarefas mentais. Este método utilizou um cálculo simples e um desempenho eficaz da extração da performance, o que validou o método para controle em tempo real do EEG.

Hao e Chu (2009) neste artigo apresentaram um novo esquema de decomposição morfológica para o diagnóstico de falhas em rolamentos de rolos. O esquema foi desenvolvido com base na teoria de wavelet morfológica tanto para a extração de características de impulso como para o alisamento de ruído no processamento de sinal e sua eficiência foi avaliada usando dados simulados e sinais medidos a partir da bancada de teste dos rolamentos. Em comparação com outros tipos de análise o esquema de decomposição se fez mais eficaz e adequado para o diagnóstico de rolamentos em máquinas rotativas.

Yu *et al.* (2016) propuseram um método de análise de componentes morfológicos melhorados para o diagnóstico de falha composto em caixas de câmbio. Quando falha de engrenagem e falha de rolamento ocorrem simultaneamente, o sinal de falha da caixa de engrenagens contém componentes de engrenamento (relacionados com a falha da engrenagem) e componentes de impulsos periódicos (relacionado à falha do rolamento). As características de falha correspondentes puderam ser separadas por diferenças morfológicas dos componentes. Em seguida, o sinal de falha composto foi decomposto no componente de engrenagem e no componente de impulso periódico. Finalmente, os componentes separados foram submetidos à análise de espectro de envelope de Hilbert. As falhas da engrenagem e do rolamento puderam ser diagnosticadas de acordo com os espectros de envelope dos sinais de falha separados. Simulação e estudos experimentais validaram a eficácia do método proposto para o diagnóstico de falhas composto de caixas de câmbio.

➤ Outros métodos de análise envolvem a transformada de Hilbert, extração do envelope, análises espectrais, redes neurais e técnicas no domínio do tempo (MURUGANATHAM *et al.*, 2013; RAFIEE *et al.*, 2007; LIU *et al.*, 2006; LI *et al.*, 2012; GUO *et al.*, 2014; ZHAN e MAKIS, 2006; HONG e DHUPIA, 2014; REUBEN e MBA, 2014; JAYASWAL *et al.*, 2010).

Muruganatham *et al.* (2013) propuseram um método simples de série temporal para extração de característica de falha de rolamento usando análise de espectro singular (SSA – *Singular Spectrum Analysis*) do sinal de vibração. O método é fácil de implementar e característica de falha é ruído imune. Dois métodos de extração de recursos baseados em SSA são implementados. No primeiro método, os valores singulares do número selecionado são adotados como características de falha, e no segundo método, a energia dos componentes principais correspondentes aos

números SV selecionados são usados como características. Uma rede neural artificial é usada para o diagnóstico de falhas. Os algoritmos foram avaliados utilizando-se dois conjuntos de dados experimentais - um de um rolamento de motor submetido a diferentes níveis de severidade de falha em várias cargas, com e sem ruído, e outro com dados de vibração de rolamento obtidos na presença de uma caixa de transmissão. O efeito do tamanho da amostra, tamanho da falha e carga na característica de falha é estudado. São discutidas as vantagens do método proposto sobre o método de séries temporais de saída. Os resultados experimentais demonstram que o método proposto de diagnóstico de falhas de rolamentos é simples, tolerante ao ruído e eficiente.

Rafiee *et al.*(2007) usaram um novo procedimento que reconhece experimentalmente as engrenagens e falhas de rolamentos de um sistema típico de caixa de engrenagens usando uma rede neural perceptron de várias camadas. O vetor de característica que é um dos parâmetros mais significativos para projetar uma rede neural apropriada foi inovado pelo desvio padrão dos coeficientes do pacote wavelet.

Liu *et al.* (2006) utilizaram a decomposição do modo empírico e o espectro de Hilbert como um novo método para análise adaptativa de sinais não-lineares e não-estacionários. Esta combinação foi usada para análise de sinais de vibração para diagnósticos de falhas de caixa de câmbio. Os sinais de vibração recolhidos de uma caixa de velocidades de automóvel com uma fissura de dente incipiente são utilizados na investigação. Mostraram que estes parâmetros são mais eficazes do que a frequentemente usada transformada contínua wavelet na detecção das assinaturas de vibração.

Li *et al.* (2012) apresentam um novo método de detecção de falhas para assinaturas de vibração de caixa de engrenagens usando a transformação *synchrosqueezing* (SST). Neste método são utilizados dados nos domínios tempo-frequência junto com transformada wavelet. Dados experimentais de laboratório obtidos a partir do simulador de diagnóstico do drivetrain fornecem um banco de ensaio para demonstrar a robustez do algoritmo proposto.

Guo *et al.* (2014) usaram esquema robusto de extração de características para o diagnóstico de falha de rolamento de elementos rolantes através da combinação da extração de envelope e da análise de componentes independentes. As características de vibração relacionadas às falhas podem ser separadas de distúrbios e claramente

expostas pelo espectro de envelope. Simulações e testes experimentais são conduzidos para validar o método proposto.

Zhan e Makis (2006) apresentam uma robusta técnica baseada em modelos para a detecção e diagnóstico de falhas de engrenagem em condições de carga variáveis usando o sinal residual de movimento da engrenagem. Um modelo auto-regressivo baseado em filtro de Kalman adaptável ao ruído é ajustado aos sinais residuais de movimento da engrenagem no estado saudável da engrenagem de interesse. O modelo de diagnóstico proposto é validado usando sinais de vibração de toda a vida útil da caixa de câmbio.

Hong e Dhupia (2014) desenvolveram um novo algoritmo de diagnóstico no domínio do tempo e utilizaram para monitorização de falhas de engrenagem, que mostra uma capacidade de extração de falhas melhorada a partir de tais sinais de vibração medidos. Este novo método de detecção de falhas no domínio do tempo combina a deformação rápida do tempo dinâmico, bem como as técnicas de kurtosis correlacionadas para caracterizar a falha de engrenagem local e identificar a engrenagem defeituosa correspondente e sua posição. Com base nos sinais simulados de vibração de engrenagem, a abordagem proposta se mostrou útil para o monitoramento de condições tanto no eixo fixo quanto nas caixas de engrenagens epicicloidais. Finalmente, a eficácia do método proposto na detecção de falhas de engrenagens foi validada usando sinais experimentais de uma plataforma de teste de caixa de engrenagens planetária. Para a detecção de falhas em conjuntos de engrenagens planetários, foi introduzida uma função de janela para explicar o movimento do planeta em relação ao sensor fixo, que é determinado experimentalmente e foi mais tarde empregado para a estimativa do sinal de referência.

Reuben e Mba (2014) usaram dados vibracionais reais obtidos em um helicóptero e técnicas espectrais simples para inspeção e identificação de falhas no sistema. Verificou-se que mesmo utilizando técnicas simples e corretas faixas de frequências, o sistema foi eficiente.

Jayaswal *et al.* (2010) propuseram duas novas abordagens baseadas em transformada wavelet, rede neural artificial e regras difusas para detectar e localizar defeitos em rolamentos de elementos rolantes. Os dois sistemas especialistas são desenvolvidos e testados com a utilização de sinais de vibração recolhidos a partir da

caixa de rolamento de uma instalação experimental. Os resultados experimentais mostram que as abordagens propostas são sensíveis e confiáveis na detecção de defeitos na pista externa, na pista interna e nos elementos rolantes dos rolamentos. As abordagens propostas podem ser utilizadas para outros diagnósticos de falhas, tais como falhas de engrenagem, falhas de acoplamento, correias em indústrias.

Hizarci *et al.* (2016) demonstraram que, analisando os sinais de vibração de um sistema composto por engrenagem com parafuso sem fim, e diversas técnicas de tratamento de sinais (transformada de Fourier, métodos estatísticos, entre outros), é possível detectar danos em estados iniciais.

Saucedo-Dorantes *et al.* (2016) apresentaram uma metodologia baseada na análise de vibração e corrente para o diagnóstico de desgaste em uma caixa de engrenagens e para detecção de defeito de rolamento. Os resultados obtidos mostraram a viabilidade da detecção de múltiplas falhas em uma cadeia cinemática, tornando a metodologia proposta adequada para ser utilizada na aplicação de diagnóstico de máquinas industriais.

Wang e Cheng (2016) abordaram um método de diagnóstico de falhas baseado em um método de processamento de imagem para uma caixa de engrenagens. O fluxo de diagnóstico baseado em processamento de imagem consistiu em: primeiro, o sinal de vibração após a redução de ruído por wavelet e desmodulação de sinal por transformada de Hilbert é transformada em uma imagem por análise de biespectro. Depois um recurso foi aplicado para extrair automaticamente os pontos de característica do mapa de contorno do biespectro, e por fim a dimensão do recurso é reduzida pela análise de componentes principais (PCA). A partir dos resultados experimentais, o método proposto pareceu ser capaz de diagnosticar e identificar diferentes tipos de falhas da caixa de engrenagem.

Li *et al.* (2016) apresentaram uma aplicação de análise de frequência nos sinais vibratórios de uma caixa de engrenagem danificada. Os resultados mostraram que os sinais da frequência fundamental e da segunda frequência de engrenamento fornecem as maiores informações sobre as condições de operação das engrenagens.

Li *et al.* (2017) desenvolveram um método de diagnóstico de falhas baseado em entropia dinâmica simbólica multi-escalar modificada e mínima redundância / máxima relevância para identificar as diferentes condições de operação das caixas de

engrenagem. O método proposto se demonstrou capaz de reconhecer os diferentes tipos de falhas das caixas de engrenagens planetárias.

Defeitos nos elementos de máquinas estruturas podem ser detectados monitorando a vibração. O biespectro, momento de Terceira ordem e curtose, momento de quarta ordem, ajudam a identificar o dano nos componentes mecânicos. A técnica do biespectro relaciona um conjunto de ondas em um acoplamento espectral. A curtose fornece uma indicação da proporção de amostras que desviam do padrão por um pequeno valor, em comparação com aqueles que se desviam por um grande valor (MONTERO e MEDINA, 2008; DONG *et al.*, 2015; GUOJI *et al.*, 2014; WANG e CHEN, 2014).

Matemática Morfológica (MM) é um método de análise que vem sendo desenvolvido e aplicado em vários campos de processamento de imagens e análises. Quando a MM é utilizada no processamento de sinais, a informação das características morfológicas locais do sinal são os únicos fatores determinantes. Pela decomposição morfológica do sinal, um complexo sinal pode ser separado e decomposto em vários componentes preservando as características morfológicas do sinal. A literatura revela que as pesquisas da análise morfológica dos sinais unidimensionais (1-D), especialmente no diagnóstico de falhas em máquinas e componentes, ainda é limitada (CHEN *et al.*, 2015; ZHANG *et al.*, 2008; LI e XIAO, 2012; CHEN *et al.*, 2014; RAJ e MURALI, 2013; HAN *et al.*, 2009; HAO e CHU, 2009).

A transformada wavelet é utilizada em diferentes campos da ciência, como medicina, biologia, e engenharia. Também é empregada no processamento de imagens e sinais. Na engenharia, a análise de sinais consiste basicamente na visualização da estrutura do sinal, através de compressão e decomposição. Dependendo do tipo da máquina e suas condições de operação, os sinais analisados podem ser não estacionários. Na WT (*wavelet* transform), quanto maior a frequência do sinal, mais estreita é a janela, o que auxilia numa boa relação na resolução no tempo e escala (escala pode ser interpretada similarmente como frequência). Nos estudos voltados para a análise de caixas de engrenagens, a transformada wavelet é cada vez mais utilizada como uma etapa do procedimento de análise e não como seu principal, ou único, elemento (WANG e MCFADDEN, 1996; FAN e ZUO, 2006; HOU *et al.*, 2010; HUSSAIN e GABBAR, 2013; VINCENZO *et al.*, 2008).

### 1.3 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é a preparação de um sistema de medição especialista, capaz de identificação e caracterização de danos, para análise de sinais vibratórios em caixas de câmbio automotivo. As ferramentas utilizadas para tal análise são: morfologia matemática e transformada *wavelet*.

Os objetivos específicos são:

- a) Desenvolvimento de rotinas computacionais (no ambiente MATLAB) para a identificação de falhas em caixas de câmbio;
- b) Validação do método através da análise de dados experimentais para sistemas em bom funcionamento e com defeitos;
- c) Identificação do componente danificado;
- d) Definição de um sinal padrão de análise utilizando os sinais das caixas de câmbio sem danos;
- e) Comparação dos resultados utilizando diferentes técnicas de manipulação matemática.

### 1.4 JUSTIFICATIVA

Caixas de câmbio automotivo são conjuntos de difícil inspeção uma vez que contêm muitas peças em movimento. Os métodos de controle de qualidade desses sistemas, que são empregados nas indústrias do ramo, são, até certo ponto, subjetivos e ineficientes, além de demandar alto investimento (inúmeras medições metrológicas) e serem demorados. Nesse cenário uma das possíveis alternativas é o emprego da análise de danos através de sinais vibratórios.

As ferramentas de análise de defeitos utilizando os sinais vibratórios já se demonstraram eficientes para sistemas com um menor grau de complexidade (BARBIERI e BARBIERI, 2013). Portanto, justifica-se o emprego desses sinais para a análise de sistemas mais complexos visando a otimização do controle de qualidade nas linhas de produção, tanto na diminuição dos custos como na redução significativa do tempo de controle.

Este trabalho trata-se da continuação de trabalhos que vêm sendo desenvolvidos no grupo de mecânica dos sólidos do programa de pós graduação da

Pontifícia Universidade Católica do Paraná (PUC-PR). O trabalho original foi desenvolvido por Martins, 2015. A partir daí foram utilizadas novas metodologias para a análise, tratamento de sinais e diagnose de defeitos em componentes rotativos (BARBIERI *et al.*, 2015; BARBIERI *et al.*, 2016). Os procedimentos de ensaio e os dados analisados, que serão utilizados no presente trabalho, foram desenvolvidos e obtidos, respectivamente, por Martins, 2015.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

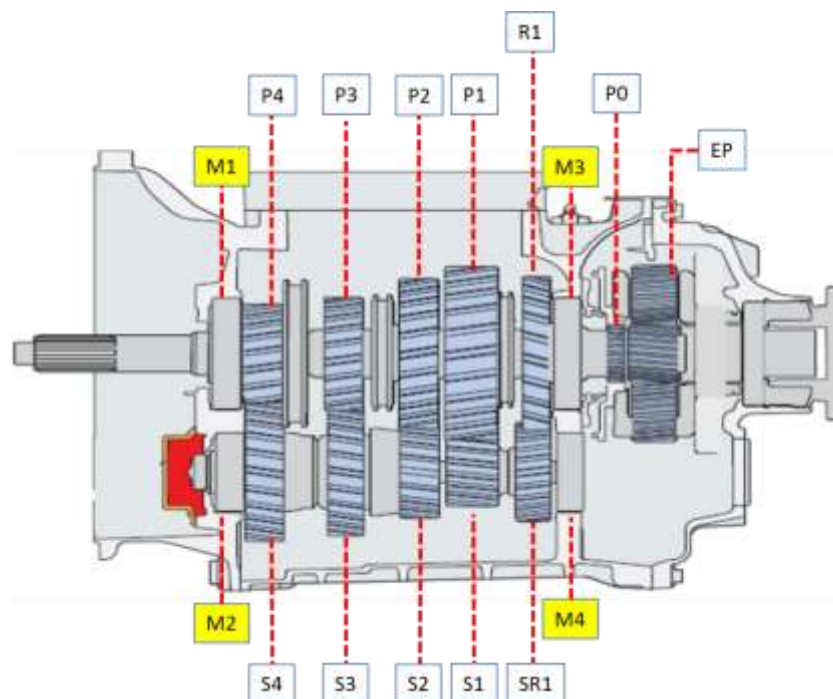
Serão apresentados neste capítulo os principais conceitos e definições utilizados no trabalho, assim como uma breve discussão das diferentes técnicas que são empregadas para o processamento de sinais de ensaios vibratórios, como teoria da wavelet, bi-espectro e matemática morfológica.

### 2.1 CÂMBIO

Um sistema de transmissão é todo conjunto de mecanismos responsáveis por transmitir a potência gerada pelo motor, à combustão no caso de veículos, até as rodas motrizes. Em veículos pesados, como, por exemplo, em um caminhão, esse sistema é composto por embreagem, caixa de câmbio, eixo cardan, diferencial e eixo. Cada um desses elementos citados tem seu funcionamento independente, embora estejam interligados. O movimento gerado pelo motor à combustão é transmitido pela embreagem, passando pela caixa de câmbio, eixo cardan, diferencial, eixo e por fim as rodas motrizes do veículo. As caixas de câmbio são formadas por duas árvores, apoiadas sobre mancais de rolamentos, engrenagens cilíndricas de dentes helicoidais, e mecanismos de sincronização e engate.

As caixas de câmbio analisadas nesse trabalho são automatizadas, tendo o mecanismo de escalonamento de marchas controlado pela central eletrônica do veículo. Apresenta também doze marchas à frente e quatro à ré. Embora apenas um par de engrenagem transmita potência de cada vez, todas as outras se mantêm em contato o tempo todo. O sistema de engate, automatizado nesse caso, que realiza a seleção e o travamento das engrenagens específicas para a escolha das marchas.

Esse modelo de transmissão é composto por três carcaças de alumínio e por quatro eixos com cinco pares de engrenagens. Na saída do sistema de transmissão tem um conjunto de cinco engrenagens planetárias responsáveis pela transmissão do torque até o flange de saída da caixa do câmbio. A Fig. 1 mostra uma representação dos elementos da caixa de câmbio.



**Figura 1** – Representação dos elementos da caixa de câmbio.

Fonte: Martins, 2015

onde M1, M2, M3 e M4 representam os quatro mancais da caixa; P1, P2, P3, P4 e R1 (marcha ré) representam as engrenagens do eixo principal; S1, S2, S3, S4 e SR1 (marcha ré) representam as engrenagens do eixo secundário; P0 representa a engrenagem solar e EP o conjunto de engrenagem planetária do eixo de saída.

## 2.2 VIBRAÇÃO

A análise dos sinais de vibração do sistema é realizada com base na vibração dos rolamentos, cônicos e de esferas, e das engrenagens do conjunto. Para isso deve-se ter conhecimento de como esses fenômenos ocorrem.

### 2.2.1 ENGRELAGENS

Engrenagens são elementos de máquinas responsáveis pela transmissão dos movimentos, multiplicando, ou reduzindo, esforços e transmitindo trabalho. Essa transmissão ocorre através de dentes, internos ou externos, e por isso também podem ser denominadas de rodas dentadas (MAZZO, 2013).

Os principais mecanismos de geração de vibrações e ruídos em um par engrenado são: erro de transmissão (mecanismo de maior relevância); mudança de rigidez no contato; impacto entre os dentes no momento inicial do contato; impacto de contato entre os elementos que não estão transmitindo torque; escorregamento entre os dentes, causando força de atrito; lubrificação deficiente (GERGES, 1996).

O erro de transmissão, fator que é o maior responsável pela vibração em pares engrenados, pode ser definido como algum desvio na velocidade angular da engrenagem movida, enquanto a velocidade angular da engrenagem motora permanece constante (CHUNG *et al.*, 1999).

Durante o engrenamento, a força de excitação que promove a vibração de um par engrenado apresenta-se de maneira periódica, sendo função da chamada frequência de engrenamento ( $f_{eng}$ ), que pode ser determinada através do produto entre a frequência de rotação da engrenagem ( $f_{rot}$ ) e do seu número de dentes ( $z$ ), como representado pela equação (1):

$$f_{eng} = z \cdot f_{rot} \quad (1).$$

Teoricamente, um par de engrenagens rígidas e com perfis evolventais perfeitos apresentariam erro de transmissão nulo. Na prática, um erro de transmissão não-nulo é adicionado a qualquer par engrenado em virtude de erros de manufatura das engrenagens, desalinhamentos durante a montagem e deformações nos dentes por conta do carregamento aplicado.

O erro de transmissão,  $\varepsilon$ , pode ser descrito como uma função da quantidade dos dentes da engrenagem motora e movida,  $Z_1$  e  $Z_2$  respectivamente, e de seus respectivos deslocamentos angulares,  $\theta_1$  e  $\theta_2$ , como observado na equação (2):

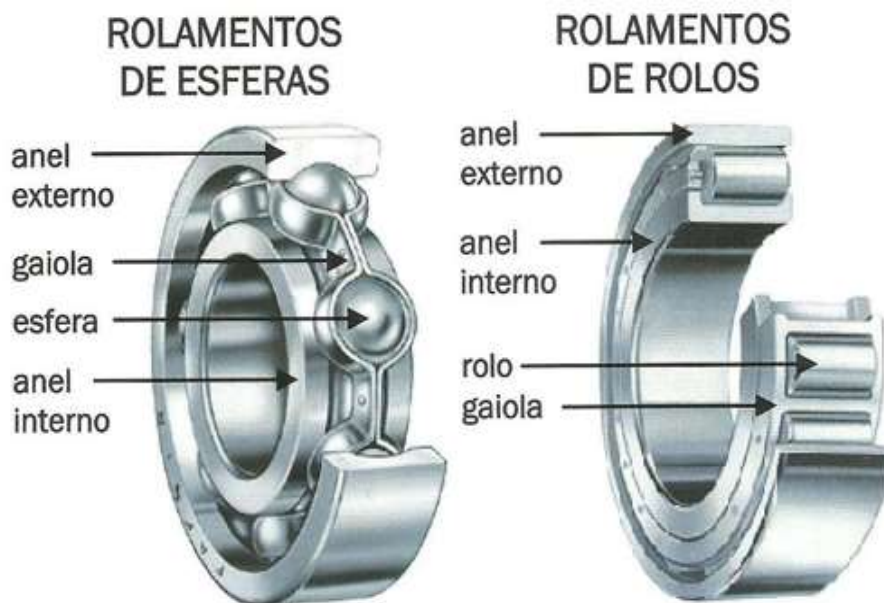
$$\varepsilon = \theta_1 - \left( \frac{Z_1}{Z_2} \cdot \theta_2 \right) \quad (2)$$

Tipicamente, defeitos em pares engrenados ressaltam bandas laterais ao redor da frequência de engrenamento,  $f_{eng}$ , e suas harmônicas. As bandas estão espaçadas em relação à frequência de engrenamento pela rotação das árvores. O surgimento de bandas se dá por conta do fenômeno de modulação.

### 2.2.2 ROLAMENTOS

Os rolamentos têm uma ampla utilização em diversos ramos industriais, máquinas e ferramentas de produção, e isso faz com que esses elementos sejam considerados muito importantes.

A estrutura da maioria dos rolamentos, Fig. 2, é composta por: pista (anel) interna, pista (anel) externa, elemento de rolagem e gaiola.



**Figura 2** – Estrutura de um rolamento. Fonte: Catálogo Galvão, 2016

Durante o funcionamento de um equipamento vibrações são geradas nos rolamentos. O sinal vibratório depende das características dos defeitos (falhas). As falhas nos rolamentos são quaisquer não uniformidades nas pistas, gaiolas ou até mesmo no elemento rolante. As principais causas para falhas dos rolamentos são: fadiga, lubrificação deficiente, contaminação, montagem incorreta, manuseio incorreto (batidas e riscos).

Falhas em rolamentos acabam excitando frequências de vibração específicas, chamadas frequências características de defeito. Elas são determinadas em função da localização da falha no rolamento (pista externa, pista interna, gaiola ou elemento rolante), da rotação a que ele está sendo submetido e de suas características geométricas.

Desse modo, é possível determinar de maneira aproximada a frequência de falha na gaiola (*FTF* – “*Fundamental Train Frequency*”), frequência de falha no elemento de rolagem (*BSF* – “*Ball Spin Frequency*”), frequência de falha na pista externa (*BPF0* – “*Ball Pass Frequency of the Outer race*”) e da pista interna (*BPFI* – “*Ball Pass Frequency of the Inner race*”) através das equações (3) a (6) (Graney e Starry, 2011) para rolamentos de pista externa fixa.

$$FTF = \frac{S}{2} \cdot \left[ 1 - \left( \frac{B_d}{P_d} \cdot \cos \theta \right) \right] \quad (3)$$

$$BSF = \frac{P_d}{2 \cdot B_d} \cdot S \cdot \left[ 1 - \left( \frac{B_d}{P_d} \cdot \cos \theta \right)^2 \right] \quad (4)$$

$$BPF0 = \frac{N_b}{2} \cdot S \cdot \left[ 1 - \left( \frac{B_d}{P_d} \cdot \cos \theta \right) \right] \quad (5)$$

$$BPFI = \frac{N_b}{2} \cdot S \cdot \left[ 1 + \left( \frac{B_d}{P_d} \cdot \cos \theta \right) \right] \quad (6)$$

onde:  $S$  – frequência de rotação (Hz);

$B_d$  – diâmetro do elemento rolante (mm);

$P_d$  – diâmetro primitivo do rolamento (mm);

$N_b$  – número de elementos rolantes;

$\theta$  – ângulo de contato (°).

Os cálculos das frequências características de defeito levam em consideração apenas o rolamento dos elementos rolantes, ou seja, exclui do cálculo qualquer deslizamento nos elementos. Contudo, sabe-se que nas condições de operação deslizamentos ocorrem, o que pode alterar os valores das frequências calculadas para os valores reais. Outro detalhe importante está no fato de que ao redor do pico da frequência característica de defeito, observam-se picos menores ao seu redor. Este efeito está relacionado com o fenômeno de deslizamento e variação rotacional. A Tab. 1 mostra as características geométricas dos rolamentos utilizados nesse trabalho.

Tabela 1 – Características geométricas dos rolamentos

Posição do Mancal	Número de rolos ( $N_b$ )	Diâmetro dos elementos rolantes ( $B_d$ - mm)	Diâmetro raiz ( $P_d$ - mm)	Ângulo de contato ( $\theta$ - °)
Frontal superior	20	18,21	106,42	15,64
Traseiro superior				
Frontal inferior	20	13,40	74,80	15,50
Traseiro inferior				
Apoio do eixo de entrada	15	12,32	55,70	10,27
Eixo de saída	12	17,46	111,70	0,00

Fonte: Catálogo Koyo, 2015

### 2.3 TRANSFORMADA DE FOURIER

A análise de Fourier, que utiliza um somatório de componentes harmônicos, senos e cossenos, é a ferramenta mais conhecida para a análise de sinais. A técnica de Fourier é possível de ser utilizada para qualquer sinal, desde que seja considerada uma baixa frequência, ou seja, período grande.

É utilizada para transformar uma função no domínio do tempo para o domínio da frequência. Transformada de Fourier, termo normalmente empregado para transformada de Fourier para funções contínuas, representa qualquer função integrável  $f(t)$  no tempo como a soma de exponenciais complexas com frequência angular  $\omega$ , medida em rad/s, e amplitude complexa  $F(\omega)$ . A transformada de Fourier é:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt \quad (7)$$

E a transformada inversa de Fourier, representação de uma função no domínio da frequência para uma função no domínio do tempo, é:

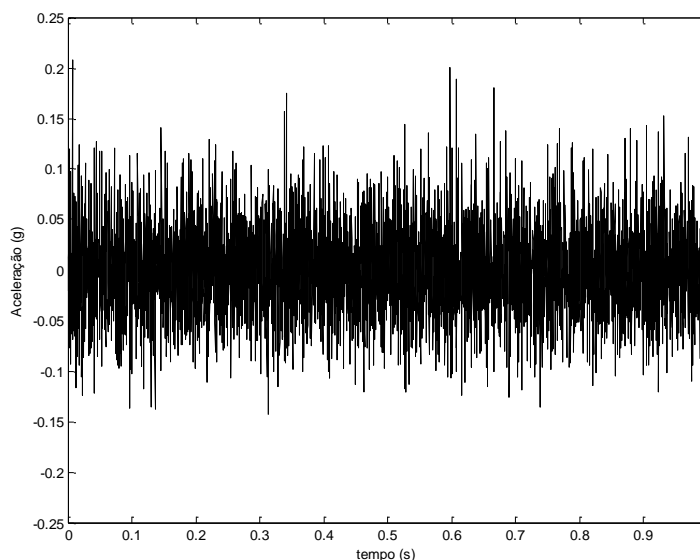
$$f(t) = F^{-1}(F(\omega)) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{i\omega t} d\omega \quad (8)$$

Quando o intervalo de tempo é finito, uma solução alternativa, utilizando a mesma ferramenta, Transformada Discreta de Fourier, é utilizada. Esse outro tipo de transformada é muito importante já que possibilita a implementação computacional, uma vez que se trabalha, no caso da análise de sinais vibratórios, com uma série de dados e não com uma função. A transformada discreta de Fourier é definida como:

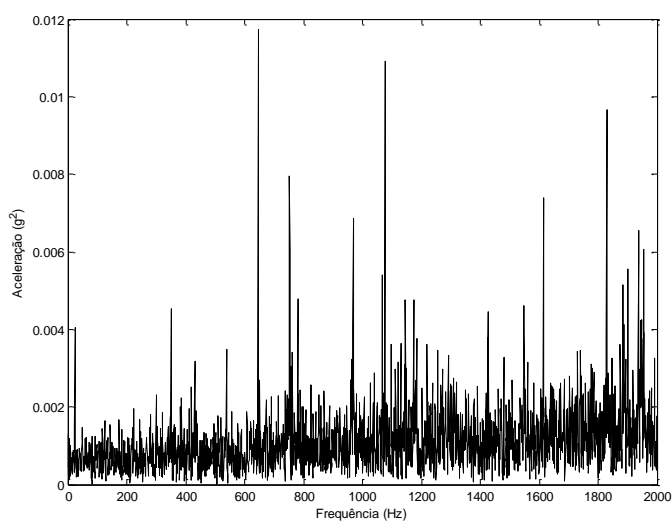
$$X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i\omega n} \quad (9)$$

sendo  $X(\omega)$  a série de dados no domínio da frequência e  $x(t)$  o sinal, a ser transformado, no domínio do tempo.

As transformadas de Fourier são muito eficientes para a análise de sinais estacionários, sinais em que não são observadas variações de frequência ao longo do tempo, porém não se comporta da mesma maneira para sinais transientes, não estacionários. Para que se contorne esse tipo de problema, sinal que apresenta características não estacionárias, um dos métodos mais utilizado é o método utilizando a transformada wavelet. A Figura 3 mostra um sinal no domínio do tempo e a Fig. 4 um sinal no domínio da frequência após aplicar a transformada de Fourier.



**Figura 3** – Sinal no domínio do tempo. Fonte: O autor, 2017



**Figura 4** - Sinal no domínio da frequência. Fonte: O autor, 2017

## 2.4 WAVELET

A transformada Wavelet permite a decomposição do sinal em função do tempo (via translação) e em escala (via dilatação ou contração), ao invés de análises no domínio do tempo e frequência como é o caso das Transformadas de Fourier. A análise tempo-escala possibilita detalhar, localmente, as informações em um sinal e, além disso, não necessitam, para a representação de uma função, de uma enorme quantidade de coeficientes como era o caso da Transformada de Fourier. Por fim, outra diferença notável entre os dois métodos de análise de sinais é que o método da transformada Wavelet permite a utilização de um conjunto infinito de funções base e não apenas funções exponenciais.

O princípio de análise para sinais transientes foi estudado inicialmente por Gabor (1944). Em seu trabalho há uma tentativa de analisar os sinais no domínio do tempo e da frequência de maneira simultânea. Embora tenha conseguido a manipulação de uma série de dados, através da transformada de Fourier, com janelas móveis, o comprimento das mesmas era fixo, apresentando uma incerteza. O princípio de incerteza de Heisenberg define justamente essa incerteza. De acordo com esse princípio é impossível obter informações exatas no domínio do tempo e da frequência de maneira simultânea. Afirma ainda que nenhuma informação do tempo pode ser obtida no domínio da frequência e vice-versa.

O método utilizando wavelets, que propõe tamanho de janelas variáveis, de acordo com a frequência, surgiu com Morlet e Grossmann (1984). O método proposto apresentava tamanhos de janelas flexíveis, sendo mais largas quando a frequência era menor e mais finas com frequências mais altas.

Wavelet, termo traduzido como pequena onda, refere-se ao comprimento finito da função de janela, uma vez que é oscilatória e variável com a frequência. As funções das diferentes regiões de análise derivam-se sempre da função wavelet denominada como wavelet mãe ( $\psi$ ). Esta onda “mãe” serve de modelo para a geração das outras ondas de janela. A função wavelet mãe deve satisfazer as seguintes condições:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (10)$$

e

$$\int_0^{+\infty} \frac{|\psi'(\omega)|^2}{\omega} \cdot d\omega < \infty \quad (11)$$

sendo  $\psi'(\omega)$  a transformada de Fourier de  $\psi(t)$ .

A wavelet mãe é obtida, então, a partir da transformada de Fourier, mas mesmo assim apresentam características muito diferentes que estão relacionadas com a frequência do sinal.

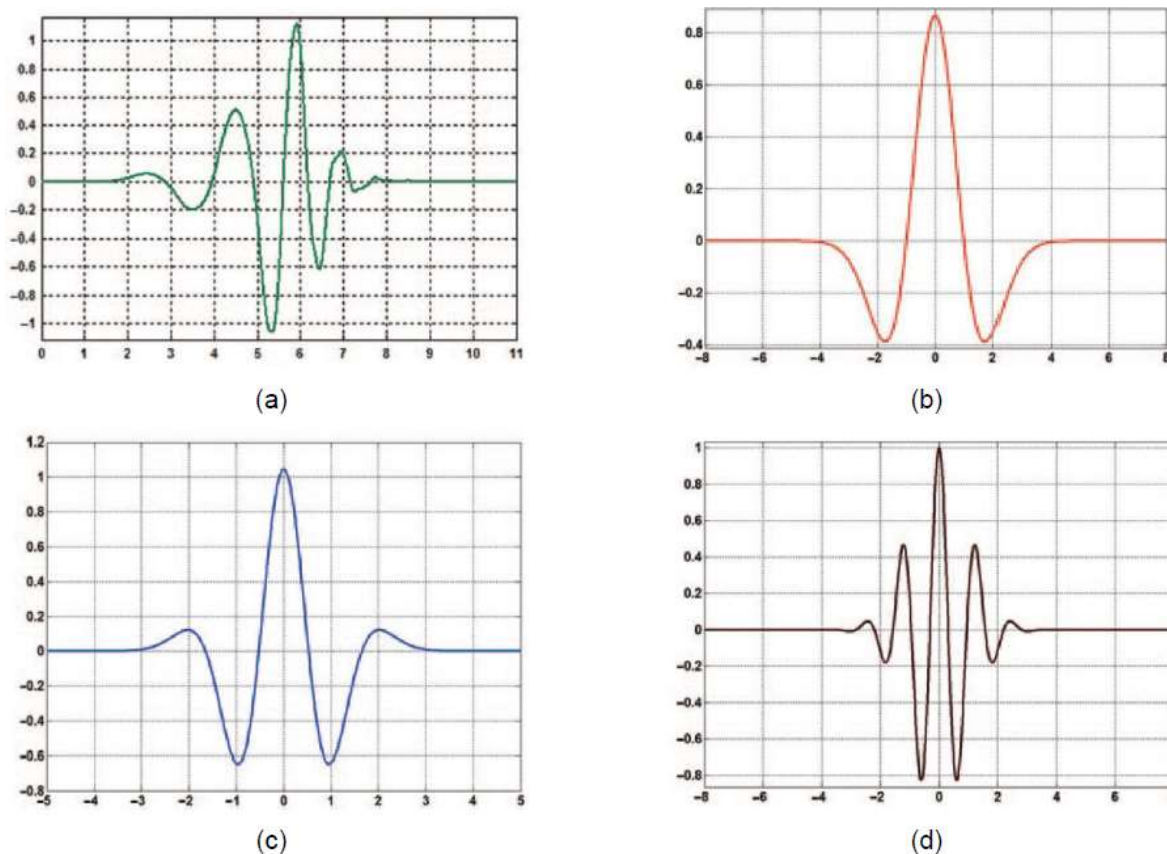
A transformada wavelet contínua é então definida por, Daubechies (1988), como:

$$(W_f f)(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (12)$$

As funções wavelet ( $\Psi_{a,b}$ ), são obtidas, a partir da wavelet mãe, através de processos de dilatação e translação em função da frequência do sinal. Esses processos são definidos como:

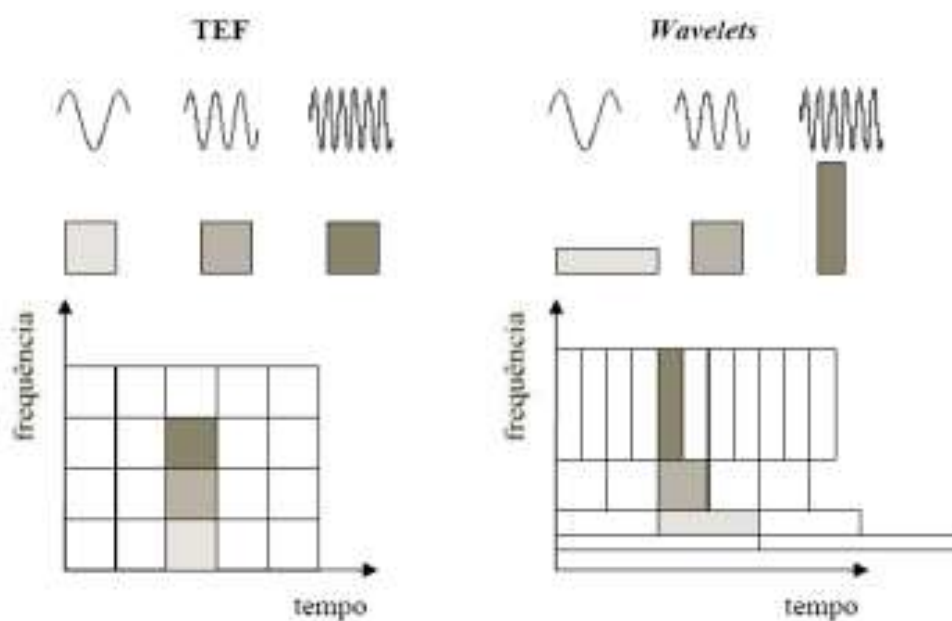
$$\Psi_{a,b}(t) = \left| \frac{1}{\sqrt{a}} \right| \cdot \Psi \left( \frac{t-b}{a} \right) \quad (13)$$

onde  $a, b \in \mathbb{R}$  (reais),  $a \neq 0$ ,  $a$  é o valor que representa o parâmetro de dilatação e  $b$  representa o parâmetro de translação. A transformada wavelet contínua é o somatório sobre todo o tempo das wavelets geradas a partir da wavelet mãe. Os diferentes formatos de wavelets mãe são apresentados na Figura 5.



**Figura 5** – Exemplos de wavelet mãe: (a) Daubechies, (b) Mexican Hat, (c) Gaussian e (d) Morlet. Fonte: Reda Taha *et al.*(2006)

Faria (1997) faz uma comparação entre a transformada wavelet e a transformada rápida de Fourier, na ocorrência de diferentes frequências conforme a Figura 6. O método de Fourier analisa as diferentes faixas de frequência com a mesma resolução já que divide de forma constante e regular o plano tempo-frequência. Já o método de wavelet analisa com resolução distinta as diferentes frequências do sinal, sendo uma resolução temporal melhor para frequências maiores, já que as ondas são mais finas e de menor duração, em relação às frequências menores.



**Figura 6** – Comparação do tamanho de janelas em diferentes frequências para os métodos de Fourier (esquerda) e wavelet (direita). Fonte: Faria (1997)

As diversas funções wavelet depois de linearmente combinadas recebem a denominação de pacote wavelet. A localização tempo-frequência é a principal propriedade do pacote. A modulação ( $i$ ), escala ( $j$ ) e parâmetros de conversão ( $k$ ) são os índices do pacote wavelet  $\psi_{j,k}^i$ , e são definidos como:

$$\psi_{j,k}^i(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi^j(2^j t - k), \quad i = 1, 2, 3 \dots \quad (14)$$

A representação de uma combinação linear das funções wavelet,  $\psi_{j,k}^i(t)$ , fornece o sinal de componente de pacote wavelet,  $f_j^i(t)$ , que podem ser obtido através da dedução que se segue:

$$f_j^i(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k}^i(t) \psi_{j,k}^i(t) \quad (15)$$

$$c_{j,k}^i(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}^i(t) dt \quad (16)$$

$$f(t) = \sum_{i=1}^{2^j} f_j^i(t) \quad (17)$$

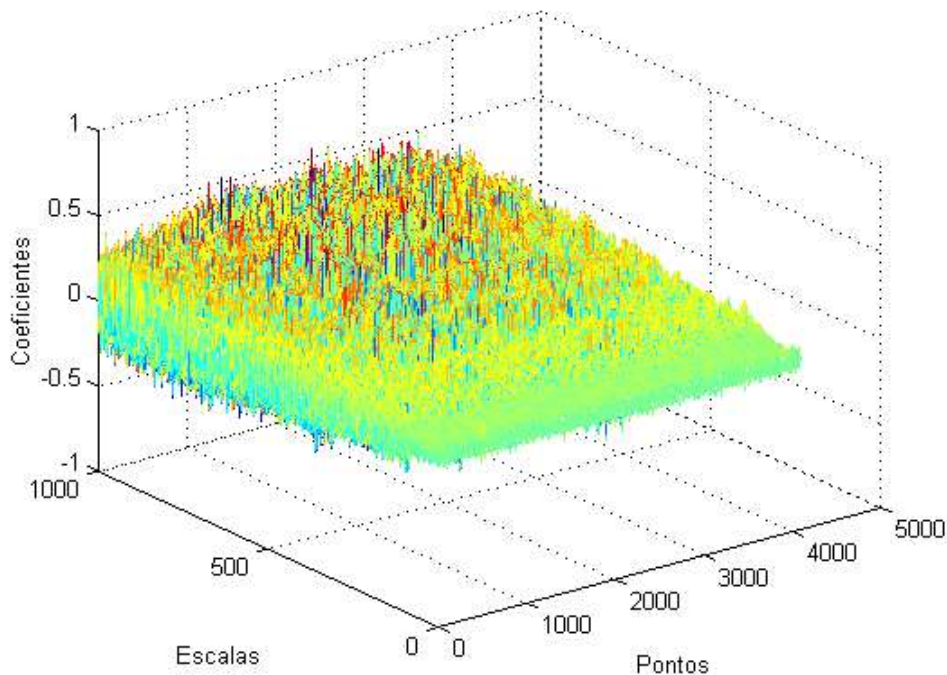
em que  $c_{j,k}^i$  são os coeficientes do pacote wavelet.

A respeito dos sinais vibratórios, o indicativo de existência ou não do dano pode ser obtida através da análise do índice de energia do pacote wavelet. A razão de energia do sinal de um pacote wavelet ( $\Delta(E_{f_j})$ ) no nível  $j$  é definido como:

$$\Delta(E_{f_j}) = \sum_{i=1}^{2^j} \frac{|(E_{f_j}^i)_b - (E_{f_j}^i)_a|}{(E_{f_j}^i)_a} \quad (18)$$

sendo  $(E_{f_j}^i)_a$  a energia do sinal do componente sem o dano e  $(E_{f_j}^i)_b$  a energia do sinal do componente com algum dano.

A Fig. 7 mostra a transformada wavelet para o sinal mostrado na Fig.3.



**Figura 7** – Representação de um sinal usando a transformada wavelet. Fonte: O autor, 2017

#### 2.4.1 ENTROPIA DA WAVELET

A entropia da wavelet, que está associada à energia do sinal, já se provou um método eficiente para a detecção de danos em estruturas e sistemas (EL SAFTY e EL-ZONKOLY, 2008).

Quando o processo a ser analisado é caracterizado por ser organizado, a entropia wavelet do seu sinal tende a ser mínima. De maneira contrária, quando o

processo consiste de um sinal com sobreposições de atividades, a entropia wavelet tende a ser máxima.

O princípio dessa ferramenta se baseia no fato de que sinais mono-frequenciais são representados em apenas uma escala (nível) através do método das wavelets e nessa escala está concentrada 100% da energia do sinal. Desta maneira o valor da entropia da wavelet é mínima. Por outro lado, sistemas que excitam muitas frequências diferentes, ruído branco por exemplo, são representados por muitas escalas no método de wavelets e todas contribuem para o total de energia. Isto eleva o valor da entropia wavelet ao seu valor máximo.

Sabe-se que um sinal discreto  $x(n)$ , depois de aplicada a transformada rápida no instante  $k$  e escala  $j$ , tem coeficientes em alta frequência  $D_j(k)$  e componentes de baixa frequência  $A_j(k)$ . Desta maneira, o sinal original pode ser representado como uma soma de todos esses componentes (eq. (19)) (EL SAFTY e EL-ZONKOLY, 2008)

$$X(n) = \sum_{j=1}^J (D_j(n) + A_j(n)) \quad (19)$$

A definição matemática da entropia wavelet surge da definição da entropia normalizada de Shannon (eq. (20))

$$E_j = -\sum_k E_{jk} \log E_{jk} \quad (20)$$

onde  $E_{jk}$  é a energia do espectro da wavelet na escala  $j$  no instante  $k$  e é definida matematicamente como (eq (21))

$$E_{jk} = |D_j(k)|^2 \quad (21)$$

A análise de sistemas utilizando este tipo de ferramenta já provou ser capaz de identificar falhas em sistemas de força (EL SAFTY e EL-ZONKOLY, 2008), mudanças eletroencefálicas (o que pode causar ataques epiléticos) (WANG *et al.*, 2011), sistemas de isolamento elétrico (SHRIVASTAVA *et al.*, 2012), arritmia (KALRA *et al.*, 2015), entre outras aplicações como análise de sinais elétricos cerebrais de curta duração (ROSSO *et al.*, 2001).

## 2.5 MORFOLOGIA MATEMÁTICA

Originalmente formulada por Serra (1982) para o tratamento de imagens binárias, a morfologia matemática é hoje uma das ferramentas empregadas para a análise e tratamento de sinais unidimensionais no domínio do tempo. Os sinais manipulados nesse projeto são sinais unidimensionais discretos.

Historicamente os trabalhos que utilizam morfologia digital são muito recentes, uma vez que demandam a utilização de ferramentas mais sofisticadas, como computadores digitais, para o processamento dos sinais. Este método se concentra na estrutura geométrica dos elementos e seu embasamento matemático recorre à teoria dos conjuntos, tema estudado desde o princípio da matemática.

Basicamente o processamento de sinais através desse método modifica o formato do sinal através de sua interação com outro elemento de natureza mais simples e conhecido, denominado elemento estruturante (NIKOLAOU e ANTONIADIS, 2002). As operações matemáticas do método da matemática morfológica são erosão, dilatação, abertura e fechamento (ZHANG *et al.*, 2008).

Se  $f(n)$  é o sinal original unidimensional, e sua função discreta no domínio  $F = (0; 1; 2; \dots; N-1)$  e  $g(m)$  é o elemento estruturante cuja função é discreta no domínio  $G = (0; 1; 2; \dots; M-1)$ , os operadores morfológicos de erosão e dilatação, de  $f$  por  $g$ , podem ser definidos como:

$$(f \ominus g) = \min[f(n + m) - g(m)], \quad m \in 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (22)$$

$$(f \oplus g) = \max[f(n - m) + g(m)], \quad m \in 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (23)$$

onde  $\ominus$  corresponde ao operador de erosão e  $\oplus$  ao operador de dilatação. Baseados nesses dois operadores, outros dois são definidos, o de abertura e fechamento, de  $f$  pelo elemento estruturante  $g$ . Suas equações respectivas são:

$$(f \circ g) = (f \ominus g \oplus g)(n) \quad (24)$$

$$(f \bullet g) = (f \oplus g \ominus g)(n) \quad (25)$$

onde  $(\circ)$  está relacionado ao operador de abertura e  $(\bullet)$  ao fechamento.

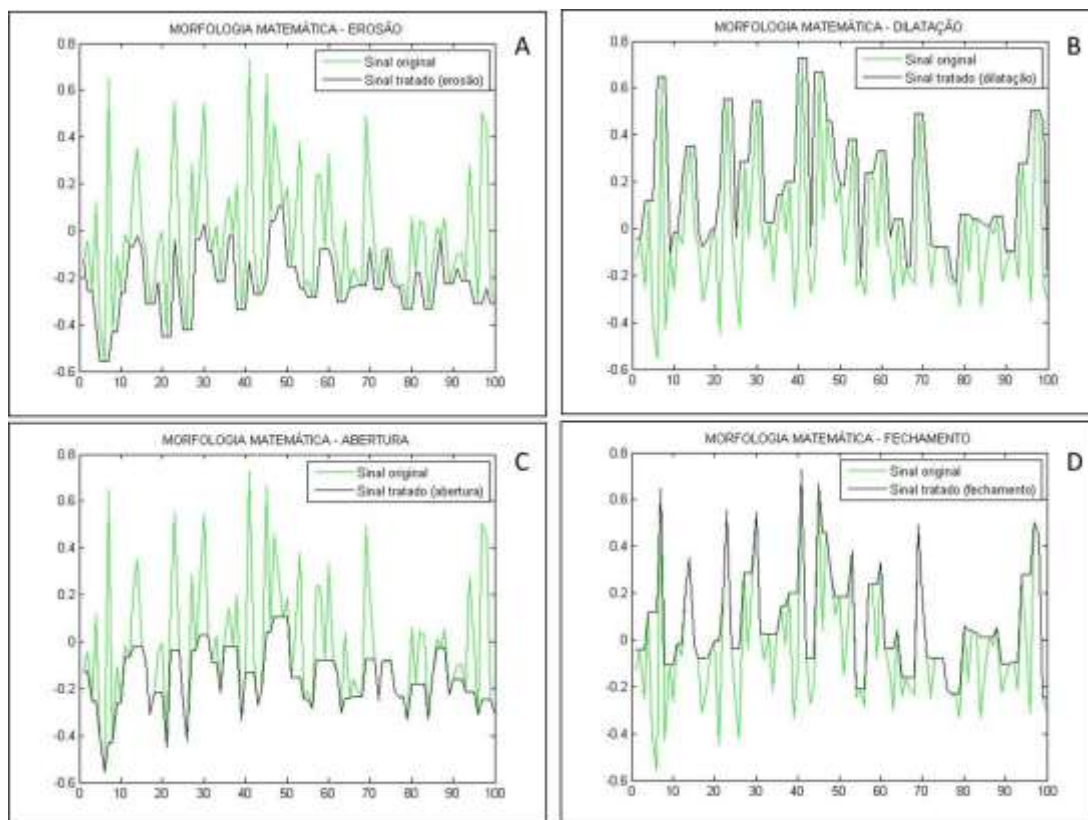
Os quatro operadores matemáticos morfológicos podem ser usados para extrair as características de um sinal. Cada operador está relacionado à uma característica básica sob o seu efeito no sinal tratado. Chen *et al.* (2013) descreve seus efeitos da

seguinte maneira: as funções de fechamento tendem a reduzir picos negativos dos sinais. As funções de abertura por sua vez tendem a reduzir picos positivos do sinal tratado. A erosão, que tem efeito nos picos positivos e negativos, pode reduzir os primeiros e atenuar os segundos. E, por fim, a operação de dilatação tem o efeito contrário, atenuando os picos positivos e reduzindo os picos negativos. A Tabela 2 resume o efeito dos operadores morfológicos no sinal tratado e a Figura 8 ilustra cada uma dessas operações em um sinal hipotético:

**Tabela 2** – Propriedade dos operadores morfológicos

Operador Morfológico	Impulso Negativo	Impulso Positivo
Erosão	Atenua	Reduz
Dilatação	Reduz	Atenua
Abertura	Preserva	Reduz
Fechamento	Reduz	Preserva

Fonte: Chen *et al.*, 2013



**Figura 8** – Efeito dos operadores morfológicos em um sinal fictício  $f_n$

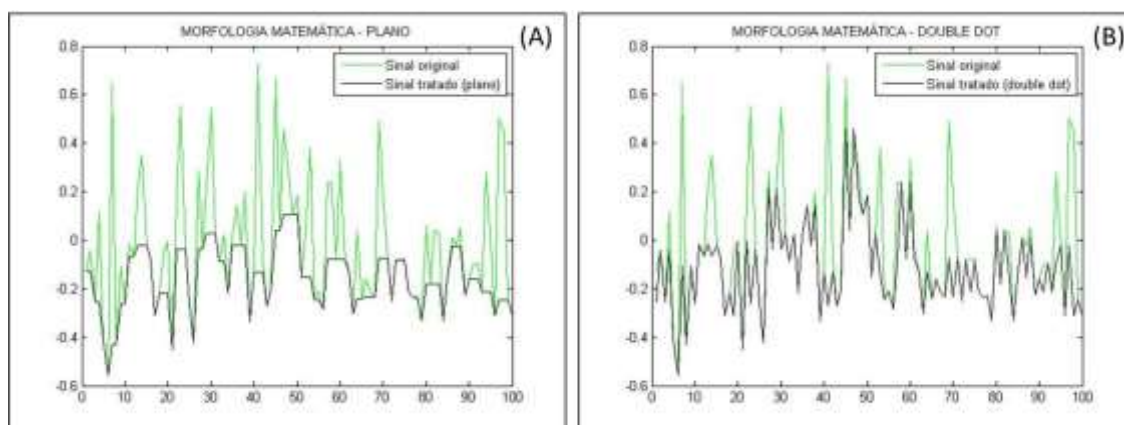
Fonte: Martins, 2015

Para o caso da análise de sinais vibratórios com características impulsivas as operações de abertura e fechamento são muito interessantes, de acordo com Dong *et al.*(2011), já que permitem a detecção dos pulsos negativos e positivos no sinal.

### 2.5.1 ELEMENTO ESTRUTURANTE

De acordo com Serra (1982) definir os parâmetros de um elemento estruturante utilizado nas operações tem um impacto direto no tratamento de sinal através da morfologia matemática. Usualmente os elementos estruturantes selecionados devem ser compactos e possuir formato com base no sinal tratado, desde que sendo mais simples, embora não existam regras para tal seleção. A proposta da utilização de um elemento plano para a extração de elementos impulsivos de um sinal (NIKOLAOU e ANTONIADIS, 2003), contribui para a simplicidade do tratamento e pelo baixo comprometimento da capacidade de processamento computacional. Esse elemento, que pode ser representado por  $\{0, 0, 0\}$ , pode ser variado somente em comprimento (quantidade de elementos). Sendo assim, quanto mais longo, melhor se caracteriza como um filtro para o sinal tratado.

O elemento Double dot, mostrado por Chen *et al.* (2013), consegue analisar de maneira mais precisa as características do sinal unidimensional tratado. Sua forma simplificada pode ser representada por  $\{1, 0, 1\}$  e por definição apresenta sempre o primeiro e último elemento iguais a 1 e o restante igual a zero. Esse elemento foi utilizado no projeto uma vez que o sinal de um rolamento danificado apresenta natureza impulsiva, semelhante ao elemento estruturante. A Figura 9 explicita a diferença na operação morfológica de abertura em um mesmo sinal utilizando dois diferentes elementos estruturantes, plano  $\{0, 0, 0\}$  e Double dot  $\{1, 0, 1\}$ , de mesmo tamanho. Observa-se que, por conter características impulsivas em seus extremos, o elemento estruturante Double dot apresenta uma extração de informações mais detalhada em comparação ao outro elemento plano.



**Figura 9** – Efeito da variação do elemento estruturante na análise de sinais.  
Fonte: Martins, 2015

### 2.5.2 MORFOLOGIA MATEMÁTICA MULTIESCALAR

A análise morfológica utilizando elementos estruturantes em diferentes escalas recebe o nome de Morfologia Matemática Multiescalar. A escala do elemento estruturante, principalmente a escala de comprimento, é muito importante para a análise morfológica multiescalar de sinais unidimensionais e as operações que são utilizadas também podem ser de abertura e fechamento. É necessária a definição prévia de escolha do elemento e da variação sofrida a cada iteração de acordo com Chen *et al.*, 2013. As equações que definem as operações de abertura e fechamento para o caso da morfologia matemática multiescalar, considerando  $n$  o número (inteiro)

que define a escala e  $g_n$  o número que define o elemento estruturante na escala  $n$ , respectivamente são (MARAGOS, 1989):

$$f \circ g_n = (f \ominus g_n) \oplus g_n \quad (26)$$

$$f \bullet g_n = (f \oplus g_n) \ominus g_n \quad (27)$$

A comparação da variação escalar dos elementos estruturantes plano e Double dot são apresentados na Tabela 3. A equação que rege a correlação entre dois espectros gerados pela análise da matemática morfológica multiescalar é:

$$\rho = \frac{Cov[P1,P2]}{\sqrt{Var[P1]Var[P2]}} \quad (28)$$

onde  $P1$  e  $P2$  representam dois diferentes espectros e  $\rho$  o coeficiente de correlação entre eles que mede a similaridade entre os dois sinais (com dano e sem dano).

**Tabela 3** – Modelos de elementos estruturantes em diferentes escalas

Escala	Elemento Estruturante	
	Plano	Double Dot
1	{0, 0, 0}	{1, 0, 1}
2	{0, 0, 0, 0}	{1, 0, 0, 1}
3	{0, 0, 0, 0, 0}	{1, 0, 0, 0, 1}
4	{0, 0, 0, 0, 0, 0}	{1, 0, 0, 0, 0, 1}
5	{0, 0, 0, 0, 0, 0, 0}	{1, 0, 0, 0, 0, 0, 1}
n	{0, 0, ..., 0, 0}	{1, 0, ..., 0, 1}

Fonte: Chen *et al.*, 2013

## 2.6 ANÁLISE DE ESPECTRO

Um processo de média nula pode ser descrito pela sua função de autocorrelação, ou também pelo seu espectro de potência. Embora essas duas ferramentas possam descrever tal processo, eles não apresentam todas as informações necessárias para descrevê-lo. Para comprovar tal afirmação, pode-se usar como exemplo uma comparação entre métodos comuns e distintos no domínio do tempo como ruído branco uniforme e sinal com distribuição Gaussiana. Ambos, embora apresentem as mesmas características espectrais e assim a mesma característica de correlação, apresentam características bem distintas no domínio do tempo. Nota-se, portanto, que as caracterizações de um problema em segunda-ordem

não possuem eficiência em descrever todas as informações do sistema analisado. Para contornar esse problema recorre-se à utilização de métodos que gerem espectros de ordem superior, HOS (*High Order Spectra*) (COLLIS *et al.* 1998).

De acordo Collis, *et al.* 1998, o espectro de potência, que na verdade é a decomposição da potência do sinal, pode ser definido como o valor médio quadrado do sinal de um processo aleatório com média nula. Da mesma maneira, esse conceito pode ser expandido e generalizado para espectros de ordem superior considerando os produtos de ordem superior do sinal. O  $j$ -ésimo momento de um sinal ( $\mu_j$ ) pode ser definido como:

$$\mu_j = E[x^j(t)] \quad (29)$$

sendo o sinal representado por  $x$  e  $E [ ]$  a esperança matemática. Como uma hipótese para a formulação do método foi a de que o processo, cujo sinal seria analisado, apresentaria média nula, os momentos nesse caso, normalmente definidos ao redor da média, podem ser definidos ao redor da origem, já que seus valores devem ser idênticos (COLLIS *et al.* 1998).

Assim as características do sinal avaliado podem ser obtidas através dos momentos de diferentes ordens, cada ordem fornecendo uma característica distinta. Podemos citar, por exemplo, que o momento de primeira ordem ( $j=1$ ) fornece o valor da média que, para este caso, é nula. O momento de segunda ordem ( $j=2$ ) é definido como a distribuição dos dados ao redor da média, também conhecido como variância. O momento de uma ordem superior, terceira ordem ( $j=3$ ), resulta na quantificação da simetria de distribuição de probabilidade. Distribuição Gaussiana, por exemplo, apresentaria  $\mu_3$  igual a zero, uma vez que é simétrica. O achatamento da função pode ser obtido através do quarto momento ( $j=4$ ).

O achatamento, ou pico, de uma curva de distribuição de probabilidade de um processo qualquer é caracterizado por um parâmetro denominado como curtose e representado pela letra  $k$ . Os processos mesocúrticos, que apresentam valores de curtose igual a três, são os de distribuição normal, ou Gaussiana. Os processos leptocúrticos apresentam valores de curtose superiores a três e são mais afunilados, e, por fim, os processos mais planos e achatados, curtose menores que três, são chamados de processos platicúrticos (CASELLA e BERGER, 2010). A curtose é obtida através da equação que segue:

$$k = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} \quad (30)$$

### 2.6.1 BIESPECTRO

Os sinais de segunda ordem, como já citado, não fornecem informações das anormalidades apresentadas pelo sinal avaliado. No estudo de sinais vibratórios, onde não linearidades estão presentes, este tipo de espectro não fornece todas as informações necessárias, recorre-se então a um espectro de ordem superior, biespectro, terceira ordem, que forneça as informações complementares (RIVOLA e WHITE, 1998). A técnica de análise de sinais com espectros de terceira ordem é uma técnica de processamento avançada que permite quantificar não linearidades quadráticas e desvios das anormalidades. Basicamente, segundo Sigl e Chamoun (1994) seu funcionamento está baseado na quantificação das interações entre os diversos componentes do sinal em análise.

A análise de espectros com ordem superior a dois, além de motivada pela falta de informações das não normalidades apresentadas pelos sinais, também pode ser utilizada para estimar informações de componentes não Gaussianos, e para caracterização de propriedades de sistemas não lineares que geram séries temporais (NIKIAS e RAGHUVVEER, 1987).

Grande parte das ferramentas que utilizam momentos estatísticos para o processamento de sinais é baseada em características de segunda ordem, como nos espectros de potência, variância e a função autocorrelação, uma vez que seus dados são de fácil implementação (RIVOLA e WHITE, 1998). Em contrapartida, muitos sinais de sistemas reais apresentam informações vitais que fogem desse tipo de análise, sendo, portanto, estudados por análises de ordem superior. Alguns exemplos desses processos são: medidas sísmicas, sinais caóticos, vibração em elementos girantes (rolamentos e engrenagens). Nesse cenário, a análise de terceira ordem, também conhecida como análise biespectral, tem demonstrado um amplo campo de aplicações como análise acústica submarina, processamento da fala e análise de sinais vibratórios (RIVOLA e WHITE, 1998).

Matematicamente o biespectro, espectro de terceira ordem, pode ser obtido através da decomposição do momento de terceira ordem (assimétrico) de um sinal no domínio da frequência e assim pode detectar assimetrias e não linearidades. Para um processo aleatório e estacionário o biespectro discreto pode ser definido em termos da transformada discreta de Fourier,  $X_i$ , do sinal:

$$B(f_1, f_2) \approx \left| \sum_{i=1}^L X_i(f_1) X_i(f_2) X_i^*(f_1 + f_2) \right| \quad (31)$$

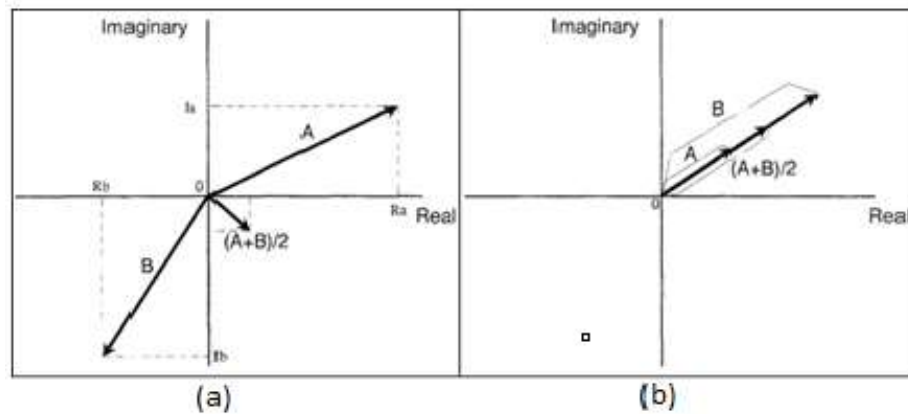
A determinação do biespectro exige que o sinal original  $x(k)$  seja dividido em  $L$  intervalos regulares com média nula. Em cada um desses  $L$  segmentos, é então, aplicada a transformada de Fourier (RIVOLA e WHITE, 1998).  $X_i$  representa a transformada de Fourier do  $i$ -ésimo intervalo e  $X_i^*$  o seu complexo conjugado.

De acordo com a definição matemática o biespectro é, portanto, um número complexo (contém informação de fase) e está em função de duas frequências independentes,  $f_1$  e  $f_2$ . Devido às diversas simetrias presentes no plano  $(f_1, f_2)$  não é necessário computar o biespectro para todos os valores  $B(f_1, f_2)$  dos pares  $(f_1, f_2)$  (RIVOLA e WHITE, 1998).

As relações de fase, entre os pares de frequência, podem ou não ser aleatórias e para a identificação do tipo das relações é necessário analisar um grande número de intervalos. É impossível comprovar, se o sinal em estudo apresenta ou não interações, com o processamento de apenas um intervalo (SIGL e CHAMOUN, 1994). Para o caso da análise de um sinal que apresente frequências fundamentais independentes entre si, o biespectro gerará componentes que, embora tenham mesma frequência, apresentarão ângulos de fase aleatórios que tendem a se anular. Já componentes de sinais que não apresentem essa característica, ângulos aleatórios, irão resultar em um biespectro, para àquele par de frequência, não nulo (SIGL e CHAMOUN, 1994).

Quando representados os vetores de um biespectro fictício no plano real-imaginário essa visualização, da influência do ângulo de fase no somatório de vetores, fica muito mais evidente. Na Figura 10 são representados dois casos de soma de vetores, com ângulos de fase aleatórios (a) e ângulos de fase não aleatórios (ou acoplados). Nota-se no primeiro caso que o valor médio do somatório de dois vetores com magnitude iguais, porém com ângulos distintos é de magnitude muito inferior quando comparado aos dois primeiros. Quando são utilizados um grande número de

vetores com ângulos aleatórios entre si esse vetor médio tende a ser o vetor nulo. Diferentemente desse caso, quando os vetores estão dispostos de maneira não aleatória, no caso com o mesmo ângulo de fase, nota-se que o vetor médio não tende mais à nulidade (SIGL e CHAMOUN, 1994).



**Figura 10** – Acoplamento, (a) aleatório e (b) não aleatório, entre vetores.

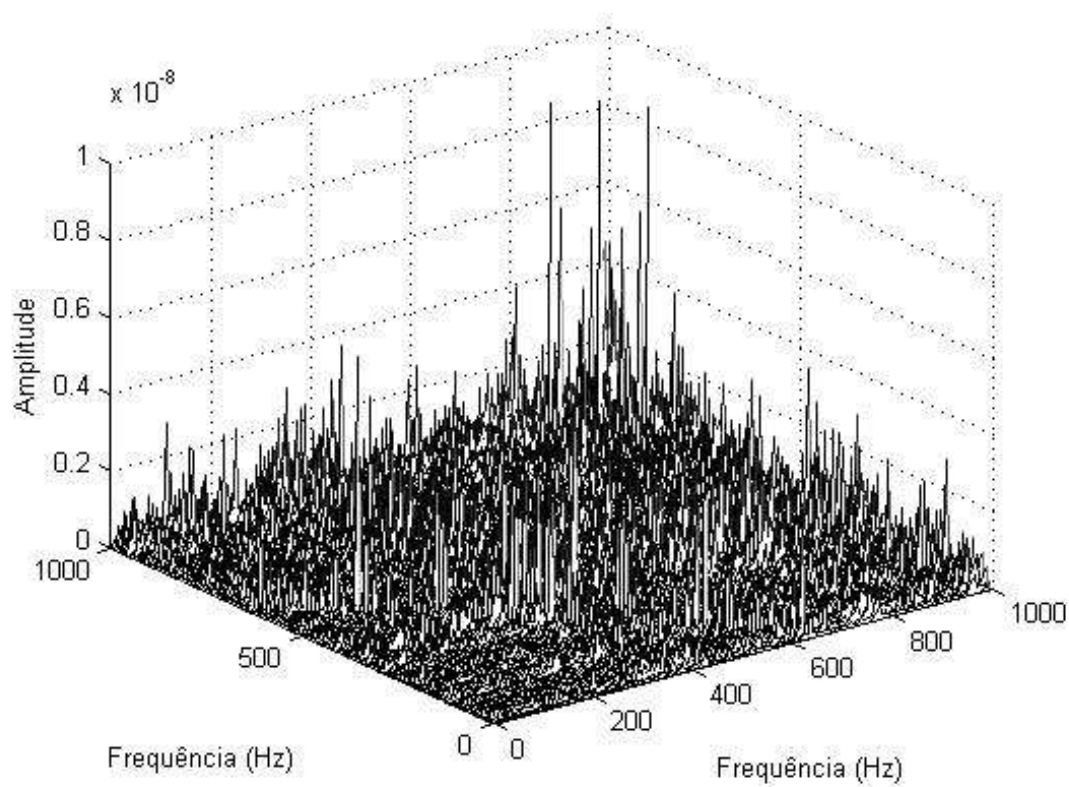
Fonte: Sigl e Chamoun (1994)

### 2.6.2 BICOERÊNCIA

Uma maneira de se utilizar o biespectro para que a variância deste não sofra alteração ao longo de toda a faixa de frequência é fazer a normalização do mesmo. Em muitas ocasiões o valor do biespectro não é utilizado diretamente nas análises. Sua versão normalizada, também chamada de bicoerência, tem valor restrito ao intervalo de 0 a 1 (FACKRELL *et al.*, 1995), sendo 0 o valor correspondente à completa ausência de não aleatoriedade (acoplamento) entre fase e o par de frequência  $(f_1, f_2)$  e 1 representa o completo acoplamento de fase entre o par  $(f_1, f_2)$ . A normalização do biespectro é dada por:

$$b^2(f_1, f_2) = \frac{|\sum_{i=1}^L X_i(f_1)X_i(f_2)X_i^*(f_1+f_2)|^2}{\sum_{i=1}^L |X_i(f_1)X_i(f_2)|^2 \sum_{i=1}^L |X_i(f_1+f_2)|^2} \quad (32)$$

A Figura 11 mostra o biespectro do sinal mostrado na Figura 3.



**Figura 11** – Curva do biespectro. Fonte: O autor, 2017

### **3 METODOLOGIA**

A padronização da metodologia de ensaio é uma importante característica para a execução do trabalho, uma vez que será realizado um estudo comparativo entre os sinais vibratórios das amostras em boas condições e com dano. Neste trabalho optou-se por seguir a mesma metodologia de ensaio definida por Martins (2015) quando foi definido um ciclo específico para a realização dos testes e para a aquisição de dados em todos os corpos de prova (caixas de câmbio sem defeito e com modos de falha induzidos previamente), e pela utilização dos mesmos resultados de teste, uma vez que a análise desse tipo de sistema não é tão acessível. Neste capítulo será descrito em detalhes todos os procedimentos que foram realizados para a preparação das amostras, realização dos ensaios, aquisição de dados, manipulação dos resultados.

#### **3.1 DESCRIÇÃO DA METODOLOGIA**

O desenvolvimento do projeto foi feito através de ensaios experimentais. Os parâmetros dos ensaios, como planejamento (dimensões, fixações e preparação dos corpos de prova), execução (posicionamento dos sensores e padronização dos procedimentos), e posterior manipulação matemática dos dados serão abordados na sequência.

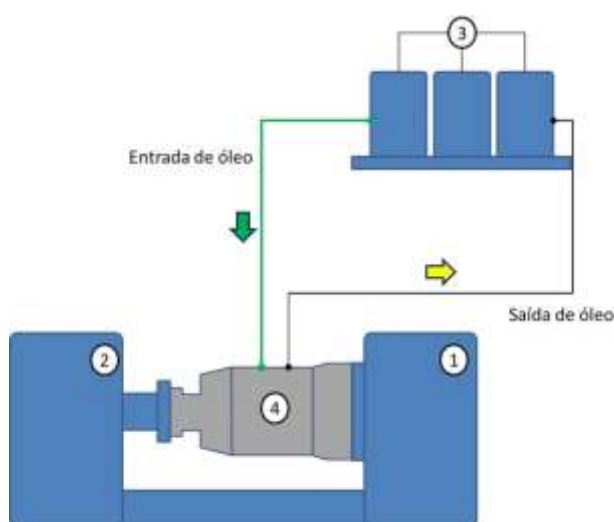
##### **3.1.1 BANCADA DE ENSAIO**

A bancada de ensaio utilizada nos testes das caixas analisadas, Figura 12, tem como objetivo simular o funcionamento de um câmbio automotivo de maneira semelhante ao seu funcionamento em um automóvel. Para que seja feita essa simulação a bancada conta com dois motores elétricos, acoplados à caixa de câmbio que será testada, e um sistema de abastecimento de óleo no câmbio.

Os dois motores elétricos, marca SIEMENS, modelo 1PH7184-2NF00-0AA0, com potência de 51 kW e rotação de até 1500 rpm, são acoplados à caixa de câmbio (Figura 12). O motor elétrico dianteiro (1) é posicionado através de um acoplamento no eixo de entrada do câmbio e funciona tracionando todo o conjunto do câmbio (4), simulando a ação do motor do veículo. Já o segundo motor, motor elétrico traseiro (2), é posicionado no flange de saída do câmbio para funcionar como um freio, aplicando

torque constante no sentido contrário de rotação. Este motor tem como função simular pequenas cargas no conjunto de câmbio, amplificando os ruídos e níveis de vibração do sistema, gerados pelos engrenamentos e pelos rolamentos. O torque transmitido pelo motor traseiro normalmente é de 200 N.m.

O sistema de abastecimento de óleo no câmbio (3) ajuda a simular, ainda que parcialmente, as condições de operação de uma caixa de câmbio no funcionamento de um veículo. Para que seja feito o abastecimento, remoção e filtragem do óleo, para sua reutilização na bancada de testes, um sistema hidráulico agregado ao conjunto de motores e câmbio é posicionado.



**Figura 12** – Representação esquemática da bancada de ensaio.

Fonte: Martins (2015)

O procedimento do ensaio (de acordo com o procedimento padrão interno da empresa) consiste em um ciclo com dez operações sequenciais (passos). A cada operação do ciclo, uma diferente velocidade angular de entrada é submetida no câmbio e uma diferente marcha é engrenada. A aquisição dos dados só é iniciada quando o motor traseiro aplica o torque constante no sentido contrário de giro do motor dianteiro, torque esse que só é aplicado depois da estabilização da velocidade de entrada. Os dez passos do ensaio são detalhados na Tabela 4.

**Tabela 4** – Operações do Ciclo de Teste

ETAPA DO CICLO DE ENSAIO (PASSO)	VELOCIDADE ANGULAR DE ENTRADA (RPM)	VELOCIDADE ANGULAR DE SAÍDA (RPM)
1 <sup>a</sup>	600	Zero
2 <sup>a</sup>	300	Zero
3 <sup>a</sup>	500	10
4 <sup>a</sup>	1500	30
5 <sup>a</sup>	1500	270
6 <sup>a</sup>	1500	556
7 <sup>a</sup>	300	50
8 <sup>a</sup>	700	259
9 <sup>a</sup>	1500	340
10 <sup>a</sup>	1500	1178

Fonte: O autor (2017)

### 3.1.2 MEDIÇÕES

Para a aquisição dos dados de ensaio foram medidos os sinais de vibração produzidos por algumas caixas de câmbio no ciclo de teste conforme já foi explanado. Todas as caixas de câmbio estavam em condições de teste com 16 litros de óleo à temperatura de 50 °C.

Foi adotado como padrão de estudo um modelo básico de câmbio automatizado para veículos pesados. Foram ensaiadas 10 caixas de câmbio aprovadas, sem dano, subjetivamente, e mais três caixas de câmbio com diferentes tipos de dano propositalmente induzidos, para fins de controle, comparação e validação dos métodos matemáticos envolvidos no estudo.

### 3.1.3 AQUISIÇÃO DE DADOS

Todos os sinais experimentais adquiridos no momento do ensaio foram armazenados no domínio do tempo para que pudessem ser manipulados e tratados em outro momento. A medição dos sinais ocorreu com a utilização de cinco sensores,

acelerômetros, marca *Measurement Specialties*, modelo 4610-050, conectados em cinco canais de aquisição de dados com taxa de aquisição de 4.000 Hz por 10 segundos em cada etapa do ciclo de teste.

Todos os equipamentos utilizados para a aquisição de dados na bancada de ensaio estão detalhados na Tabela 5.

**Tabela 5** – Equipamentos Utilizados na medição de aceleração dos câmbios

Equipamento	Marca	Modelo	Quantidade
Acelerômetro	Measurement Specialties	4610-050	5
Aquisitor de sinal	Spectra	Spectra 3000	1
Notebook	Dell	Latitude 420	1
Cabos	-	-	5
Blocos de fixação de acelerômetro	-	-	5
Adesivo de cianoacrilato	3M	-	1
Parafusos de fixação	FG	M3	10

Fonte: Martins (2015)

Outro parâmetro importante para a execução dos ensaios é o posicionamento dos acelerômetros nos corpos de prova. A medição ocorreu simultaneamente em cinco pontos distintos nos mancais de rolamento, principal trajeto de propagação das vibrações, da caixa de engrenagens. A distribuição dos sensores foi desenvolvida considerando as três principais direções de medição, eixos x, y e z. A Figura 13 mostra a posição dos cinco acelerômetros.

A distribuição dos acelerômetros nas caixas ensaiadas se deu da seguinte forma:

- Acelerômetro 01 foi posicionado no eixo z, do mancal frontal superior;
- Acelerômetro 02 foi posicionado no eixo z, do mancal frontal inferior;
- Acelerômetro 03 foi posicionado no eixo z, do mancal traseiro inferior;
- Acelerômetro 04 foi posicionado no eixo x, em uma posição intermediária entre os mancais frontais superior e inferior;

- Acelerômetro 05 foi posicionado no eixo y, do mancal traseiro inferior.



**Figura 13** – Posicionamento dos Acelerômetros no corpo de prova

Fonte: Martins (2015)

### 3.1.4 DANOS

Conforme mencionado anteriormente, diferentes tipos de dano, em três caixas de câmbio, foram introduzidos. Isso foi feito para que se pudesse fazer uma comparação entre os resultados de medições dos corpos de prova propositalmente danificados em relação aos corpos de prova que foram subjetivamente aprovados, sendo esses considerados, para os parâmetros do projeto, como corpos de prova padrão.

Os danos introduzidos às caixas de câmbio estão relacionados com o índice de ocorrência dos mesmos no processo produtivo. De acordo com o departamento de qualidade, 90% das caixas de câmbio danificadas apresentam danos da natureza de amassamento de perfil do dente da engrenagem e de risco em capa, pistas externas de rolamentos (MARTINS, 2015). Esses números podem ser mais bem visualizados pela Tabela 6.

Desta maneira os danos introduzidos aos três corpos de prova danificados se dividem em: dois com dano de risco em capa de rolamento e um com batida no dente da engrenagem.

Os câmbios D1 e D2, que sofreram danos do tipo risco em capa de rolamento, sofreram um risco na pista externa de rolamento do mancal frontal inferior e na pista externa do mancal traseiro superior respectivamente. Para que o dano fosse

introduzido fixou-se o componente em um torno de bancada e um punção foi atritado contra um ponto da área de contato dos elementos rolantes de um rolamento.

**Tabela 6** – Modos de danos em caixas de câmbio

<b>MODO DE DANO EM CAIXA DE CÂMBIO</b>	<b>OCORRÊNCIA (%)</b>
Risco em capa de rolamento	49,8%
Amassamento do dente	39,5%
Engate – central eletrônica	4,0%
Geometria de perfil evolvente	2,9%
MO – Componente errado	2,3%
MO – Componente invertido	1,5%

Fonte: Martins (2015)

O último câmbio danificado, D3, sofreu um tipo diferente de dano, amassamento no dente de engrenagem, já que apresentava um dente amassado na engrenagem P3. O procedimento para a criação do dano é semelhante ao procedimento para os danos em D1 e D2. Fixou-se a engrenagem em um torno de bancada e depois se aplicou um golpe sobre o punção, com martelo pena, que estava em contato com o dente de engrenagem. Assim houve a remoção de material da face do dente.

### **3.2 DEFINIÇÃO DO SINAL DE REFERÊNCIA**

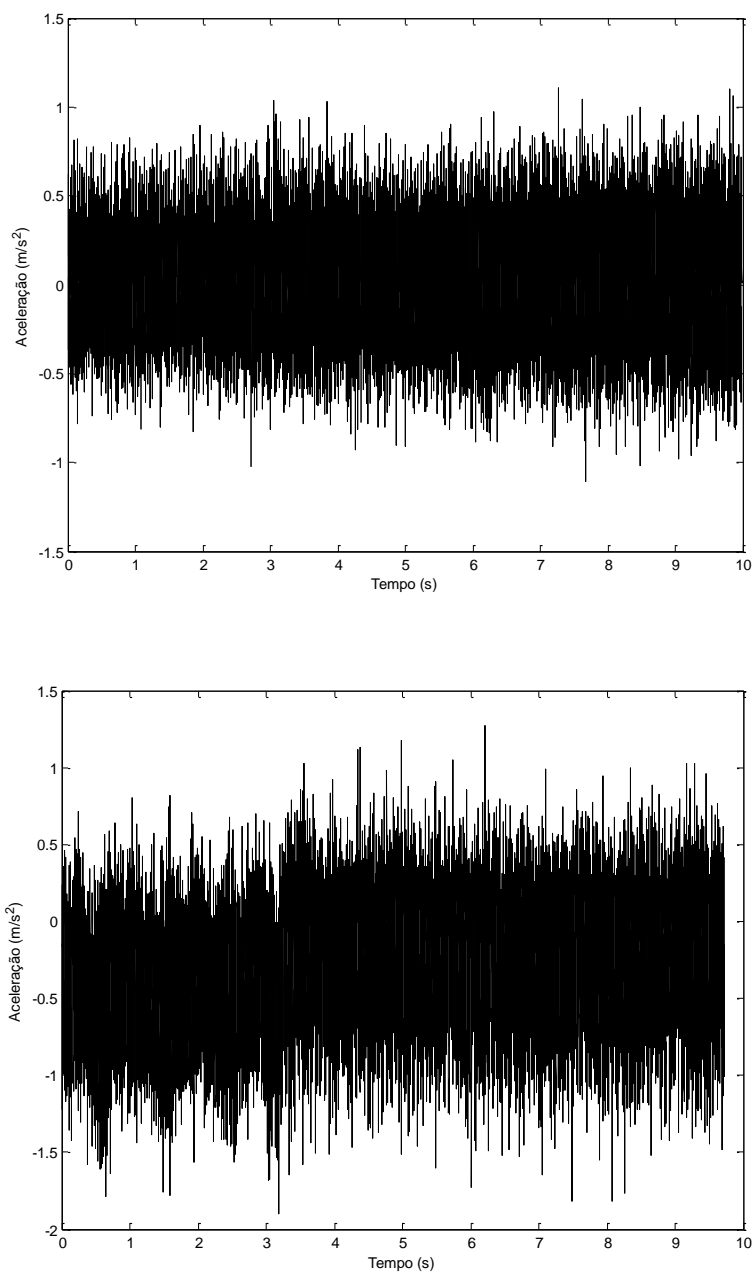
A análise dos resultados dos sinais para sistemas com dano e sem dano foi feita através de estudos comparativos. Para todos os métodos matemáticos e ferramentas utilizadas para a identificação do dano, foram realizadas comparações entre os sinais dos sistemas danificados (risco em rolamento e dente de engrenagem batida) e o sinal de referência. Desta maneira, numa primeira etapa procurou-se estabelecer um sinal padrão confiável. O sinal que foi determinado como sinal de referência foi obtido através da utilização dos sinais obtidos nos ensaios das dez caixas em boas condições (não danificadas). Embora as dez caixas consideradas boas (sem dano) tenham sido aprovadas pelo método subjetivo de inspeção (audição de um técnico mecânico), após a obtenção do sinal utilizando o ensaio de vibração descrito, verificou-se que o resultado apresentava grandes variações entre uma amostra sem

dano e outra da mesma natureza (Figura 14). Os sinais mostrados nesta figura foram obtidos pelo acelerômetro 01 (Fig. 13), para duas caixas diferentes em boas condições e para a 1ª etapa do ciclo de teste (Tab. 4).

A maneira utilizada para a definição do sinal padrão foi a partir de uma manipulação matemática dos resultados. No primeiro momento foi feita a limpeza (filtragem) dos sinais obtidos nos ensaios para as frequências de 60, 120, 180 e 240 Hz (essa limpeza do sinal também foi realizada para as amostras danificadas) uma vez que essas frequências representam o ruído da rede. Posteriormente à limpeza dos sinais, cada sinal das 10 amostras sem dano foi dividido em 4 parcelas de igual tamanho (cada uma com 8192 pontos). Foi estabelecido um coeficiente comparativo entre as parcelas do sinal para uma mesma amostra e para as demais amostras, utilizando os princípios da convolução e variacional segundo a equação (28), definido como índice de correlação.

$$\rho = \frac{Cov[P1,P2]}{\sqrt{Var[P1]Var[P2]}} \quad (28)$$

Os sinais que apresentaram um coeficiente maior que 0,95 e menor que 1,05 (uma vez que esse coeficiente era obtido da comparação entre os sinais) foram utilizadas para a determinação do sinal médio (sinal de referência). Por último foi obtido o sinal de referência através de uma operação de média aritmética entre as porções dos sinais estabelecidas.



**Figura 14** – Aceleração obtida pelo sensor 01 (Fig. 13) para duas amostras distintas em boas condições. Fonte: O autor, 2017

### 3.3 IDENTIFICAÇÃO E DIAGNOSE DOS DANOS

Para todas as análises foram consideradas variações relativas de energia e entropia. As etapas para realização das análises são:

1. Etapa inicial – Verificação global do dano

- Foram medidos os espectros dos sinais com e sem dano e aplicada uma rotina para cálculo da máxima entropia.
  - Foram aplicadas as ferramentas matemáticas: transformada wavelet e morfologia matemática para cálculo da energia e entropia dos sinais.
  - Verificação de um índice global de dano baseado em energia e entropia.
2. Verificação do dano localizado através de filtragem do sinal
- Filtragem dos sinais em torno das frequências características dos danos em rolamentos e engrenagens. Cálculo da máxima entropia.
  - Foram aplicadas as ferramentas matemáticas: transformada wavelet e morfologia matemática para cálculo da entropia dos sinais filtrados.
  - Verificação de índice global de dano baseado em energia e entropias para os sinais filtrados.
3. Diagnose dos danos e identificação dos componentes danificados.
- Foram feitas análises no domínio da frequência para alguns sinais de diferentes passos da morfologia matemática. Comparou-se os sinais de picos com as frequências características de defeitos de rolamentos e engrenamento.

### **3.4 JUSTIFICATIVA DA METODOLOGIA**

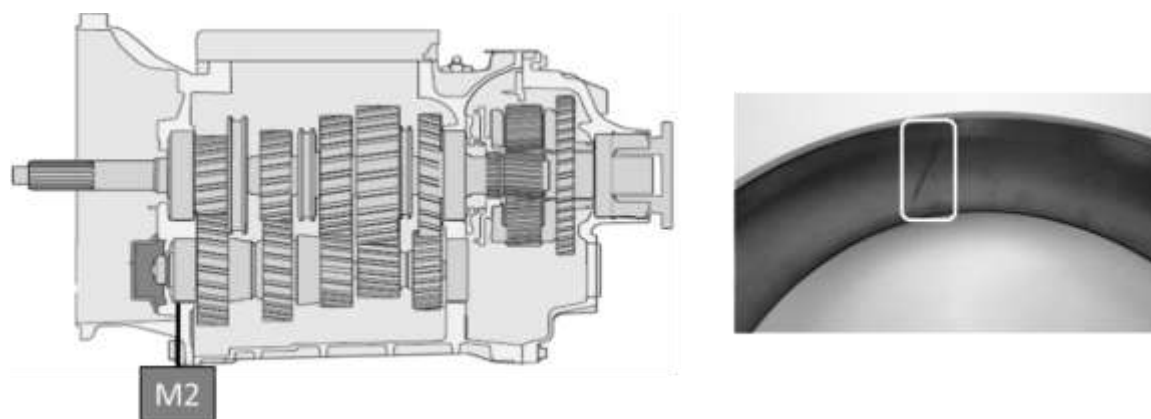
A metodologia adotada para a aquisição de dados deste trabalho é embasada no levantamento do estado da arte sobre ensaios vibratórios e análise de danos através dos mesmos. O acelerômetro é o sensor mais utilizado para esse tipo de ensaio em todas as pesquisas relacionadas à área. A utilização de mais de um acelerômetro simultaneamente também é um método eficaz, já observado em experiências anteriores. Além de tornar o processo mais rápido, exigência de apenas um ensaio por corpo de prova, a interferência é menor para esse tipo de montagem de ensaio.

Desta maneira, procurou-se padronizar o posicionamento dos acelerômetros para as diferentes caixas de câmbio ensaiadas, padronizar o torque aplicado nas

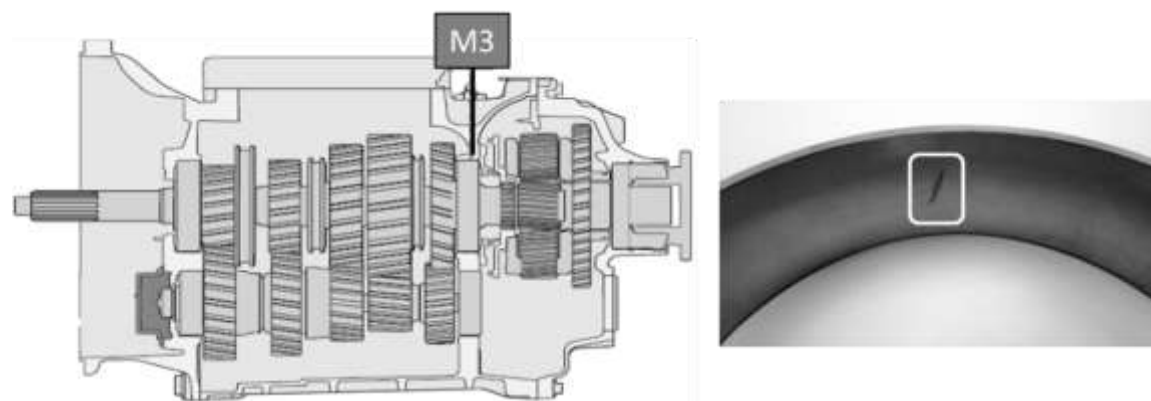
diferentes etapas do ciclo de teste, padronizar a temperatura do óleo, enfim, buscou-se reproduzir de maneira idêntica cada ensaio. Com isso, a obtenção dos dados experimentais se tornou mais confiável e a também posterior manipulação e aplicação dos diferentes métodos de tratamento de sinais, matemática morfológica e teoria de wavelet.

## 4 RESULTADOS

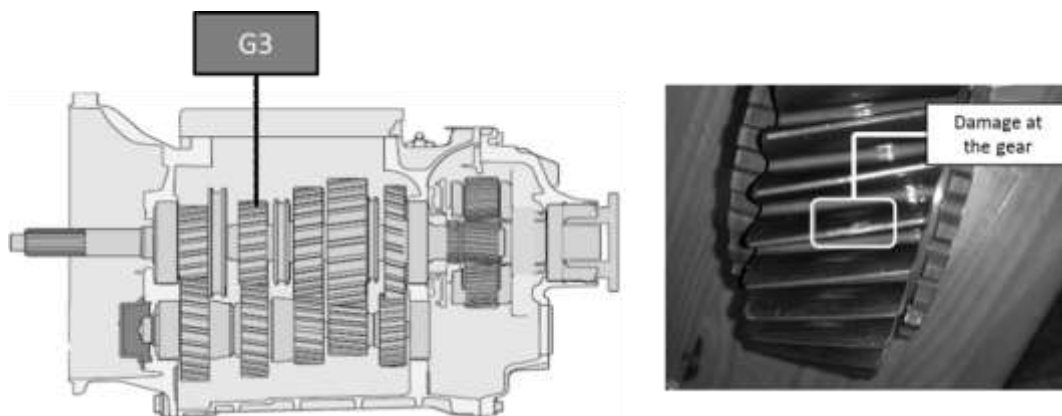
Os dados experimentais foram obtidos para 10 caixas de câmbio, consideradas em boas condições (baseada na audição de um técnico); 1 caixa com defeito no rolamento dianteiro inferior (Fig. 15); 1 caixa com defeito no rolamento traseiro superior (Fig. 16) e 1 caixa com um dente de engrenagem danificado (Fig. 17).



**Figura 15** – Dano no mancal dianteiro inferior. Fonte: Martins (2015)

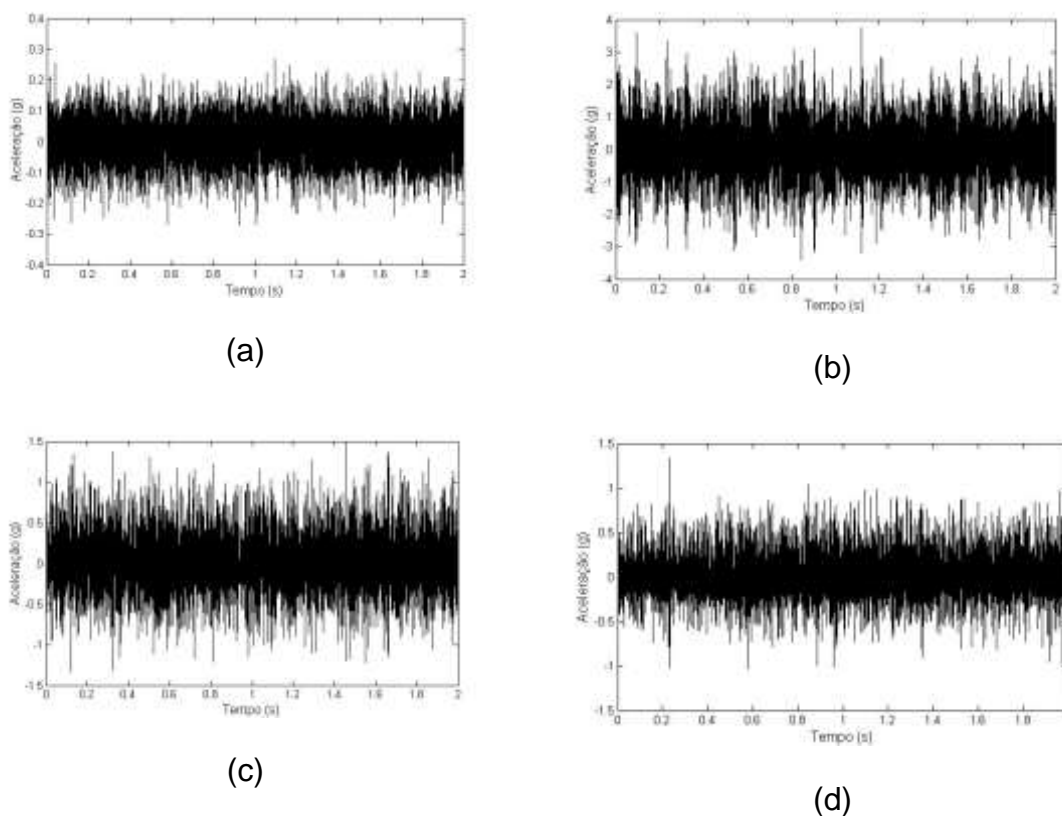


**Figura 16** – Dano no mancal traseiro superior. Fonte: Martins (2015)



**Figura 17** – Dano no dente de uma engrenagem. Fonte: Martins (2015)

#### 4.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

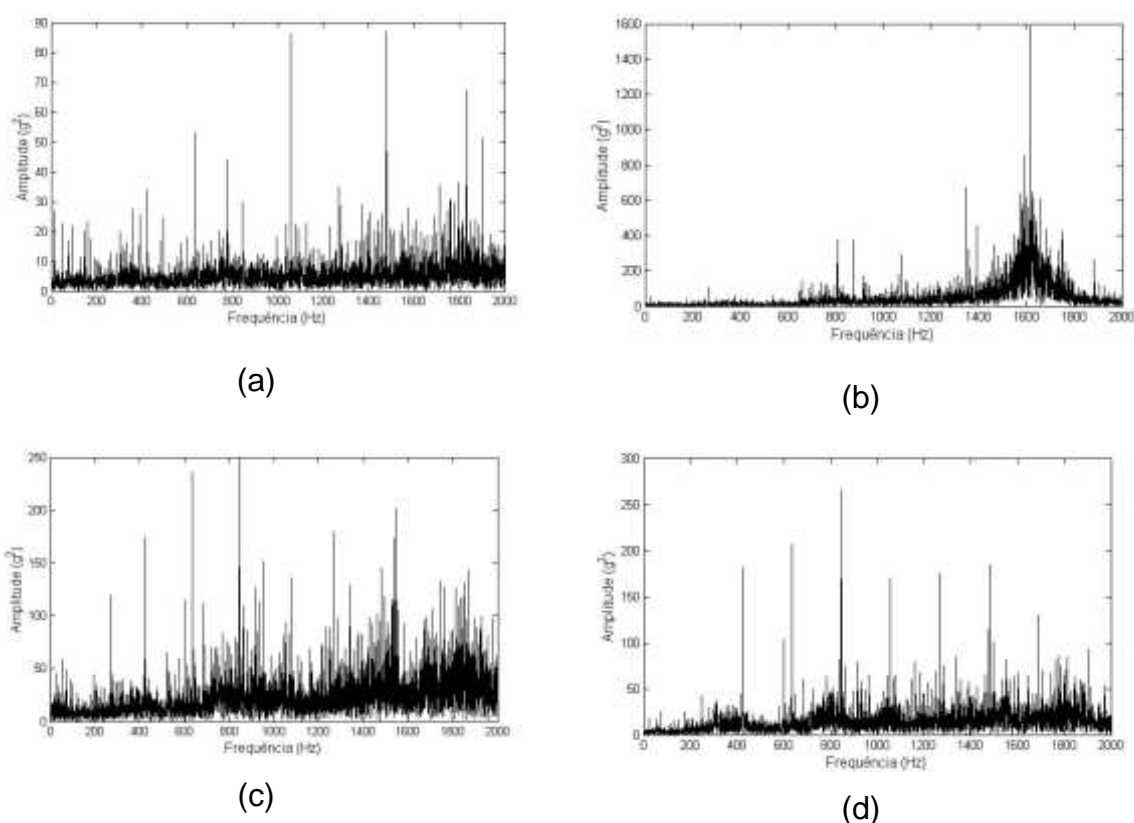


**Figura 18**- Sinal no domínio do tempo (a) sinal do sistema sem dano, (b) sinal do sistema com rolamento dianteiro danificado, (c) sinal do sistema com rolamento traseiro danificado e (d) sinal do sistema com engrenagem danificada. Fonte: O autor, 2017

As Figuras 18(a) a 18(d) mostram os sinais no domínio do tempo para as quatro situações analisadas: sistema em boas condições (sem dano, sinal de referência),

sistema com rolamento dianteiro danificado, sistema com rolamento traseiro danificado e sistema com engrenagem danificada. Os sinais foram obtidos para o sensor no mancal dianteiro superior e para a primeira marcha (passo) dos testes. Nota-se que existem grandes variações de amplitudes entre o sinal de referência e os sinais dos sistemas com componentes danificados.

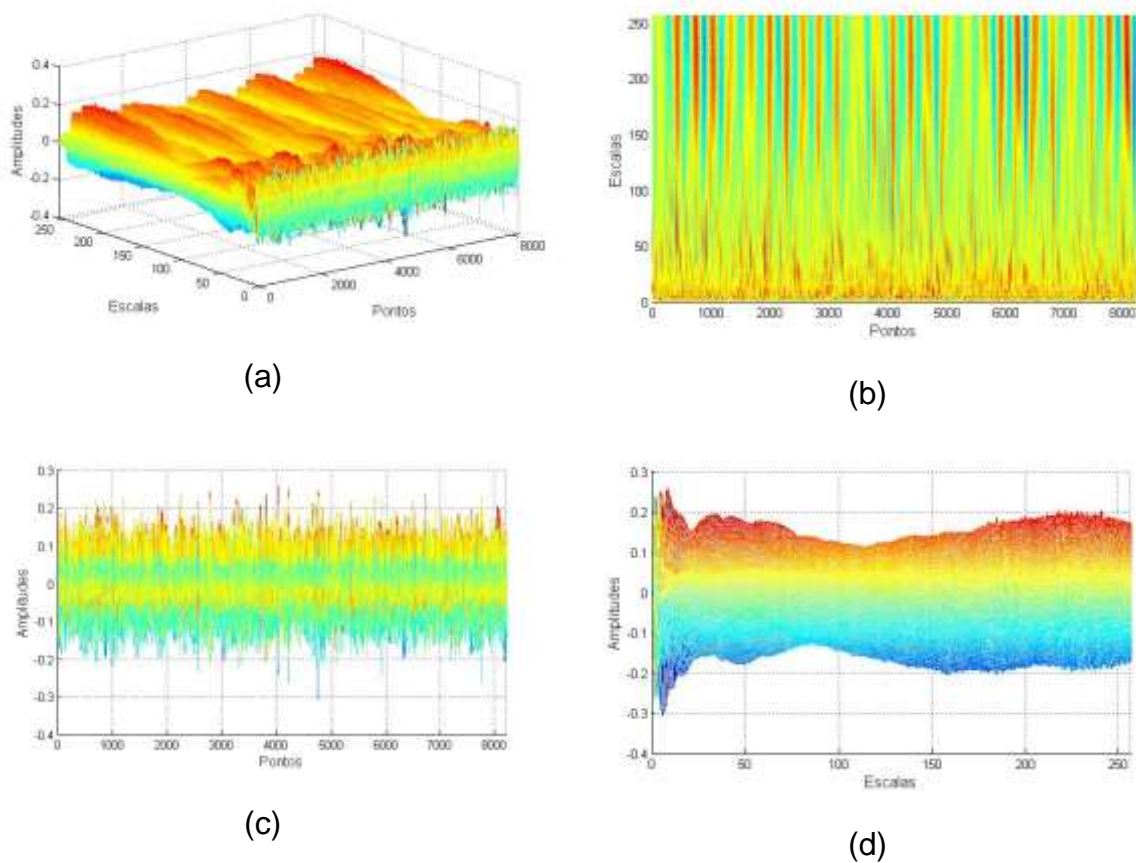
As Figuras 19(a) a 19(d) mostram os sinais no domínio da frequência (escala de até 2000 Hz) para as quatro situações analisadas: sistema em boas condições (sem dano, sinal de referência), sistema com rolamento dianteiro danificado, sistema com rolamento traseiro danificado e sistema com engrenagem danificada. Para obtenção destes sinais foi aplicada a transformada de Fourier nos sinais mostrados a Fig. 1. Nota-se que existem grandes variações de amplitudes entre todos os sinais. Alguns sinais apresentam algumas faixas de concentração e energia em torno de determinadas frequências.



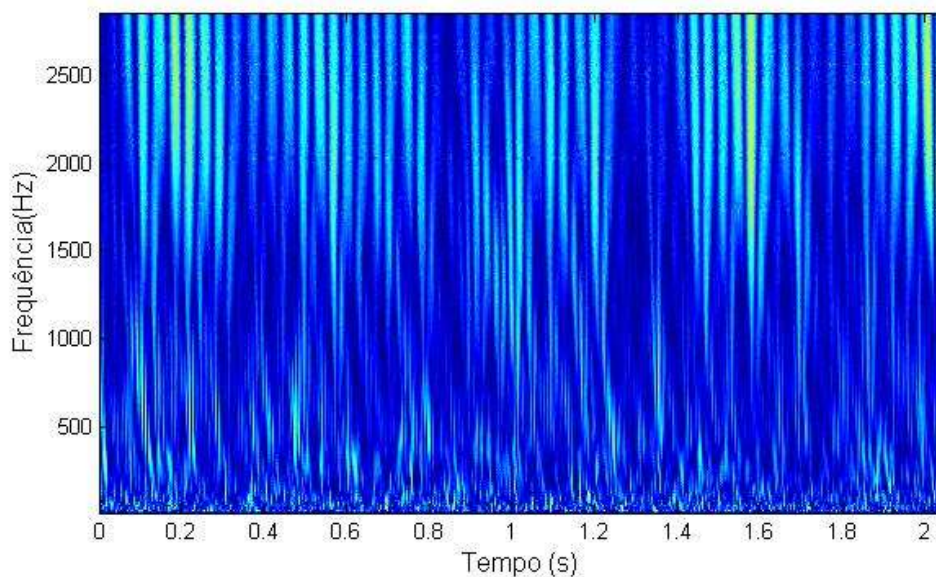
**Figura 19-** Sinal no domínio da frequência (a) sinal do sistema sem dano, (b) sinal do sistema com rolamento dianteiro danificado, (c) sinal do sistema com rolamento traseiro danificado e (d) sinal do sistema com engrenagem danificada. Fonte: O autor, 2017

Na análise dos sinais no domínio do tempo e também no domínio da frequência, depois da aplicação da transformada de Fourier, observa-se que as diferenças de acelerações e amplitudes, respectivamente, são muito grandes quando se compara o sinal padrão das amostras sem dano com o sinal das caixas danificadas. Desta maneira, em uma primeira análise menos detalhada, já é possível afirmar que através do sinal vibratório pode-se detectar a existência de danos nas amostras.

Outra técnica bastante utilizada para análise de sinais vibratórios é a transformada wavelet. Para exemplificar foi utilizado o sinal mostrado na Fig. 18(a) para obtenção das Figuras 20(a) a 20(d). Para obtenção destas figuras foram utilizadas 256 escalas considerando wavelet mãe a “db4” (operador diferencial multiescalar de ordem 4 com base na wavelet mãe do tipo Daubechies) contida no toolbox específico do software Matlab. Figura 20(a) dá uma visão geral do sinal transformado em dimensão 3d. Figura 20(b) é uma vista de topo e as Figuras 20(c) e 20(d) são vistas laterais. A grande diferença da transformada wavelet para a transformada de Fourier é que ela não utiliza um passo constante de frequência. Desta forma, para dar uma visão das frequências associadas com cada escala foi obtido também uma figura no domínio da frequência chamada de “escalograma”. A Fig. 21 é semelhante à Fig. 20(b) só que no domínio da frequência. Neste caso estão associadas frequências com as escalas respectivas. As cores estão relacionadas com as amplitudes dos valores da transformada wavelet nas devidas escalas (frequências).



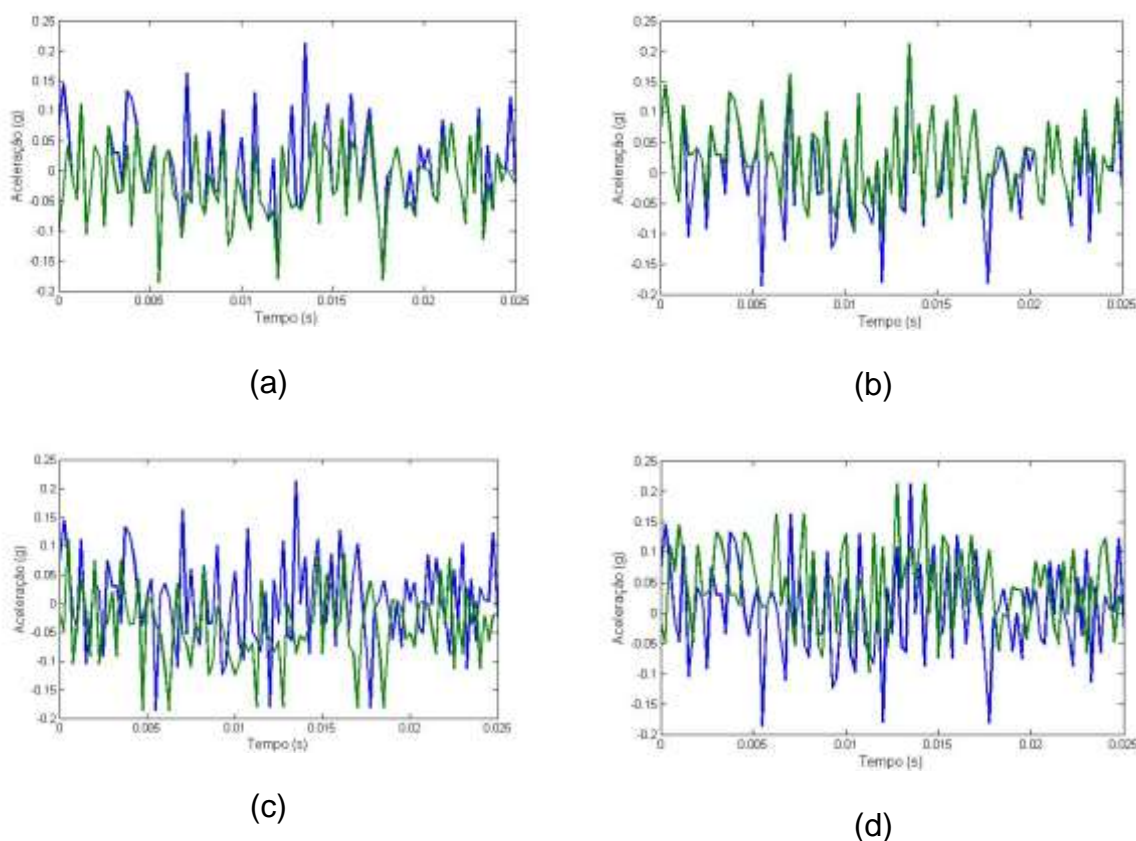
**Figura 20-** Sinal modificado aplicando transformada wavelet ((a) visão geral, (b) vista de topo e (c) e (d) vistas laterais). Fonte: O autor, 2017



**Figura 21-** Escalograma do sinal modificado aplicando transformada wavelet.

Fonte: O autor, 2017

Outra técnica utilizada para tratamento e análise de sinais é a morfologia matemática. As Figuras 22(a) a 22(d) mostram os sinais modificados (em verde) e o sinal original (em azul) para as quatro operações básicas da morfologia, ou seja: abertura, fechamento, dilatação e erosão. Nota-se que algumas operações favorecem os valores máximos (picos) e outros os valores de mínimo (vales).



**Figura 22-** Sinal original (azul) e modificado (verde) através de operações morfológicas ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação).

Fonte: O autor, 2017

As ferramentas matemáticas de wavelet e morfologia matemática serão posteriormente utilizadas para a comparação dos sinais padrão com os danificados e posteriormente na detecção da presença dos danos nas amostras.

## 4.2 – PARÂMETRO GLOBAL DE DANO

As primeiras análises estão relacionadas com um índice global para identificação de danos nos sistemas através de parâmetros de energia e entropia.

Figuras 23, 24 e 25 mostram as máximas entropias obtidas para os acelerômetros posicionados no mancal dianteiro superior, mancal dianteiro inferior e mancal traseiro superior para os sistemas sem dano, com dano no mancal dianteiro inferior, dano no mancal traseiro superior e dano em um dente de engrenagem.

Foi utilizada uma rotina computacional obtida na literatura que para um vetor  $x$ , calcula-se a entropia máxima espectral de ordem  $m$ . A estimativa espectral é retornada no vetor  $S(\omega)$ , que tem  $nfreq$  pontos linearmente espaçados no intervalo de frequência de Nyquist de 0 a 0,5. O psd (*power spectral density*) é normalizado de tal forma que o valor médio quadrático de  $x$  é igual a Integral de  $S(\omega)$  de -0,5 a 0,5, então

$$P = \sum(x.^2)/N. \quad (33)$$

Desta forma a rotina usada baseia-se no algoritmo Burg (DOWSE, 2013), conforme descrito em Numerical Recipes e implementado em suas subrotinas específicas. O espectro é obtido através de:

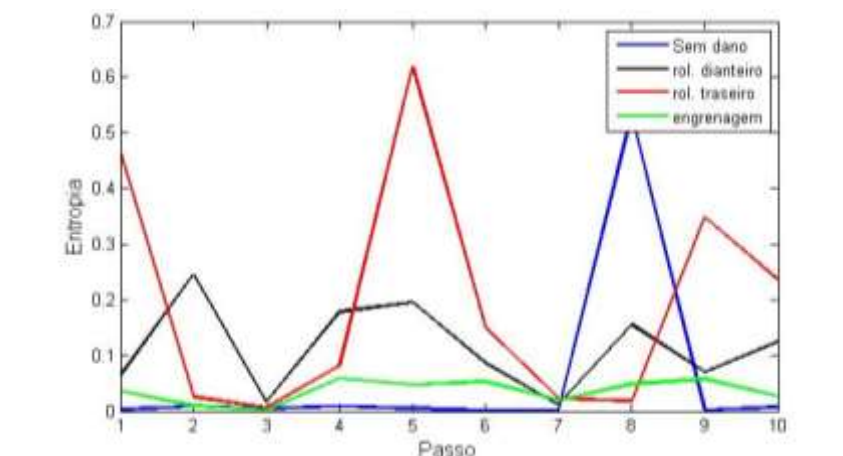
$$S(\omega) = \frac{P}{|1 - \sum_{k=1}^p a_k e^{-i\omega k}|^2} \quad (34)$$

onde  $s(\omega)$  é a potência espectral de um função;  $P$  é a potencia passada pela PEF;  $p$  é a ordem do PEF e  $a_k$  são os coeficientes do conjunto PEF; PEF (*Prediction Error Filter*).

Nota-se na Figura 23 que os resultados para o passo 8 estão destoantes dos demais, ou seja, o valor para o sistema sem dano está superior aos valores dos outros sistemas. Nos demais passos os valores do sistema sem dano são inferiores quando comparado aos outros sinais. Nota-se grande flutuação dos valores para os sistemas com rolamento dianteiro e traseiro danificado. Os valores para o sistema com engrenagem danificada estão mais próximos dos valores do sistema sem dano.

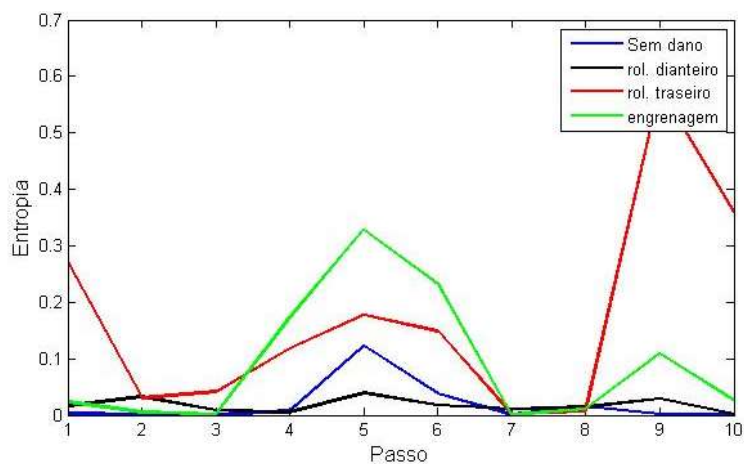
Figura 24 mostra os resultados para o acelerômetro posicionado no mancal dianteiro inferior. Nota-se resultado destoante para o passo 5, ou seja, valor superior para o sistema sem dano. Para o passo 6 o valor do sistema sem dano é inferior ao resultado obtido para o sistema com rolamento traseiro danificado. Neste caso os sinais para os sistemas com engrenagem e rolamento dianteiro danificados apresentam maiores flutuações. Os valores obtidos para o sistema com rolamento traseiro danificado estão mais próximos dos valores do sistema sem dano.

Figura 25 mostra os resultados para o acelerômetro localizado no mancal traseiro inferior. Nota-se que os resultados para os passos 6 e 9 estão destoantes dos demais. Novamente, os valores obtidos para o sistema com rolamento traseiro danificado estão mais próximos dos valores do sistema sem dano.



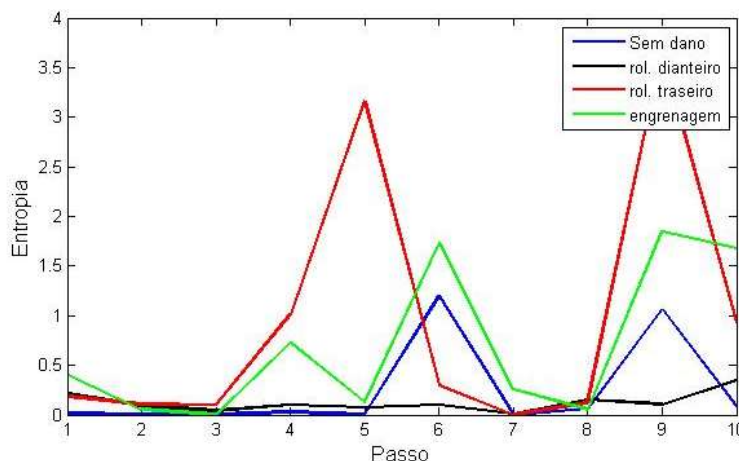
**Figura 23-** Máxima entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro superior).

Fonte: O autor, 2017



**Figura 24-** Máxima entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro inferior).

Fonte: O autor, 2017



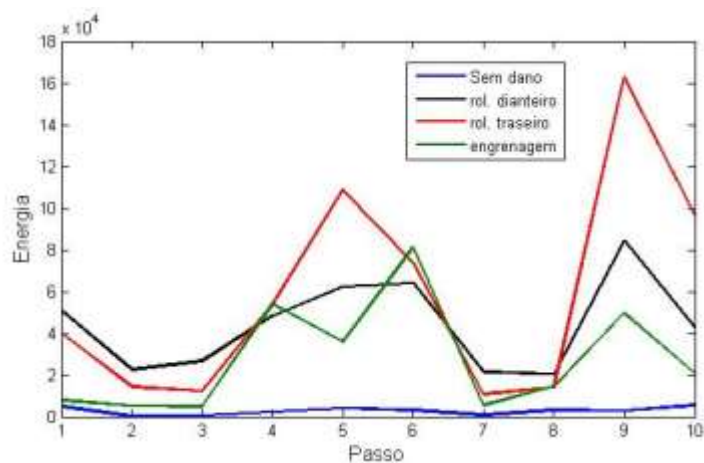
**Figura 25-** Máxima entropia (acelerômetro localizado no mancal traseiro inferior)

Fonte: O autor, 2017

De maneira geral, se for considerada a soma da entropia para todo o ciclo de teste, 10 passos, a máxima entropia do sinal padrão (sistema sem dano) é muito inferior a máxima entropia para os demais sistemas. Deve-se ter cuidado para a análise da máxima entropia para alguma etapa específica do ensaio, uma vez que o comportamento do sinal padrão não foi constante durante toda a obtenção do sinal (em algumas marchas a máxima entropia do sinal padrão foi superior quando comparada a máxima entropia dos sistemas danificados).

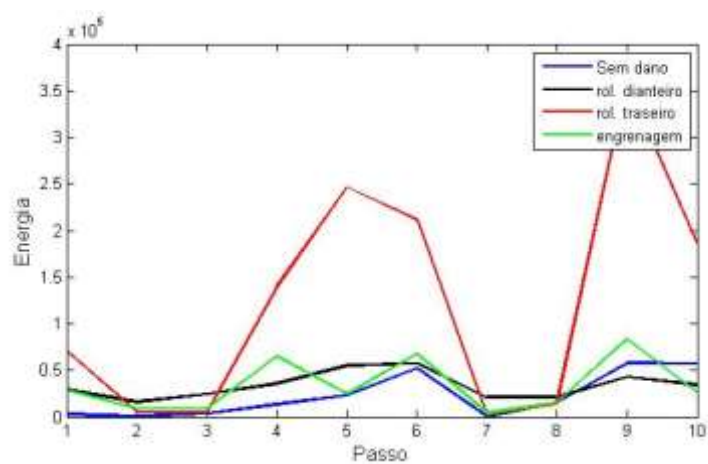
Outra forma de análise global foi utilizando a transformada wavelet e calculando a energia do sinal e a entropia.

Figuras 26 a 28 mostram as curvas de energia para o sistema sem e com danos. Na Fig. 26 verifica-se que a energia do sinal sem dano é inferior à energia dos demais sistemas. Na Fig. 27 verifica-se que a energia do sistema sem dano é superior a energia do sistema com rolamento traseiro danificado para os passos 9 e 10. Na Fig. 28 verifica-se que os valores da energia do sistema sem dano são inferiores para os passos 1, 4, 5 e 10.



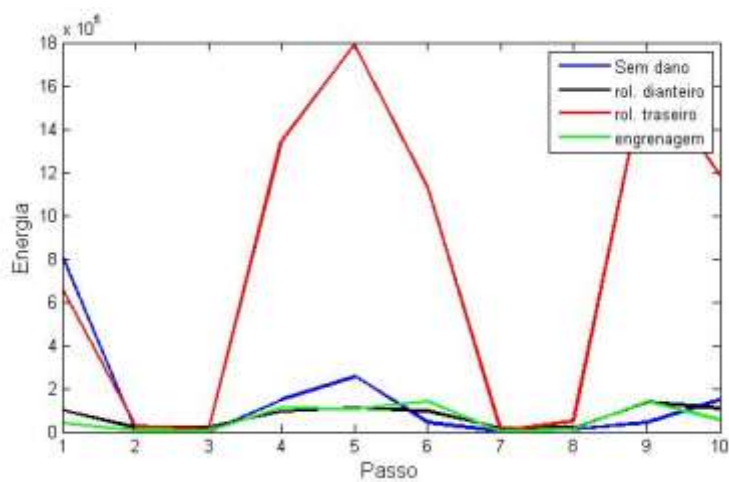
**Figura 26-** Energia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro superior)

Fonte: O autor, 2017



**Figura 27-** Energia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro inferior)

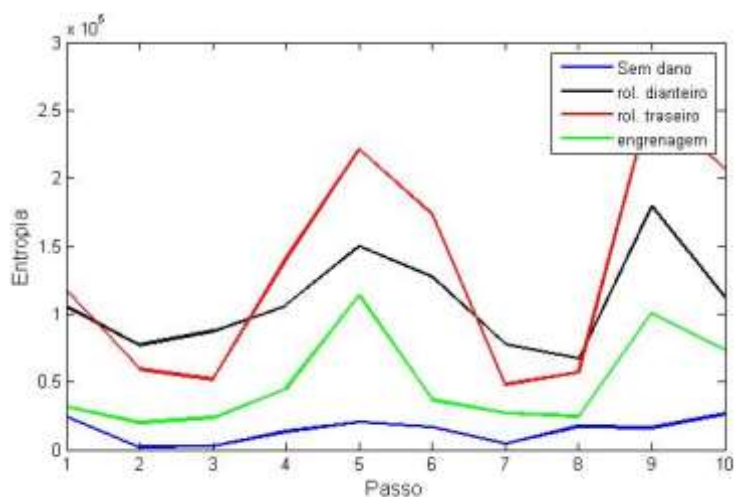
Fonte: O autor, 2017



**Figura 28-** Energia (acelerômetro localizado no mancal traseiro inferior)

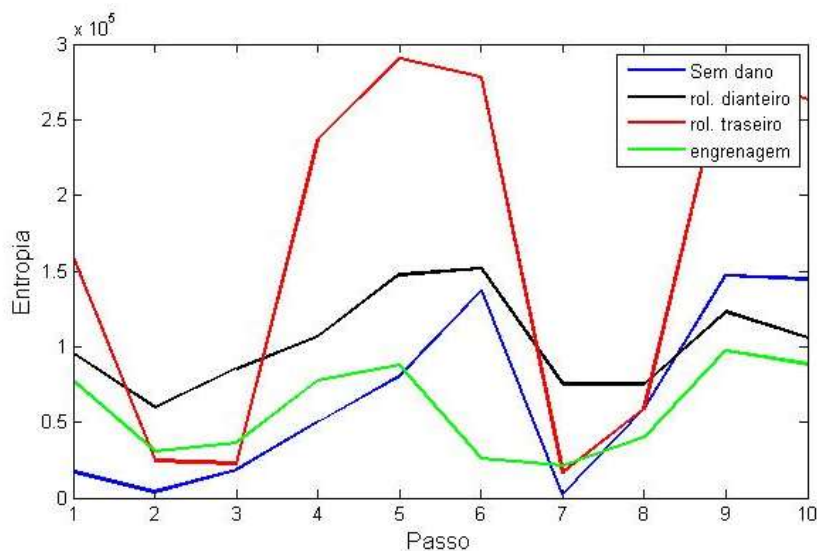
Fonte: O autor, 2017

Figuras 29 a 31 mostram as curvas de entropia para o sistema sem e com danos. Na Fig. 29 verifica-se que a entropia do sinal sem dano é inferior à entropia dos demais sistemas. Na Fig. 30 verifica-se que a entropia do sistema sem dano é superior a entropia de outros sistemas para os passos 6, 9 e 10. Na Fig. 31 verifica-se que os valores da entropia do sistema sem dano são semelhantes a entropia dos sistemas com rolamento dianteiro danificado e com engrenagem danificada e, superior a entropia do sistema com rolamento traseiro danificado.



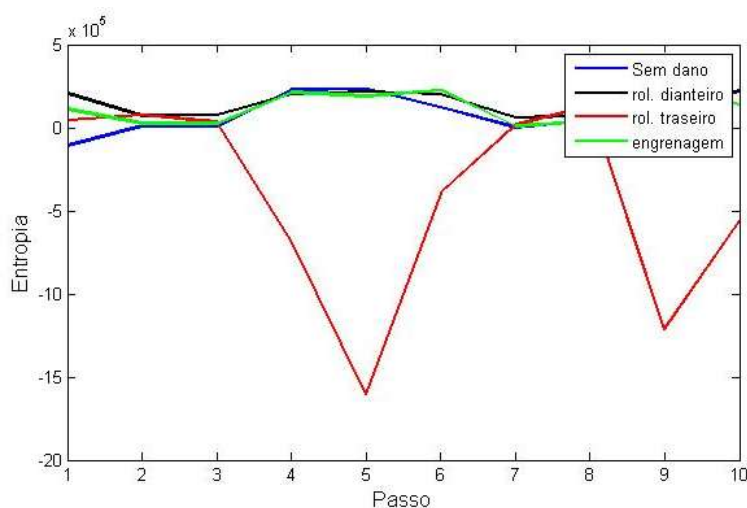
**Figura 29-** Entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro superior)

Fonte: O autor, 2017



**Figura 30-** Entropia (acelerômetro localizado no mancal dianteiro inferior)

Fonte: O autor, 2017

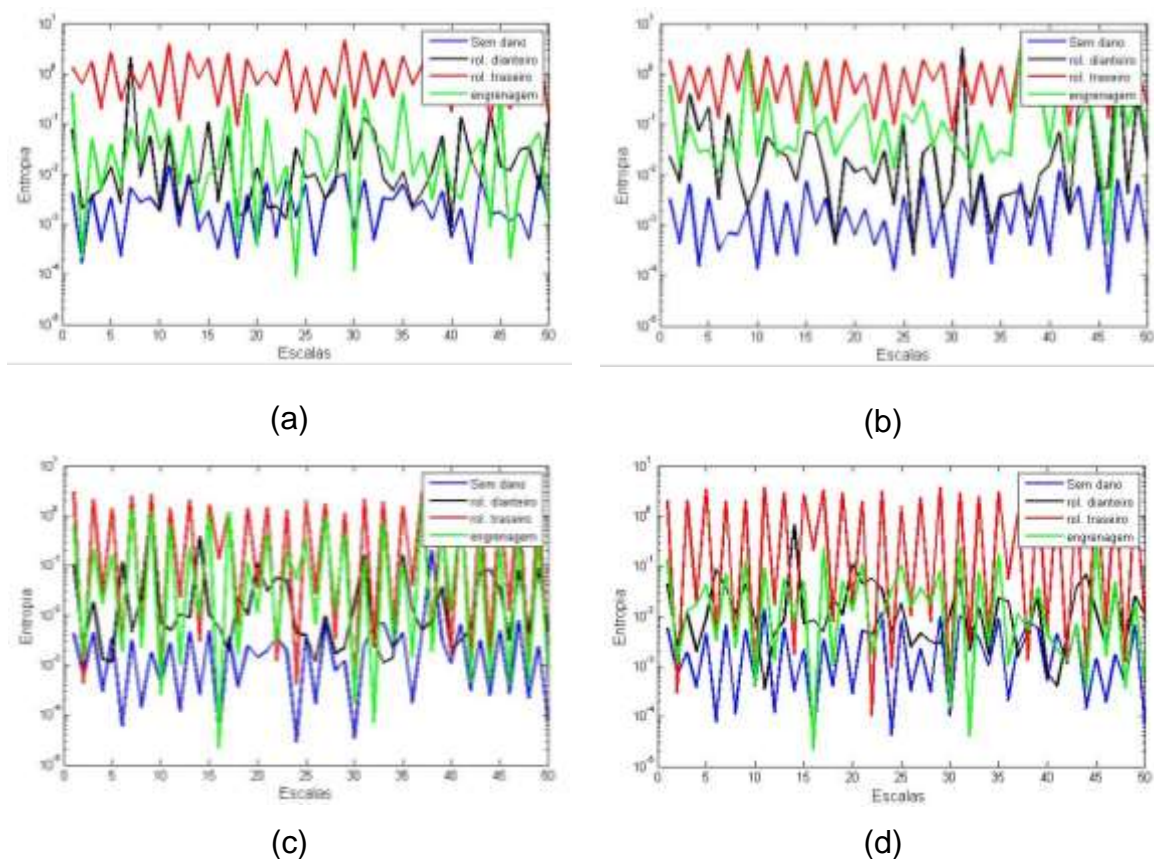


**Figura 31-** Entropia (acelerômetro localizado no mancal traseiro inferior)

Fonte: O autor, 2017

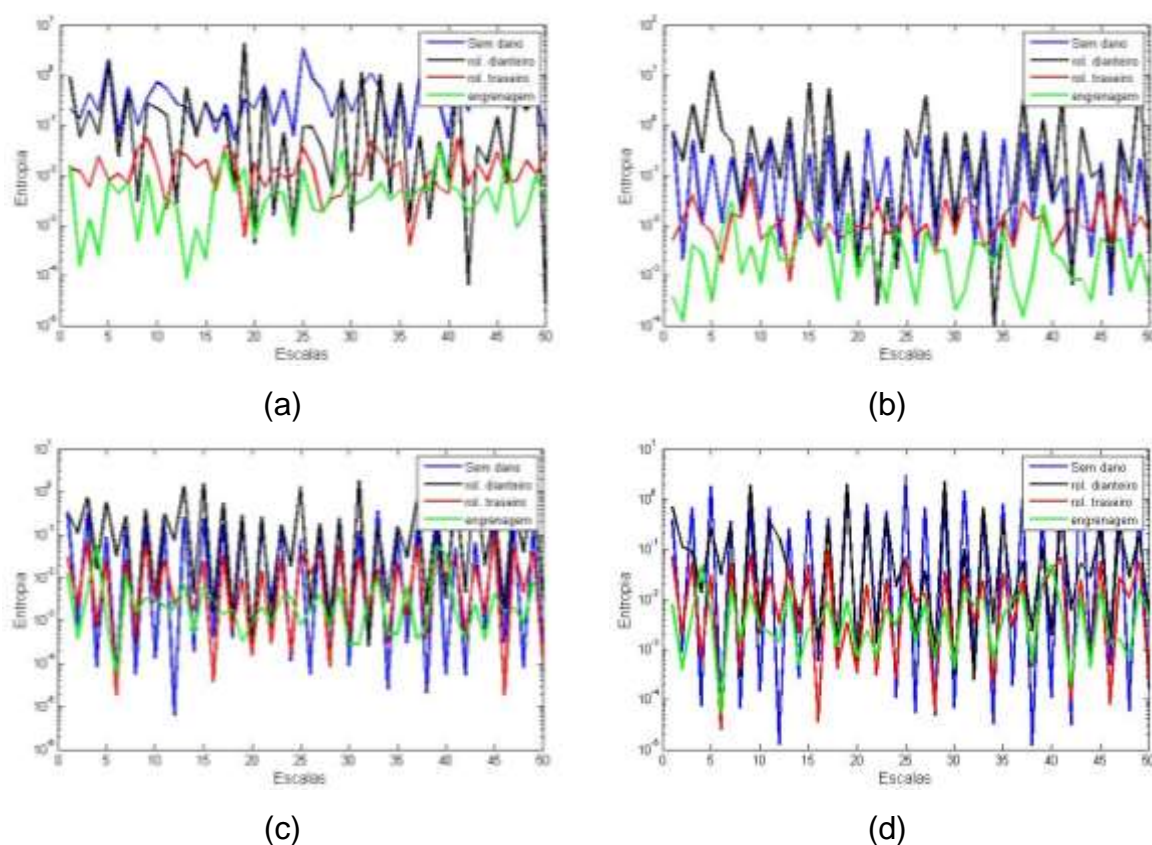
Utilizando os parâmetros da wavelet, energia e entropia, deve-se tomar cuidado para a identificação do dano nas amostras. Embora para todas as situações analisadas o sinal do rolamento traseiro danificado apresentou uma enorme diferença em relação ao sinal padrão (tornando evidente a presença de dano na amostra), para os outros tipos de dano as diferenças foram menores e com o comportamento não constante (em algum momento a energia e a entropia eram menores e em outros maiores) dificultando a identificação do dano na amostra.

Numa outra forma de análise foi utilizada a teoria de morfologia matemática aliada a índices de energia e entropia. Figuras 32(a) a 32(d) mostram os sinais obtidos para máxima entropia utilizando 50 escalas conforme a Tabela 3. Estes sinais foram obtidos para o acelerômetro colocado no mancal superior dianteiro e usando a primeira marcha (passo) dos testes. Figura 32(a) mostra os sinais para a operação de abertura, Fig. 32(b) para operação de fechamento, Fig. 32(c) para operação de erosão e Fig. 34(d) para operação de dilatação. Nota-se que para todas as situações os valores das curvas de entropia para o sistema sem dano são menores. Somente em alguns pontos os valores de entropia para o sistema com engrenagem danificada são menores.



**Figura 32-** Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação). Fonte: O autor, 2017

De maneira análoga, Fig. 33(a) a 33(d) mostram as curvas para a marcha 8 (passo 8) da sequência de testes. Nota-se que existe grandes variações, mas neste caso as curvas estão misturadas. Não existe uma tendência de aumento ou diminuição dos valores de entropia para o sistema sem dano em relação aos demais sistemas.

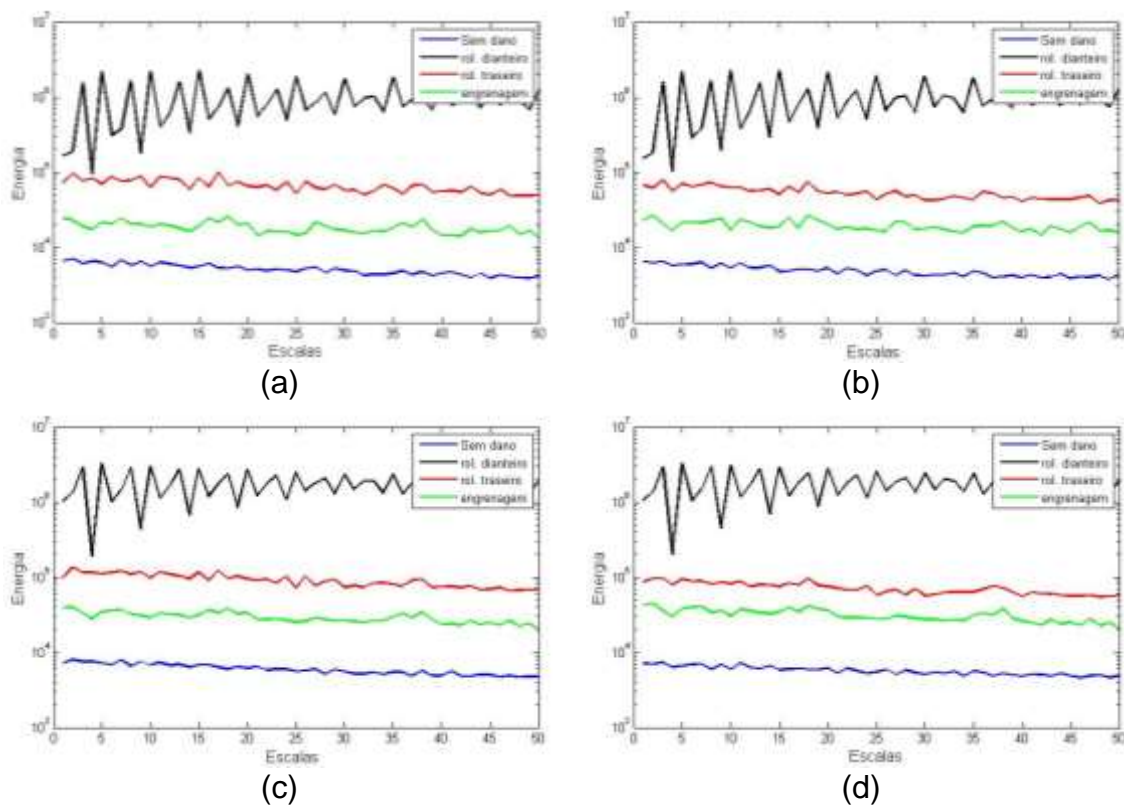


**Figura 33-** Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação). Fonte: O autor, 2017

Neste tipo de análise utilizando a morfologia matemática não é possível fazer uma clara detecção do dano, uma vez que, variando a marcha de teste, os comportamentos dos sinais foram muito diferentes. Para a primeira marcha do ciclo de teste a entropia do sinal padrão encontrada é visivelmente inferior a entropia dos demais sinais, mas essa característica não foi observada para a entropia da oitava marcha do ensaio.

Figuras 34(a) a 34(d) e 35(a) a 35(d) mostram as curvas obtidas utilizando conjuntamente morfologia matemática e parâmetros de energia e entropia. Figura 34(a) e 35(a) mostram os sinais para a operação de abertura, Fig. 34(b) e 35(b) para operação de fechamento, Fig. 34(c) e 35(c) para operação de erosão e Fig. 34(d) e 35(d) para operação de dilatação. Nota-se uma grande semelhança entre todas as curvas das Fig. 34(a) a 34(d) de energia. Como era esperado, o sistema sem dano apresenta menores valores de energia. Neste caso o sistema com rolamento dianteiro danificado apresenta maiores índices de energia.

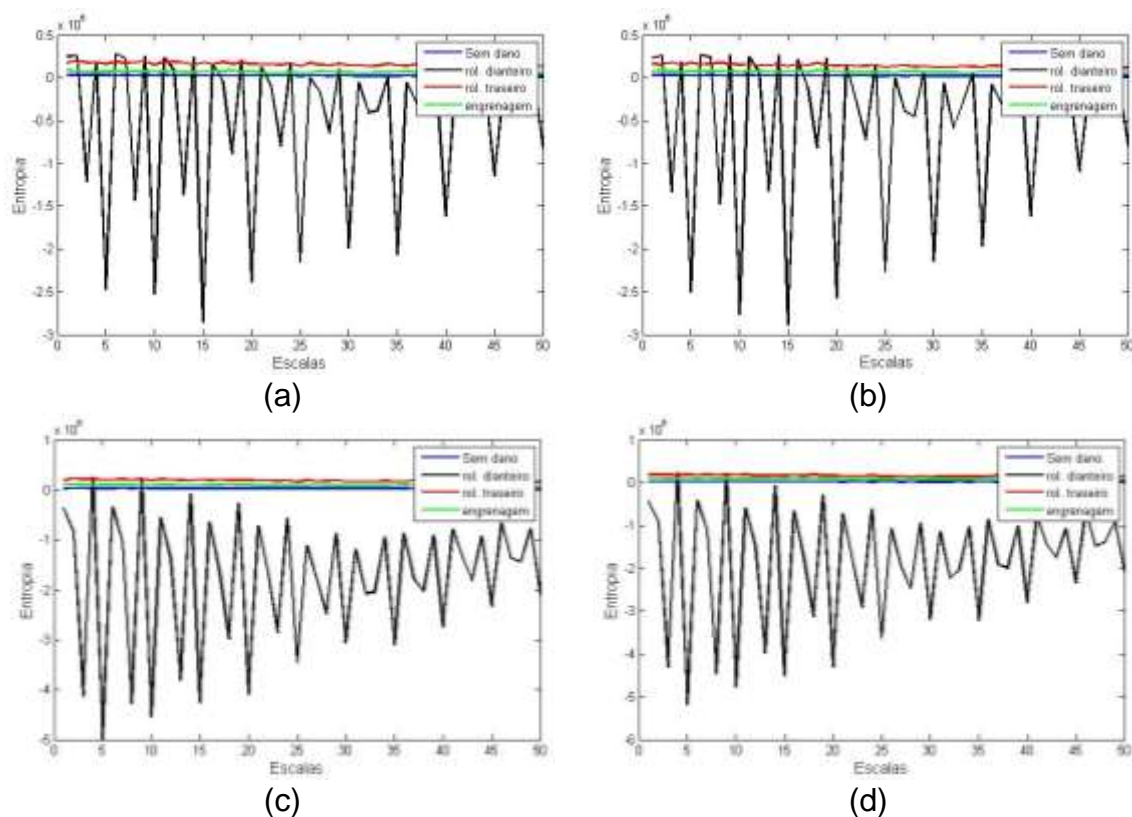
Analisando as Figuras de entropia nota-se que os valores relacionados com o sistema com rolamento dianteiro danificado apresentam grandes oscilações. Os demais sistemas apresentam comportamento semelhantes.



**Figura 34-** Energia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação).

Fonte: O autor, 2017

Quando a análise é feita com base no índice de entropia, Fig. 35 (a) a 35 (d), nota-se que os maiores valores foram encontrados para as curvas do sistema com rolamento traseiro danificado. Os menores valores foram obtidos para o sistema com rolamento dianteiro danificado e neste caso, este foi sistema que apresentou um comportamento diferente dos demais, altamente oscilatório. Já os resultados obtidos para os outros três tipos de sistemas analisados apresentaram comportamento pouco oscilatórios para as 50 escalas.



**Figura 35-** Entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação).

Fonte: O autor, 2017

Neste tipo de análise, principalmente para o parâmetro de energia, os resultados obtidos evidenciam a presença ou não de danos na amostra, uma vez que a grandeza da energia para a amostra sem dano é de ordem muito inferior que a energia para os demais sinais.

### 4.3 – PARÂMETRO DE DANO PARA SINAL FILTRADO

Na tentativa de estabelecer um sistema para identificação dos componentes danificados foi utilizado um filtro digital Butterworth de ordem 4 com passa-faixa (passa banda) de frequências. As faixas utilizadas para a filtragem estão relacionadas com as frequências características de dano em rolamentos  $BPF0$ ,  $BPFI$  e frequência de engrenamento ( $f_{eng}$ ). As faixas de frequências para as frequências  $BPF0$  e  $BPFI$  foi no intervalo de  $0.9 BPFI$  ou  $BPF0$  a  $1.1 BPFI$  ou  $BPF0$ . Para as frequências de engrenamento foi de  $f_{eng} - f_{rot}$  a  $f_{eng} + f_{rot}$  onde  $f_{rot}$  é a frequência de rotação do eixo

da engrenagem. Tabela 7 mostra os valores da frequência *BPFO* para os dez passos dos ensaios e para todos os rolamentos do sistema.

**Tabela 7** – Valores das frequências *BPFO* (Hz).

PASSO	FRONTAL SUPERIOR	FRONTAL INFERIOR	TRASEIRO SUPERIOR	TRASEIRO INFERIOR	ROLAMENTO 3° ENGRENAGEM	EIXO DE SAÍDA
01	83,5	58,3	0,0	58,3	73,7	0,0
02	41,7	29,1	0,0	29,1	36,9	0,0
03	69,5	48,6	17,3	48,6	61,4	9,3
04	208,6	185,7	127,9	185,7	234,7	68,6
05	208,6	145,7	163,8	145,7	184,3	87,9
06	208,6	185,7	77,3	185,7	234,7	46,9
07	41,7	29,1	32,8	29,1	36,9	17,6
08	97,4	86,6	36,1	86,6	109,5	21,9
09	208,6	185,7	208,6	185,7	234,7	111,9
10	208,6	145,7	163,8	145,7	184,3	99,3

Fonte: O autor, 2017

Tabela 8 mostra os valores da frequência *BPFI* para os dez passos dos ensaios e para todos os rolamentos do sistema.

**Tabela 8** – Valores das frequências *BPFI* (Hz).

PASSO	FRONTAL SUPERIOR	FRONTAL INFERIOR	TRASEIRO SUPERIOR	TRASEIRO INFERIOR	ROLAMENTO 3° ENGRENAGEM	EIXO DE SAÍDA
01	116,5	82,6	0,0	82,6	99,0	0,0
02	58,3	41,3	0,0	41,3	49,5	0,0
03	97,1	68,8	24,1	68,8	82,5	12,7
04	291,4	263,0	178,6	263,0	315,3	94,0
05	291,4	206,5	228,7	206,5	247,5	120,5
06	291,4	263,0	108,0	263,0	315,3	64,3
07	58,3	41,3	45,7	41,3	49,5	24,1
08	136,0	122,8	50,4	122,8	147,1	30,0
09	291,4	263,0	291,4	263,0	315,3	153,4
10	291,4	206,5	228,7	206,5	247,5	136,2

Fonte: O autor, 2017

Tabela 9 mostra os valores das frequências de engrenamento das principais engrenagens do sistema.

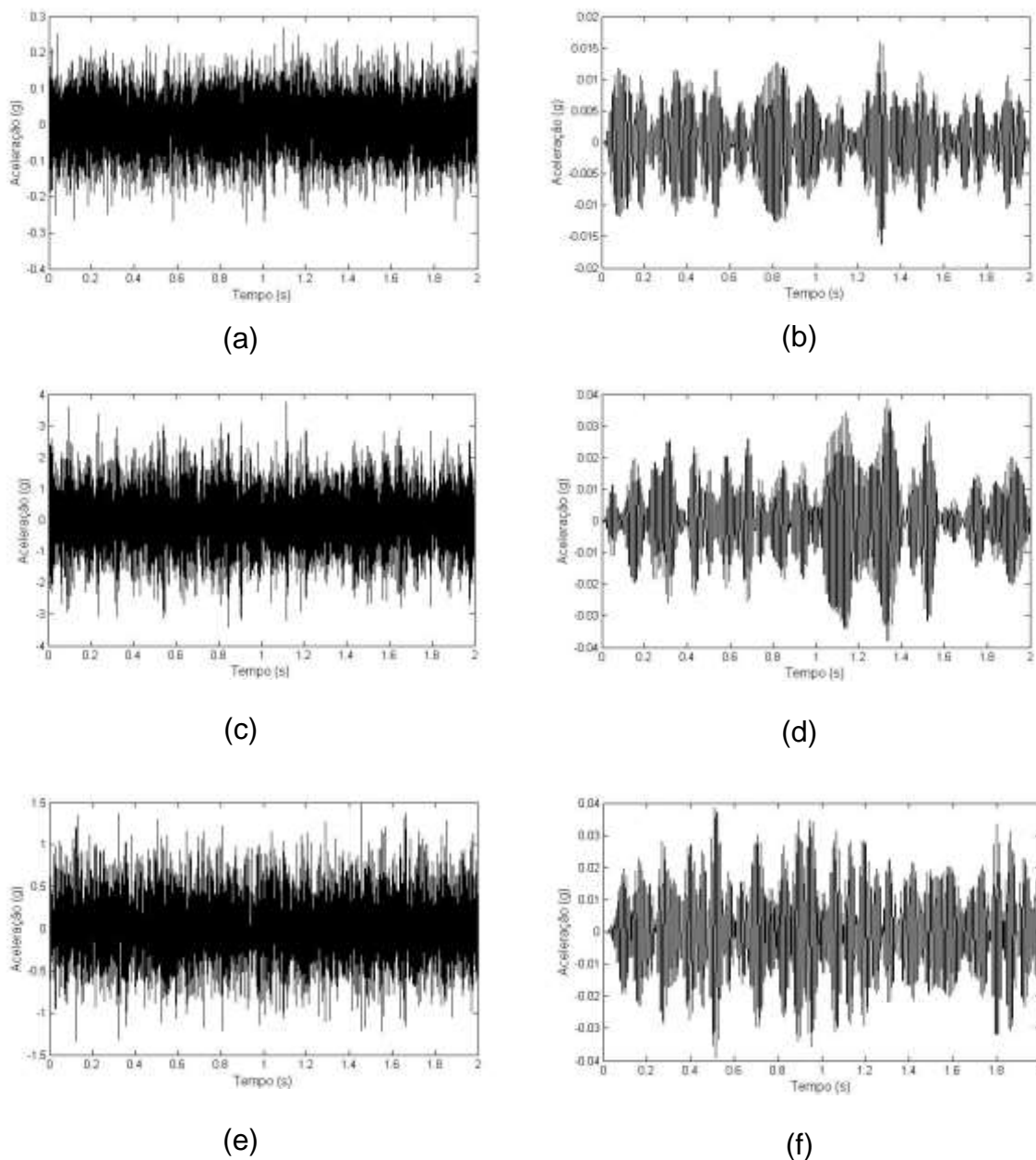
**Tabela 9** – Valores das frequência de engrenamento (Hz)

Passo	Rotação de entrada (rpm)	Número de dentes da engrenagem					
		31	44	35	39	41	
1	600	310,0	310,0	274,8	274,8	197,3	
2	300	155,0	155,0	137,4	137,4	98,6	
3	500	258,3	258,3	229,0	229,0	164,4	
4	1500	987,2	987,1	875,0	875,0	628,2	
5	1500	775,0	775,0	686,9	686,9	493,1	
6	1500	987,2	987,1	875,0	875,0	628,2	
7	300	155,0	155,0	137,4	137,4	98,6	
8	700	460,7	460,7	408,3	408,3	293,1	
9	1500	987,2	987,1	875,0	875,0	628,2	
10	1500	775,0	775,0	686,9	686,9	493,1	
Passo	Rotação de entrada (rpm)	Número de dentes da engrenagem					
		28	46	19	34	20	12
1	600	197,3	133,9	133,9	84,5	84,54	84,5
2	300	98,6	66,9	66,9	42,3	42,27	42,3
3	500	164,4	111,5	111,5	70,4	70,45	70,5
4	1500	628,2	426,3	426,3	269,2	269,21	269,2
5	1500	493,2	334,6	334,6	211,3	211,35	211,4
6	1500	628,2	426,3	426,3	269,2	269,21	269,2
7	300	98,6	66,9	66,9	42,3	42,27	42,3
8	700	293,2	198,9	198,9	125,6	125,63	125,6
9	1500	628,2	426,3	426,3	269,2	269,21	269,2
10	1500	493,2	334,6	334,6	211,3	211,35	211,4

Fonte: O autor, 2017

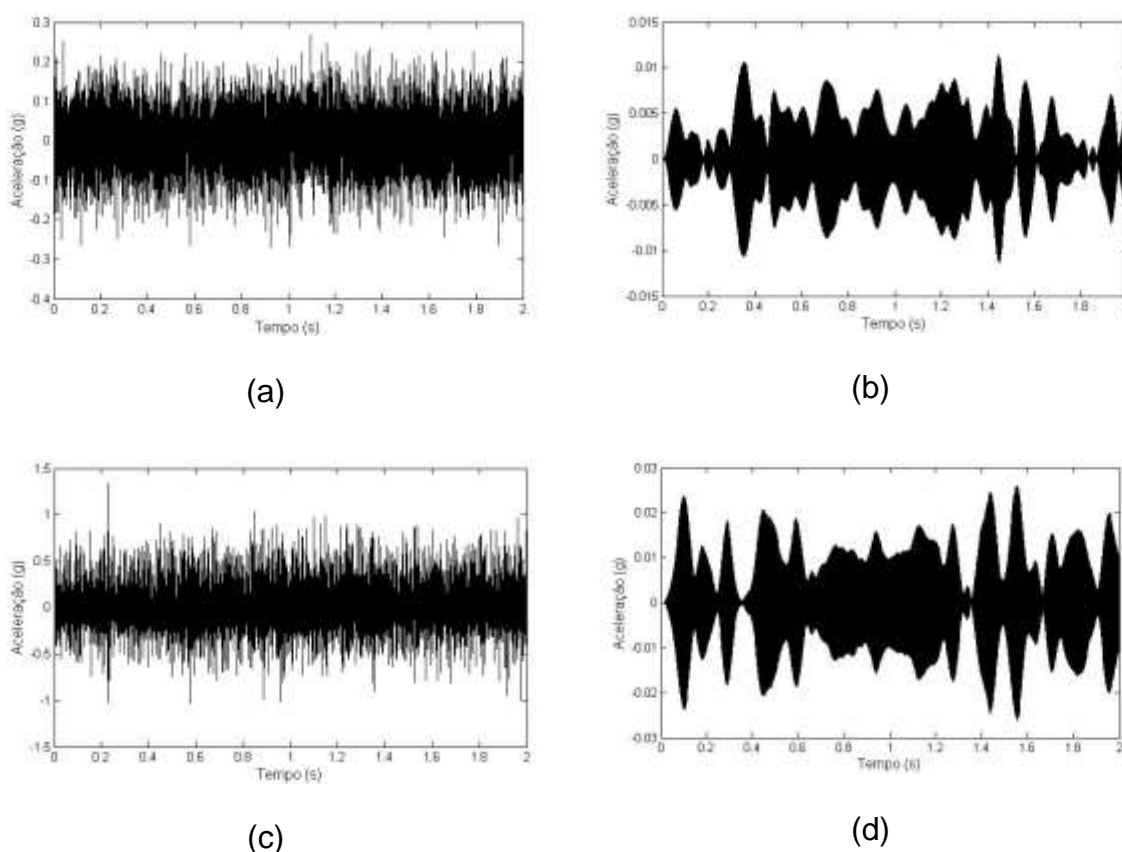
Figuras 36(a) a 36(f) mostram os sinais dos sistemas sem dano e com dano filtrados ao redor da primeira frequência *BPF0* (58,3 Hz) mostrada na Tab. 7. A coluna da esquerda mostra os sinais originais e a coluna da direita os sinais filtrados. Figuras 36(a) e 36(b) representam os sinais do sistema sem dano, Fig. 36(c) e 36(d) os sinais

do sistema com rolamento dianteiro danificado e Fig. 36(e) e 36(f) os sinais do sistema com rolamento traseiro danificado.



**Figura 36-** Sinais sem filtragem e com filtragem ((a) e (b) sinais original e filtrado do sistema sem dano, (c) e (d) sinais original e filtrado do sistema com rolamento dianteiro danificado e (e) e (f) sinais original e filtrado do sistema com rolamento traseiro danificado). Fonte: O autor, 2017

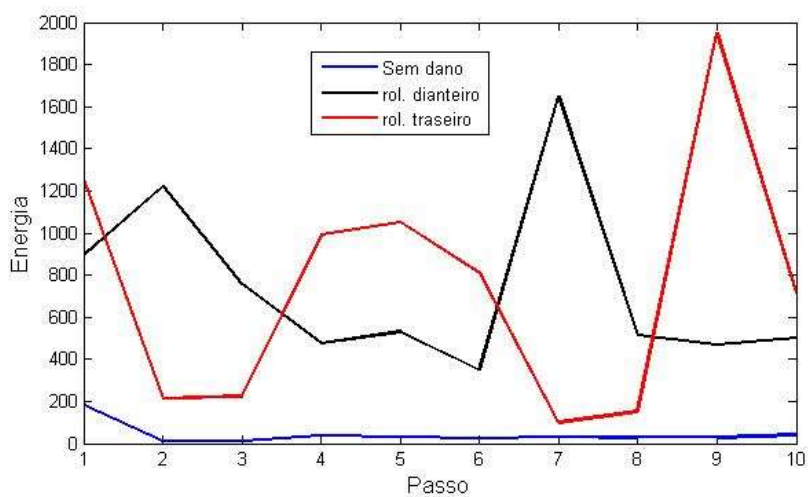
Figura 37 mostra o sinal do sistema sem dano e com dente de engrenagem danificada filtrados ao redor da primeira frequência de engrenamento (274,8 Hz) mostrada na Tab. 9, A coluna da esquerda mostra os sinais originais e a coluna da direita os sinais filtrados. Figuras 37(a) e 37(b) representam os sinais do sistema sem dano, Fig. 37(c) e 37(d) os sinais do sistema com dente de engrenagem danificado. Em todos os casos, Fig. 36 e Fig. 37, as curvas dos sinais filtrados são bem diferentes quando comparadas com as curvas originais do sinal obtido.



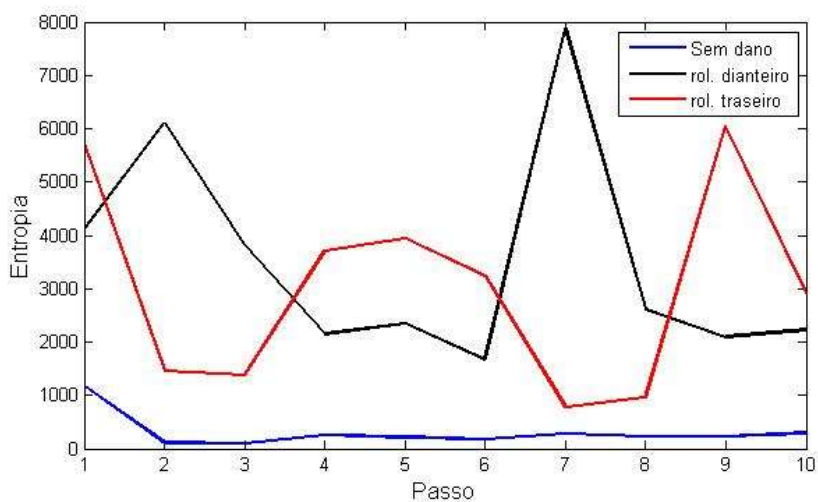
**Figura 37-** Sinais sem filtragem e com filtragem ((a) e (b) sinais original e filtrado do sistema sem dano, (c) e (d) sinais original e filtrado do sistema dente de engrenagem danificada). Fonte: O autor, 2017

Figuras 38(a) e 38(b) mostram as curvas de energia e entropia usando a transformada wavelet para o sinal filtrado em torno da primeira frequência *BPF0* (83,5 Hz) para rolamento frontal superior. Como era esperado a energia do sistema sem dano é inferior às dos sistemas com rolamento dianteiro e traseiro danificados. Neste caso foi utilizado o sinal do acelerômetro colocado no mancal superior frontal.

Figuras 39(a) e 39(b) mostram as curvas de energia e entropia usando a transformada wavelet para o sinal filtrado em torno da primeira frequência *BPF0* (58,3 Hz) para rolamento frontal inferior. Como era esperado a energia do sistema sem dano é inferior às dos sistemas com rolamento dianteiro e traseiro danificados. Também foram utilizados os sinais obtidos pelo sensor colocado no mancal superior frontal.

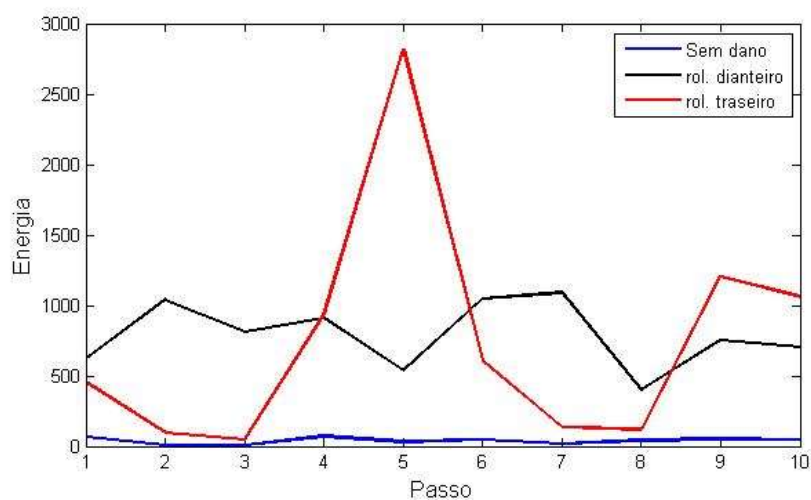


(a)

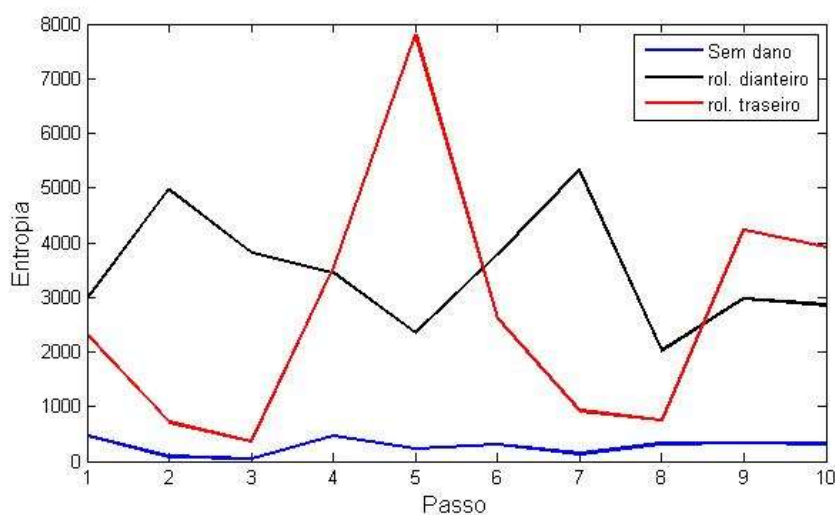


(b)

**Figura 38-** Curvas de energia (a) e entropia (b) utilizando transformada wavelet do sinal filtrado. Fonte: O autor, 2017



(a)

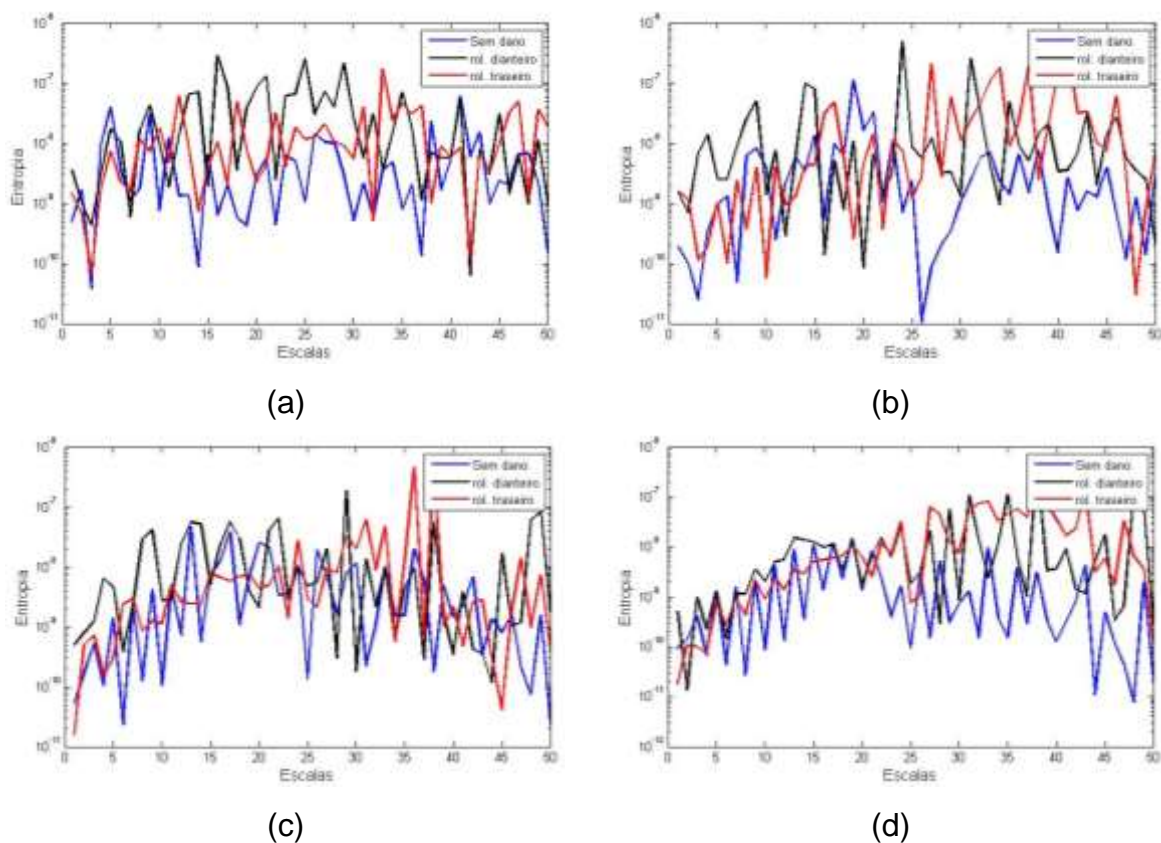


(b)

**Figura 39-** Curvas de energia (a) e entropia (b) utilizando transformada wavelet do sinal filtrado. Fonte: O autor, 2017

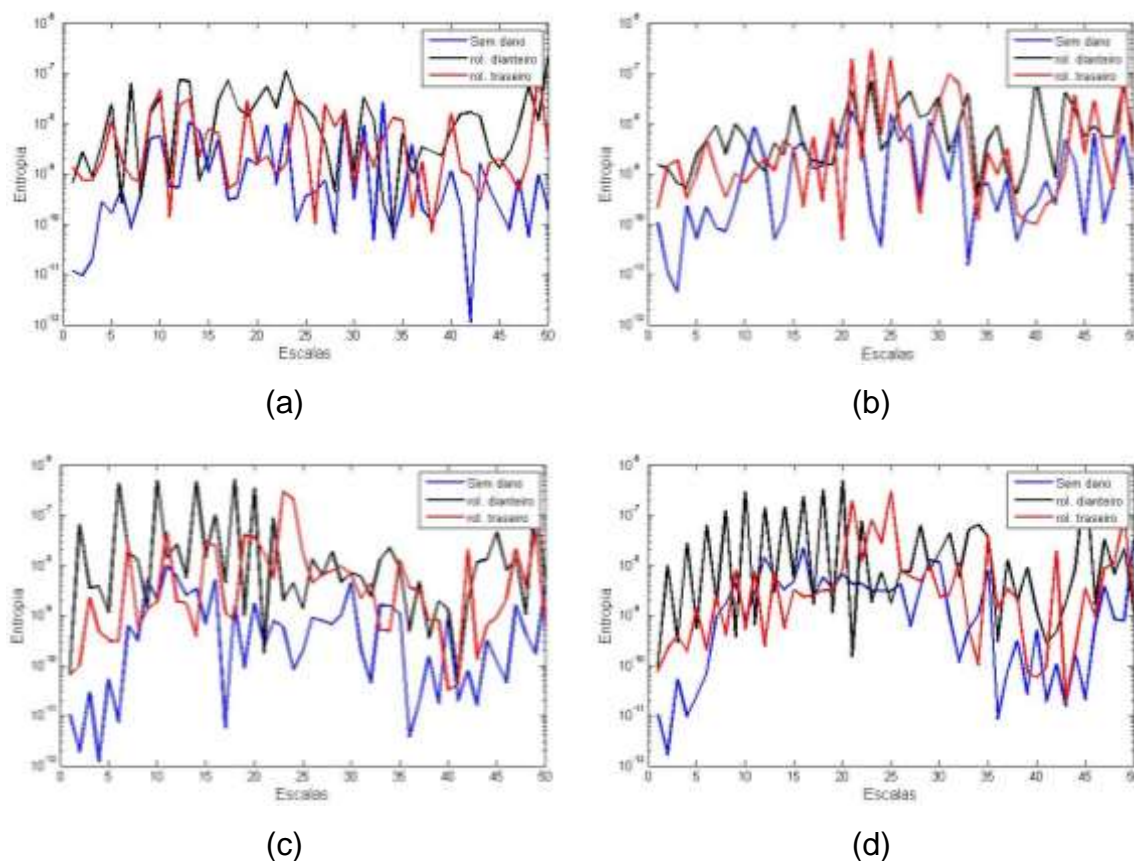
Os sinais filtrados em torno da primeira frequência *BPF0* também foram analisados utilizando a teoria de morfologia matemática aliada a índices de energia e entropia. Figuras 40(a) a 40(d) mostram os sinais obtidos para máxima entropia utilizando 50 escalas conforme a Tabela 3. Estes sinais foram obtidos para o acelerômetro colocado no mancal superior dianteiro e usando a primeira marcha (passo) dos testes. Figura 40(a) mostra os sinais para a operação de abertura, Fig. 40(b) para operação de fechamento, Fig. 40(c) para operação de erosão e Fig. 40(d)

para operação de dilatação. Somente em alguns pontos os valores de entropia para os sistemas com danos são menores.



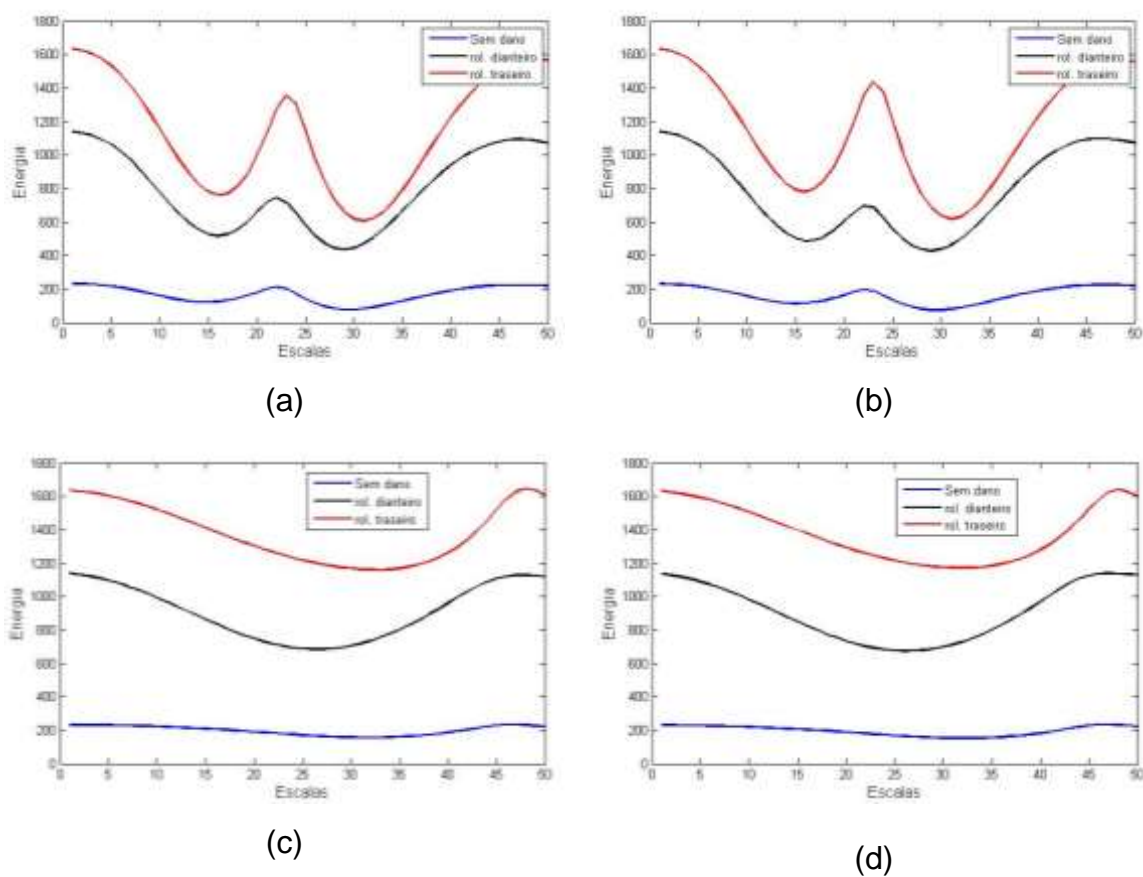
**Figura 40-** Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação). Fonte: O autor, 2017

De maneira análoga, Fig. 41(a) a 41(d) mostram as curvas para a marcha 8 (passo 8) da sequência de testes. Nota-se que existe grandes variações, mas neste caso as curvas estão misturadas. Não existe uma tendência de aumento ou diminuição dos valores de entropia para o sistema sem dano em relação aos demais sistemas.



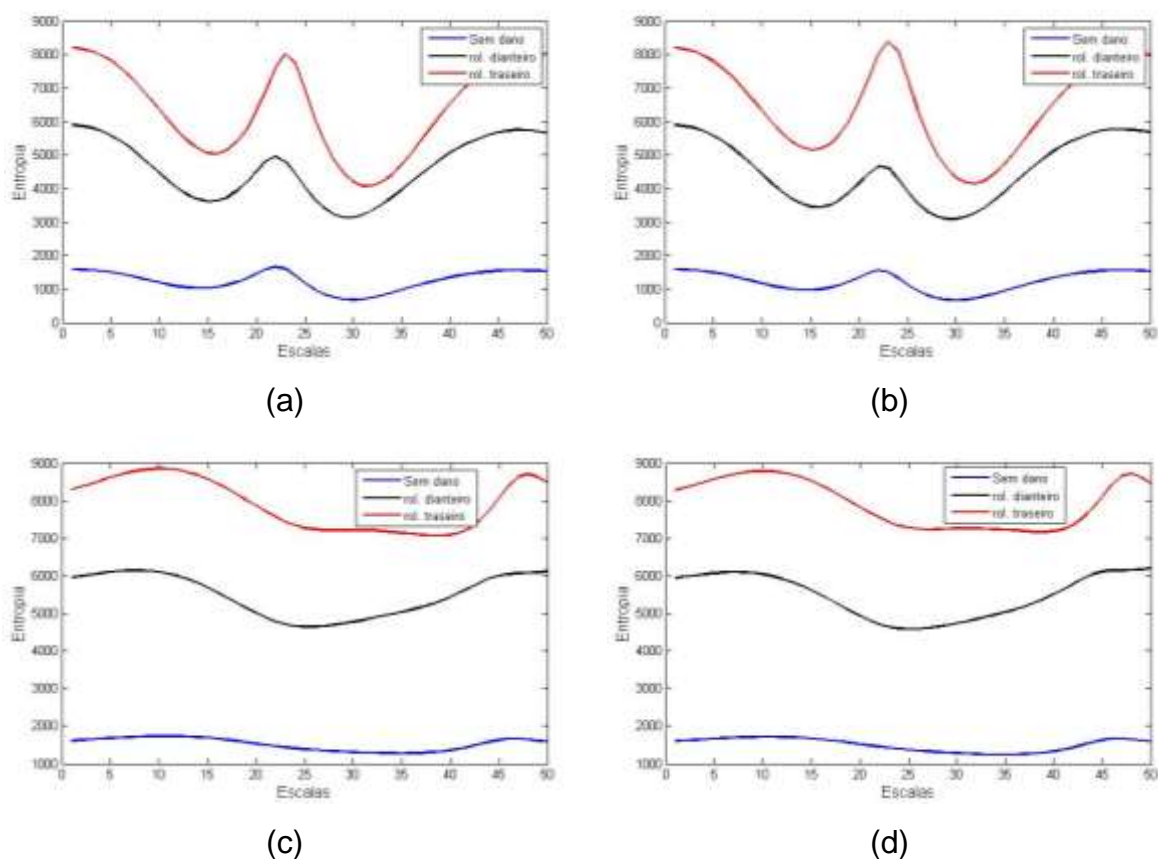
**Figura 41-** Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação). Fonte: O autor, 2017

Figuras 42(a) a 42(d) e 43(a) a 43(d) mostram as curvas obtidas utilizando conjuntamente morfologia matemática e parâmetros de energia e entropia do sinal filtrado em torno da primeira frequência *BPFO*. Figura 42(a) e 43(a) mostram os sinais para a operação de abertura, Fig. 42(b) e 43(b) para operação de fechamento, Fig. 42(c) e 43(c) para operação de erosão e Fig. 42(d) e 43(d) para operação de dilatação. Nota-se uma grande semelhança entre as curvas de energia e entropia. Como era esperado, o sistema sem dano apresenta menores valores de energia. Neste caso o sistema com rolamento dianteiro danificado apresenta maiores índices de energia e entropia.



**Figura 42-** Energia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação).

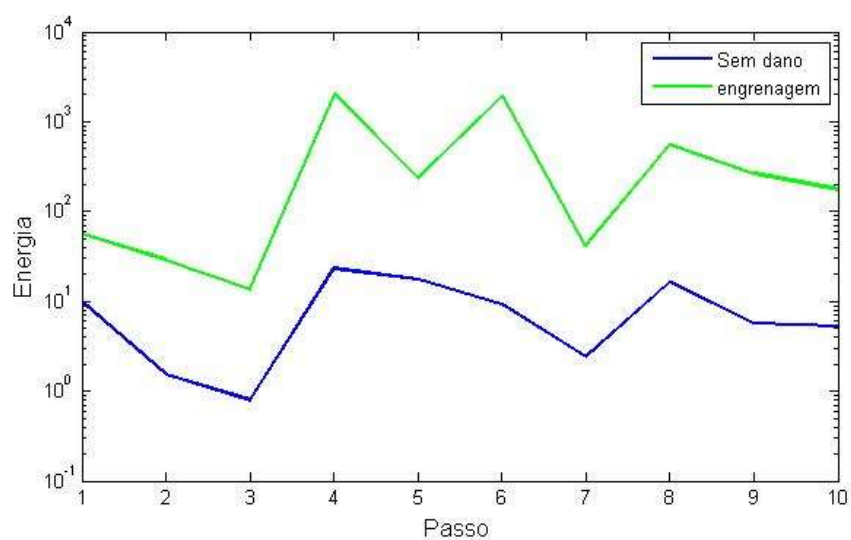
Fonte: O autor, 2017



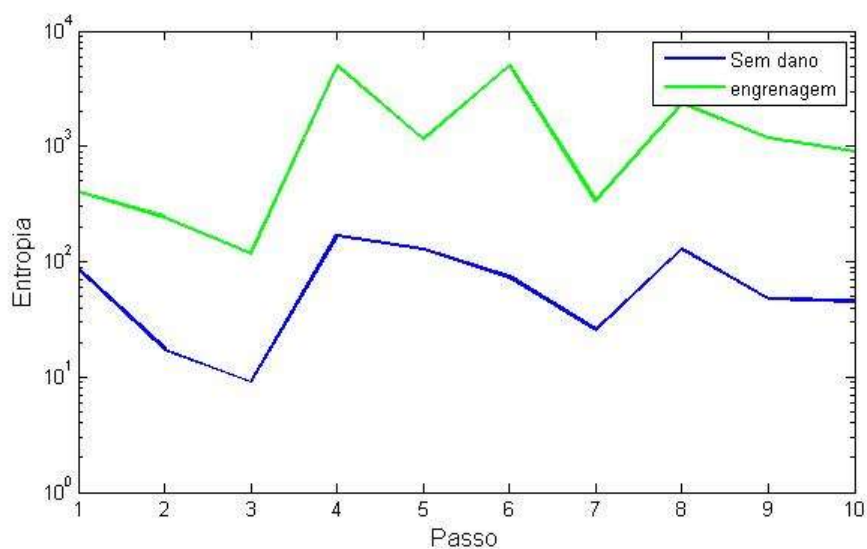
**Figura 43-** Entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação).

Fonte: O autor, 2017

Figuras 44(a) e 44(b) mostram as curvas de energia e entropia para o sinal filtrado em torno da primeira frequência de engrenamento para as dez marchas (passos), usando a transformada wavelet. Como era esperado a energia do sistema sem dano é inferior às do sistema com engrenagem danificada.



(a)

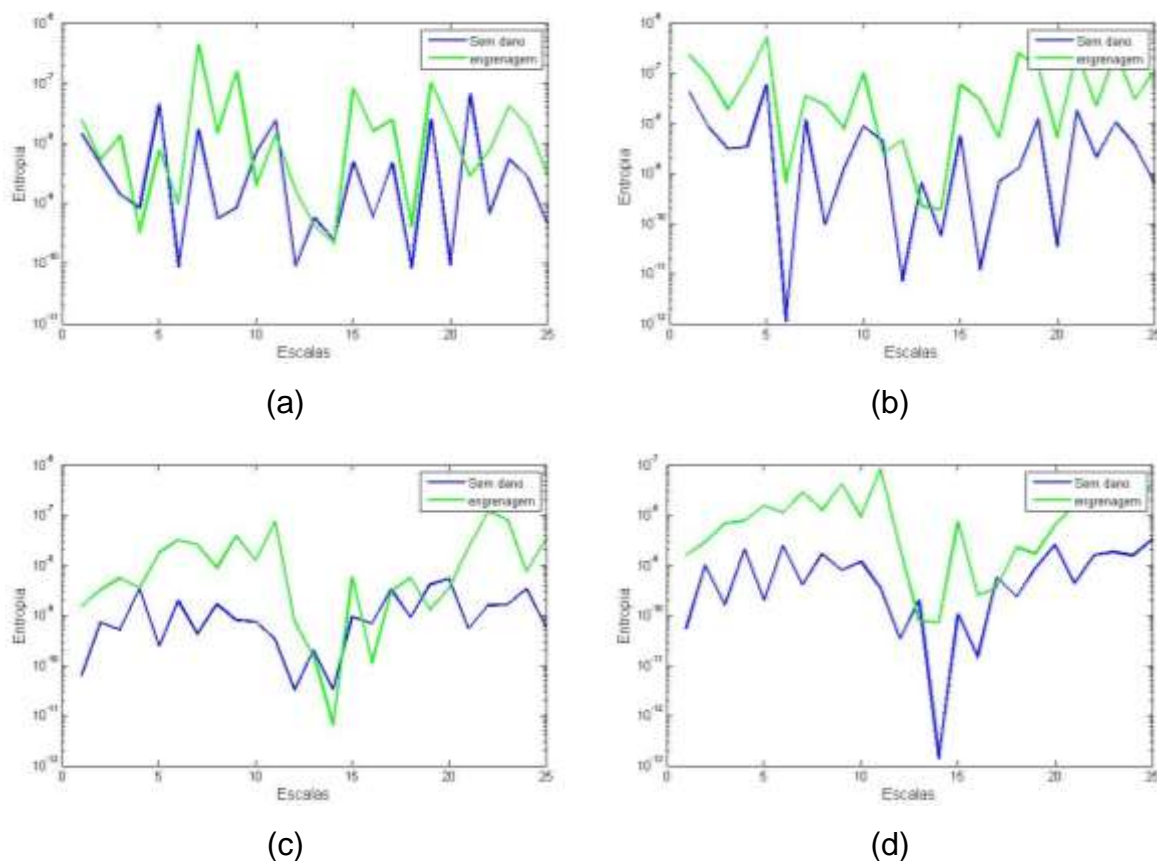


(b)

**Figura 44-** Curvas de energia (a) e entropia (b) utilizando transformada wavelet do sinal filtrado. Fonte: O autor, 2017

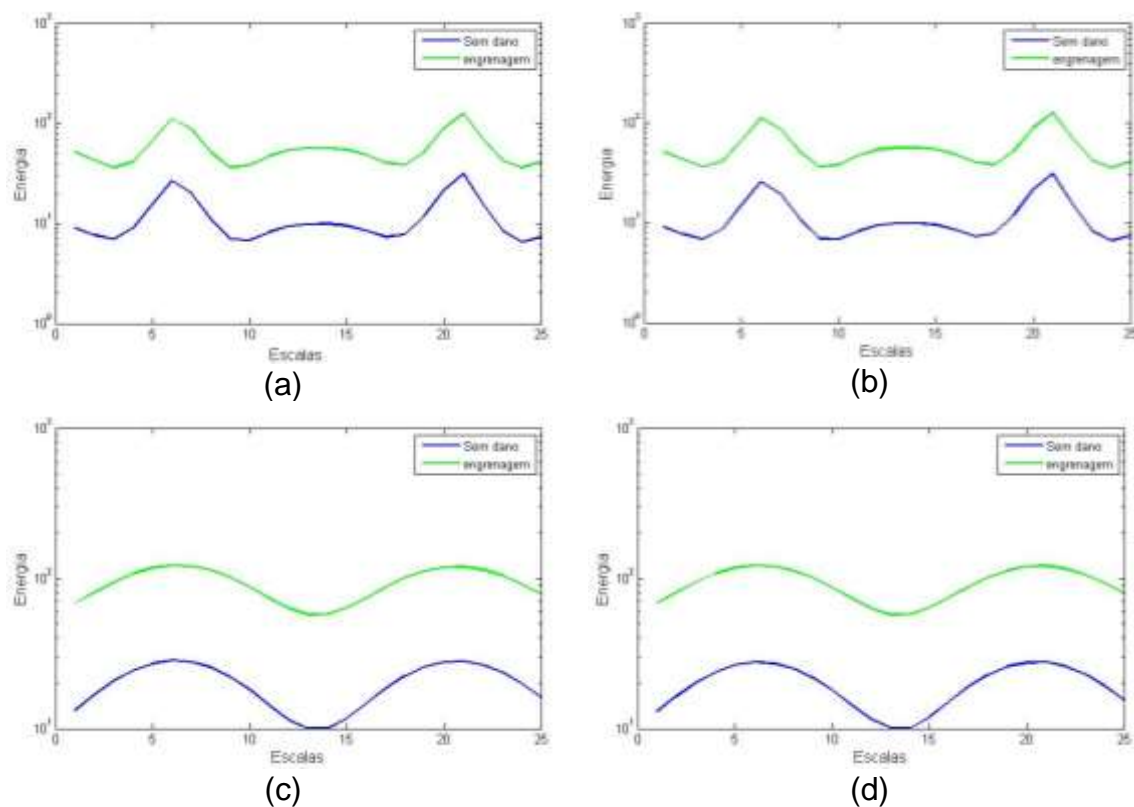
Os sinais filtrados em torno da primeira frequência engrenamento também foram analisados utilizando a teoria de morfologia matemática aliada a índices de máxima entropia. Figuras 45(a) a 45(d) mostram os sinais obtidos para máxima entropia utilizando 25 escalas conforme a Tabela 3. Estes sinais foram obtidos para o acelerômetro colocado no mancal superior dianteiro e usando a primeira marcha (passo) dos testes. Figura 45(a) mostra os sinais para a operação de abertura, Fig. 45(b) para operação de fechamento, Fig. 45(c) para operação de erosão e Fig. 45(d)

para operação de dilatação. Somente em alguns pontos os valores de entropia para os sistemas com danos são menores.



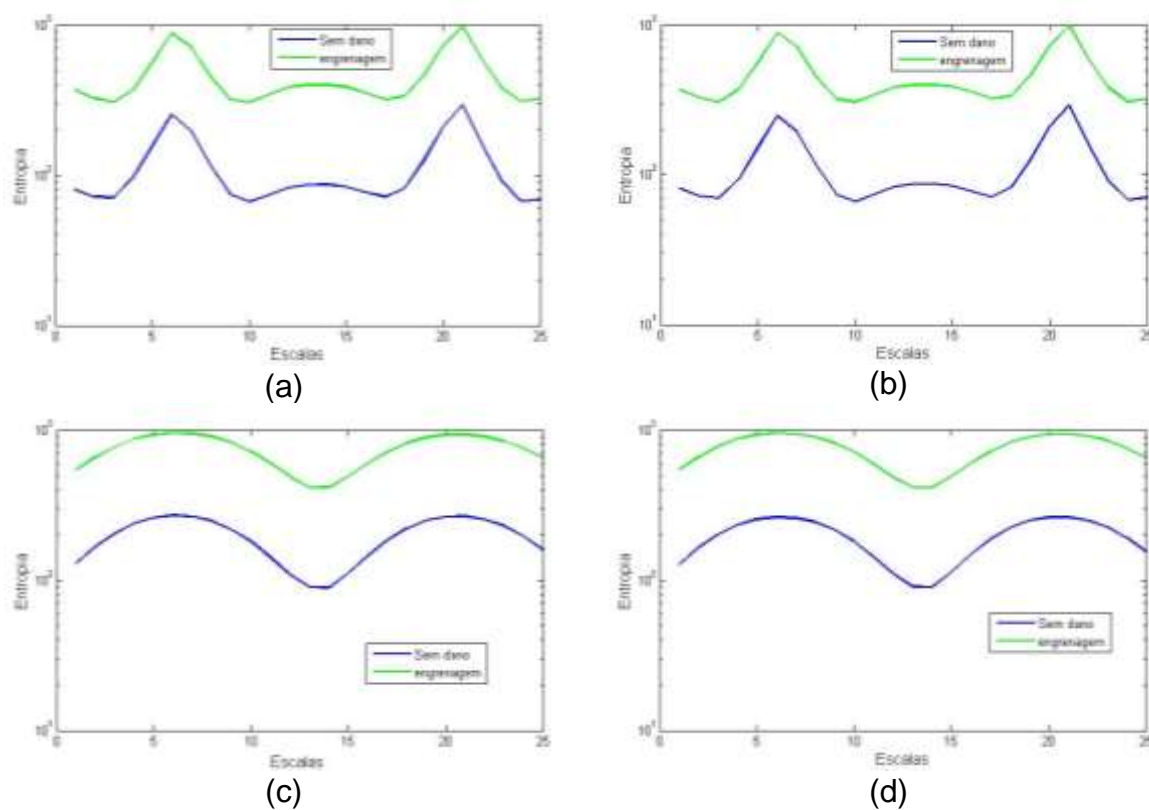
**Figura 45-** Máxima entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação). Fonte: O autor, 2017

Figuras 46(a) a 46(d) e 47(a) a 47(d) mostram as curvas obtidas utilizando conjuntamente morfologia matemática e parâmetros de energia e entropia do sinal filtrado em torno da primeira frequência de engrenamento. Figura 46(a) e 47(a) mostram os sinais para a operação de abertura, Fig. 46(b) e 47(b) para operação de fechamento, Fig. 46(c) e 47(c) para operação de erosão e Fig. 46(d) e 47(d) para operação de dilatação. Nota-se uma grande semelhança entre as curvas de energia e entropia. Como era esperado, o sistema sem dano apresenta menores valores de energia e de entropia.



**Figura 46-** Energia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação).

Fonte: O autor, 2017



**Figura 47-** Entropia ((a) abertura, (b) fechamento, (c) erosão e (d) dilatação).

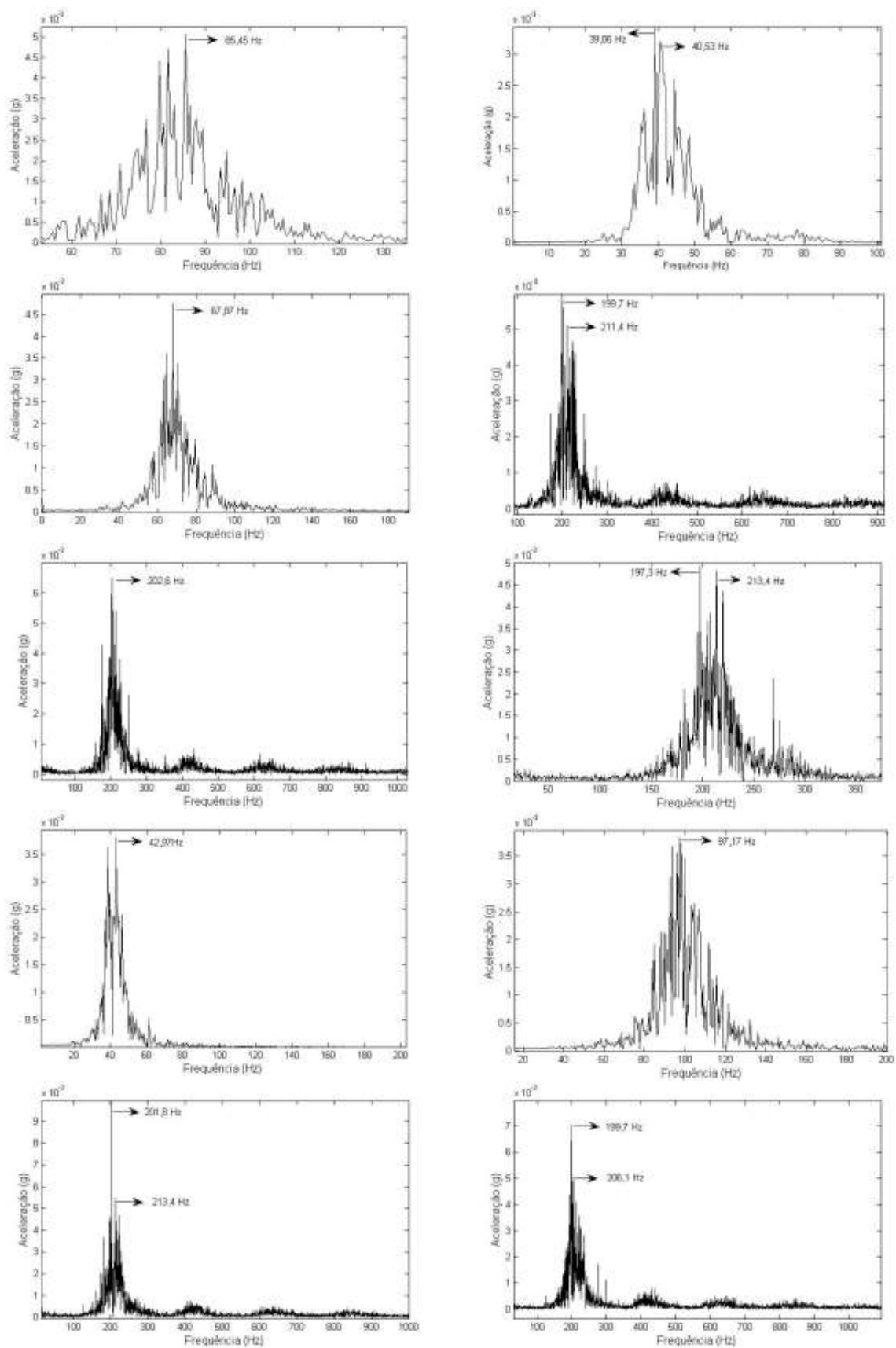
Fonte: O autor, 2017

As curvas obtidas utilizando conjuntamente morfologia matemática, transformada wavelet e parâmetros de energia e entropia do sinal filtrado em torno da primeira frequência *BPFO* e em torno de frequência de engrenamento apresentaram resultados satisfatórios na detecção de danos na amostra, uma vez que a ordem de grandeza desses itens foi muito diferente para os sistemas em boas condições e danificados.

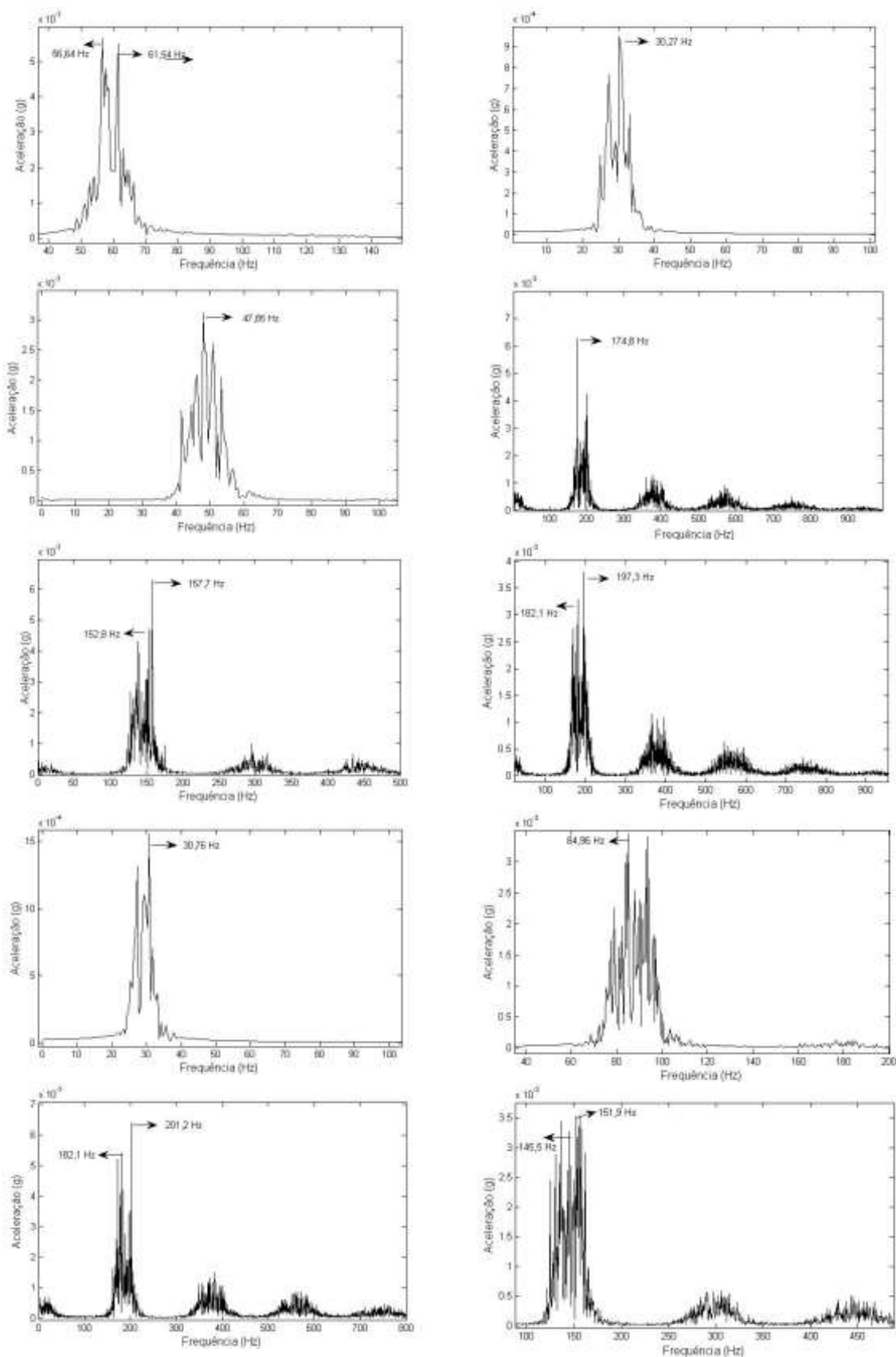
#### **4.4 – IDENTIFICAÇÃO DOS COMPONENTES COM FALHAS (DIAGNOSE)**

Nesta fase procurou-se encontrar as frequências características dos defeitos dos rolamentos através de um sistema especialista baseado nos sinais gerados usando morfologia matemática e espectros de potência. O sistema é baseado num esquema de busca de valores máximos (picos) próximos das frequências dos defeitos utilizando-se os sinais previamente filtrados na faixa de interesse, ou seja,  $0,9 BPFO$  a  $1,1 BPFO$ . As Figuras 48 e 49 mostram os resultados para as duas primeiras colunas da Tabela 7 utilizando os sinais do acelerômetro colocado no mancal superior frontal. A partir dos valores de pico mostrados nas Figuras 48 e 49 foi elaborada a Tabela 10. Nota-se que houve um pequeno erro (menor do que 1%) entre os valores teóricos e experimentais apenas para um passo dos testes. No caso o passo 8 para a frequência *BPFO* para defeito no mancal superior frontal. No entanto não havia defeitos neste mancal. Para as frequências características para o mancal frontal inferior notou-se que em alguns pontos os erros eram menores do que 2%.

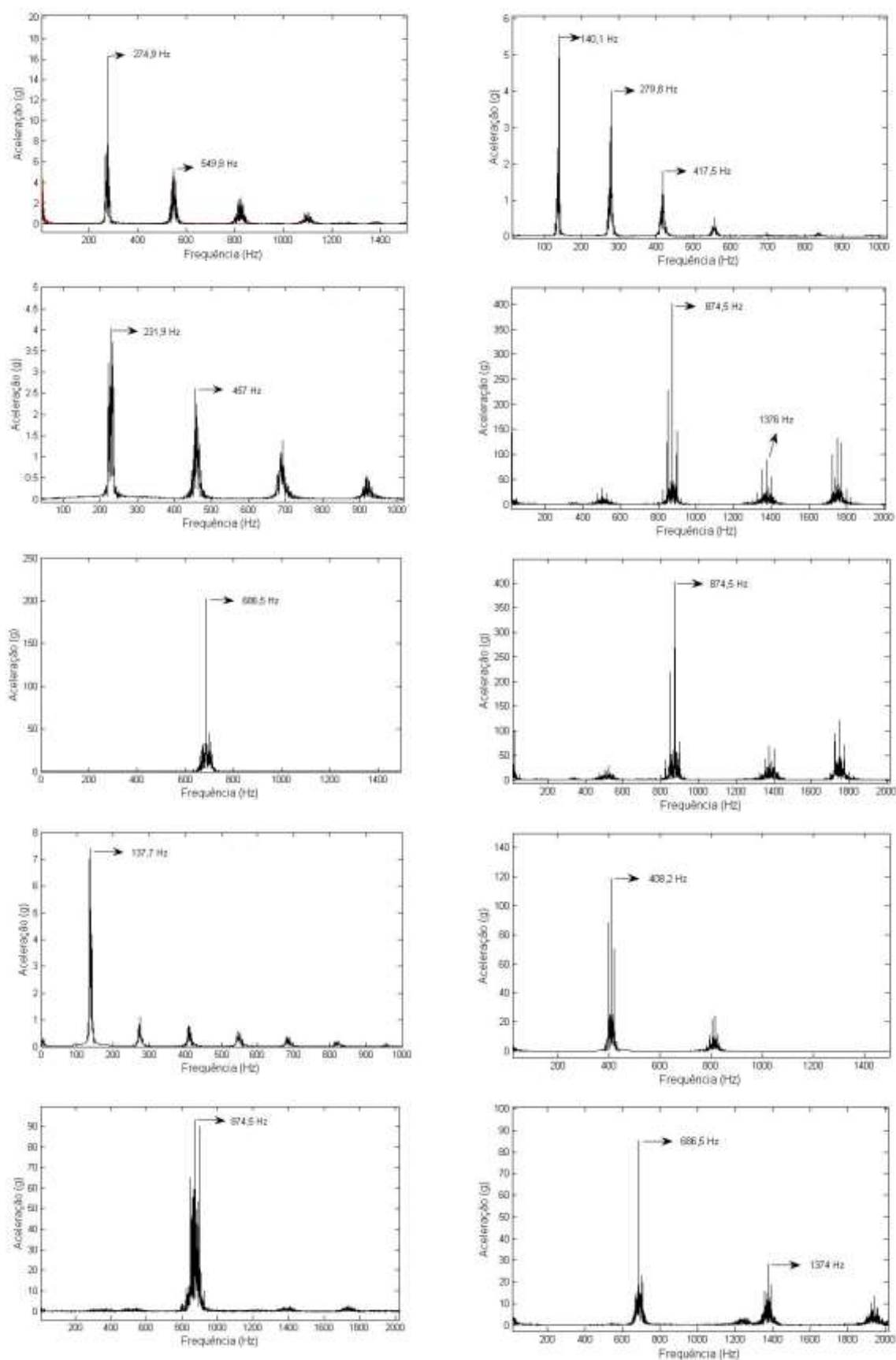
O mesmo procedimento foi aplicado para identificação da engrenagem danificada. A Figura 50 mostra as curvas filtradas para os sinais do acelerômetro colocado no mancal frontal superior e usando como referência as frequências de engrenamento correspondentes à engrenagem com 35 dentes mostradas na Tabela 9. Foi elaborada a Tabela 11 considerando os valores mostrados na Tabela 9 e os valores experimentais. Neste caso verificou-se uma ótima identificação das frequências. Somente em dois passos dos testes os erros foram superiores a 1% e menores do que 2%. Nos outros casos os erros foram insignificantes.



**Figura 48** – Espectros dos sinais em torno das frequências *BPF0* (mancal frontal superior) para os dez passos (marcha). Fonte: O autor, 2017



**Figura 49** – Espectros dos sinais em torno das frequências *BPF0* (mancal frontal inferior) para os dez passos (marcha). Fonte: O autor, 2017



**Figura 50-** Espectros dos sinais em torno das frequências de engrenamento para os dez passos (marcha). Fonte: O autor, 2017

**Tabela 10** – Valores das frequências *BPFO* numérica e experimental.

<i>BPFO</i> (Num)	<i>BPFO</i> (Exp)	Erro (%)	<i>BPFO</i> (Num)	<i>BPFO</i> (Exp)	Erro (%)
Mancal Frontal Superior			Mancal Frontal Inferior		
83.50	85.45	2.3353	58.30	56.64	-2.8473
41.70	39.06	-6.3309	29.10	30.27	4.0206
69.50	67.87	-2.3453	48.60	47.85	-1.5432
208.60	199.70	-4.2665	185.70	174.80	-5.8697
208.60	202.60	-2.8763	145.70	152.80	4.8730
208.60	197.30	-5.4171	185.70	182.1	-1.9769
41.70	42.97	3.0456	29.10	30.76	5.7045
97.40	97.17	-0.2361	86.60	84.96	-1.8938
208.60	201.80	-3.2598	185.70	182,10	-1.9386
208.60	199.70	-4.2665	145.70	151.90	4.2553

Fonte: O autor, 2017

**Tabela 11** – Valores das frequências de engrenamento numérica e experimental

Frequência de engrenamento (Num)	Frequência de engrenamento (Exp)	Erro (%)
274.77	274.90	0.0473
137.38	140.10	1.9799
228.97	231.90	1.2796
875.00	874.50	-0.0571
686.91	686.50	-0.0597
875.00	874.50	-0.0571
137.38	137.70	0.2329
408.33	408.20	-0.0318
875.00	874.50	-0.0571
686.91	686.50	-0.0597

Fonte: O autor, 2017

Na tentativa de obter melhores resultados para identificação dos problemas nos rolamentos, utilizou-se os sinais do sensor colocado no mancal frontal inferior, ou seja, mais próximo da fonte do dano. A Figura 51 mostram as curvas encontradas. Com base nos valores mostrados na Figura 51 elaborou-se a Tabela 12, Nesta Tabela também estão os resultados obtidos para o sinal obtido pelo acelerômetro colocado no mancal inferior traseiro. Neste caso a intenção é verificar a possibilidade de

identificação de falha do mancal superior traseiro. A Figura 52 mostram as curvas filtradas dos sinais do sensor traseiro.

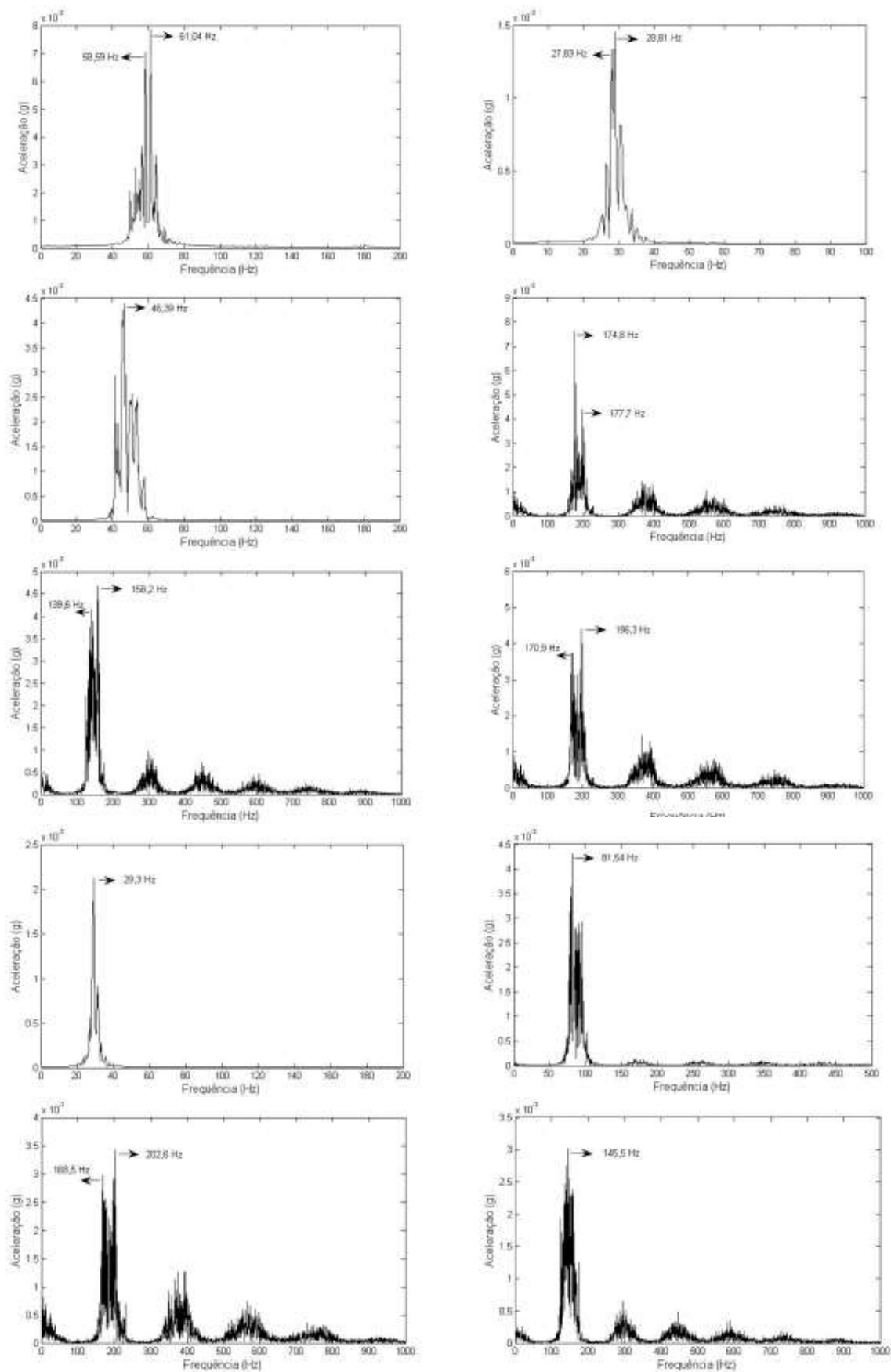
**Tabela 12** – Valores das frequências *BPFO* numérica e experimental.

<i>BPFO</i> (Num)	<i>BPFO</i> (Exp)	Erro (%)	<i>BPFO</i> (Num)	<i>BPFO</i> (Exp)	Erro (%)
Mancal Frontal Inferior			Mancal Traseiro Superior		
58.30	58.59	0.49	0	-	-
29.10	28.81	-1.00	0	-	-
48.60	46.39	-4.76	17.30	15.14	-14.26
185.70	174.80	-6.23	127.90	126.5	-1.10
145.70	158.20	7.90	163.80	155.3	-5.47
185.70	196.30	5.39	77.30	75.20	-2.79
29.10	29.30	0.68	32.80	32.71	-0.27
86.60	81.54	-6.20	36.10	33.69	-7.15
185.70	202.6	8.34	208.60	216.30	3.55
145.70	145.5	-0.13	163.80	155.30	-5.47

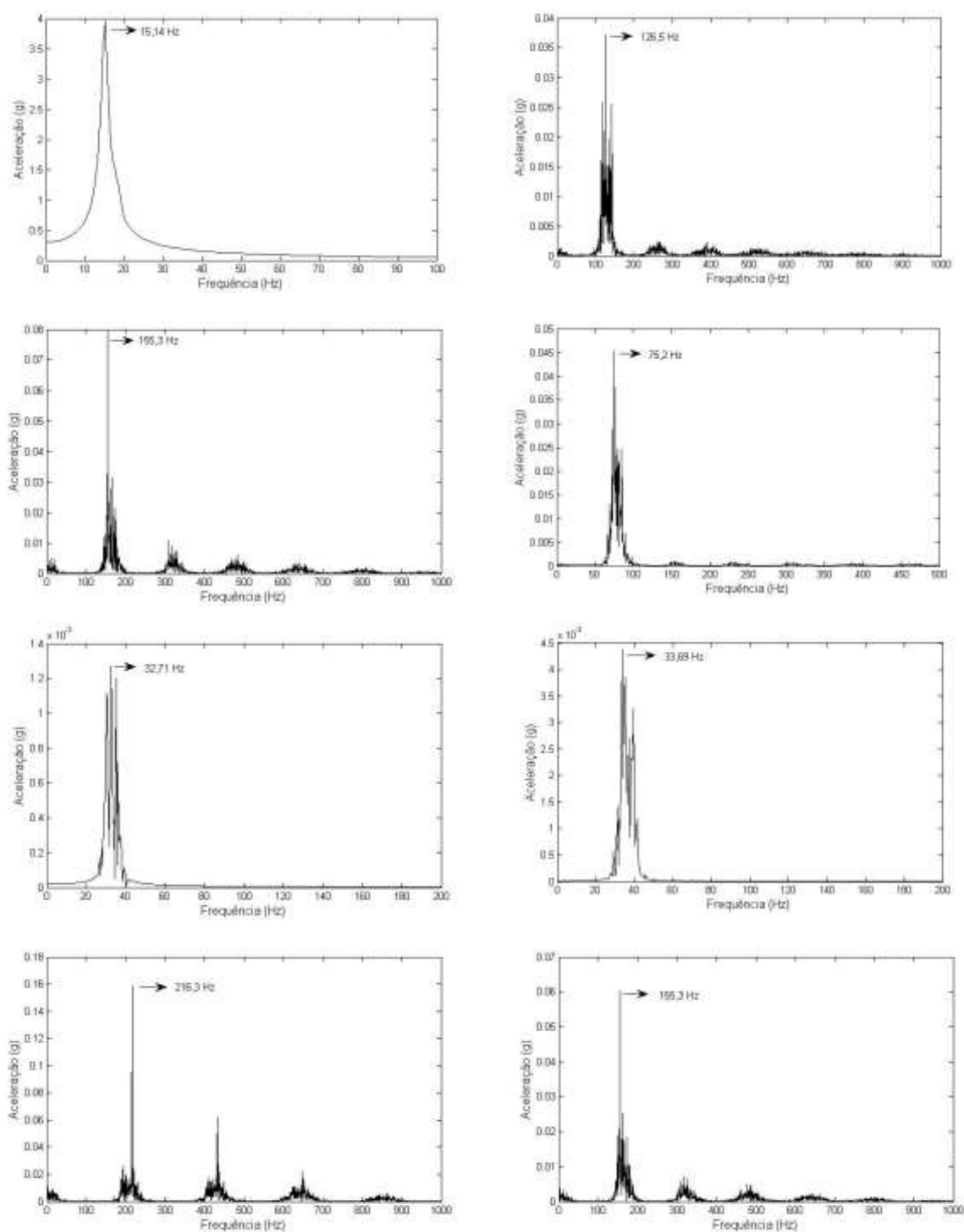
Fonte: O autor, 2017

Nota-se uma melhor aproximação para os valores teóricos e experimentais para identificação do dano no mancal frontal inferior. Nota-se na coluna 3 da Tabela 12 que em 4 passos os erros são inferiores ou igual a 1%.

Para identificação de falha no rolamento traseiro, verifica-se na 6ª coluna da Tabela 12 que existem dois passos onde os erros são menores do 1,1 %.



**Figura 51** – Espectros dos sinais em torno das frequências *BPFO* (mancal frontal inferior) para os dez passos (marcha). Fonte: O autor, 2017



**Figura 52** – Espectros dos sinais em torno das frequências *BPF0* (mancal traseiro inferior) para oito passos (marcha). Fonte: O autor, 2017

## 5 CONCLUSÕES

O método de inspeção de caixas de câmbio automotivo subjetivo (audição humana) realizado hoje nas grandes empresas do ramo é de baixo custo, tempo de preparação do ensaio e de baixa precisão. Verificou-se no trabalho que as dez caixas que foram aprovadas por este método apresentaram comportamentos muito diferentes quando examinadas com os métodos utilizando sinais vibratórios. Desta maneira, não é possível assegurar a conformidade das mesmas através dos sinais de vibração.

Por ser um sistema muito complexo (muitos componentes) o método de inspeção subjetivo não é capaz de localizar o componente com falha, depois de constatada que a caixa apresenta algum dano. Dessa maneira os operadores desmontam todo o sistema e procuram o dano em todos os componentes. Isso despense muito tempo nas linhas de montagem, o que indica um alto custo para esse processo.

Com o método de inspeção alternativo, proposto por esse trabalho, os ensaios são relativamente mais demorados (preparação, obtenção e tratamento de sinais), mais caros, porém, comprovadamente, mais precisos. Os sinais das amostras danificadas apresentaram características consideravelmente diferentes que as características dos sinais para os sistemas em boas condições. A energia e a entropia utilizando diferentes ferramentas matemáticas (wavelet, matemática morfológica e transformada de Fourier) foram sempre superiores para os sistemas danificados. Com uma análise mais detalhada, observa-se que os componentes danificados excitam frequências características dos danos, que podem ser obtidas numericamente e identificadas experimentalmente. Pode-se dizer ainda que o erro percentual dos valores dessas frequências, em relação numérica/experimental, se tornou cada vez menor quando são analisados os resultados obtidos nos acelerômetros mais próximos do dano.

Aplicando uma filtragem no sinal vibratório, em torno das frequências características de falha, para as amostras com e sem dano, e posteriormente fazendo uma análise utilizando conjuntamente morfologia matemática, transformada wavelet e parâmetros de energia e entropia do sinal nota-se uma enorme diferença na ordem de grandeza desses parâmetros. Desta maneira a indicação de algum tipo de falha fica evidente.

Uma análise mais aprofundada dos resultados pode ser feita comparando os sinais para os sistemas sem e com dano. Fazendo uma comparação numérico/experimental dos valores das frequências características de falha, BPFO (ou BPF1) e FE, observa-se que o erro porcentual entre as frequências calculadas em função da rotação do sistema e dos parâmetros geométricos dos rolamentos com as frequências de pico encontradas depois da filtragem do sinal experimental para alguns casos é pequeno, em torno de 2%. Isto permite, além da indicação do dano, a possibilidade de identificação do tipo de dano da amostra. Como cada tipo de dano excita uma frequência característica, que tem valores calculados para cada etapa do ciclo de teste (em função da rotação do sistema), um método especialista para a identificação do tipo de dano pode ser sugerido, comparando se os valores obtidos no ensaio com os valores previamente calculados e tabelados.

Com os métodos descritos nesse trabalho pode-se implementar uma nova modalidade de inspeção das caixas de câmbio automotivas que, embora mais demoradas em relação à inspeção subjetiva, são mais precisas e confiáveis. Com os resultados dessas medições, depois de montado um gabarito com as possíveis frequências excitadas em virtude das diferentes fontes de erro no sistema, pode-se afirmar a localização do erro na amostra e o tipo do mesmo. Depois de alguns ajustes o sistema especialista para identificação dos erros nesses tipos de sistemas mais complexos, poderia ser utilizado nas linhas de produção desses componentes como parâmetro de qualidade.

Algumas melhorias ainda podem ser feitas na metodologia e na análise de sinais, afim de validar o método especialista, principalmente depois de várias medições e controle estatístico. Desta maneira, para os próximos trabalhos na área podem ser sugeridos alguns itens de estudo mais aprofundado como:

- Comprovação do sistema especialista de identificação de dano em componentes das caixas de câmbio automotivo depois de alta quantidade de ensaios e controle estatístico das amostras;
- Utilização de medições acústicas (microfones) e comparação dos resultados com os resultados obtidos através dos ensaios vibratórios (a utilização dos microfones provavelmente exigiria uma quantidade menor de alterações nas bancadas de ensaio já existentes, visto que já são realizadas inspeções com emissão sonora);

- Realização dos ensaios com o sistema em regime transitório (em aceleração) e não apenas em regime permanente (depois da estabilização da rotação do sistema). O sinal do sistema danificado com aceleração angular deve fornecer sinais ainda mais distantes dos sinais para os sistemas em boas condições;

- Determinação da severidade do dano apenas com a obtenção dos sinais vibratórios do sistema;

- Determinação da faixa de aceitação do produto, uma vez que as caixas em boas condições apresentam variações muito grande nos sinais dos ensaios utilizando vibração;

- Comparação dos resultados obtidos pelos métodos utilizados neste trabalho com outros métodos de análise de sinais (análise de ordem).

## REFERÊNCIAS

ALI, Y. H., ALI, S. M., RAHMAN, R. A., HAMZAH, R. I. R. **Acoustic emission and artificial intelligent methods in condition monitoring of rotating machine – a review**. The nation conference for postgraduate research 2016

BARBIERI, N., MARTINS, B. M., BARBIERI, G. de S. V. **Analysis of automotive gearbox faults using vibration signal**. IRF 2016: 5th International Conference on INTEGRITY- RELIABILITY- FAILURE.

BARBIERI, N., MARTINS, B. M., BARBIERI, G. de S. V. **Quality Control of Automotive Gearbox Based On Vibration Signal Analysis**. ICAME – 2015: 17th International Conference on Automotive and Mechanical Engineering.

BARBIERI, N.; BARBIERI, R. – **Study of damage in beams with different boundary conditions**. World Academy of Science, Engineering and Technology, vol 7, 2013, p. 115-121

BARRETO, R. A. - **Definição de Parâmetros de Vibração e Ruído para Aceitação de Câmbios Automotivos em Linhas de Montagem**, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal De Santa Catarina, 116p., 2003

BORGHESANI P; PENNACCHI P; RANDALL RB; SAWALHI N; RICCI R. **Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions**. Mech. Syst. Sig. Process. 2013; 36: 370–384.

BORGHESANI, P., PENNACCHI, P., RANDALL, R. B., SAWALHI, N. RICCI, R. **Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions**. Mechanical Systems and Signal Processing 2013. 36: 370-384

CAMPOS, V. F. **TQC – Controle da qualidade total (no estilo japonês)**. 8 ed. Belo Horizonte: Desenvolvimento Gerencial, 1999 230p.

CASELLA, G.; BERGER, R. L. – **Inferência estatística** - tradução da 2ª edição norte-americana. Centage Learning, 2010 ISBN13: 9788522108947, ISBN10: 8522108943. Página 72.

CHEN, Q., CHEN, Z., SUN, W. *et al.* **A new structuring element for multi-scale morphology analysis and its application in rolling element bearing fault diagnosis**. Journal of Vibration and Control, 2013

CHEN Q; CHEN Z; SUN W; YANG G; PALAZOGLU A; REN Z. **A new structuring element for multi-scale morphology analysis and its application in rolling**

**element bearing fault diagnosis.** Journal of Vibration and Control 2015; 21(4): 765–789.

CHEN Z; GAO N; SUN W; CHEN Q; YAN F; ZHANG X; IFTIKHAR M; LIU S; REN Z. **A Signal Based Triangular Structuring Element for Mathematical Morphological Analysis and Its Application in Rolling Element Bearing Fault Diagnosis.** Shock and Vibration 2014: 2014; 1-16.

CHUNG, C. H. *et al.* **Gear noise reduction through transmission error control and gear blank dynamic tuning.** In: SAE NOISE AND VIBRATION CONFERENCE & EXPOSITION, 1999, Traverse City. 1999-01-1766

COCKERILL, A., CLARKE, A., PULLIN, R., BRADSHAW, T., COLE, P., HOLFORD, K. M. **Determination of rolling element bearing condition via acoustic emission.** Journal of Engineering Tribology 2016. 230 (11): 1377-1388

COLLIS, W. B; WHITE, P. R.; HAMMOND, J. K – **Higher-order spectra: The Bispectrum and Trispectrum.** Mechanical Systems and Signal Processing 12, 1998, p. 375-394.

COMBET F; GELMAN L. **Optimal filtering of gear signals for early damage detection based on the spectral kurtosis.** Mech. Syst. Sig. Process. 2009; 23: 652–668.

DAUBECHIES, I., **Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets,** Communications on Pure and Applied Mathematics, v.41, p. 909-996, November, 1988

DONG G, CHEN J; ZHAO F. **A frequency-shifted bispectrum for rolling element bearing diagnosis.** Journal of Sound and Vibration 2015; 339: 396–418.

DONG Y.B.; LIAO M.F.; ZHANG, X.,L.; *et al.* **Faults diagnosis of rolling element bearings based on modified morphological method.** Mechanical Systems and Signal Processing 25: 1276-1286, 2011

DOWSE, H. B. **Maximum entropy spectral analysis for circadian rhythms: theory, history and practice.** Journal of Circadian Rhythms 2013. 11: 1-9

EL BADAOUI M; GUILLET F; DANIÈRE J. **New applications of the real cepstrum to gear signals, including definition of a robust fault indicator.** Mech. Syst. Sig. Process. 2004; 18: 1031–1046.

ER-RAOUDI, M., DIANY, M., AISSAOUI, H., MABROUKI, M. **Gear fault detection using artificial neural networks with discrete wavelet transform and principal component analysis.** Journal of Mechanical Engineering and Sciences (JMES) 2016. 2289-4659

FACKRELL, J. W. A., WHITE, P. R., HAMMOND, J. K., PINNINGTON, R. J. – **The interpretation of the bispectra of vibration signals – II. Experimental Results and Applications.** Mechanical Systems and Signal Processing, 9, 1995, p. 267-274

FACKRELL, J. W. A.; WHITE, P. R.; HAMMOND, J. K.; PINNINGTON, R. J. – **The interpretation of the bispectra of vibration signals – I. Theory.** Mechanical Systems and Signal Processing, 9, 1995, p. 257-266

FAN X; ZUO MJ. **Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform.** Mech. Syst. Sign. Process. 2006; 20: 966–982.

FARIA, R. R. A. **Aplicação de Wavelets na Análise de Gestos Musicais em Timbres de Instrumentos Acústicos Tradicionais.** Dissertação de Mestrado – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1997

GABOR, D.. **Theory of Communication.** In: IEEE JOURNAL, 429-457, 25 de nov de 1944.

GAO L, REN Z, TANG W, WANG H; CHEN P. **Intelligent Gearbox Diagnosis Methods Based on SVM, Wavelet Lifting and RBR.** Sensors 2010; 10: 4602-4621.

GERGES, S. N. Y.. **Diagnóstico de defeitos em rolamentos por medição de vibrações.** In: Congresso nacional de engenharia mecânica, VII, 1996, Valdivia.

GRANEY, B. P.; STARRY, K.. **Rolling Element Bearing Analysis.** In: Materials Evaluation, 2011: 70; p. 78-85.

GUO Y, NA J, LI B; FUNG RF. **Envelope extraction based dimension reduction for independent component analysis in fault diagnosis of rolling element bearing.** Journal of Sound and Vibration 2014: 333; 2983–2994.

GUOJI S, MCLAUGHLIN S, YONGCHENG X; WHITE P. **Theoretical and experimental analysis of bispectrum of vibration signals for fault diagnosis of gears.** Mech. Syst. Sig. Process. 2014; 43: 76–89.

HAN LJ, ZHANG LJ, YANG JH, LI M.; XU JW. **Method for EEG feature extraction based on morphological pattern spectrum**. IEEE International Conference on Signal Acquisition and Processing 2009: 68-72.

HAO R; CHU F. **Morphological undecimated wavelet decomposition for fault diagnostics of rolling element bearings**. Journal of Sound and Vibration 2009; 320: 1164–1177.

HIZARCI, B., ÜMÜTLÜ, R. C., KIRAL, Z., ÖZTÜRK, H. **Smart condition monitoring of worm gearbox**. Inter-Noise 2016

HONG L.; DHUPIA JS. **A time domain approach to diagnose gearbox fault based on measured vibration signals**. Journal of Sound and Vibration 2014; 333: 2164–2180.

HOU S, LI Y; WANG Z. **A resonance demodulation method based on harmonic wavelet transform for rolling bearing fault diagnosis**. Struct Health Monit 2010; 9(4): 297–312.

HUSSAIN S; GABBAR HA. **Fault diagnosis in gearbox using adaptive wavelet filtering and shock response spectrum features extraction**. Struct Health Monit 2013: 12(2); 169–180.

JAYASWAL P, VERMA SN; WADHWANI AK. **Development of EBP–Artificial neural network expert system for rolling element bearing fault diagnosis**. Journal of Vibration and Control 2010; 17(8) :1131–1148

JEDLINSKI Ł; JONAK J. **Early fault detection in gearboxes based on support vector machines and multilayer perceptron with a continuous wavelet transform**. Applied Soft Computing 2015; 30: 636–641.

KALRA, M., KUMAR, M., MITTAL, R. **Continuous wavelet transform for the analysis of arrhythmia**. International journal of latest research in science and technology 2015. 4: 80-84

LI C, LIANG M. **Time–frequency signal analysis for gearbox fault diagnosis using a generalized synchro squeezing transform**. Mech. Syst. Sig. Process. 2012: 26; 205–217.

LI H, XIAO D-Y. **Fault diagnosis using pattern classification based on one-dimensional adaptive rank-order morphological filter**. Journal of Process Control 2012: 22; 436–449.

LI, W., DADOUCHE, A., LIU, J. **Frequency analysis on vibration signatures for gearbox spalling defect detection.** Prognostics and Health Management (ICPHM), 2016

LI, Y., YANG, Y., LI, G., XU, M., HUANG, W. **A fault diagnosis scheme for planetary gearboxes using modified multi-scale symbolic dynamic entropy and mRMR feature selection.** Mechanical Systems and Signal Processing 2017. 91: 295-312

LIU B, RIEMENSCHNEIDER S, XU Y. **Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum.** Mech. Syst. Sig. Process. 2006: 20(3); 718–734.

LU W, JIANG W, YUAN G e YAN L. **A gearbox fault diagnosis scheme based on near-field acoustic holography and spatial distribution features of sound field.** Journal of Sound and Vibration 2013; 332: 2593–2610.

LU W, JIANG W, WU H e HOU J. **A fault diagnosis scheme of rolling element bearing based on near-field acoustic holography and gray level co-occurrence matrix.** Journal of Sound and Vibration 2012; 331: 3663–3674.

M. EL MORSY, G. ACHTENOVA. **Vehicle Gearbox Fault Diagnosis Based On Cepstrum Analysis.** World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial and Mechatronics Engineering , vol. 8, No. 9, pp. 1533-1539, 2014.

MANUAL TÉCNICO ONLINE – GALVÃO E CIA LTDA. **Rolamentos.** Disponível em <<http://www.elgalvao.com.br/produtos.html>>. Acessado em 15 de Setembro de 2016.

MANUAL TÉCNICO ONLINE – KOYO. **Estruturas e tipos de rolamento.** Disponível em <<http://www.koyo.com.br/pdf/tecnica.pdf>>. Acessado em 22 de julho de 2014.

MARAGOS, P. **Pattern spectrum and multiscale shape recognition.** IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 11(7): 701-716, 1989.

MARTINS, B. M. **Controle de qualidade de caixas de câmbio automotivas baseado em análise vibracional.** Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica PUC-PR – dissertação de mestrado 2015

MAZAL, P., NOHAL, L., HORT, F., KOULA, V. **Possibilities of the damage diagnostics of gearboxes and bearings with acoustic emissions method.** 18th World Conference on Nondestructive Testing 2012

MAZZO, N. **Engrenagens Cilíndricas: da concepção à fabricação**. São Paulo. Editora Edgar Blücher, 2013

MESQUITA, A. L. A., SANTIAGO, D. F. A., BEZERRA, R. A., MIRANDA, U. A., DIAS JR, M., PEDERIVA, R.. **Deteção de falhas em rolamentos usando transformadas tempo-frequência – comparação com análise de envelope**. In: MECÂNICA COMPUTACIONAL VOL. XXI, Santa-fé Paraná – Argentina. 2002 pp 1938-1954

METWALLEY, S. M., HAMMAD, N., ABOUEL-SEOUD, S. A. **Vehicle gearbox fault diagnosis using noise measurement**. Journal of Mechanical Engineering Research 2010.

MONTERO FEH, MEDINA OC. **The application of bispectrum on diagnosis of rolling element bearings: A theoretical approach**, Mech. Syst. Sig. Process. 2008; 22: 588–596.

MORLET, J.; GROSSMANN, A. **Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape**. In: SOCIETY FOR INDUSTRIAL AND APPLIED MATHEMATICS, 723-736, 04 de jul de 1984

MURUGANATHAM M, SANJITH A, KRISHNAKUMAR B,. SATYA MURTY SAV. **Roller element bearing fault diagnosis using singular spectrum analysis**. Mech. Syst. Sig. Process. 2013; 35: 150–166.

NACIB, L., PEKPE, K. M., SAKHARA, S. **Detecting gear tooth cracks using cepstral analysis in gearbox of helicopters**. International journal of advances in engineering & technology 2013

NIKIAS, C. L., RAGHUVVEER, M. R. – **Bispectrum Estimation: A digital signal processing framework**. Proceedings of the IEEE, vol. 75, no 7, 1987, p. 869-891

NIKOLAOU N.G., ANTONIADIS, I.A.. **Application of morphological operators as envelope extractors for impulsive-type periodic signals**. Mechanical Systems and Signal Processing 17: 1147-1162, 2003

NIKOLAOU N.G., ANTONIADIS, I.A.. **Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets**. Ndt & E International 35.3: 197-205, 2002

OLIVEIRA FILHO, R. H; DUARTE, M. A. V. - **Controle De Qualidade em Linha de Montagem de Câmbios Automotivos Utilizando Filtragem Adaptativa**, 8º Congresso Iberoamericano De Engenharia Mecânica, Cusco, 23 a 25 de Outubro de 2007

PARK C-S, CHOI Y-C; KIM Y-H. **Early fault detection in automotive ball bearings using the minimum variance cepstrum.** Mech. Syst. Sig. Process. 2013; 38: 534–548

PRAVEENKUMAR T; SAIMURUGAN M, KRISHNAKUMAR P; RAMACHANDRAN KI. **Fault diagnosis of automobile gearbox based on machine learning techniques.** Procedia Engineering 2014; 97: 2092 – 2098

RAFIEE J, ARVANI F, HARIFI A; SADEGHI MH. **Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network.** Mech. Syst. Sig. Process. 2007: 21; 1746–1754.

RAJ S ; MURALI N. **Early classification of bearing faults using morphological operators and fuzzy inference.** IEEE Transactions on Industrial Electronics 2013; 60(2): 567-574.

RANDALL. R. B. **A history of cepstrum analysis and its application to mechanical problems.** Mechanical Systems and Signal Processing 2016.

REDA TAHA, M, M., NOURELDIN, A., LUCERO, J. L., BACA, T. J., **Wavelet Transformation for Structural Health Monitoring: A Compendium of Uses and Features,** Structural Health Monitoring 5, 2006, p257-295.

REUBEN LCK; MBA D. **Bearing time-to-failure estimation using spectral analysis features.** Structural Health Monitoring 2014; 13(2): 219–230.

RIVOLA, A., WHITE, P. R. – **Bispectral analysis of the bilinear oscillator with application to the detection of fatigue cracks.** Journal of sound and vibration 216, 1998, p. 889-910

ROSSO, O. A., BLANCO, S., YORDANOVA, J., KOLEV, V., FIGLIOLA, A., SCHÜRMAN, M., BASAR, E. **Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals.** Journal of neuroscience methods 2001. 105: 65-75

SAFTY, S. E. e EL-ZONKOLY, A. **Applying wavelet entropy principle in fault classification.** World academy of science, engineering and technology 2008. 40

SAUCEDO-DORANTES, J. J., DELGADO-PRIETO, M., ORTEGA-REDONDO, J. A., OSORNIO-RIOS, R. A., ROMERO-TRONCOSO, R. de J. **Multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain.** Shock and Vibration 2016

SAWALHI N, RANDALL RB; ENDO H. **The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis**, Mech. Syst. Sig. Process. 2007; 21: 2616–2633.

SERRA, J. **Image analysis and Mathematical Morphology**. New York: Academic Press. 1982

SERRA, J. **Introduction do Mathematical Morphology**. Computer vision, graphics and image processing 35. pp 283-305. 1986

SHRIVASTAVA, S., JAIN, S., NEMA, R. K. **Wavelet entropy: application in islanding detection**. WSEAS transactions on power systems 2012.

SIGL J. C., CHAMOUN, N. G. – **An introduction to bispectral analysis for the electroencephalogram**. Journal of clinical monitoring, Vol 10, No 6, 1994, p. 392-404

VICUÑA CM. **Effects of operating conditions on the Acoustic Emissions (AE) from planetary gearboxes**. Applied Acoustics 2014; 77: 150–158

VINCENZO N, GIUSEPPE Q; ANIELLO F. **The detection of gear noise computed by integrating the Fourier and Wavelet methods**. WSEAS Transactions on Signal Processing 2008; 4(3): 60-67.

WANG H; CHEN J. **Performance degradation assessment of rolling bearing based on bispectrum and support vector data description**. Journal of Vibration and Control 2014; 20(13): 2032–2041

WANG WJ; MCFADDEN . **Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection**. Journal of Sound and Vibration 1996; 192 (5): 927-939.

WANG, W. – **An evaluation of some emerging techniques for gear fault detection** – Structural Health Monitoring 2, 2003, p. 225-242

WANG, Y. e CHENG, Y. **An approach to fault diagnosis for gearbox based on image processing**. Shock and Vibration 2016.

WIRTZ, S. F., BEGANOVIC, N., TENBERGE, P., SÖFFKER, D. **Frequency-based damage detection of spur gear using wavelet analysis**. 8<sup>th</sup> European Workshop On Structural Health Monitoring 2016

YU, D., WANG, M., CHENG, X. **A method for the compound fault diagnosis of gearboxes based on morphological component analysis**. Measurement 2016; 91: 519-531

ZHAN Y; MAKIS V. **A robust diagnostic model for gearboxes subject to vibration monitoring.** Journal of Sound and Vibration 2006; 290: 928–955.

ZHANG, L.J., XU, J.W., YANG, J.H., *et al.* **Multiscale morphology analysis and its application to fault diagnosis.** Mechanical Systems and Signal Processing 22: 597-610, 2008

## ANEXO A

Neste item são citados alguns parâmetros e resultados obtidos em trabalhos anteriores.

### BIESPECTRO E CURTOSE

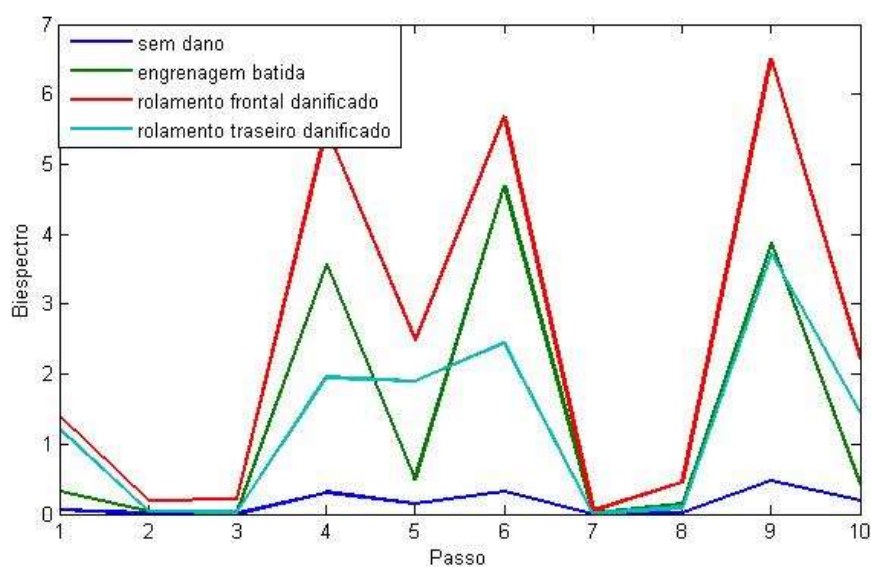
Um índice baseado na utilização do biespectro foi definido e aplicado sobre os sinais. Esse índice é composto pela soma de todos os valores de biespectro das caixas com e sem danos e comparados entre si, como apresentado pelas equações (a.1) e (a.2).

$$IndB = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n B(k, l) \quad (a.1)$$

$$Brel = \frac{|IndB_b - IndB_a|}{|IndB_a|} \quad (a.2)$$

onde  $IndB_a$  representa os parâmetros do biespectro sem dano e  $IndB_b$  representa os parâmetros do biespectro do sistema com dano.

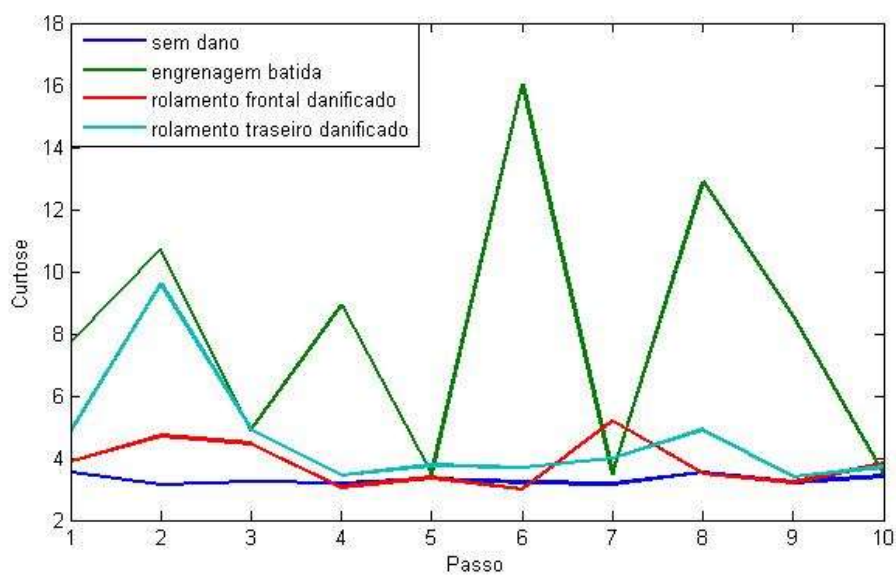
A Fig. A1 mostram os resultados obtidos para o sistema sem dano e para os sistemas com componentes danificados. Os valores do sistema sem dano foram obtidos considerando o sinal de referência (valor médio) e o sinal de uma caixa sem dano. É possível notar que os valores do parâmetro baseado no biespectro para o sistema sem dano são menores. Nota-se também que existem maiores variações para determinados passos. Os passos que apresentam menores variações são para os ensaios realizados em menores rotações (Tab. 4).



**Figura A1** – Variação de um parâmetro baseado no biespectro.

Fonte: O autor, 2017

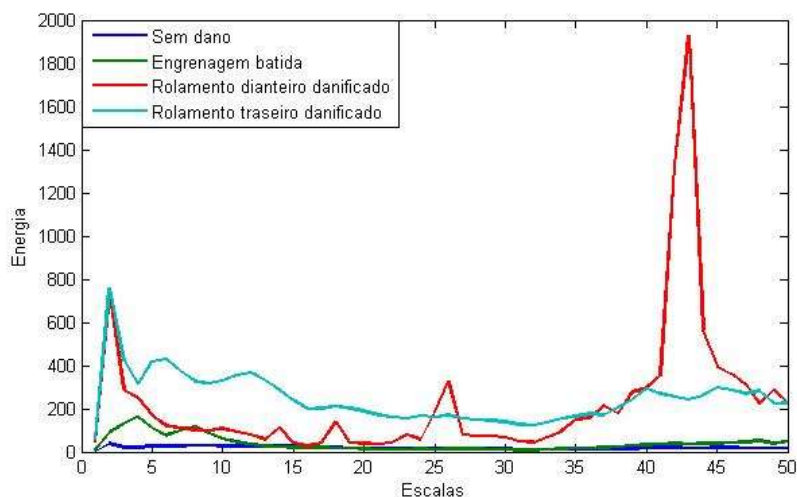
Fig. A2 mostram as curvas obtidas para a curtose. Nota-se também que os maiores valores são obtidos para os sistemas danificados, e em especial para o sistema com a engrenagem batida. Nota-se para alguns passos o sinal do sistema com rolamento dianteiro danificado apresenta menores valores que os demais.



**Figura A2** – Variação a curtose. Fonte: O autor, 2017

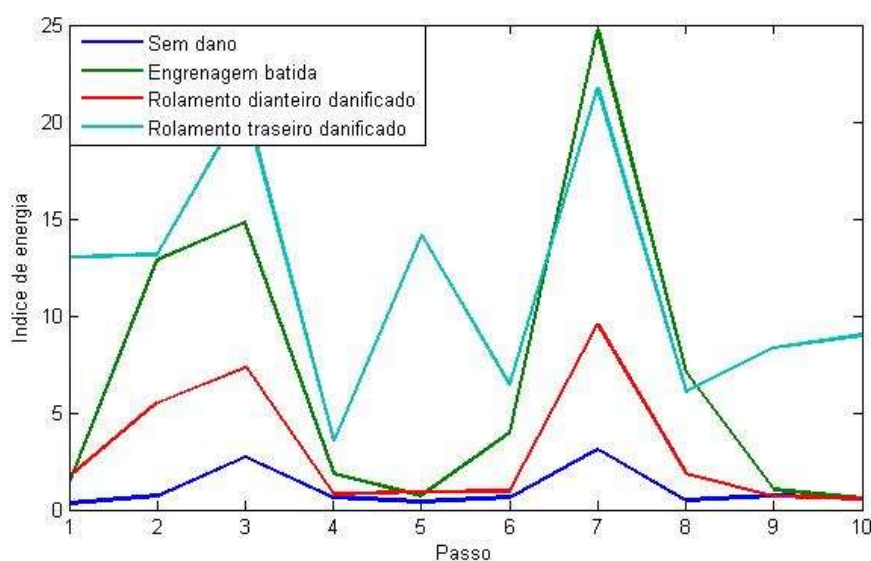
## WAVELET

Figura A3 mostra as curvas de energia obtidas para os sistemas sem e com dano. Nota-se que os valores deste parâmetro são menores para o sistema sem dano. Os sinais mostrados são para o sensor 01 e para o primeiro passo (marcha).



**Figura A3** – Energia do sinal da wavelet. Fonte: O autor, 2017

Fig. A4 mostra as curvas obtidas para o índice de energia mostrado na eq. (18). Nota-se que para todos os casos, os valores do índice são menores para o sistema sem dano. Em alguns passos (marchas) os índices de alguns sistemas danificados aproximam dos valores do sistema sem dano.

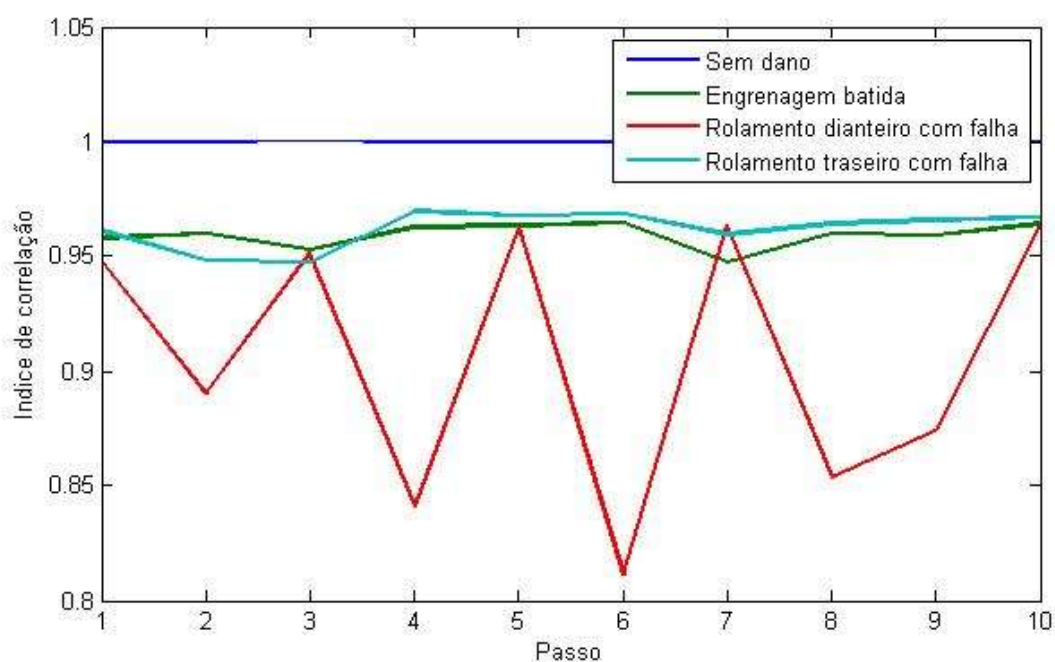


**Figura A4** – Índice de energia do sinal usando wavelet. Fonte: O autor, 2017

## MATEMÁTICA MORFOLÓGICA

Aplicou-se cada uma das quatro operações básicas de morfologia matemática (erosão, dilatação, abertura e fechamento), como definido pelas equações (22) a (25), respectivamente, utilizando-se elemento estruturante *double dot* (modelo  $\{1\ 0\ 1\}$ ) com variação escalar de zero à 100. As análises levaram em consideração os valores obtidos para o índice de correlação mostrado na eq. (28).

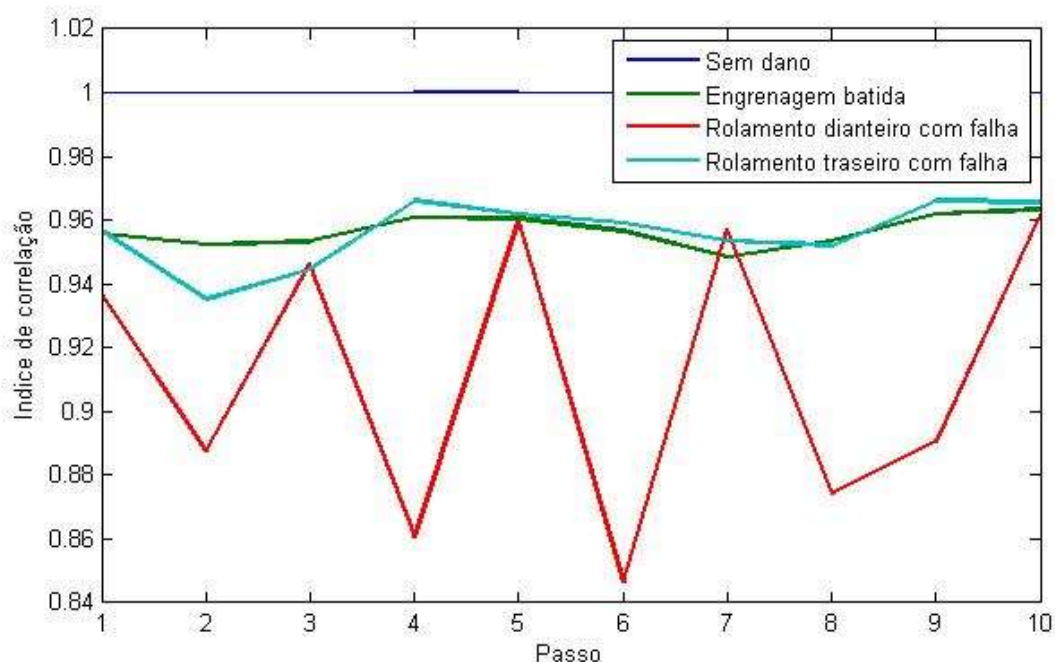
Figura A5 mostra as curvas obtidas utilizando a operação de dilatação. Nota-se que para o sistema sem dano o índice é praticamente igual a unidade. Para o sistema com engrenagem e rolamento traseiro danificado o índice oscila pouco em torno de 0,96. Para o sistema com rolamento dianteiro danificado o índice tem maiores oscilações variando de 0,82 a 0,96. Cumpre ressaltar que as variações dos índices dos sinais do rolamento dianteiro são maiores para determinados passos.



**Figura A5** – Índice de correlação (dilatação). Fonte: O autor, 2017

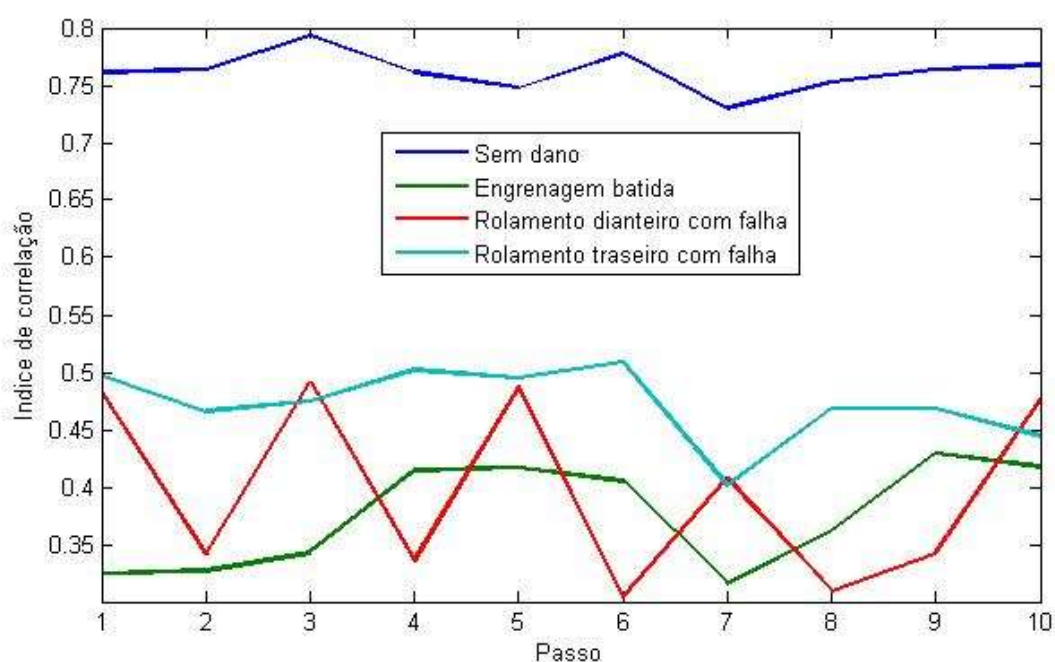
Figura A6 mostra as curvas obtidas utilizando a operação de erosão. Nota-se que o comportamento é semelhante ao apresentado para o sistema utilizando a operação de dilatação. Nota-se que para o sistema sem dano o índice é praticamente igual a unidade. Para o sistema com engrenagem e rolamento traseiro danificado o índice oscila pouco em torno de 0,96. Para o sistema com rolamento dianteiro

danificado o índice tem maiores oscilações variando de 0,84 a 0,96. Cumpre ressaltar novamente que as variações dos índices dos sinais do rolamento dianteiro são maiores para determinados passos.



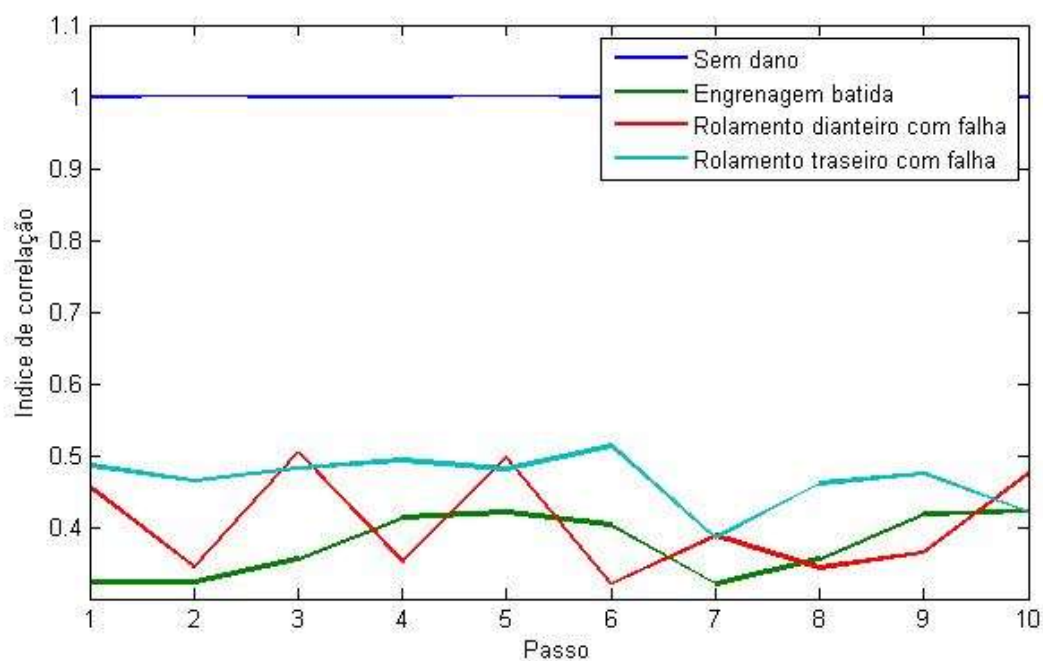
**Figura A6 – Índice de correlação (erosão).** Fonte: O autor, 2017

Figura A7 mostra as curvas obtidas utilizando a operação de fechamento. Nota-se que para o sistema sem dano o índice de correlação varia de 0,72 a 0,80. Para o sistema com engrenagem danificada o índice varia de 0,32 a 0,42; para o sistema com rolamento traseiro danificado o índice oscila pouco de 0,4 a 0,5 e para o sistema com rolamento dianteiro danificado o índice tem maiores oscilações variando de 0,3 a 0,5. Cumpre ressaltar novamente que as variações dos índices dos sinais do rolamento dianteiro são maiores para determinados passos.



**Figura A7 – Índice de correlação (fechamento).** Fonte: O autor, 2017

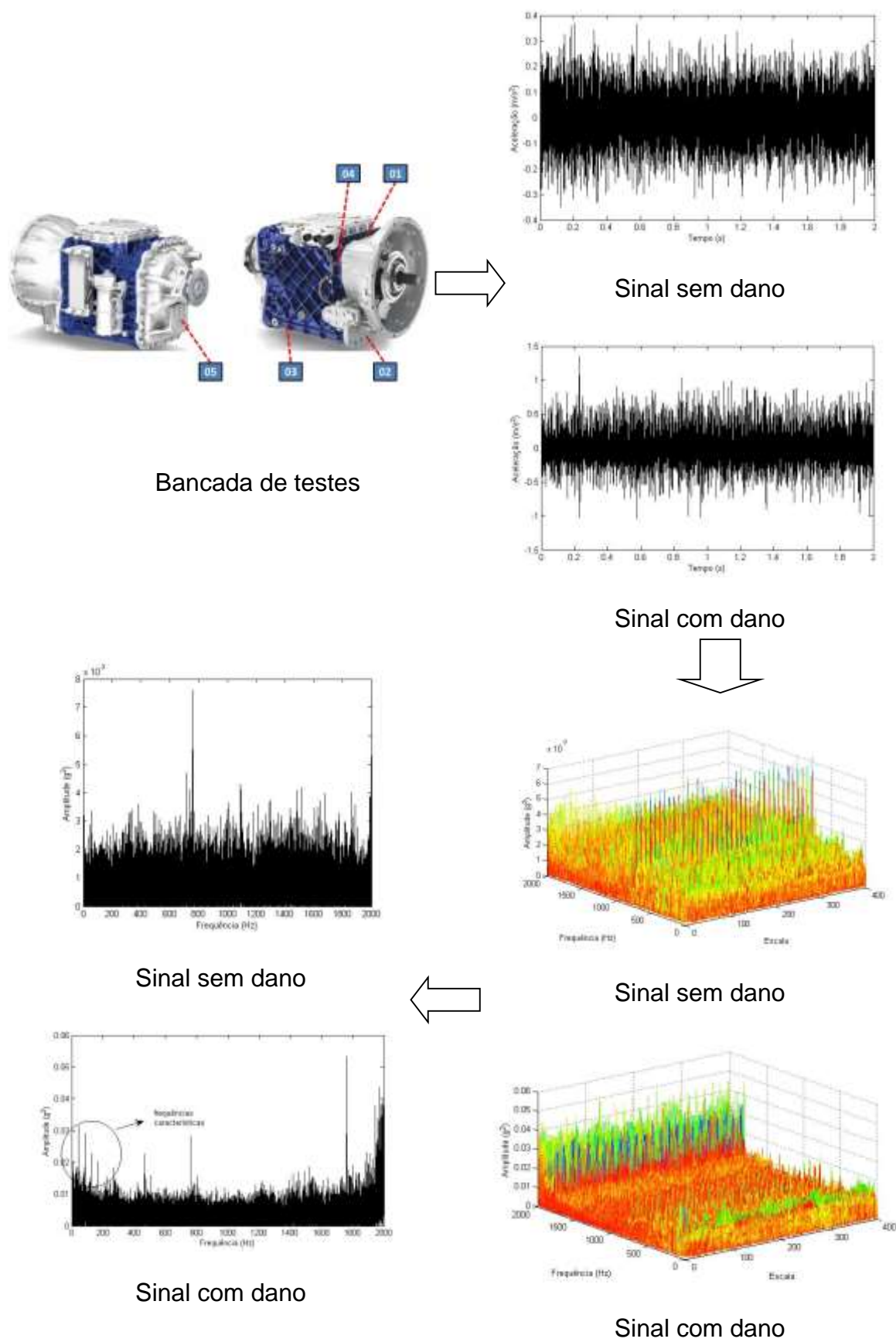
Figura A8 mostra as curvas obtidas utilizando a operação de abertura. Nota-se que para o sistema sem dano o índice de correlação está próximo da unidade. Para o sistema com engrenagem danificada o índice varia de 0,32 a 0,42; para o sistema com rolamento traseiro danificado o índice oscila pouco de 0,4 a 0,5 e para o sistema com rolamento dianteiro danificado o índice tem maiores oscilações variando de 0,32 a 0,5. Cumpre ressaltar novamente que as variações dos índices dos sinais do rolamento dianteiro são maiores para determinados passos.



**Figura A8** – Índice de correlação (abertura). Fonte: O autor, 2017

## DIAGNOSE

Para diagnosticar falhas em componentes foi usado um procedimento baseado na variação das escalas mostrado na Tab. 3, usando o elemento estruturante *double dot* para obtenção dos espectros dos sinais. Figura A9 mostra um diagrama de análise de falhas em caixas de câmbio automotivas.

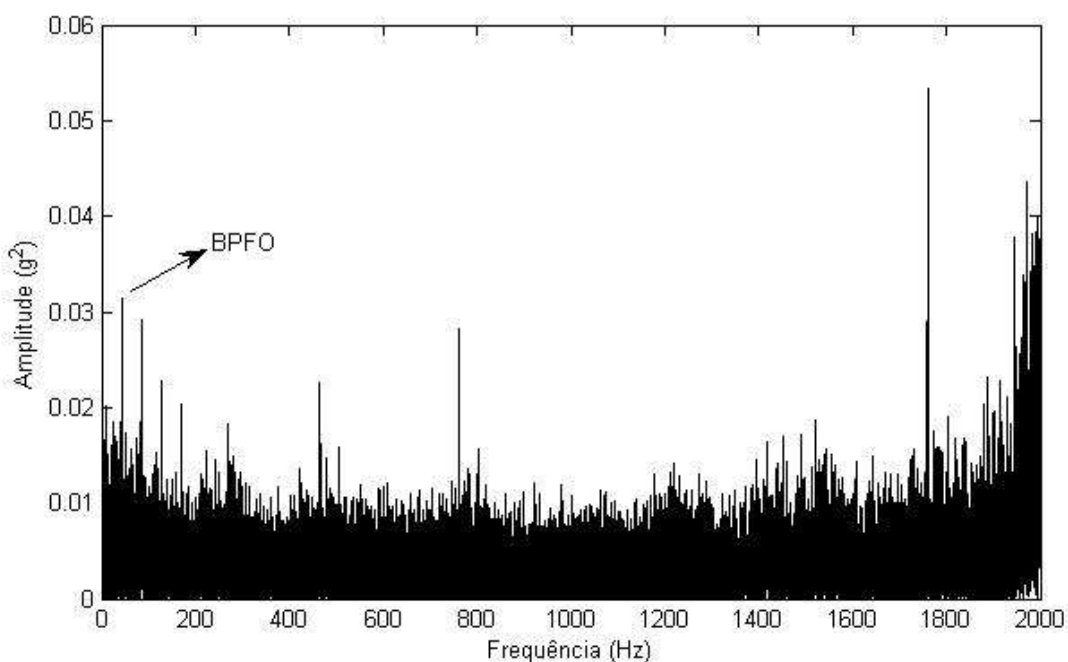


**Figura A9** – Diagrama para diagnóstico de falhas em componentes.

Fonte: O autor, 2017

Desse modo, o processo de diagnose tem as seguintes etapas:

1. Medição dos sinais de aceleração nos pontos definidos anteriormente durante um ciclo de testes completo;
2. Obtenção dos sinais de aceleração no domínio do tempo;
3. Os sinais de aceleração dos câmbios passam pela análise multiescalar variando-se o tamanho do elemento estruturante escolhido de 1 a 400, aplicando-se uma operação morfológica;
4. Os níveis de energia no domínio da frequência são avaliados, identificando-se frequências características de falha com níveis destacados, dependendo do tipo de dano existente na caixa de câmbio.



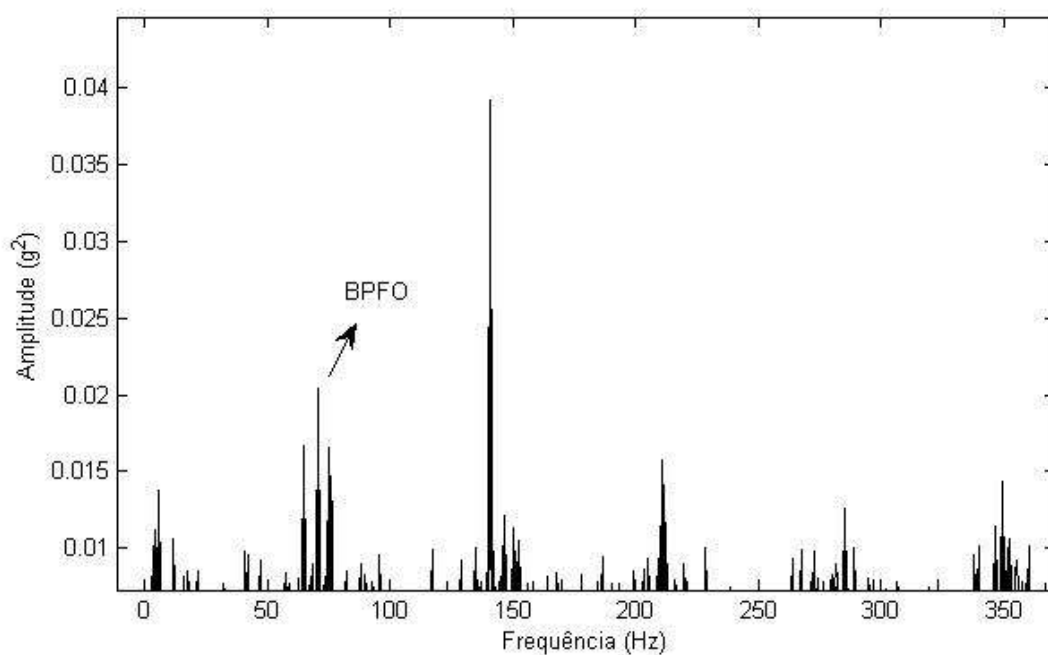
**Figura A10** – Espectro do sinal do sistema com rolamento dianteiro danificado.

Fonte: O autor, 2017

Figura A10 mostra o espectro do sinal para um câmbio com rolamento dianteiro danificado. O dano foi introduzido na capa externa de rolamento, o que excita uma frequência específica denominada BPFO (do inglês *Ball Pass Frequency Outer ring* ou frequência de excitação do elemento rolante na pista externa de rolamento), que pode ser determinada pela eq. (5). Para cálculo desta frequência específica, usou-se: número de elementos rolantes = 20; ângulo de contato igual a 15,642°; diâmetro do

elemento rolante = 18,21 mm; diâmetro primitivo do rolamento = 106,4 mm e frequência de rotação do eixo = 5 Hz. Desta forma a frequência BPFO é 41,74 Hz.

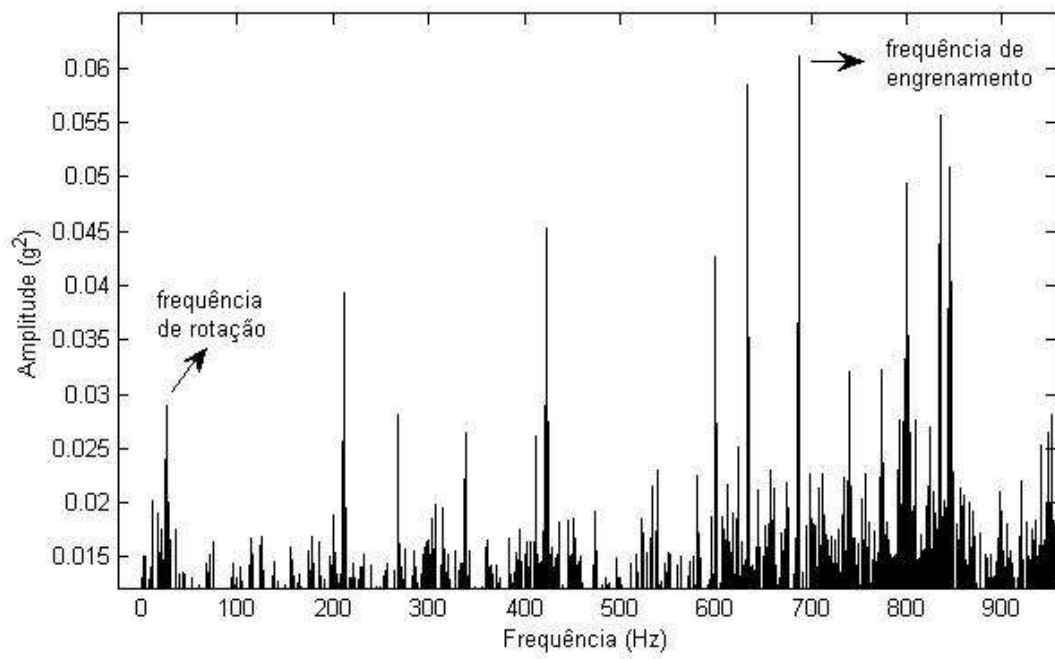
Figura A11 mostra o espectro do sinal para um câmbio com rolamento traseiro danificado. O dano foi introduzido na capa externa de rolamento, o que excita uma frequência específica denominada BPFO (do inglês *Ball Pass Frequency Outer ring* ou frequência de excitação do elemento rolante na pista externa de rolamento), que pode ser determinada pela eq. (28). Para cálculo desta frequência específica, usou-se: número de elementos rolantes = 20; ângulo de contato igual a 15,642°; diâmetro do elemento rolante = 18,21 mm; diâmetro primitivo do rolamento = 106,4 mm e frequência de rotação do eixo = 8,33 Hz. Desta forma a frequência BPFO é 69,57 Hz.



**Figura A11** – Espectro do sinal do sistema com rolamento traseiro danificado.

Fonte: O autor, 2017

Figura A12 mostra o espectro do sinal do sistema com um dente de engrenagem danificado. A frequência de rotação do eixo é 19.625 Hz, o número de dentes é 35 e desta forma a frequência de engrenamento é 686,875 Hz.



**Figura A12** – Espectro do sinal do sistema com engrenagem danificada. Fonte:

O autor, 2017