

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

**MODELAGEM EM MANUTENÇÃO PREDITIVA: UM MODELO
ESTATÍSTICO PARA DIAGNÓSTICO E UM MODELO DE DECISÃO
MULTICRITÉRIO PARA INSPEÇÃO**

TESE SUBMETIDA À UFPE PARA
OBTENÇÃO DE GRAU DE DOUTOR POR

RODRIGO JOSÉ PIRES FERREIRA

Orientador: Prof. Adiel Teixeira de Almeida, PhD

Co-orientador: Prof. Wenbin Wang, PhD

Recife, Julho de 2008

F383m Ferreira, Rodrigo José Pires.

Modelagem em manutenção preditiva: um modelo estatístico para diagnóstico e um modelo de decisão multicritério para inspeção / Rodrigo José Pires Ferreira. - Recife: O Autor, 2008.
x, 111 folhas, il : gráfs., tabs.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2008.

Inclui bibliografia e Anexo

1. Engenharia de Produção. 2. Manutenção preditiva 3. Análise de vibração. 4. Política de inspeção. 5. Decisão multicritério. I. Título.

UFPE

658.5

CDD (22. ed.)

BCTG/2008-145



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA
DE DEFESA DE TESE DE DOUTORADO DE

RODRIGO JOSÉ PIRES FERREIRA

“Modelagem em Manutenção Preditiva: Um Modelo Estatístico para Diagnóstico e Um Modelo de Decisão Multicritério para Inspeção”

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: PESQUISA OPERACIONAL

A comissão examinadora, composta pelos professores abaixo, sob a presidência do primeiro, considera o candidato **RODRIGO JOSÉ PIRES FERREIRA APROVADO COM DISTINÇÃO.**

Recife, 03 de julho de 2008.

Prof. ADIEL TEIXEIRA DE ALMEIDA, PhD (UFPE)

Profª. ANA PAULA CABRAL SEIXAS COSTA, Doutor (UFPE)

Profª. DENISE DUMKE DE MEDEIROS, Docteur (UFPE)

Prof. ANDRÉ MARQUES CAVALCANTI, Doutor (UFPE)

Prof. CÍCERO MARIANO PIRES DOS SANTOS, Doutor (UFPE)

*Dedico este trabalho a
Patrícia, minha esposa.*

“O conjunto da ciência é nada mais do que um refinamento do pensar cotidiano”

Albert Einstein

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por ter me dado o privilégio e a oportunidade de seguir minha jornada acadêmica, por me dar força, luz, determinação e saúde na superação das dificuldades e desafios encontrados.

Ao professor Adiel Teixeira de Almeida, meu orientador desde a iniciação científica, por sua competência na minha orientação acadêmica, por sua forte e determinada participação na criação e coordenação do Grupo de Pesquisa em Sistemas de Informação e Decisão - GPSID, na criação do Programa de Pós-Graduação e a criação do curso de graduação em Engenharia de Produção na UFPE, por nossa amizade construída ao longo da minha caminhada na universidade.

Ao professor Wenbin Wang, meu co-orientador, pelas ricas discussões acadêmicas e por sua colaboração em me orientar durante o período de doutorado sanduíche na Inglaterra.

Ao Prof. André Marques, a Prof.^a Ana Paula, ao Prof. Cícero Mariano e a Prof.^a Denise Dumke, membros da banca examinadora, pelas significativas contribuições e proveitosas discussões para a melhoria da qualidade da tese.

Aos colegas do GPSID, em especial Adiel Filho, grande companheiro durante o doutorado, Prof. Cristiano, Prof.^a Luciana, Prof.^a Carol, Prof.^a Danielle. Aos colegas Anderson, Yuri e Pedro Paulo e aos demais membros deste grupo.

Ao corpo docente do PPGEP/UFPE, pelo esforço em manter a qualidade do programa e a secretária Juliane pela presteza, agilidade nas suas atividades.

Aos colegas de doutorado Afrânio e Heldemarcio pelo companheirismo e pelas discussões acadêmicas.

Ao CNPQ e a CAPES pelo apoio financeiro durante o doutorado.

A minha esposa Patrícia, pelo apoio, amor e carinho.

Aos meus pais e meus irmãos pelo apoio e incentivo. Ao meu primo Edgley pela colaboração na fase do doutorado sanduíche.

RESUMO

A gestão da manutenção vem enfrentando complexos desafios para proporcionar vantagens competitivas às organizações. A manutenção preditiva é uma área da gestão da manutenção que vem acompanhando esses desafios que evoluem com a tecnologia dos equipamentos. Os gerentes responsáveis por decisões táticas e estratégicas da função manutenção precisam tomar decisões diante desta complexidade e atender os objetivos estratégicos da organização. O foco do trabalho é a modelagem da manutenção preditiva, com uso de técnicas matemáticas destinadas a representação de modelos para auxiliar na solução de problemas de manutenção preditiva. No campo de diagnóstico de defeitos, um modelo é proposto para identificação de defeitos em engrenagens fazendo uso de dados de vibração. Um estudo de caso para aplicação e avaliação de desempenho do modelo de diagnóstico de defeitos é realizado no simulador dinâmico de engrenagens no laboratório Reliability Research da Universidade de Alberta no Canadá. Na esfera da inspeção em manutenção preditiva, um modelo multicritério de decisão, baseado na teoria da utilidade multiatributo, para escolha de intervalos de inspeção preditiva é desenvolvido. Um exemplo numérico é realizado para demonstração da aplicabilidade do modelo.

Palavras-chave: Manutenção Preditiva, Análise de Vibração, Diagnóstico, Política de Inspeção, Decisão Multicritério, TDAS.

ABSTRACT

Maintenance management had faced complex challenges to provide competitive advantages to the companies. Condition Based Maintenance is an area of maintenance management that follows these challenges that evolves with equipment technology. Managers are responsible for tactical and strategic decisions of the maintenance function and they need make decisions in front of this complexity and to achieve strategic goals of the company. The focus of this work is Condition Based Maintenance modelling, using mathematical techniques directed to represent models in order to support in the problem solutions of Condition Based Maintenance. In the field of fault diagnosis, a model is proposed to identify gearbox faults regarding vibration data. A case study is carried out to apply and evaluate the performance of the fault diagnosis model at the Reliability Research Lab, University of Alberta, Canada. In the field of maintenance inspection, a multicriteria decision model, based on Multi-Attribute Utility Theory, to select inspection intervals is developed. A numerical example is carried out to demonstrate applicability of the model.

Keywords: Condition Based Maintenance, Vibration Analysis, Diagnosis, Inspection Policy, Multicriteria Decision Aid, TDAS.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	OBJETIVOS DO TRABALHO	14
1.1.1	<i>Objetivo Geral</i>	14
1.1.2	<i>Objetivos Específicos</i>	15
1.2	ESTRUTURA DA TESE	15
2	REVISÃO DA LITERATURA.....	17
2.1	MODELAGEM DA MANUTENÇÃO.....	17
2.2	CONFIABILIDADE	20
2.2.1	<i>Distribuição Exponencial</i>	21
2.2.2	<i>Distribuição Weibull</i>	21
2.3	MANTENABILIDADE	22
2.3.1	<i>Distribuição Exponencial</i>	23
2.3.2	<i>Distribuição Lognormal</i>	23
2.3.3	<i>Distribuição Gama</i>	24
2.4	MODALIDADES DE MANUTENÇÃO.....	24
2.5	MANUTENÇÃO PREDITIVA	28
2.6	ANÁLISE DE VIBRAÇÃO.....	43
2.6.1	<i>Técnicas de processamento de sinais</i>	44
2.6.2	<i>Análise Estatística</i>	45
2.6.3	<i>Análise de Séries Temporais</i>	46
2.6.4	<i>Redes Neurais</i>	47
2.7	MODELOS MULTICRITÉRIO NA GESTÃO DA MANUTENÇÃO.....	48
2.7.1	<i>Teoria da Utilidade Multiatributo</i>	49
2.8	CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE A REVISÃO DA LITERATURA.....	53
3	MODELO DE DIAGNÓSTICO DE DEFEITOS EM ENGRENAGENS.....	55
3.1	ESTRUTURA DO MODELO.....	57
3.2	ESTUDO DE CASO	62
3.3	CONCLUSÕES DO MODELO	70
4	MODELO MULTICRITÉRIO PARA MANUTENÇÃO PREDITIVA.....	71
4.1	ESTRUTURA DO PROBLEMA	71
4.2	O DECISOR.....	75
4.3	OS CRITÉRIOS	76
4.4	FUNÇÕES UTILIDADE UNIDIMENSIONAIS.....	78
4.5	ESPAÇO DE CONSEQÜÊNCIAS.....	79

4.6	INDEPENDÊNCIA EM UTILIDADE	81
4.7	INDEPENDÊNCIA ADITIVA	83
4.8	CONSTANTES DE ESCALA	83
4.9	ESTRUTURA DO MODELO DE DECISÃO	86
4.10	APLICAÇÃO NUMÉRICA	86
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	94
5.1	CONSIDERAÇÕES FINAIS	94
5.2	SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS.....	95

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Função manutenção em um sistema de produção	19
Figura 2.2 – Processo de Manutenção, curso de ação e feedback operando em três níveis de atividades de negócios.....	25
Figura 2.3 – As principais atividades executadas por um sistema integrado de manutenção	26
Figura 2.4 - Usa-se com freqüência uma combinação das abordagens de manutenção (em um automóvel, por exemplo).....	27
Figura 2.5 – Exemplos de coletores de dados portáteis	28
Figura 2.6 – Custo de reparo de defeitos versus tempo.....	30
Figura 2.7 – Tempo de lapso h.....	30
Figura 2.8 - Tipos de Falhas na abordagem RCM.....	32
Figura 2.9 – Delay time h.....	33
Figura 2.10 – Confiabilidade de uma unidade simples com período de inspeção T. $T=\infty$; $T=5$ e $T=2,5$	36
Figura 2.11 – Apresentação do mecanismo de desgaste	37
Figura 2.12 – Monitoramento e tomada de decisão de manutenção no tempo t_i	41
Figura 2.13 – Prática de monitoramento da condição.....	42
Figura 3.1 – Transformação de uma série temporal em TDAS.....	59
Figura 3.2 – Estrutura do modelo de diagnóstico de defeitos em engrenagens.....	62
Figura 3.3 – Área crítica do dente.....	63
Figura 3.4 – O diagrama do sistema experimental.....	64
Figura 3.5 – O sinal dos dados (2000 rpm – carga máxima – conjunto de dados 2).....	66
Figura 3.6 – Wavelet Morlet (2000 rpm – carga máxima – conjunto de dados 2).....	67
Figura 3.7 – Resultados do TDAS (2000 rpm – carga máxima – conjunto de dados 2)	68
Figura 3.8 – Resultados do SPE-TDAS (2000 rpm).....	69
Figura 4.1 – Custo Total Esperado	77
Figura 4.2	78
– Downtime esperado	78
Figura 4.3 – Loteria para avaliação direta da utilidade.....	79
Figura 4.4 – Espaço de conseqüências	80
Figura 4.5 – Espaço de conseqüências no domínio das conseqüências (esquerda) e das utilidades (direita)	81
Figura 4.6 – Preferências para níveis de Custo determinando um nível de Downtime	82
Figura 4.7 – Estimando a função $u(C(T),D(T))$ quando o custo e o downtime são independentes em utilidade	82
Figura 4.8 – Loterias para verificação de independência aditiva.....	83
Figura 4.9 – Loteria para obtenção das constantes de escala	84
Figura 4.10 - Estrutura do Modelo de decisão	86
Figura 4.11 – Probabilidade de um equipamento falhar no intervalo entre inspeções	87

Figura 4.12 – Região viável do espaço de conseqüências	88
Figura 4.13 – Espaço de conseqüências	89
Figura 4.14 – Funções utilidade para o custo e downtime	90
Figura 4.15 – Trade-off entre o custo e downtime	91
Figura 4.16 – Loteria para estimação das constantes de escala.....	91
Figura 4.17 – Utilidade multiatributo dos intervalos de inspeção.....	92
Figura 4.18 – Função utilidade $U(C(T),D(T))$.....	93

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 - Características dos defeitos em fendas de engrenagens	63
Tabela 3.2 – A carga máxima e a frequência de amostragem usada como função da velocidade do motor	64
Tabela 3.3 – Desempenho do SPE-TDAS	70

1 INTRODUÇÃO

A função manutenção vem se destacando dentro das empresas e ao invés de ser vista como um centro de custos passa ser vista como um centro de lucros. Um efetivo planejamento e controle da manutenção busca identificar e eliminar os possíveis desperdícios e verificar a viabilidade de investimentos em termos de retornos de políticas de manutenção.

Manutenção é definida como a combinação de todas as ações técnicas, administrativas, e ações gerenciais durante o ciclo de vida de um item pretendido mantê-lo, ou restaurá-lo, em um estado no qual ele pode desempenhar a função requerida. (EN 13306:2001, 2001 *apud* MARQUEZ & GUPTA, 2006).

O objetivo de qualquer programa de manutenção deveria ser manter a capacidade do sistema controlando o custo. O custo tem os componentes diretos que são formados pelos custos de pessoal e de materiais e os custos indiretos formados pela composição de conseqüências da ação de manutenção como, por exemplo, o custo de perda de produtividade e danos a imagem da empresa quando os clientes não estão satisfeitos.

A manutenção corretiva, a modalidade mais tradicional da função manutenção, é uma abordagem em que se espera o surgimento de uma falha para execução do reparo ou substituição. Embora esta abordagem seja a mais antiga, isto não significa que ela não seja recomendada. Políticas de manutenção corretiva são aplicadas para tipos de falhas em que a manutenção preventiva não reduz a chance de falhar e quando conseqüências destas falhas não são críticas. Em políticas de manutenção corretiva, o dimensionamento de sobressalentes e a mantabilidade das equipes de manutenção são fatores cruciais.

Quando as conseqüências das falhas são graves para o sistema e quando é possível reduzir a chance de um componente falhar executando alguma atividade no componente em operação, políticas de manutenção preventiva são aplicáveis. Tais políticas correspondem ao conjunto de atividades previamente planejadas cujo propósito principal é minimizar o custo total do sistema, aplicando um nível de atividades preventivas para reduzir as chances de falha de um componente.

A manutenção preditiva é uma subárea da gestão da manutenção que tem um conjunto de técnicas com o objetivo comum de apresentar mau funcionamento, ou deterioração em operação de máquina com aplicabilidade em diversos setores industriais. Exemplos são os setores aeroespacial, petroquímico, defesa militar, fabrica de metal, geração de energia, gás e petróleo, automobilístico, e outros.

A implementação da manutenção preditiva consiste de uma seqüência de passos, resumidos por Reeves (1998): identificar as máquinas críticas; identificar os modos de falhas; listar todos os componentes envolvidos; encontrar o parâmetro de monitoramento mais sensível; usar ao máximo a instrumentação existente; decidir o melhor tipo de monitoramento; verificar viabilidade operacional; estimar a redução de custo comparada com a manutenção planejada ou corretiva; fazer proposta para interpretação e tratar campos de rastreabilidade para demonstrar aceitabilidade.

Controle da evolução da falha é uma das principais razões para utilizar manutenção preditiva, caso contrário quando os modos de falha não exibem sintomas gradualmente, a manutenção preditiva não é aplicável. Em geral, este controle pode ser alcançado através de monitoramento de alguma informação relacionada à condição do equipamento. O objetivo deste monitoramento é apoiar decisões de manutenção, tais como substituição, reparo ou fazer nada. A manutenção preditiva é uma abordagem de manutenção que é chamada de manutenção baseada na condição (*CBM – condition based maintenance*) que faz uso de técnicas de monitoramento (*condition monitoring*).

A manutenção preditiva faz uso de ferramentas estatísticas, vários instrumentos e técnicas, tais como análise de vibração, análises químicas de lubrificantes, termografia, e ruídos para prever possíveis falhas de equipamentos. Baseado na informação destas técnicas, manutenções preventivas podem ser programadas. De uma forma geral, manutenção preditiva mede e monitora várias características do sistema e compara estes dados com padrões estabelecidos e conhecidos e especificações a fim de prever falhas.

A manutenção preditiva, em geral, requer um grande investimento em tempo, tecnologia avançada, profissionais de manutenção bem treinados, e demanda um comprometimento com a gestão. O retorno de um investimento em um programa de manutenção preditiva é significativo e tem impactos diretos em termos de elevação da produtividade, melhoria da qualidade, efetividade global dos equipamentos, melhor atendimento ao cliente e um melhor ambiente de trabalho.

Basicamente, a manutenção preditiva consiste em atividades de diagnóstico e prognóstico. Um diagnóstico busca informar quais são as causas a partir dos sintomas observados. Busca-se informar se o componente está na condição normal, defeituoso ou falho. Um prognóstico busca prever o comportamento de falha do componente dado o histórico dos sintomas observados. Busca-se estimar a vida residual do componente (JARDINE *et al.* 2006).

Os condicionantes que levam a determinação da viabilidade de um programa de manutenção preditiva são o comportamento do modo de falha, a criticidade do equipamento, o conhecimento disponível para associar as variáveis medidas e vida residual dos equipamentos e o investimento necessário.

Embora a função manutenção tenha uma maior difusão no setor industrial, é relevante destacar a sua importância no setor de serviços. Por exemplo, transporte aéreo de passageiros, serviços de transportes em geral, geração, transmissão e distribuição de energia elétrica e hospitais. Neste setor, outras dimensões além de custo são importantes devido às consequências da prestação do serviço. Comumente é possível estimar o custo de perda de produção por uma falha no setor industrial, e esta medida representa bem o desempenho da função manutenção. No caso da indústria de serviços, falhas podem repercutir em perdas de vidas humanas e não se trata da otimização do custo como na indústria de bens.

No setor de serviços, devido ao fato da prestação do serviço ser realizada no momento em que este é consumido e por possuir um contato maior com o cliente, características como a vida e a satisfação do cliente, a imagem da companhia e outras dimensões não podem ser transformadas em unidades monetárias diretamente (ALMEIDA, 2005).

Diante desta questão, os métodos de apoio multicritério a decisão exercem um papel fundamental para apoio a problemas de decisão no contexto da manutenção de sistemas de serviços.

Dentre os pontos apresentados, a justificativa para a escolha da área da manutenção preditiva é o potencial de desenvolvimento de estudos em virtude do impacto das consequências da manutenção de sistemas produtivos de bens e serviços para a sociedade.

O propósito da tese é apresentar um modelo que auxilie a manutenção preditiva na identificação do estado de engrenagens, assumindo que análise de vibração é a técnica de monitoramento utilizada. Além disso, busca-se modelar a periodicidade de uma política de inspeção para monitoramento periódico.

Neste trabalho, um modelo para diagnosticar engrenagens baseado em comparações entre dados de vibração e padrões de condições de defeito é proposto. Apesar de serem necessários dados prévios para determinar os padrões de condições de defeito como dados de referência, a classificação não depende de interpretação física ou visual dos dados. Este tipo de análise é uma direção para sistemas automatizados de manutenção preditiva.

Um estudo de caso é realizado onde a condição de defeito considerada foi a fenda de dentes de engrenagens. Contudo, a fenda de dentes de engrenagens não pode ser inspecionada

diretamente. A proposta deste trabalho é mostrar uma forma indireta de monitorar o nível de fenda para prever a real condição das engrenagens. Os dados prévios consistem de dados de vibração de defeitos introduzidos artificialmente em engrenagens.

O estudo de caso desenvolvido é baseado em um experimento realizado no simulador dinâmico de engrenagens no laboratório Reliability Research da Universidade de Alberta no Canadá. Este experimento mostra a aplicabilidade e avalia o desempenho do modelo. Conjuntos de dados de vibração de engrenagens foram coletados considerando diversas condições operacionais. Vibrações verticais e horizontais foram levadas em consideração ao invés de apenas uma dimensão do sinal obtida de um sensor em uma particular direção.

Carga sobre a engrenagem e velocidade de rotação afetam fortemente a amplitude de vibração e a frequência fundamental nas assinaturas de vibração das engrenagens sobre observação. A fim de avaliar o diagnóstico da engrenagem, foram levadas em consideração as seguintes condições operacionais: velocidade de rotação, carga da engrenagem e níveis de fenda. Para cada condição operacional foram coletados três conjuntos de dados com 8192 registros.

Além disso, uma abordagem de apoio multicritério a decisão é proposta com intuito de tratar o problema de determinação de intervalos de inspeção preditiva considerando os critérios custo e *downtime* através dos construtos da teoria da utilidade multiatributo.

O modelo proposto se baseia no conceito de *delay time* em conjunto com uma abordagem multicritério. É importante destacar a relevância da decisão sobre a periodicidade da inspeção de monitoramento periódico em sistemas de serviços, que ao contrário de sistemas de produção de bens, o decisor deseja avaliar mais de uma função objetivo simultaneamente.

1.1 Objetivos do Trabalho

1.1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é propor modelos matemáticos que tratem de problemas de manutenção preditiva com intuito de apoiar ações de planejamento da manutenção.

Considerando o contexto do que está exposto na introdução deste trabalho, a intenção deste é caracterizar os elementos da manutenção preditiva, avaliar a aplicabilidade de técnicas preditivas, no âmbito das técnicas de diagnóstico de defeitos e de decisão sobre políticas de inspeção.

No campo de técnicas de diagnóstico, busca-se identificar o estado da arte de técnicas para identificação de defeitos em engrenagens, e modelar um problema baseado em dados reais de um estudo de caso.

Na esfera da decisão sobre políticas de inspeção, este trabalho tem a finalidade de propor um modelo de decisão multicritério para escolha de intervalos de inspeção preditiva.

1.1.2 Objetivos Específicos

Busca-se desenvolver e aplicar modelos que explorem o estado da arte em termos de manutenção preditiva.

Desta forma pode-se definir os seguintes objetivos específicos:

- Identificar o estado da arte sobre a temática de modelagem da manutenção preditiva e monitoramento;
- Modelar o problema de diagnóstico de falhas em engrenagens;
- Aplicar o modelo de diagnóstico em um estudo de caso;
- Modelar o problema de determinação de intervalos de inspeção preditiva;
- Aplicar o modelo de determinação de intervalos de inspeção preditiva.

1.2 Estrutura da Tese

Neste Capítulo 1 pretende-se oferecer uma visão global da tese tanto para situar o leitor da estrutura quanto para motivá-lo e obter um melhor entendimento do trabalho desenvolvido.

Neste capítulo realiza-se uma breve introdução do tema contextualizando os principais conceitos relacionados, seguido da determinação dos objetivos gerais e específicos para visualização do que se pretende obter com o desenvolvimento da tese.

No Capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica dos temas que fundamentam o desenvolvimento do trabalho. Modelagem da manutenção, confiabilidade, manutenibilidade, modalidades de manutenção, manutenção preditiva, análise de vibração e modelos multicritério na gestão da manutenção são os temas que compõem a revisão bibliográfica.

O modelo de diagnóstico de defeitos em engrenagens proposto e o estudo de caso desenvolvido estão estruturados no Capítulo 3.

O modelo multicritério para manutenção preditiva desenvolvido é exibido no Capítulo 4 bem como sua formulação, estabelecimento de hipóteses, estruturação e aplicação numérica.

No Capítulo 5 é realizada a conclusão da tese, levantando os principais pontos do trabalho e em seguida são propostas algumas sugestões para trabalhos futuros, consistindo de uma discussão de futuras direções de pesquisa.

2 REVISÃO DA LITERATURA

O propósito da revisão da literatura desta tese é apresentar uma visão geral do conhecimento existente sobre os elementos conceituais necessários para alcançar os objetivos do trabalho. A delimitação da pesquisa foi concentrada nos seguintes tópicos: modelagem da manutenção, confiabilidade, mantabilidade, modalidades de manutenção, manutenção preditiva, análise de vibração e modelos multicritério na gestão da manutenção.

O estabelecimento do estado da arte dos temas citados é um insumo necessário para a construção de modelos matemáticos para a manutenção preditiva. Pretende-se apresentar o estado da arte dos temas citados, e além de proporcionar uma visão geral dos modelos já desenvolvidos na literatura, indicar possíveis oportunidades de pesquisa de questões ainda não tratadas e relevantes para o desenvolvimento científico.

Com a revisão da literatura é possível situar a contribuição da tese diante do conjunto de trabalhos que já foram desenvolvidos e responder a seguintes questões: quais são os modelos publicados que tratam da modelagem da manutenção preditiva; quais são as principais contribuições e limitações destes modelos; quais são as oportunidades de investigação científica na área de modelagem em manutenção preditiva; como classificar as áreas de modelagem em manutenção preditiva; quais são os conflitos presentes na literatura; quais assuntos são consolidados e quais não possuem consenso; quais são as propostas empíricas e quais são as propostas generalistas.

Ao final deste Capítulo considerações finais sobre a revisão da literatura são realizadas discutindo os principais elementos da revisão da literatura.

2.1 Modelagem da Manutenção

Entende-se por modelagem da manutenção, o conjunto de técnicas matemáticas destinadas a representação de modelos para auxiliar na solução de problemas de manutenção. Estas técnicas são fundamentadas na metodologia científica da Pesquisa Operacional, cujo objetivo principal é representar problemas reais através de modelos que visem apoiar uma tomada de decisão. A modelagem da manutenção é caracterizada pelo uso de métodos quantitativos focados na solução de problemas de manutenção.

Com intuito de ilustrar o conceito de modelagem da manutenção, uma breve explicação sobre a função manutenção é apresentada. A função manutenção em uma organização é uma função de apoio a função produção. O principal objetivo da função manutenção é garantir a

disponibilidade dos ativos da empresa da melhor forma possível, levando em consideração níveis de desempenho, custos e segurança. Um bom desempenho da função manutenção é alcançado pela obtenção do custo efetivo da manutenção. Uma forma de alcançar um custo efetivo da manutenção é através da aplicação do processo de modelagem da manutenção.

Diversos obstáculos podem existir para impedir um custo efetivo de manutenção, tais como, estrutura de gestão inapropriada, ausência de apoio analítico adequado para apoiar tomada de decisão nas áreas de produção e manutenção e falta de integração entre as áreas de produção e manutenção (MARTIN *et al.*, 2007).

Embora a área de modelagem de dados de falha é um tema consolidado, a área de modelagem da manutenção é uma área relativamente recente e vem demandando a atenção de diversos pesquisadores. De uma forma geral, modelos são representações da realidade. Assim como as plantas de um apartamento são modelos de um apartamento, os modelos matemáticos tentam representar o comportamento de um problema real, fazendo uso de suposições e simplificações. No contexto deste trabalho, modelos de manutenção são modelos matemáticos construídos especificamente para a função manutenção.

De acordo com Hillier & Lieberman (2005) as fases de um estudo de Pesquisa Operacional são:

1. Definir o problema de interesse e coletar dados relevantes;
2. Formular um modelo matemático para representar o problema;
3. Desenvolver um procedimento baseado em computador para obter soluções para o problema do modelo;
4. Testar o modelo e refiná-lo se necessário;
5. Preparar para a contínua aplicação do modelo como prescrito pela gestão;
6. Implementar.

Estas fases representam uma abordagem científica no tratamento de problemas. Vale salientar que esta é apenas uma divisão didática, pois existe interseção entre as fases e uma iteratividade no desenvolvimento de um estudo de Pesquisa Operacional.

Embora a importância da função manutenção seja uma questão consolidada, apenas recentemente é que essa importância vem sendo entendida e medida. As principais razões que elevaram a importância da função manutenção são os avanços tecnológicos na área de manufatura, automação de processos, alto volume de produção proporcionando conseqüências negativas de alto impacto na rentabilidade das empresas devido a indisponibilidade do sistema de produção (MARTIN *et al.*, 2007).

Para estabelecer a eficácia e eficiência do custo de manutenção, é necessário conhecer o relacionamento entre causa e efeito de operações de manutenção. Um simples modelo da função manutenção é ilustrado na Figura 2.1.

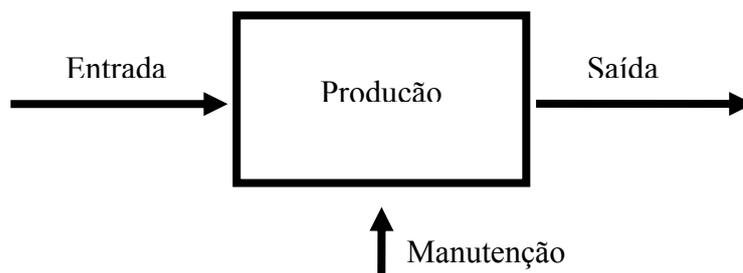


Figura 2.1 – Função manutenção em um sistema de produção

Fonte: Martin et al. (2007)

As variáveis de decisão disponíveis para o gerente de manutenção controlar a condição ou eficiência operacional do sistema de produção usualmente consistem de fatores como:

- O número de funcionários de manutenção a contratar;
- Programas de treinamento;
- Inspeção periódica;
- Sistemas de informação para monitorar eventos;
- Análise de dados;
- Política de estoques para demanda de manutenção;
- Estrutura de gestão;
- Estratégias de substituição.

A prática da manutenção evoluiu da pura manutenção corretiva, passando pela criação e utilização de indicadores, manutenção preventiva, uso de sistemas de informação e o desenvolvimento de metodologias tais como TPM (*Total Productive Maintenance*) e RCM (*Reliability Centered Maintenance*) (MARTIN et al., 2007).

A modelagem de manutenção relaciona a área de gestão da manutenção considerando a tomada de decisão para problemas de manutenção através de modelos matemáticos. Tomada de decisão em manutenção é feita usualmente com uso de procedimentos estatísticos e de pesquisa operacional.

Scarf (1997) apresenta uma análise sobre diversos campos da manutenção e seus avanços em modelos matemáticos. O autor apresenta uma discussão sobre modelagem de manutenção, projeto de sistemas de informação de gestão da manutenção, inspeção de

manutenção, manutenção preditiva, manutenção para sistemas multicomponentes e modelos de substituição.

A modelagem da manutenção é uma área que demanda tratamento matemático na tentativa de resolver problemas reais de manutenção. O desafio é estimular o interesse do decisor por este tipo de abordagem. A literatura revela o potencial para construção de modelos matemáticos na área da gestão da manutenção, porém existe uma grande dificuldade de implementação da modelagem da manutenção nas organizações.

Turban (1967) descreve e discute os resultados de uma pesquisa nos Estados Unidos sobre o uso de modelos matemáticos em tomada de decisão de manutenção. Os principais pontos considerados foram: a extensão para os quais os modelos são usados; seus potenciais benefícios financeiros e os determinantes do seu uso. Ele identificou que gestão da manutenção é uma área em que existe uma grande lacuna entre a teoria e a prática. No sentido de que as empresas não aplicam os modelos propostos na literatura para tratar os problemas de manutenção, ou seja, a prática não acompanha o desenvolvimento da teoria de modelos para a gestão da manutenção.

Um dos principais fatores para isso é a dificuldade de implementação dos modelos propostos, nesta fase os resultados do esforço científico enfrentam barreiras de comunicação e aceitação pelo gerente. Do percentual das empresas que afirmaram utilizar modelos matemáticos para apoiar a manutenção os principais problemas de decisão tratados foram determinar a frequência e nível de manutenção preventiva, determinar o tamanho da equipe de manutenção e determinar a quantidade de sobressalentes.

2.2 Confiabilidade

De acordo com Barlow & Proschan (1965) a engenharia de confiabilidade está conceitualmente baseada com a probabilidade de um item sobreviver em um intervalo determinado (tempo, ciclos, distância, etc.), isto é, que não exista falha no intervalo (0 a x). Esta é a confiabilidade, e ela é determinada pela função de confiabilidade $R(x)$. Por definição, tem-se que:

$$R(x) = 1 - F(x) = \int_x^{\infty} f(x)dx = 1 - \int_{-\infty}^x f(x)dx \quad (2.1)$$

A função falha ou taxa de falha $h(x)$ é a probabilidade condicional de falha no intervalo x a $(x + dx)$, dado que não houve falha durante x :

$$h(x) = \frac{f(x)}{R(x)} = \frac{f(x)}{1 - F(x)} \quad (2.2)$$

A função falha acumulada $H(x)$ é dada por:

$$H(x) = \int_{-\infty}^x h(x) dx = \int_{-\infty}^x \frac{f(x)}{1 - F(x)} dx \quad (2.3)$$

2.2.1 Distribuição Exponencial

A distribuição exponencial descreve a situação em que a taxa de falhas é constante. A distribuição exponencial é uma distribuição contínua que pode analisar a variável tempo entre falhas, caso deseje-se trabalhar com a variável número de falhas, pode-se utilizar a distribuição discreta de Poisson. Um processo de Poisson também gera uma taxa de falhas constante. A função densidade de probabilidade é:

$$f(x) = \begin{cases} a \cdot \exp(-ax) & (\text{para } x \geq 0) \\ 0 & (\text{para } x < 0) \end{cases} \quad (2.4)$$

Esta é uma importante distribuição no campo da confiabilidade. A taxa de falhas é freqüentemente uma função do tempo, denota-se a variável independente por t ao invés de x . A taxa de falhas constante é denotada por λ . O tempo médio de vida, ou o tempo médio até falhar (*MTTF*), é $1/\lambda$. A função densidade de probabilidade é então escrita como:

$$f(t) = \lambda \cdot \exp(-\lambda \cdot t) \quad (2.5)$$

A probabilidade de não ocorrer falhas antes do tempo t é obtida pela integração da equação 2.5 entre 0 e t e subtraindo de 1:

$$R(t) = 1 - \int_0^t f(t) dt = \exp(-\lambda \cdot t) \quad (2.6)$$

$R(t)$ é a função confiabilidade (ou probabilidade de sobrevivência).

Para itens reparáveis, λ é a taxa de falha, e $1/\lambda$ é chamado de tempo médio entre falhas (*MTBF*). Se os tempos de falha são exponencialmente distribuídos, a probabilidade de x falhas é Poisson-distribuído.

2.2.2 Distribuição Weibull

A distribuição Weibull tem a grande vantagem no campo da confiabilidade, que através da variação dos seus parâmetros podem ser ajustadas em muitas distribuições. A função densidade de probabilidade é:

$$f(t) = \begin{cases} \frac{\beta}{\eta^\beta} t^{\beta-1} \cdot \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta\right] & (\text{para } x \geq 0) \\ 0 & (\text{para } x < 0) \end{cases} \quad (2.7)$$

A função confiabilidade correspondente é:

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta\right] \quad (2.8)$$

A taxa de falha é:

$$h(t) = \frac{\beta}{\eta^\beta} \cdot t^{\beta-1} \quad (2.9)$$

β é o parâmetro de forma e η é o parâmetro de escala.

Quando $\beta = 1$, a função confiabilidade exponencial (taxa de falha constante) resulta com $\eta = \text{vida média } (1/\lambda)$

Quando $\beta < 1$, nós obtemos a função taxa de falhas decrescente.

Quando $\beta > 1$, nós obtemos a função taxa de falhas crescente.

Quando $\beta = 3,5$, a distribuição se aproxima com a distribuição normal. Deste modo a distribuição Weibull pode ser usada para modelar uma grande variedade distribuições.

2.3 Manutenibilidade

Neste tópico trata-se o conceito de manutenibilidade e em seguida ilustra-se as distribuições de probabilidade mais aplicadas.

A origem da manutenibilidade se deu dentro do contexto de projeto de equipamentos, tendo como objetivo buscar concepções de projeto que permitissem uma maior facilidade na realização da manutenção ou reparo (ALMEIDA & SOUZA, 2001).

O tempo para reparo é representado por *TTR* (*Time to Repair*), donde vem a sigla *MTTR* (*Mean Time to Repair*), representando o tempo médio para reparo.

Intuitivamente pode-se definir manutenibilidade como um grau de facilidade de realizar a manutenção em um equipamento, porém sua definição formal é apresentada em um conceito probabilístico. A manutenibilidade de um item no tempo t , denotada por $M(t)$, é definida como a probabilidade de que um item será restaurado para sua condição original de funcionamento dentro do tempo T , quando procedimentos pré-estabelecidos são executados. Tem-se:

$$M(TTR) = \Pr\{T \leq TTR\} \quad (2.10)$$

Sendo T o tempo efetivo para realização do reparo.

Tratando-se de um conceito probabilístico, estudos estatísticos são aplicáveis à manutenibilidade.

A manutenibilidade é importante quando se considera sistemas reparáveis, pois surge a consideração de uma característica mais global de desempenho chamada disponibilidade. Esta característica representa um aspecto mais agregado e geral do desempenho do item. Um item estará mais provavelmente disponível se tiver uma boa confiabilidade (falhar pouco) e uma boa manutenibilidade (quando falhar seja reparado rapidamente). A disponibilidade $A(t)$ é definida como a probabilidade de que um item esteja disponível para uso no instante de tempo t . Assim, a disponibilidade é uma função da confiabilidade e da manutenibilidade (ALMEIDA & SOUZA, 2001).

2.3.1 Distribuição Exponencial

A distribuição exponencial, já apresentada para confiabilidade também pode ser aplicada para modelar a distribuição dos tempos de reparo. Esta distribuição tem uma importância grande devido à simplicidade analítica que proporciona, podendo em alguns casos por aproximação substituir a lognormal.

Seja μ a taxa de atendimento, temos a função manutenibilidade é dada por:

$$M(t) = 1 - \exp(-\mu \cdot t) \quad (2.11)$$

A função densidade de probabilidade é dada por:

$$m(t) = \mu \cdot \exp(-\mu \cdot t) \quad (2.12)$$

O MTTR é então:

$$MTTR = E(t) = \int_0^{\infty} t \cdot m(t) dt = \frac{1}{\mu} \quad (2.13)$$

2.3.2 Distribuição Lognormal

Nesta distribuição tem-se os parâmetros μ, σ . Quando $\mu \gg \sigma$ a lognormal se aproxima de uma distribuição Normal.

Nesta distribuição, se t é definido de modo que $x = \ln(t)$, então x segue uma distribuição Normal com parâmetros μ, σ . Uma vez que $t = \exp(x)$, resultados da lognormal podem ser obtidos da distribuição Normal. Assim tem-se:

$$M(t) = \Pr\left[z \leq \frac{\ln(t) - \mu}{\sigma}\right] \quad (2.14)$$

z pode ser obtido na tabela da distribuição Normal.

2.3.3 Distribuição Gama

A função densidade relativa a distribuição Gama é dada pela expressão:

$$f(t) = \frac{t^{\beta-1}}{\alpha^\beta \cdot \Gamma(\beta)} \cdot \exp\left(-\frac{t}{\alpha}\right) \quad (2.15)$$

Para β inteiro, a distribuição Gama se torna a distribuição de Erlang. A Gama é freqüentemente usada para representar o tempo requerido para completar o reparo de um equipamento.

2.4 Modalidades de Manutenção

Manutenção é definida como a combinação de todas as ações técnicas, administrativas, e ações gerenciais durante o ciclo de vida de um item pretendido mantê-lo, ou restaurá-lo, em um estado no qual ele pode desempenhar a função requerida. (EN 13306:2001, 2001 *apud* MARQUEZ & GUPTA, 2006).

Manutenção é o termo usado para abordar a forma pela qual as organizações tentam evitar as falhas cuidando de suas instalações físicas. É uma parte importante da maioria das atividades de produção, particularmente quando a manutenção é crítica para o negócio da empresa. Por exemplo, centrais elétricas, companhias aéreas, refinarias petroquímicas (SLACK *et al.*, 1995).

Marquez & Gupta (2006) apresentam uma estrutura para visualizar a função manutenção, o seu processo, curso de ação e *feedback* nos níveis operacional, tático e estratégico. A Figura 2.2 mostra a estrutura proposta.

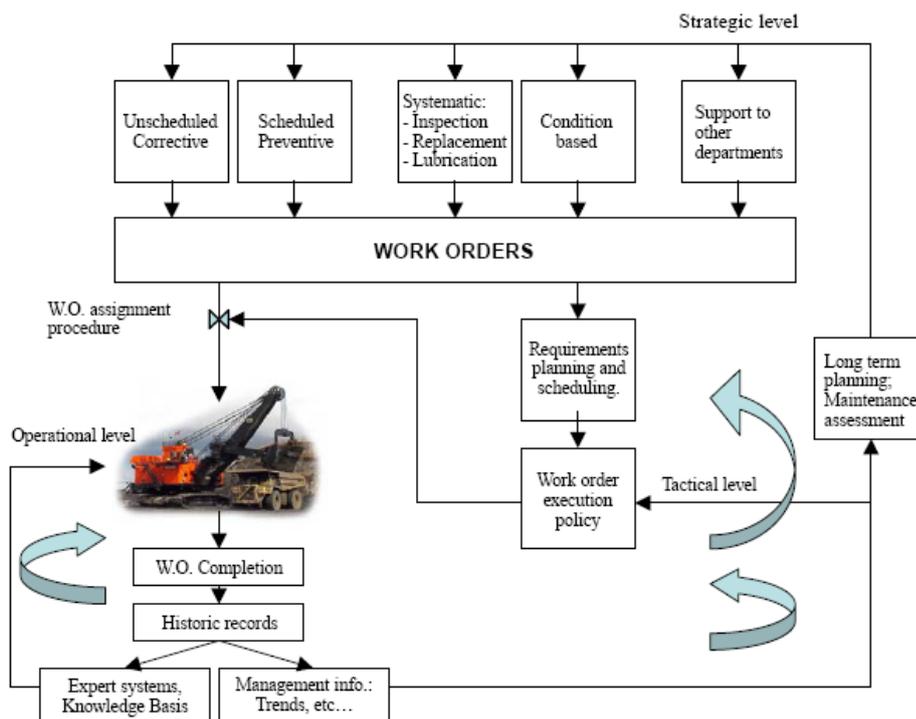


Figura 2.2 – Processo de Manutenção, curso de ação e feedback operando em três níveis de atividades de negócios

Fonte: Marquez & Gupta (2006)

Niebel (1994) apresenta as principais atividades executadas por um sistema integrado de manutenção, agrupando atividades em quatro grupos básicos: disponibilidade do processo de produção, efetividade do pessoal de manutenção, controle de materiais de manutenção e conservação de energia. As subdivisões destes grupos estão representadas na Figura 2.3.

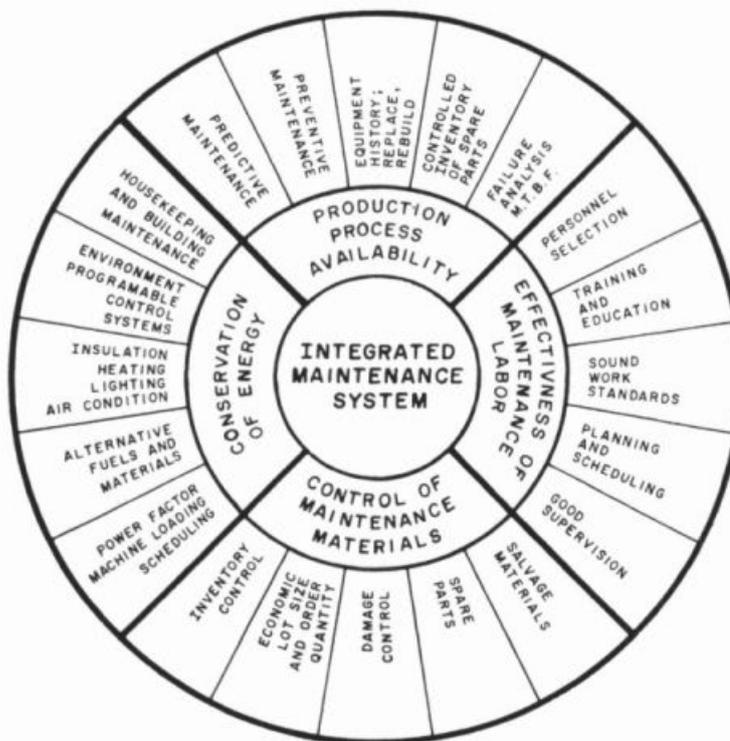


Figura 2.3 – As principais atividades executadas por um sistema integrado de manutenção

Fonte: Niebel (1994)

A manutenção corretiva é a modalidade de manutenção onde atividades de reparo ou substituição são realizadas após a ocorrência de uma falha. Esta modalidade é geralmente empregada quando a falha não é freqüente e quando o tempo indisponível decorrente de uma falha não é elevado. Esta modalidade deve ser aplicada quando a falha possui um fácil reparo, a manutenção preventiva é dispendiosa, ou quando a falha não é previsível. Por exemplo, quando a taxa de falhas de um equipamento é constante a manutenção preventiva não reduz a chance de um componente falhar e não deve ser aplicada (SLACK *et al.*, 1995).

A manutenção preventiva é a modalidade de manutenção que visa eliminar ou reduzir as probabilidades de falhas através da execução de atividades de manutenção dos equipamentos em intervalos pré-planejados. A manutenção preventiva é aplicada quando o custo de falha não planejada é alto e quando a taxa de falhas é crescente (SLACK *et al.*, 1995).

A manutenção preditiva é a modalidade de manutenção que visa realizar manutenção somente quando necessário. De um ponto de vista psicológico um monitoramento pode reduzir a incerteza dos operadores sobre os equipamentos. O conhecimento sobre níveis de vibração de um rolamento crítico pode dar confiança aos engenheiros sobre a operação no curto prazo (SCARF, 2007). A manutenção preditiva é usada quando a atividade de

manutenção é dispendiosa, seja devido ao custo da manutenção em si, seja devido a interrupção da produção causada pela atividade da manutenção.

Na maioria das instalações, existe uma abordagem mista da manutenção. Isto porque diferentes elementos têm características diferentes. Em um automóvel, pode-se perceber a utilização dessas três abordagens. Algumas partes do carro normalmente são substituídas somente quando falham: as lâmpadas e os fusíveis por exemplo. Entretanto, partes mais importantes do carro devem sofrer ações de manutenção antes da ocorrência de uma falha. O óleo do motor seria um item de manutenção preventiva na manutenção regular do carro. Algumas características servem para monitorar as condições do carro. O barulho provocado pelo motor, a profundidade do sulco do pneu, a temperatura do carro podem ser indicativos para realização de reparo quando for necessário (SLACK *et al.*, 1995).

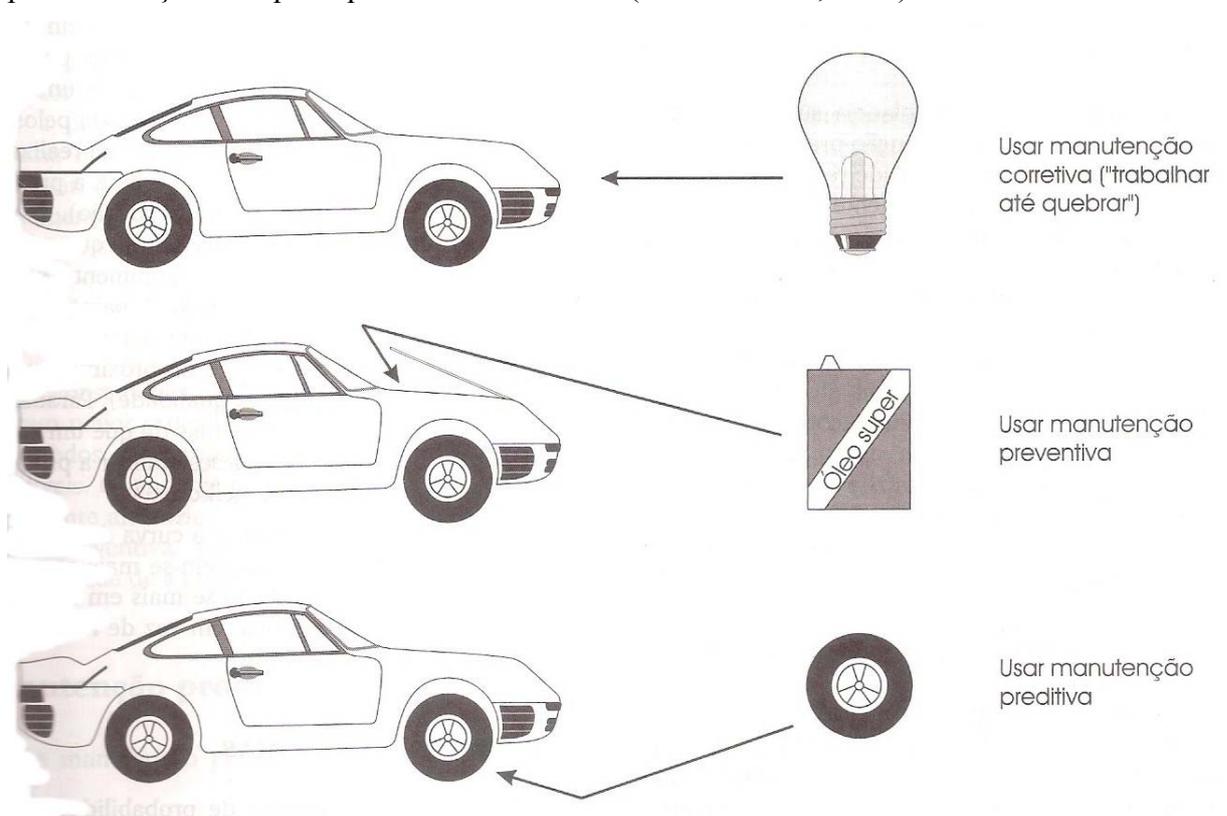


Figura 2.4 - Usa-se com frequência uma combinação das abordagens de manutenção (em um automóvel, por exemplo)

Fonte: Slack *et al.* (1995)

2.5 Manutenção Preditiva

Na literatura pode-se perceber a importância da área de manutenção preditiva. Aplicações de técnicas de manutenção preditiva têm elevado rapidamente nos últimos anos (SCARF, 2007; WANG, 2003).

Mitchell (1999) apresenta um histórico da manutenção preditiva, dando especial atenção a evolução sobre as melhorias que tem ocorrido na tecnologia, na prática e em sistemas usados para medida da condição de equipamentos. Desde instrumentos mecânicos capazes de capturar uma simples forma de onda dinâmica de baixa frequência até o alto desempenho de instrumentação digital, análise química de fluidos detalhada, análise da corrente de motor, testes ultra-sônicos, e termografia nos dias atuais. Melhorias em técnicas de processamento de sinais têm conduzido aos principais avanços em tecnologia de diagnóstico de equipamentos.

Atualmente existem coletores de dados portáteis, como mostrado na Figura 2.5, que obtêm maior desempenho e funcionalidade do que toda uma estrutura de instrumentação de um laboratório a alguns anos atrás. Um dos estudos pioneiros de monitoramento foi a publicação de Rathbone (1939) *apud* Mitchell (1999), onde ele introduziu algumas idéias incluindo curvas de amplitude versus frequência de típicas turbinas geradoras de vapor. Os critérios de severidade propostos foram baseados em observações e representam o primeiro método conhecido para comparar amplitude de vibração com a condição do equipamento, e conseqüentemente implicações na vida útil e risco de falha (MITCHELL, 1999).



Vibration Pen Plus - CMVP 40,
CMVP 50



Inspector 400 ultrasonic probe -
CMIN 400-K



Temperature probe - CMSS 2000-
SL

Figura 2.5 – Exemplos de coletores de dados portáteis

Fonte: SKF (2008)

No passado, muitas das medidas de vibração eram realizadas com dispositivos mecânicos, que com o tempo passaram a ser substituídas por dispositivos eletrônicos. Outras características das medidas de condição do passado eram o contato necessário para coleta de dados e a inexistência de monitoramento contínuo. Com o ganho de experiência dos

praticantes, existiu um reconhecimento crescente que padrões de frequência indicavam o tipo de defeito presente, no campo de análise de vibração. Uma clara compreensão do conteúdo das frequências de sinais complexos de vibração foi desenvolvida com muito esforço ao longo do tempo. Os padrões de referencia para avaliação da condição e severidade do diagnóstico de um defeito são muito utilizados hoje em dia. Diante deste cenário, a tecnologia vem sempre se desenvolvendo de forma acelerada, proporcionando avanços na instrumentação, como por exemplo, o surgimento de coletores de dados portáteis. No início da década de 90, as tecnologias preditivas se tornaram mais popular, como análise química de óleo, termografia, ultra-som e o desenvolvimento de sistemas especialistas (MITCHELL, 1999).

O tema de modelagem de manutenção preditiva tem uma contribuição significativa do conceito de *delay time* proposto por Christer (1982) em contexto de manutenção predial (*building maintenance*), onde foi inicialmente chamado de *lapse time*. É tratada a política de inspeção em construções. A construção pode ser, por exemplo, uma casa, uma fábrica, ou um hospital.

Foi proposto um método para avaliar o potencial de uma política de inspeção ao invés de uma política de manutenção corretiva para uma construção complexa. O método é baseado na informação disponível e avaliações subjetivas que poderiam se tornar disponíveis. Estimativas do número de defeitos identificados na inspeção e a conseqüente economia de custo são apresentadas como funções da frequência de inspeção.

Um dos métodos mais comuns empregados para gerenciar tal manutenção é aguardar até que um defeito seja informado pelo usuário. A adoção da política de manutenção corretiva causa problemas organizacionais e logísticos para a manutenção.

Tem sido sugerido que em certos casos poderia ser adotada uma política de inspecionar periodicamente, onde os defeitos observados na inspeção seriam retificados. Com a implantação de tal política seria esperado reduzir o número de defeitos informados pelos usuários, onde o tamanho da redução seria relacionado à frequência de inspeção.

Embora a técnica proposta seja formulada no contexto manutenção predial (*building maintenance*), ela pode ser aplicada a manutenção de equipamentos ou veículos.

Existem dois pontos principais que justificam a política de inspeção. Primeiro, se um defeito é identificado em um estágio inicial do seu desenvolvimento, o custo de reparo é provavelmente inferior. Segundo, o trabalho de manutenção é identificado e organizado em pontos específicos de tempo, facilitando a alocação de recursos.

Para elaborar uma política de inspeção as seguintes questões podem ser elaboradas:

- Quanto tempo atrás o defeito poderia ter sido inicialmente notado em uma inspeção? Este tempo é chamado de tempo de lapso (*lapse time*), h , para o reparo específico.
- O que o reparo provavelmente teria requerido em termos de tempo e material para executar o reparo no estágio inicial, e quanto teria custado, c^* ?
- O que o reparo provavelmente seria em termos de tempo e material se o defeito for deixado sem manutenção por um determinado período, \bar{c} ?

Seja um defeito informado no tempo d e então reparado ao custo c . Se o defeito tem sido informado e reparado em um tempo prévio, $d - t$, o custo de reparo seria estimado ser c^* , que é provavelmente menor do que c . A Figura 2.6 mostra o comportamento do custo reparo de defeitos ao longo do tempo.

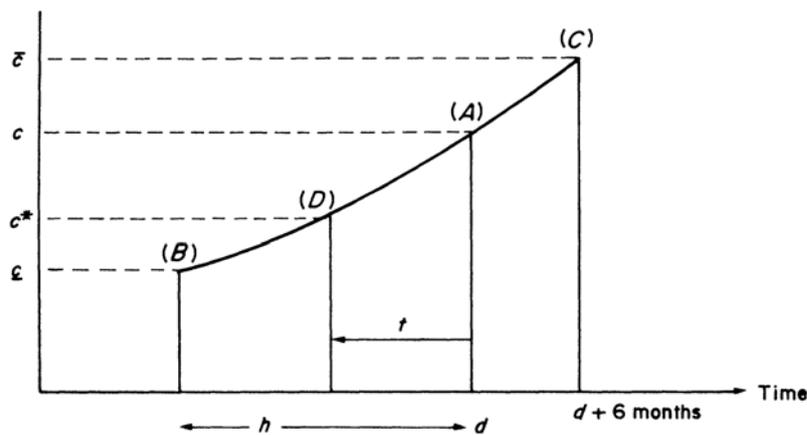


Figura 2.6 – Custo de reparo de defeitos versus tempo

Fonte: Christer (1982)

Pode-se assumir que:

$$\underline{c} \leq c^* \leq c \leq \bar{c} \tag{2.16}$$

A distribuição do tempo de lapso $H(h)$ é um indicador da viabilidade de um esquema de inspeção. O tempo de lapso é uma variável aleatória que está ilustrada na Figura 2.7.

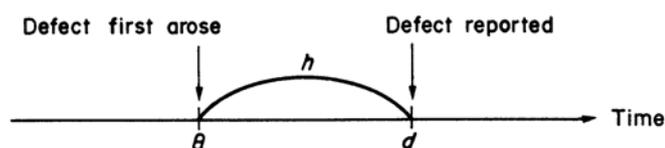


Figura 2.7 – Tempo de lapso h

Fonte: Christer (1982)

O defeito é suposto ter iniciado no tempo $\theta = (d-h)$. Considera-se as seguintes suposições:

- (1) o período θ é independente do tempo;
- (2) h é independente de θ ;
- (3) uma inspeção é perfeita;
- (4) defeitos são informados a uma taxa constante de k por unidade de tempo.

Suponha uma inspeção ocorre em intervalos regulares de T unidades. Qualquer defeito com tempo de lapso $h > T$ será sempre identificado em uma inspeção. Considera-se agora defeitos com tempo de lapso $h < T$. Para defeitos com tempo de lapso no intervalo $(h, h+dh)$.

Seja $N(T)$ o número esperado de reparos corretivos que pode ser calculado por:

$$N(T) = k \int_0^T (T-h)H(h)dh \quad (2.17)$$

A proporção de defeitos identificados em uma inspeção seria:

$$\frac{Tk - N(T)}{Tk} = \left[1 - \frac{1}{T} \int_0^T (T-h)H(h)dh \right] \quad (2.18)$$

Christer & Waller (1984a) formalizaram estes conceitos no contexto de manutenção industrial e desenvolveram o cálculo do custo esperado de uma política de inspeção, bem como o *downtime* esperado.

A técnica chamada *delay time analysis* tem sido desenvolvida para modelar as conseqüências de uma política de inspeção para planta de produção quando a planta é regularmente inspecionada no período T .

O *delay time*, h , de um defeito, que é o espaço de tempo de quando um defeito poderia primeiro ser observado até o tempo quando seu reparo não pode ser atrasado por causa de conseqüências inaceitáveis. Um reparo pode, conseqüentemente, ser empreendido em qualquer tempo que dentro deste período. Tem-se provado possível obter uma estimativa subjetiva da função densidade de probabilidade $f(h)$ do *delay time* h , que permite a construção de modelos do relacionamento esperado entre T e variáveis conseqüências tais como *downtime* esperado por unidade de tempo ou o custo operacional esperado por unidade de tempo.

Em um reparo, seja ele uma falha ou um defeito identificado em uma inspeção, as seguintes perguntas podem ser indagadas.

- Quanto tempo atrás poderia o defeito ter sido primeiro observado por uma inspeção ou por um operador? (=HLA – How Long Ago ...?)

- Se o reparo não fosse realizado, mais quanto tempo poderia ser atrasado?
(=HML – How Much Longer ...?)

O *delay time* para cada defeito é estimado por $h=HML+HLA$. Desta maneira, por observar suficientes defeitos, uma distribuição a priori para $f(h)$ pode ser obtida.

Na Metodologia Manutenção Centrada em Confiabilidade (RCM) as falhas podem ser visualizadas através da curva de degradação da resistência a falhas, ilustrada na Figura 2.8, onde são identificados os três estados típicos de um item em relação a um modo de falha: normal, defeito e falha, e de acordo com o efeito que as falhas provocam sobre a função do item, elas são classificadas em duas categorias: (MOUBRAY, 1994):

- Falha Funcional – definida pela incapacidade de um item desempenhar uma função específica dentro de limites desejados de desempenho;
- Falha Potencial – definida como uma condição identificável e mensurável que indica uma falha funcional pendente ou em processo de ocorrência.

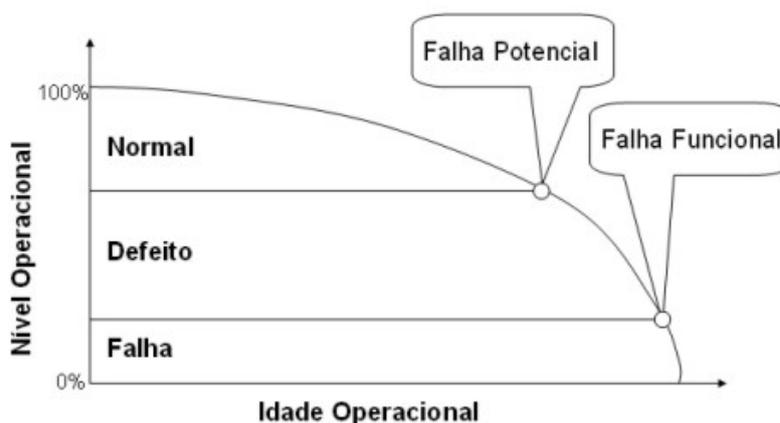


Figura 2.8 - Tipos de Falhas na abordagem RCM

Fonte: Adaptado de Moubray (1994)

Christer & Waller (1984a) propuseram um modelo de inspeção básico, e depois relaxaram algumas suposições para construção de outros modelos.

No modelo básico, defeitos surgem e são conduzidos como reparos de falha ou como reparos de inspeção, isto é, identificado e retificado numa inspeção.

Com o crescimento do período de inspeção T , a probabilidade de um defeito surgir como um reparo de falha (*breakdown*), $b(T)$, aumenta. Nós desejamos estimar esta função $b(T)$, das quais as variáveis conseqüências de maior preocupação podem ser calculadas.

Considera-se primeiro o caso mais simples possível de uma política de inspeção, que pode ser caracterizada pelas seguintes suposições:

- a) Uma inspeção acontece em todo tempo T , custos I e requer d (unidades de tempo), $d \ll T$.
- b) Inspeções são feitas em que qualquer defeito apresentado dentro da planta será identificado.
- c) Defeitos identificados na inspeção serão reparados dentro do período de inspeção.
- d) O instante inicial que um defeito pode ser assumido para primeiro surgir dentro da planta (conhecido como o tempo de origem do defeito) é uniformemente distribuído sobre o tempo desde a ultima inspeção e independente de h . Defeitos surgem a uma taxa de k por unidade de tempo.
- e) A função densidade de probabilidade do *delay time* $f(h)$ é conhecida.

Uma ilustração do relacionamento temporal entre o *delay time* h e o tempo entre inspeção T é mostrada na Figura 2.9.

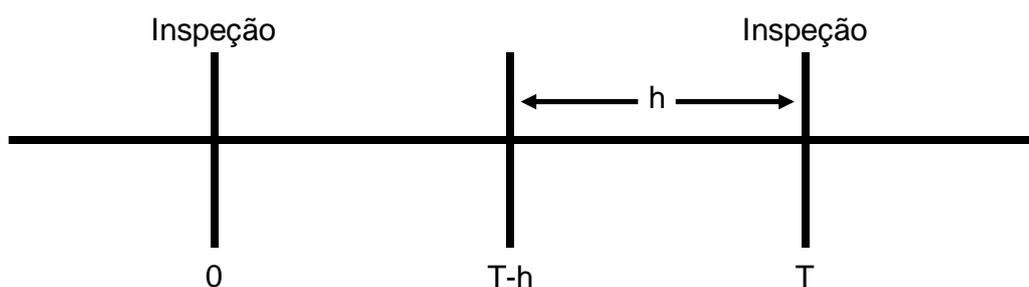


Figura 2.9 – Delay time h

Fonte: Adaptado de Christer & Waller (1984a)

Suponha que um defeito surgindo dentro do período $(0, T)$ tem um *delay time* no intervalo $(h, h+dh)$, a probabilidade deste evento sendo $f(h)dh$. Este defeito será reparado como um reparo de falha se o defeito surge no período $(0, T-h)$, caso contrário como um reparo de inspeção. A probabilidade de o defeito surgir antes de $(T-h)$, dado que um defeito surgirá, é $(T-h)/T$. Tem-se, portanto, que a probabilidade que um defeito é reparado como uma falha e tem *delay time* em $(h, h+dh)$ é:

$$(T - h) / T \cdot f(h)dh \tag{2.19}$$

Somando sobre todos os possíveis valores de h , tem-se a probabilidade de um defeito surgir como uma falha (*breakdown*) $b(T)$:

$$b(T) = \int_{h=0}^T \left(\frac{T-h}{T} \right) \cdot f(h) dh \quad (2.20)$$

Se o *downtime* médio para reparo por falha é d_b , o *downtime* esperado por unidade de tempo para operar uma política de inspeção de período T é dado por $D(T)$, onde:

$$D(T) = \frac{1}{(T+d)} [k \cdot T \cdot d_b \cdot b(T) + d] \quad (2.21)$$

E k é a taxa de chegada de defeitos por unidade de tempo.

Com custos médios de reparo de falha c_b e de inspeção c_i , o custo esperado por unidade de tempo de manter a planta em um sistema de inspeção do período T é $C(T)$, onde:

$$C(T) = \frac{1}{(T+d)} [kT \{c_b b(T) + c_i [1 - b(T)]\} + I] \quad (2.22)$$

Uma suposição que pode ser relaxada é a dispersão uniforme da iniciação de defeitos após uma inspeção. Se y é o tempo desde a ultima inspeção e $g(y)$ é a taxa instantânea de ocorrência de defeitos no tempo y , então o número esperado de defeitos em um pequeno intervalo de tempo $(y, y+dy)$ é $g(y)dy$. Portanto, o número esperado de defeitos surgindo no intervalo $(0, T)$ é:

$$K(T) = \int_0^T g(y) dy \quad (2.23)$$

Para um defeito surgindo em $(y, y+dy)$, ele deve ter um *delay time* de menor que $T-y$ para ser uma falha. Portanto, o número esperado de falhas surgindo no intervalo $(y, y+dy)$ é:

$$g(y)dy \cdot \int_0^{T-y} f(h) dh = F(T-y)g(y)dy \quad (2.24)$$

onde:

$$F(x) = \int_0^x f(h) dh \quad (2.25)$$

Então $B(T)$, o número esperado de quebras surgindo em $(0, T)$:

$$B(T) = \int_0^T F(T-y)g(y)dy \quad (2.26)$$

Desde que o número esperado de reparos de inspeção surgindo em $(0, T)$ é $K(T)-B(T)$, o *downtime* por hora é dado por:

$$D(T) = \frac{1}{(T+d)} [d_b B(T) + d] \quad (2.27)$$

E o custo é obtido pela seguinte equação:

$$C(T) = \frac{1}{(T+d)} \{c_b B(T) + c_i [K(T) - B(T)] + I\} \quad (2.28)$$

Christer (1987) propôs uma forma de utilizar o conceito de *delay time* para estimar confiabilidade de sistemas sujeitos a inspeção.

Um modelo desenvolvido para a confiabilidade de um componente, sujeito a um tipo de defeito inspecionável, o qual será subseqüentemente conduzido a uma falha. Inspeções são assumidas perfeitas. O modelo utiliza a noção de *delay time* para estabelecer as conseqüências de confiabilidade de inspecionar em diferentes períodos de inspeção. O modelo é estendido para o caso de um componente com defeitos múltiplos e independentes.

Se um componente é novo no tempo $t=0$, e um defeito surge no tempo y que levaria a falha do equipamento no tempo $y+h$, então uma inspeção no intervalo de tempo $t \in (0, y)$ não identificaria o defeito, mas se $t \in (y, y+h)$, poderia identificá-lo, dependendo da competência do inspetor e da efetividade do dispositivo de inspeção. Aqui nós assumimos que inspeções são perfeitas em que se um defeito está presente no tempo da inspeção, ele será observado. Também, o processo de inspeção é suposto ser benigno em que não irá provocar defeito ou falha. Se, para a política de inspecionar a cada T unidades de tempo, $R_T(t)$ denota a confiabilidade do componente no tempo t , então a função confiabilidade na ausência de inspeção é $R_\infty(t)$. Claramente tem-se:

$$R_\infty(t) \leq R_T(t) \quad (2.29)$$

Para a determinação da forma de $R_T(t)$, é necessária a estimação de $f(h)$ e $g(y)$. $R_T(t)$ representa a probabilidade que um componente novo no tempo $t=0$ não tenha falhado até o tempo t , sujeito a um único defeito surgindo no tempo y , com função densidade de probabilidade $g(y)$, e *delay time* h , com função densidade de probabilidade $f(h)$. Além disso, o componente é inspecionado regularmente no período T , e substituído ou reparado para uma condição de novo se um defeito é encontrado. Inspeções são supostas serem perfeitas, o tempo requerido para uma inspeção é desprezível, e as variáveis y e h são supostas independentes.

É conveniente introduzir $r_T^{(m)}(t)$ como a função confiabilidade para o componente no tempo t , onde:

$$(m-1)T \leq t < mT \quad (2.30)$$

Considera-se $r_T^{(1)}(t)$, a função confiabilidade para $0 \leq t < T$. O componente ainda estará funcionando no tempo T se nenhum defeito surgiu até o tempo t , ou um defeito surgiu mas ainda não resultou em falha.

As probabilidades destes eventos são

$$\Pr(y > t) = \int_t^\infty g(y)dy \tag{2.31}$$

$$\Pr(y < t \text{ e } h > (t - y) \quad \forall y \in (0, t) \tag{2.32}$$

$$r_T^{(1)}(t) = \int_t^\infty g(y)d(y) + \int_0^t g(y)M(t - y)dy, \quad 0 \leq t < T, \tag{2.33}$$

$$r_T^{(m)}(t) = \left\{ \sum_{j=1}^{(m-1)T} \left[\left(\int_{y=(j-1)T}^{jT} g(y)M(jT - y)dy \right) r_T^{(m-j)}(t - jT) \right] + \int_{y=t}^\infty g(y)dy + \int_{y=(m-1)T}^t g(y)M(t - y)dy \right\}, \quad (m-1)T \leq t < mT, \tag{2.34}$$

$$M(x) = \int_x^\infty f(h)dy \tag{2.35}$$

$$R_T(t) = r_T^{(m)}(t), \text{ onde } (m-1)T \leq t < mT \tag{2.36}$$

$$R(t) = \int_t^\infty g(y)M(t - y)dy, \quad 0 \leq t \tag{2.37}$$

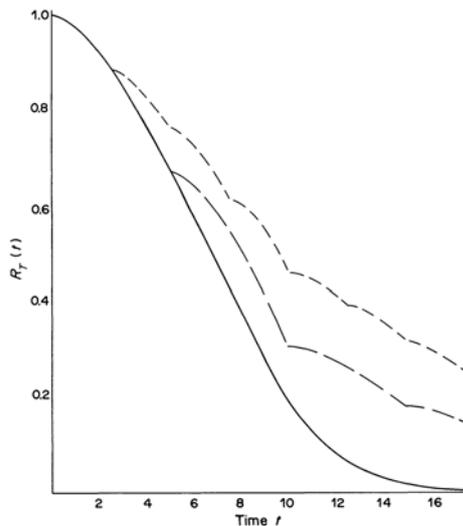


Figura 2.10 – Confiabilidade de uma unidade simples com período de inspeção T . $T=\infty$; $T=5$ e $T=2,5$.

Fonte: Christer (1987)

Christer & Wang (1992) propuseram um modelo para avaliar políticas de inspeção quando existe o efeito de desgaste em equipamentos. As variáveis de decisão são o nível crítico de alerta e a frequência de inspeções de monitoramento. As variáveis conseqüências são o custo de manutenção e a disponibilidade.

O problema consiste em selecionar um programa econômico de inspeção da condição para balancear o custo e *downtime* a ser esperado devido à falha e inspeções.

É desenvolvido um modelo baseado no conceito de *delay time* para um particular tipo de desgaste. É considerado o caso em que o padrão de desgaste varia linearmente com o tempo, mas a constante de proporção é uma variável aleatória.

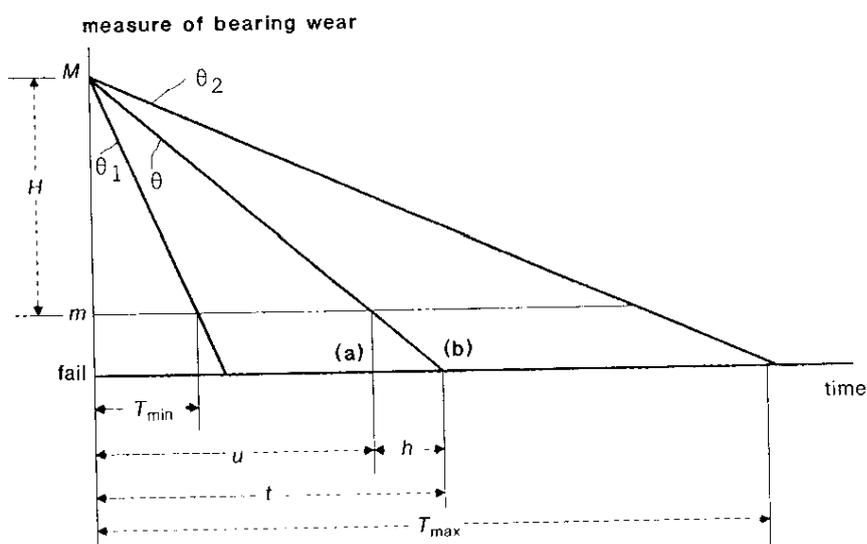


Figura 2.11 – Apresentação do mecanismo de desgaste

Fonte: Christer & Wang (1992)

O caso em que o monitoramento se dá através de uma informação direta da condição do equipamento um modelo simples foi desenvolvido (CHRISTER & WANG, 1995).

Christer & Wang (1995) tratam do problema de manutenção preditiva de um componente que tem uma medida da condição chamada desgaste. Desgaste acumulados sobre o tempo e inspeções de monitoramento são desempenhadas em tempos escolhidos para monitorar e medir o desgaste acumulativo. Se medidas de desgaste passado são disponíveis até o presente, e o componente ainda está ativo, o problema de decisão é escolher um tempo apropriado para a próxima inspeção baseado na informação da condição obtida até o presente. Um modelo simples que minimiza o custo por unidade de tempo sobre o intervalo de tempo entre a inspeção atual e a tempo da próxima inspeção é obtido.

Uma inspeção de monitoramento fornece uma informação z no tempo da inspeção. Esta informação é parte do conjunto de informações usado como base para a manutenção e subseqüentes decisões de monitoramento. O objetivo da decisão poderia ser prevenir falhas, elevar a disponibilidade, reduzir o risco, ou talvez retificar defeitos ao menor custo.

A informação z pode ser classificada em duas categorias: informação direta e indireta. Informação direta é onde z mede uma variável que diretamente determina falha, por exemplo, a altura da ranhura de um pneu, ou desgaste em um rolamento. Informação indireta z fornece informação associada que é influenciada pela condição do componente, mas não é uma medida direta do processo de falha, por exemplo, uma análise de óleo ou uma análise de vibração.

O ponto de interesse é predizer, dada a informação z , a subseqüente e distribuição condicional do tempo de falha como entrada para a prática da modelagem de manutenção.

Christer & Wang (1995) tratam o problema de manutenção preditiva de um componente com informação de medida direta, chamado de desgaste.

Neste contexto, o termo desgaste denota qualquer tipo de degradação que pode ser medida através de inspeções. O desgaste se acumula sobre o tempo e inspeções de monitoramento são executadas em vários tempos para verificar e medir o desgaste acumulado. O componente é preventivamente substituído se o desgaste revelou que uma inspeção excede um desgaste limite, uma falha ocorre. Um procedimento dinâmico de otimização é necessário para decidir o tempo da inspeção subseqüente baseado na informação que se dispõe até o presente momento.

Christer & Wang (1995) desenvolvem um modelo protótipo do problema de decidir em um ponto de inspeção o próximo tempo de inspeção baseado na informação direta da condição até o presente momento.

As seguintes suposições são feitas para a proposta da construção do modelo protótipo:

1. A informação da condição z de um componente obtida em uma inspeção é uma medida direta do desgaste que é assumido ser uma variável aleatória.
2. O desgaste cresce monotonicamente sobre o tempo começando do nível zero. Se informação passada do desgaste é disponível, o desgaste futuro é assumido ser dependente do nível de desgaste.
3. Falha de um componente é dependente do nível de desgaste;
4. Existem dois níveis críticos de desgaste, dito z_d e z_f . Se o desgaste está abaixo de z_d , o componente é considerado em bom funcionamento, se $z_d < z < z_f$, o

- componente é classificado como defeituoso mas continua operando. Se, contudo, $z > z_f$, o componente está no estado falho.
5. Se um estado defeituoso é identificado em uma inspeção ou uma falha ocorre, o componente é imediatamente reparado ou substituído.
 6. Um reparo é equivalente a uma substituição em termos de restaurar o componente para uma condição de novo.
 7. Inspeções de monitoramento tem sido desempenhadas nos tempo t_i , $i = 1, 2, \dots, n$, para observar o estado do desgaste z , chamado $Z(T_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$. Por conveniência é definido $Z(t_0 = 0)$;
 8. Informação da condição obtida na verificação do monitoramento é assumida ser preciso e que revela o verdadeiro desgaste.

O objetivo da modelagem é decidir na inspeção atual t_n , assumindo que o componente ainda está ativo no tempo t_n , o próximo tempo de inspeção t_{n+1} baseado na informação da condição obtida até t_n . Busca-se selecionar o ponto de inspeção t_{n+1} para otimizar o custo esperado por unidade de tempo sobre o período (t_n, t_{n+1}) .

A condição atual ocorrida em t_n , onde n é o número da seqüência de inspeções, e a próxima inspeção programada será no tempo t_{n+1} . Isto implica que o valor do desgaste no tempo t_n , $Z(T_n)$ satisfaz $Z(t_n) < z_d$, caso contrário uma substituição é feita em t_n . Por conveniência, os seguintes termos são definidos. Seja:

C_b = custo médio de uma substituição por motivo de falha

C_m = custo médio de uma inspeção com substituição

C_s = custo médio de uma inspeção sem substituição

$Z(t_i)$ = informação da condição (desgaste) medido na i -ésima inspeção.

$Z_n = Z(t_1), Z(t_2), \dots, Z(t_n)$, o vetor histórico da informação da condição medida em tempos de inspeção passados até o presente. $Z(t_i) < z_d$, $i = 1, 2, \dots, n$, dado que nenhuma substituição em inspeção é feita até t_n , e se o processo começa no tempo $t_0 = 0$, então $Z_0 = (Z_{t_0}) = 0$

Δt = o intervalo entre t_n e t_{n+1} , isto é $\Delta t = t_{n+1} - t_n$

$C(\Delta t | Z_n)$ = o custo esperado por unidade de tempo sobre (t_n, t_{n+1}) dado o histórico da informação da condição Z_n .

$N(\Delta t | Z_n)$ = o número esperado de falhas sobre (t_n, t_{n+1}) dado o histórico da informação da condição.

Para calcular o custo, se sobre o intervalo (t_n, t_{n+1}) não existe falha e nem defeito até t_{n+1} , o único custo incorrido sobre o intervalo (t_n, t_{n+1}) é o custo da inspeção c_s . Se não existe falha no intervalo (t_n, t_{n+1}) mas um estado defeituoso é identificado no componente em t_{n+1} , o custo de substituição na inspeção será incorrido. Se, contudo, uma falha surge no intervalo (t_n, t_{n+1}) , um custo de substituição de falha c_b será incorrido. Sobre a suposição (5), no momento da falha o componente falho é substituído ou reparado e retorna a condição como novo e o processo recomeça. Então, existe a possibilidade de outra falha ocorrer antes de t_{n+1} , ou seja, mais de uma falha pode ocorrer no intervalo (t_n, t_{n+1}) .

Combinando os três possíveis eventos, a medida do custo esperado por unidade de tempo é:

$$\begin{aligned} C(\Delta t | Z_n) &= (c_m P_r(\text{substituição na inspeção no tempo } t_{n+1} | Z_n) \\ &\quad + c_s P_r(\text{nenhum defeito surge sobre } (t_n, t_{n+1}) | Z_n) \\ &\quad + c_b N(\Delta t | Z_n)) / \Delta t \end{aligned} \quad (2.38)$$

$$\begin{aligned} C(\Delta t | Z_n) &= (c_m P_r \{z_f > Z(t_{n+1}) \geq z_d | Z_n\} \\ &\quad + c_s P_r \{Z(t_{n+1}) < z_d | Z_n\} \\ &\quad + c_b N(\Delta t | Z_n)) / \Delta t \end{aligned} \quad (2.39)$$

$$P_r \{z_f > Z(t_{n+1}) \geq z_d | Z_n\} = P_r \{Z(t_{n+1}) < z_f | Z_n\} - P_r \{Z(t_{n+1}) < z_d | Z_n\} \quad (2.40)$$

$$\begin{aligned} C(\Delta t | z_n) &= (c_m P_r \{Z(t_{n+1}) < z_f | Z_n\} + (c_s - c_m) P_r \{Z(t_{n+1}) < z_d | Z_n\} \\ &\quad + c_b N(\Delta t | Z_n)) / \Delta t \end{aligned} \quad (2.41)$$

$$\begin{aligned} C(\Delta t | z_n) &= (c_m P_r \{Z(t_{n+1}) < z_f | Z_n\} + (c_s - c_m) P_r \{Z(t_{n+1}) < z_d | Z_n\} \\ &\quad + c_b N(\Delta t | Z_n)) / \Delta t \end{aligned} \quad (2.42)$$

$$N(\Delta t | Z_n) = \sum_{m=1}^{\infty} m \cdot P_r \{m \text{ falhas em } \Delta t | Z_n\} \quad (2.43)$$

De acordo com Jardine *et al.* (2006), *condition-based maintenance* (CBM) é um programa de manutenção que recomenda decisões de manutenção baseadas nas informações coletadas através do monitoramento. Este programa consiste de três etapas: aquisição de dados, processamento de dados e tomada de decisão de manutenção. Yam *et al.* (2001) declara que (CBM) é um método usado para reduzir a incerteza das atividades de manutenção, e é executada de acordo com a necessidade indicada pela condição do equipamento. CBM assume que parâmetros indicativos de prognósticos existentes podem ser detectados e usados para quantificar uma possível falha do equipamento antes que ela realmente ocorra.

Duas abordagens na modelagem de prognóstico são destacadas, a técnica de *Proportional Hazards Modelling* (MAKIS & JARDINE, 1992; VLOK *et al.*, 2002) e uma abordagem de Filtragem Estocástica (WANG & CHRISTER, 2000; WANG, 2003).

A técnica *Proportional Hazards Modelling* é uma extensão natural de modelos de substituição onde o risco de falha é uma função da idade e do indicador da condição. *Proportional hazards modelling* é um método estabelecido para examinar este problema, e a região crítica para substituição pode ser especificada (MAKIS & JARDINE, 1992; VLOK *et al.*, 2002)

Wang & Christer (2000) propuseram um modelo geral para manutenção preditiva de um sistema estocástico dinâmico sujeito a deterioração aleatória, com monitoramento regular e manutenção preventiva. O modelo recomenda qual ação de manutenção executar baseado no histórico de manutenção preventiva e monitoramento. Neste trabalho o conceito de tempo residual condicional é introduzido que é usado para medir a condição do sistema monitorado no momento da verificação do monitoramento. A observação monitorada é assumida como uma função da condição do sistema. A Figura 2.12 ilustra as características do modelo desenvolvido.

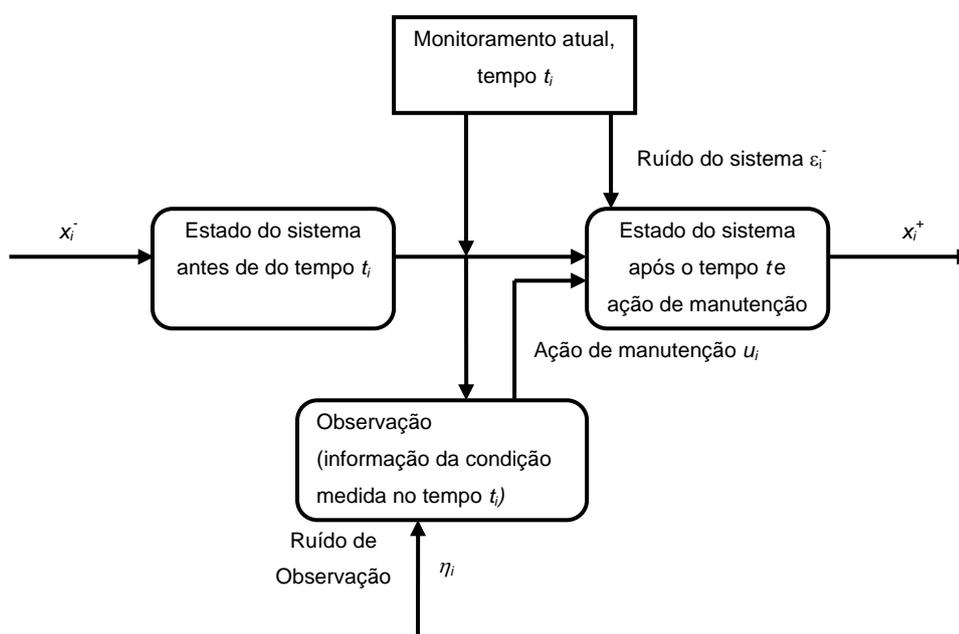


Figura 2.12 – Monitoramento e tomada de decisão de manutenção no tempo t_i

Fonte: Adaptado de Wang & Christer (2000)

Wang (2003) trata de um estudo de modelagem de intervalos de monitoramento. O modelo é formulado baseado em *delay time* e tempo residual condicional. Teoria da Filtragem Estocástica (*Stochastic filtering theory*) é usada para prever a distribuição do tempo residual

dada a informação monitorada. Foi proposto um modelo estático para determinar um intervalo de monitoramento fixo. Quando surge o defeito, uma abordagem dinâmica é empregada para determinar o próximo monitoramento. A Figura 2.13 apresenta os principais elementos do modelo desenvolvido.

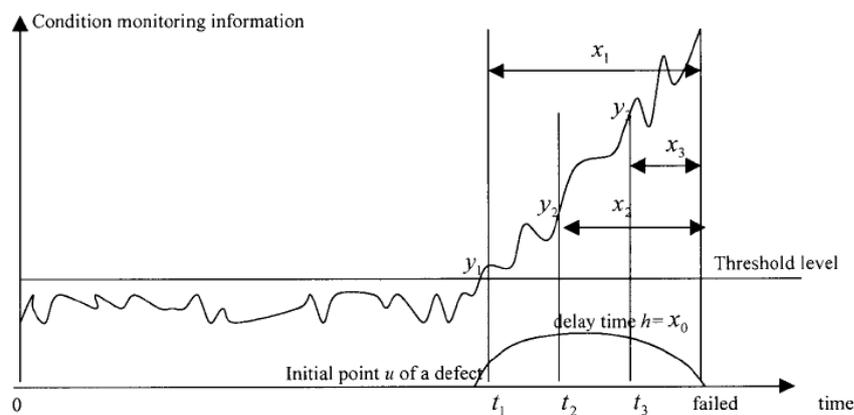


Figura 2.13 – Prática de monitoramento da condição

Fonte: Wang (2003)

Wang (2003) assume que existem duas quantidades desconhecidas a informação da condição disponível e a decisão do tempo para substituir o item durante o *delay time*. Para tratar este problema foi utilizada uma abordagem híbrida de simulação e soluções analíticas. Um outro problema apresentado é a escolha da função critério para determinar intervalo de inspeção de monitoramento e para isto foi proposto cinco funções critérios. Neste artigo foi usado o *delay time* para classificar o processo de deterioração de um item monitorado. A predição é baseada em Teoria da Filtragem usando o mecanismo de atualização recursivo Bayesiano.

Jardine & Hassounah (1990) propuseram uma programação de inspeção de frota de veículos ótima, buscando demonstrar como a relação entre a taxa média de falhas condicionada a frequência de inspeção pode ser estimada na prática. O estudo foi aplicado em uma frota urbana de aproximadamente 2000 ônibus que rodam em torno de 80 milhões de quilômetros por ano. Foi desenvolvido um modelo relacionando o *downtime* dos ônibus devido a inspeções e reparos por unidade de tempo com a frequência de inspeção, e a frequência de inspeção ótima que maximiza a disponibilidade dos ônibus é determinada.

A manutenção preditiva é uma área rica em termos de tecnologia de diagnóstico, com um extenso e consolidado conjunto de opções de instrumentação, para implementação de monitoramento, disponíveis no mercado. Além disso, é importante destacar o

desenvolvimento de diversos modelos matemáticos para apoiar a aplicação da manutenção preditiva.

2.6 Análise de Vibração

Análise de vibração é a técnica pioneira e uma das mais utilizadas em manutenção preditiva. Esta técnica é recomendada em máquinas rotativas para medir a vibração de equipamentos através de sensores. O objetivo da análise de vibração é diagnosticar a saúde do equipamento pela análise de assinatura da vibração. É suposto que a vibração está relacionada a defeitos de equipamentos.

Quanto à coleta de dados, o instrumento de medida pode causar erro, criar um viés e conduzir a falsos alarmes. Dois tipos gerais de abordagens de coleta de dados são possíveis, fixo e portátil. Os dispositivos fixos podem ser instalados permanentemente para monitorar condições do equipamento e são capazes de coletar e transmitir os dados. Dispositivos portáteis podem ser levados de equipamento para equipamento para a proposta de coleta de dados.

Considerando que a maioria dos equipamentos apresenta algum tipo de vibração, e o nível de vibração evolui à medida que a falha evolui. Tais fatores justificam o uso disseminado da análise de vibração como técnica preditiva. As causas mais comuns de vibração são desequilíbrio, desalinhamento, rolamentos, correias ou engrenagens defeituosas. O nível de criticidade determina a frequência de monitoramento.

A amplitude de variação pela frequência de tempo é referida como assinatura da vibração. Cada pico na assinatura de vibração pode ser atribuído a um componente específico no equipamento.

Compressores, engrenagens, bombas, turbinas, motores são alguns tipos de equipamentos rotativos que a análise de vibração pode ser utilizada. E para cada tipo de equipamento e modo de falha existe um padrão específico de comportamento, como por exemplo, para engrenagens existem os modos de falha descentralização, fenda no dente, desgaste do dente e desalinhamento (REEVES, 1998).

Embora a manutenção preditiva não seja uma área nova, existem consideráveis avanços recentes em diversas técnicas de manutenção preditiva.

Manutenção preditiva (*Condition-based maintenance - CBM*) foi dividida em diversas áreas por Jardine *et al.* (2006) através de uma revisão de literatura. Aquisição de dados, processamento de dados, apoio a decisão em manutenção, fusão de dados de múltiplos

sensores foram considerados. Apoio a decisão em manutenção foi dividido em duas partes: diagnóstico e prognóstico.

Recentemente, detecção de defeitos em engrenagens foi interesse de muitos pesquisadores. Diversas técnicas foram aplicadas e testadas assim como novas técnicas estão sendo desenvolvidas. Existem diversos métodos que podem ser aplicados para fornecer uma forma de prever a condição de defeito baseada em dados de vibração. A questão de como a condição de defeito pode ser predita foi fonte de inspiração de diversos pesquisadores, e uma revisão das principais contribuições é apresentada neste capítulo.

Basicamente, existem quatro principais áreas de métodos para detecção de defeitos em engrenagens que tem sido publicadas: técnicas de processamento de sinais, análises estatísticas, análises de séries temporais e redes neurais.

2.6.1 Técnicas de processamento de sinais

Alguns trabalhos seguem na direção de comparação de técnicas de análise de vibração, avaliando a efetividade e a sensibilidade de técnicas de processamento de sinais de vibração (DALPIAZ & RIVOLA, 1997; DALPIAZ *et al.*, 2000; WANG *et al.*, 2001).

Uma revisão de literatura sobre a aplicação da transformada de wavelet em monitoramento da condição de máquinas e diagnóstico de defeitos trata análise de tempo e frequência dos sinais, extração de característica do defeito, detecção de singularidade, remoção de ruído e extração dos sinais fracos, compressão de sinais de vibração, sistema e identificação de parâmetros e outras aplicações (PENG & CHU, 2004).

Transformada de Wavelet é predominante em estudos de detecção de defeitos de engrenagens (SMITH *et al.*, 2007; MIAO & MAKIS, 2007; JAFARIZADEH *et al.*, 2008). Domínio de frequência é uma ferramenta poderosa em processamento de sinais. Alguns estudos trataram o uso da transformada de Fourier e o uso de espectrograma (WANG & MCFADDEN, 1993a; WANG & MCFADDEN, 1993b) e transformada de Fourier multiresolução (MFT) (KAR & MOHANTY, 2008). Interpretação física após processamento de dados usando conceitos mecânicos das engrenagens (OEHLMANN *et al.*, 1997).

Time-Synchronous averaging é uma técnica bem estabelecida e fornece redução de ruído dos sinais. Esta técnica ajuda a detectar o defeito mais facilmente (WANG & MCFADDEN, 1993B; MCFADDEN, 2000; COMBET & GELMAN, 2007). Wavelet Morlet é o tipo de wavelet mais usada (LIN & QU, 2000; ZHENG *et al.*, 2002; BAYDAR & BALL, 2003). Outros tipos de wavelets foram aplicadas tais como *mexican hat* (BAYDAR & BALL,

2003), *daubechies* (WANG & MCFADDEN, 1995; SMITH *et al.*, 2007), *harmonic* (WANG & MCFADDEN, 1995; LIN & ZUO, 2003), *gabor-based* (BAYDAR & BALL, 2003), *haar* (SMITH *et al.*, 2007) e *modulus maxima distribution* (MIAO & MAKIS, 2005; MIAO & MAKIS, 2007).

Adicionalmente, existem outros modelos tais como algoritmo *Fast gaussian wavelet* (LUO *et al.*, 2002), função janela gaussiana (WANG & MCFADDEN, 1993a), mapas de amplitude e fase (BOULAHBAL *et al.*, 1999), transformada *wavelet packet* (FAN & ZUO, 2006), análise de cicloestacionariedade integrada com wavelet (LIN & ZUO, 2004) e modelos de cadeias de markov ocultas (MIAO & MAKIS, 2007).

Um desenvolvimento significativo foi alcançado pela proposta de wavelet adaptativa, onde os parâmetros não são fixos e eles são estimados por meios de otimização (LIN & ZUO, 2003; JAFARIZADEH *et al.*, 2008).

Outras propostas são distribuição de tempo e frequência (WANG & MCFADDEN, 1993a; WANG & MCFADDEN, 1993b), técnicas de processamento de imagens (WANG & MCFADDEN, 1993b), procedimento de janelas móveis (STASZEWSKI & TOMLINSON, 1997), transformada de Hilbert (FELDMAN, 1997; FAN & ZUO, 2006), diferenças emparelhadas de sinais de vibração (MCFADDEN, 2000), método de comparação de espectro e método baseado em característica de energia (ZHENG, LI, & CHEN, 2002), esquema de elevação, maximizando a curtose (LI *et al.*, 2008) e *Time Domain Across all Scales - TDAS* (HALIM *et al.*, 2008).

Outras ferramentas para aquisição de dados pode ser aplicada ao invés de análise de vibração tais como sinais acústicos (BAYDAR & BALL, 2003) e análise de sinal de corrente de motor (KAR & MOHANTY, 2006).

2.6.2 Análise Estatística

Andrade *et al.* (2001) apresentaram um teste de Kolmogorov-Smirnov para identificação antecipada de fendas de dentes de engrenagens, através da comparação de dois sinais, e a verossimilhança que os dois sinais tenham a mesma função de distribuição de probabilidade.

Li & Limmer (2000) utilizou modelagem linear dinâmica para rastrear o desenvolvimento do desgaste e fenda do dente de uma engrenagem, erro de predição é esperado elevar sobre o tempo de vida como a evolução dos defeitos.

Estatísticas multivariadas de um sistema de engrenagens helicoidal de dois estágios, para detectar defeitos localizados por meio de análise de vibração. Os sinais de vibração, obtidos de um número de sensores, são estimados a média sincronizadamente e então estatísticas multivariadas, baseada em análise de componentes principais, é empregada para um modelo de condição normal de referência. (BAYDAR *et al.*, 2001; BAYDAR *et al.*, 2002).

Tumer & Huff (2003), no contexto de dados de vibração de transmissão de helicópteros, coletaram dados utilizando acelerômetros triaxiais, explorados em três diferentes direções. O conteúdo foi analisado e então combinado usando análise de componentes principais para avaliar mudanças de direcionalidade. A variação estatística introduzida devido as variáveis experimentais é analisada através de uma abordagem de análise de variância para determinar o efeito de cada variável na assinatura global.

Kar & Mohanty (2006) utilizaram análise de corrente de assinatura e teste de Kolmogorov–Smirnov. He *et al.* (2007) trataram a análise de componentes independentes, especificamente, o método proposto inclui três passos: ensaio das características base do ICA dos segmentos do sinal, remoção de ruído dos coeficientes usando a função de encolhimento deduzida pela estimação do máximo a posteriori, e reconstrução dos segmentos transientes pelos coeficientes através das funções base dos componentes.

He *et al.* (2007) aplicaram a análise kernel dos componentes principais para análise de característica com relação não linear entre as variáveis. Pelo uso da função kernel, o método calcula os componentes eficientemente ao invés de executar o mapeamento não linear.

2.6.3 Análise de Séries Temporais

Jiang *et al.* (1999) propuseram a utilização da dimensão da correlação para fornecer alguma informação intrínseca de um sistema dinâmico reconstruído das series temporais escalares medidas.

Zhan *et al.* (2003) em um modelo adaptativo, propuseram um modelo de espaço de estado de sinais de vibração multivariados para a estimação on-line do estado de máquinas rotativas usando o algoritmo estendido de filtragem Kalman e análise espectral no domínio de tempo e frequência. O modelo de vetor autoregressivo é usualmente preferido desde que é o melhor compromisso entre a representação temporal e velocidade, eficiência e simplicidade dos algoritmos permitindo a estimação de parâmetros do modelo.

Zhan & Jardine (2005), através da modelagem autoregressiva adaptativa, propuseram três novos modelos paramétricos transformados do modelo vetor autoregressivo variante de tempo com seus parâmetros estimados por meios do filtro Kalman adaptativo, filtro Kalman estendido e filtro Kalman estendido modificado, respectivamente, na base de diferentes suposições.

Zhan *et al.* (2006) propuseram uma nova técnica para detecção de estado de engrenagens, o qual ajusta-se a um modelo de vetor autoregressivo variante de tempo para sinais de movimento residuais aplicando o filtro adaptativo de ruído Kalman, sendo o estado saudável considerado como meta da engrenagem.

Zhan & Makis (2006) apresentaram um modelo robusto baseado em técnica para a detecção e diagnóstico de defeitos de engrenagens sobre condições variando a carga e usando o sinal de movimento residual. Um filtro Kalman adaptativo de ruído baseado no modelo autoregressivo é ajustado aos sinais residuais de movimento de engrenagem no estado saudável da engrenagem de interesse.

Zhan & Mechefske (2007) apresentam uma modelagem autoregressiva e o teste estatístico de Kolmogorov-Smirnov. A técnica proposta faz uso de um modelo autoregressivo e estabelece um modelo autoregressivo baseado nos sinais de movimento residual de engrenagem saudável sobre condições de carga variáveis e emprega o teste de Kolmogorov-Smirnov como medida da condição da engrenagem.

Liu & Makis (2007) tratam do problema de diagnóstico de engrenagens fazendo uso de modelagem de vetor autoregressivo, análise de componentes principais dinâmicos utilizando um gráfico de controle multivariado.

2.6.4 Redes Neurais

Paya & Esat (1997) aplicaram conceitos de redes neurais usando transformada de wavelet como um pré-processador. Os sinais de vibração no domínio do tempo real obtidos de uma linha de produção foram pré-processados por transformadas de wavelet para a rede neural desempenhar a detecção de defeito e identificar os tipos exatos de defeitos ocorrendo na linha de produção. É mostrado que por utilizar redes neurais artificiais de multi-camada nos conjuntos de dados pré-processados por transformada de wavelet, defeitos simples e múltiplos foram de forma bem sucedida detectados e classificados em grupos distintos.

Staszewski *et al.* (1997) utilizaram a distribuição de wigner–ville e técnicas de reconhecimento de padrões retratando a aplicação de dois procedimentos de reconhecimento de padrões para detectar defeitos no dente confiavelmente.

Chen & Wang (2002) trabalharam com a classificação padrões de mapas de wavelet usando redes neurais artificiais de multi-camada.

Yen & Lin (2000) apresentaram o vetor de característica extraída reduzida dimensional como entrada para um classificador baseado em redes neurais. Isto reduz significativamente o extenso tempo de treino que é freqüentemente associado com classificadores baseado em redes neurais e melhora a sua capacidade de generalização.

Samanta (2004) fez uso de redes neurais artificiais e algoritmos genéticos. Yen & Leong (2006) propuseram um esquema de seleção de característica baseado em wavelet. Rafiee *et al.* (2007) trataram de um monitoramento da condição inteligente de engrenagens utilizando redes neurais artificiais. Sanz *et al.* (2007) basearam-se em redes neurais auto-associativas e transformadas de wavelet.

Em geral, a literatura demonstra que não existe nenhuma concordância universal para o melhor método para usar dados de vibração para detecção de defeitos. Deste modo, a experiência com base no sucesso de aplicações de técnicas anteriores justifica a tentativa na utilização de uma determinada técnica, porém é difícil de ter uma segurança se esta técnica é a mais recomendada. Por outro lado, a transformada de wavelet tem se mostrado com uma ferramenta dominante entre a maioria das aplicações em análise de vibração.

2.7 Modelos Multicritério na Gestão da Manutenção

Para o desenvolvimento do presente trabalho a abordagem multicritério é utilizada a fim de conceber uma nova forma de tratar problemas de manutenção preditiva.

As metodologias de apoio a decisão multicritério são utilizadas como ferramentas para apoiar o decisor a agrupar, integrar e sintetizar seu conhecimento e preocupações relativas às conseqüências das decisões. Sem tais ferramentas, os decisores têm dificuldade de analisar os múltiplos critérios e podem não conseguir avaliar o sucesso potencial das estratégias pretendidas.

Segundo Vincke (1992), existem alguns métodos e técnicas multicritério, dentre eles, pode-se identificar duas famílias de abordagens das metodologias de suporte à decisão:

- Escola Americana, os chamados modelos aditivos, que geram um critério único de síntese, onde se destaca Teoria da Utilidade Multiatributo (*Multiple Attribute Utility Theory – MAUT*); e
- Escola Européia, os chamados métodos de sobreclassificação, ou outranking methods, onde se destacam ELECTRE e PROMETHEE.

A Escola Americana caracteriza-se por agregar os diferentes pontos de vista em uma única função, fazendo prescrições baseadas em um grupo de axiomas, os quais, se examinados separadamente, podem ser aceitos naturalmente como normas ou hipóteses de trabalho. Portanto, esta Escola estuda as condições matemáticas de agregação, as formas particulares da função agregada e a construção dos métodos.

A Escola Européia busca desenvolver recomendações sob a abordagem construtivista, onde se procura no decorrer do processo junto com os atores construir um modelo que permitirá a evolução do processo de apoio à decisão em concordância com os objetivos e o sistema de valores dos atores. Visa primeiramente construir uma relação, chamada de sobreclassificação, ou outranking, a qual representa as fortes preferências do decisor e o segundo passo consiste em explorar as relações de sobreclassificação e colocar em ordem para ajudar o decisor a resolver o problema.

A adoção de um desses modelos é normalmente justificada por argumentos ditados pela natureza do problema a analisar (VINCKE, 1992).

2.7.1 Teoria da Utilidade Multiatributo

A teoria da utilidade multiatributo, comumente referida por MAUT (*Multi- Attribute Utility Theory*) caracteriza-se pela definição de uma função de utilidade destinada a representar as preferências dos decisores em termos de múltiplos atributos, levando-se sempre em consideração o comportamento racional dos avaliadores (KEENEY & RAIFFA, 1976).

Em um problema de decisão, quando procura-se estabelecer um processo de escolha entre as mais de uma alternativa, normalmente busca-se de maximizar um objetivo ou determinar uma medida de efetividade.

A escolha da alternativa que irá solucionar o problema pressupõe inicialmente a determinação de um atributo que descreva as conseqüências dos atos do decisor. O pressuposto básico para o emprego da teoria da utilidade em problemas de decisão é a existência da incerteza nestas conseqüências.

A teoria da utilidade permite avaliar estas conseqüências através de um processo de elicitação de preferências que busca incorporar ao problema o comportamento do decisor em relação ao risco. Este processo permite criar uma nova escala denominada de escala de utilidade, que estabelece para cada conseqüência um valor de utilidade. O processo de escolha será então realizado a partir desta nova escala que agrega os aspectos de incerteza inerente ao problema de decisão.

O conceito de valor de utilidade se faz essencial para prosseguir no âmbito da teoria da utilidade. A utilidade é um valor adimensional atribuído a cada conseqüência e expressa o grau de importância que aquela conseqüência ocupa na preferência geral do decisor. Uma função u , que associa um número real $u(x)$ para cada x no espaço de avaliação, é chamado de função utilidade unidimensional se representa a estrutura de preferências do tomador de decisões de forma que:

$$x' \sim x'' \Leftrightarrow u(x') = u(x''), e$$

$$x' \succ x'' \Leftrightarrow u(x') > u(x''),$$

onde as notações acima são interpretadas da seguinte forma: (GOMES *et al.*, 2002).

$x' \sim x''$ a conseqüência x' é indiferente à conseqüência x''

$x' \succ x''$ a conseqüência x' é preferível à conseqüência x''

2.7.1.1 Axiomas da Teoria da Utilidade

No processo de determinação da função utilidade, o decisor deve ser coerente com as suas preferências, de modo que se possa evitar inconsistências na estruturação do problema.

Dentro deste contexto, o decisor deve obedecer aos seis axiomas abaixo relacionados, de modo que a sua função utilidade possa ser perfeitamente definida: (GOMES *et al.*, 2002).

- a) axioma da ordenabilidade: dadas as conseqüências A e B , podemos dizer que $A \succ B$ (A é preferível à B), ou $A \sim B$ (A é indiferente à B) ou $A \prec B$ (B é preferível à A);
- b) axioma da transitividade: se $A \succ B$ e $B \succ C$, então $A \succ C$ e se $A \sim B$ e $B \sim C$, então $A \sim C$;
- c) axioma da continuidade: se $A \succ B \succ C$, então existe p , $0 < p < 1$, tal que $B \sim [A, p; C, 1-p]$;
- d) axioma da substituibilidade: se $A \sim B$, então $[A, p; C, 1-p] \sim [b, p; C, 1-p]$;
- e) axioma da redutibilidade: $[[A, p; B, 1-p], q; B, 1-q] \sim [A, pq; B, 1-pq]$;

- f) axioma da monotonicidade: se $A \succ B$, então $[A, p; B, 1-p] \succ [A, q; B, 1-q]$ se e somente se $p > q$.

2.7.1.2 Loteria e Equivalente Certo

Outros conceitos relevantes para a teoria da utilidade são os de loteria e equivalente certo. Uma loteria entre determinadas conseqüências A e C , onde p é a probabilidade de obter a conseqüência A e $1-p$ é a probabilidade de obter a conseqüência C é representada por $[A, p; C, 1-p]$. Seja uma loteria L com as conseqüências x_1, x_2, \dots, x_n e com as respectivas probabilidades p_1, p_2, \dots, p_n . Denota-se por \tilde{x} a conseqüência incerta da loteria e por \bar{x} a conseqüência esperada. Logo: (GOMES *et al.*, 2002)

$$\bar{x} = E(\tilde{x}) = \sum_{i=1}^n p_i x_i \quad (2.44)$$

A utilidade esperada da loteria é dada por:

$$E[u(\tilde{x})] = \sum_{i=1}^n p_i u(x_i) \quad (2.45)$$

O equivalente certo de uma loteria é definido como uma quantidade \hat{x} para a qual o decisor fica indiferente entre essa loteria L e esta quantidade \hat{x} , que é obtida com certeza. Assim tem-se:

$$u(\hat{x}) = E[u(\tilde{x})], \text{ ou } \hat{x} = u^{-1} E[u(\tilde{x})] \quad (2.46)$$

No caso contínuo, as conseqüências possíveis de uma loteria podem ser representadas em certos casos por uma função densidade de probabilidade $f(x)$, e assim a conseqüência esperada assume a forma:

$$\bar{x} = E(\tilde{x}) = \int x \cdot f(x) dx \quad (2.47)$$

A utilidade esperada da loteria é dada por:

$$u(\hat{x}) = E[u(\tilde{x})] = \int u(x) f(x) dx \quad (2.48)$$

2.7.1.3 Comportamento do decisor em relação ao risco

O comportamento do decisor em relação ao risco é outro aspecto que deve ser analisado na aplicação da ferramenta MAUT em problemas de decisão. A teoria da utilidade classifica três atitudes básicas do decisor face ao risco: aversão, propensão ou neutralidade, características que podem ser representadas de forma gráfica e analítica.

As loterias são bastante utilizadas para determinar a tendência do decisor em relação ao risco. O comportamento das preferências do decisor em relação a loterias e seu equivalente certo define seu perfil em relação ao risco (GOMES *et al.*, 2002).

Seja uma loteria $[x_1, p; x_3, 1-p]$, onde $x_1 < x_3$ e $p = 1/2$.

A consequência esperada dessa loteria pode ser obtida da seguinte forma:

$$\bar{x} = x_1 \cdot 1/2 + x_3 \cdot 1/2$$

$$\bar{x} = (x_1 + x_3) \cdot 1/2 \rightarrow \text{consequência esperada}$$

Supõe-se então que são oferecidas ao decisor duas opções de escolha, de tal forma que ele tenha que optar entre uma loteria do tipo $[x_1, p; x_3, 1-p]$ e a consequência esperada \bar{x} . Se o decisor escolhe a loteria em vez da consequência esperada, então ele prefere o risco associado à loteria. Esse comportamento é conhecido como propensão ao risco. Se ele, no entanto, prefere a consequência esperada à loteria, pode-se dizer que o decisor é avesso ao risco. Um decisor que apresenta neutralidade ao risco é aquele em que, basicamente, seus resultados de avaliação não são influenciados pelo risco.

Pode-se afirmar, ainda, que para o decisor propenso ao risco a utilidade do equivalente certo é maior do que a utilidade do valor esperado: $u[E(\tilde{x})] > E[u(\tilde{x})]$. A função utilidade linear de um decisor propenso ao risco assume uma forma convexa e a de um decisor avesso ao risco apresenta uma forma côncava.

2.7.1.4 Função Utilidade Multiatributo

Uma representação mais abrangente dos diversos aspectos que influenciam a escolha de alternativas de um problema é feita por meio da modelagem de preferências que envolve mais de um atributo (GOMES *et al.*, 2002). Nesse caso, obtemos uma função (função utilidade multiatributo) que agrega as funções utilidades para cada atributo na forma:

$$u(x_1, x_2, \dots, x_n) = f[u_1(x_1), u_2(x_2), \dots, u_n(x_n)] \quad (2.49)$$

Uma forma típica para a função utilidade multiatributo é função utilidade aditiva:

$$u(a) = \sum_{j=1}^n k_j u_j(a) \quad (2.50)$$

Nessa expressão, $u_j(a)$ representa a função utilidade unidimensional da alternativa a segundo o j -ésimo atributo e k_j (com $k_j > 0$) representa uma constante de escala relativa ao j -ésimo atributo (GOMES *et al.*, 2002). Essa constante de escala é ocasionalmente chamada de peso, contudo não tem significado de importância relativa. Hipóteses são assumidas para que

a estrutura de preferências do decisor possa ser representada por essa função. A mais importante delas é que não haja integração de preferências entre os atributos (GOMES *et al.*, 2002). Os critérios devem preferencialmente ser independentes para que o decisor expresse realmente preferências em um, sem referir-se a outros.

Pode-se dizer que a independência em preferência implica a avaliação das ações de acordo com um critério sem a interferência de outro. A definição de critérios pode implicar que são independentes em preferência. Dessa forma, a função valor aditivo seria utilizada. Em *MAUT*, no sentido mais estrito da teoria, essa condição tem que ser confirmada pela elicitação da função utilidade, na qual a estrutura de preferências do decisor é avaliada. O processo de avaliação com o decisor consiste na determinação dos parâmetros da função utilidade aditiva, mais especificamente, constante de escala.

O direcionamento do processo decisório pode seguir algumas opções. Se o decisor apresenta dependência entre os atributos, a avaliação da função utilidade multiatributo é complexa e pode ser obtida através de avaliação direta ou por uma mudança nos atributos para simplificar o processo. Se o decisor apresenta independência parcial em utilidade, o espaço das conseqüências preferíveis é limitado, através de transformações lineares positivas da função utilidade condicional do atributo independente, cortando vários níveis do atributo dependente.

2.8 Considerações Finais sobre a Revisão da Literatura

A modelagem de manutenção é uma área que pode ser utilizada como uma ferramenta na análise de problemas de manutenção. Alguns trabalhos apresentaram o potencial de modelos matemáticos em manutenção e este campo de modelagem possui diversas oportunidades de investigação científica.

Os elementos de confiabilidade e manutenibilidade são fatores essenciais a serem levados em consideração em problemas de manutenção. Definições e principais tipos de modelos foram apresentados.

A manutenção preditiva possui uma literatura bastante diversificada com o desenvolvimento de alguns modelos generalistas que podem ser aplicados a uma grande extensão de situações, como também uma grande quantidade de contribuições empíricas que se limitam a situações com um conjunto específico de características.

Uma das técnicas mais empregadas em manutenção preditiva, a análise de vibração possui diversas publicações que mostram o seu potencial de aplicabilidade na manutenção

preditiva, porém não existe consenso no que tange a definição da modelagem de tratamento de dados de vibração no diagnóstico de equipamentos. Nesta tese é proposta uma abordagem para a problemática de diagnóstico em engrenagens através da extensão de uma metodologia já desenvolvida em conjunto com uma abordagem estatística.

A abordagem multicritério, é um tema que vem sendo tratado recentemente no contexto de manutenção e pode proporcionar um tratamento mais realista em situações em que o decisor deseja considerar mais de um critério simultaneamente. Neste sentido a tese proporciona o desenvolvimento de um modelo para definição de intervalos de inspeção de monitoramento periódico considerando os critérios custo e *downtime*.

De uma maneira geral, a revisão da literatura fundamenta o desenvolvimento da tese na busca da identificação do estado da arte da manutenção preditiva para o estabelecimento da base para o desenvolvimento de modelos de manutenção preditiva.

3 MODELO DE DIAGNÓSTICO DE DEFEITOS EM ENGRENAGENS

De acordo com Jardine *et al.* (2006) diagnósticos e prognósticos são dois aspectos importantes em um programa de manutenção preditiva. Diagnósticos lidam com a detecção, isolamento e identificação de defeitos, quando eles ocorrem. Detecção de defeitos é uma atividade para indicar se alguma coisa está errada no sistema monitorado; isolamento de defeitos é uma atividade para localizar o componente que está defeituoso; e identificação de defeitos é uma atividade para determinar a natureza do defeito quando ele é detectado.

Prognósticos lidam com a predição do defeito antes dele ocorrer. Predição de defeitos é uma atividade que busca determinar se um defeito está surgindo e estimar quando e como provavelmente um defeito irá ocorrer. Diagnóstico é uma análise após o evento e prognóstico é uma análise antes do evento.

Obviamente, os prognósticos são superiores aos diagnósticos no senso que prognósticos podem prevenir defeitos ou falhas, e então evitar custos de manutenção não planejada. Entretanto, prognósticos não podem substituir diagnósticos completamente, pois na prática sempre existirão alguns defeitos que não podem ser preditos.

Diagnóstico de defeitos de máquinas é um procedimento de mapear a informação obtida no espaço de medidas e ou características no espaço de características para defeitos de máquinas no espaço de defeitos. Este processo de mapeamento é também chamado de reconhecimento de padrões.

Engrenagens são dispositivos mecânicos combinados de rodas dentadas e conectadas a um eixo rotativo que têm a função de realizar movimento, reduzindo a velocidade e aumentando o torque, ou aumentando a velocidade e reduzindo o torque. Duas engrenagens operam com os dentes de uma encaixados nos dentes de outra. As engrenagens, em forma de círculo, possuem a propriedade de que a razão entre as velocidades angulares e os torques do eixo é constante. Exemplos de aplicações de engrenagens são diversas. Relógios, carros, bicicletas, furadeiras, e uma grande quantidade de equipamentos industriais são exemplos de aplicações de engrenagens. Elas podem ser retas, helicoidais, rosca sem fim, cônicas entre outras.

Engrenagens são largamente utilizadas em aplicações industriais. No campo industrial, uma falha inesperada de uma engrenagem pode causar perdas econômicas significativas. É, portanto, muito importante encontrar antecipadamente sintomas de defeitos de engrenagens. Ruptura de dentes é a falha mais séria de um sistema de engrenagens. Detecção antecipada de

fendas em engrenagens é essencial para prevenção de ruptura súbita de dentes. Comumente, sinais de vibração são adquiridos de acelerômetros acoplados na superfície externa da caixa de rolamento. Os sinais incluem vibração do entrosamento das engrenagens, eixos, rolamentos, e outras partes. Deste modo, os sinais são sempre complexos e é difícil diagnosticar uma engrenagem a partir de tais sinais de vibração (LIN & ZUO, 2003).

O problema consiste em determinar a condição oculta de engrenagens a uma taxa de erro mínima. Assim como em testes de hipóteses, podem existir dois tipos de erros em diagnósticos. Pode-se cometer um erro em afirmar que uma engrenagem está defeituosa quando na verdade ela não está, e esse tipo de erro também é chamado de falso-negativo. Ou pode-se afirmar que uma engrenagem não está defeituosa, quando na verdade ela está, erro também chamado de falso-positivo.

Admitindo que a vibração das engrenagens esteja correlacionada estocasticamente com a evolução do defeito e que existam graves conseqüências na hipótese de ocorrência de uma falha, tais fatores justificam a aplicação de uma manutenção preditiva.

Dados de vibração de engrenagens são de complexa interpretação, e possuem alta variabilidade. Em engrenagens com alta velocidade de rotação, uma alta freqüência de amostragem é necessária para capturar a vibração das engrenagens. Por exemplo, em engrenagens com 3000 rotações por minuto (50 rotações por segundo) uma freqüência de 12800 Hz pode ser utilizada. Com isso, a coleta de dados de engrenagens envolve uma grande quantidade de dados em um curto espaço de tempo. Para lidar com tal dificuldade, a análise de vibração faz uso do domínio de freqüência dos dados, para auxiliar na identificação de defeitos, interpretação e diagnóstico.

A questão de interesse é determinar o estado de uma engrenagem baseando-se em dados de vibração. Tal assunto é interesse de diversos pesquisadores e já foi tratado de diversas formas sem consenso de aplicação. Este trabalho traz uma contribuição nesta temática através da proposição e desenvolvimento de um modelo de diagnóstico de defeitos em engrenagens.

O modelo baseia-se na técnica *TDAS - Time Domain Averaging across all Scales*, um método recentemente desenvolvido para detecção de defeitos de engrenagens (HALIM *et al.*, 2008). Este método aplica o conceito de *time synchronous average* na transformada de wavelet, ao invés de aplicar diretamente nos dados. Em resumo, o *TDAS* busca auxiliar um diagnóstico com o uso da transformada de wavelet e outras operações matemáticas sobre os dados de vibração para aumentar a taxa de acerto de um diagnóstico. Entretanto, esta técnica tem algumas limitações.

Para superar as limitações do *TDAS*, um modelo utilizando o conceito do *SPE - Squared Predicted Error* foi proposto e um estudo de caso foi desenvolvido para apresentar as vantagens e aplicabilidade da metodologia proposta.

3.1 Estrutura do modelo

O objetivo de uma técnica de diagnóstico é determinar o estado ou a condição de um equipamento a partir de alguma informação observável. No caso de engrenagens, deseja-se descobrir estado do item baseado em dados de vibração. De forma simplificada pode estar interessado em prever a condição da engrenagem que pode ser normal, defeituosa ou com falha. A informação do diagnóstico será utilizada pelo gerente de manutenção no planejamento de atividades de manutenção. O monitoramento através da realização de diagnóstico em engrenagens fornece um maior controle sobre a evolução de defeitos e permite que falhas sejam evitadas e conseqüentemente as perdas decorrentes destas falhas eliminadas.

A transformada de wavelet é uma técnica matemática que vem sendo aplicada com sucesso na análise de vibração. Em monitoramento, interessa-se capturar a ocorrência de certos tipos de singularidades relacionadas à condição do equipamento. A transformada de wavelet de um sinal no domínio de tempo gera uma representação bidimensional em tempo e escala. Muitos dos coeficientes desta representação são pequenos em magnitude. Componentes de grande magnitude estão presentes no ponto de tempo onde ocorre uma mudança súbita (tal como uma singularidade causada por um defeito) no sinal (MIAO & MAKIS, 2007).

Como apresentado na revisão de literatura, análise de wavelet é uma ferramenta comum na análise de vibração. A transformada de wavelet contínua pode ser definida como:

$$W(s, n) = \langle f, \psi_{s,n} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \bar{\psi} \left(\frac{t-n}{s} \right) dt = f * \hat{\psi}_s(n) \quad (3.1)$$

Onde $f(t)$ é a serie temporal, e ψ representa a função wavelet, s é a escala e n é o tempo. A notação $\bar{\psi}$ é o conjugado complexo de ψ e $\hat{\psi}$ é a representação do domínio de frequência de ψ . A convolução de f e $\hat{\psi}$, é escrita $f * \hat{\psi}$. É definido como a integral do produto de duas funções, conforme uma é deslocada e invertida. A wavelet mãe é definida como:

$$\psi_{s,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi \left(\frac{t-n}{s} \right) \quad (3.2)$$

O parâmetro s é também chamado de fator de dilatação e o parâmetro n é chamado de fator de translação.

Da relação (3.2), $\psi_{s,n}$ é a wavelet filha e $\psi((t-n)/s)$ representa a wavelet mãe. Wavelet Morlet é o tipo de transformação mais comum em análise de defeitos de engrenagens. Diversos trabalhos fizeram uso da wavelet Morlet e apresentaram seu desempenho em diagnóstico de defeitos em engrenagens (LIN & ZUO, 2004; SMITH *et al.*, 2007; JAFARIZADEH *et al.*, 2008).

A função wavelet Morlet $\psi_0(\eta)$ pode ser representada como

$$\psi_0(\eta) = \pi^{-1/4} e^{-i\omega_0\eta} e^{-\eta^2/2} \quad (3.3)$$

De acordo com Halim *et al.* (2008), a fim de calcular o *TDAS* considera-se estas questões: seja $x(n)$ o conjunto dos sinais de vibração no domínio do tempo, se o número de escalas de wavelet s é S então a transformação de wavelet de $x(n)$ geraria o coeficiente de wavelet $W(s,n)$, que é uma matriz de dimensão $S \times N$. A matriz $W(s,n)$ pode ser uma matriz de números complexos dependendo da wavelet usada. Por tomar o valor absoluto de cada elemento da matriz $W(s,n)$, a matriz $V(s,n)$ é produzida, onde todos elementos de $V(s,n)$ são reais.

Cada linha desta matriz é uma série temporal correspondente a uma escala s com período P . É importante lembrar que, o período da série temporal é P e a série temporal tem exatamente M períodos, então $N = P \times M$. Para cada uma destas séries temporais uma média sincronizada baseada no período da série temporal pode ser calculada. Se uma média geométrica é usada, a média sincronizada da série temporal sobre todas as escalas resultante daria a matriz do *TDAS*:

$$U(s, p) = \prod_{m=0}^{M-1} V(s, (p + mP))^{1/M} \quad (3.4)$$

Onde, $p = 0, \dots, P-1$ e $U(s, p)$ é uma matriz de dimensão $S \times P$. Eq. (3.4) desempenha a média sincronizada de todas as séries temporais sobre todas as escalas da matriz $V(s, n)$. O *TDAS* gerado $U(s, p)$ é uma matriz com cada um das suas linhas representando a média de tempo sincronizada das séries temporais localizadas na linha correspondente da matriz $V(s, n)$. A Figura 3.1 mostra o processo de cálculo do *TDAS*.

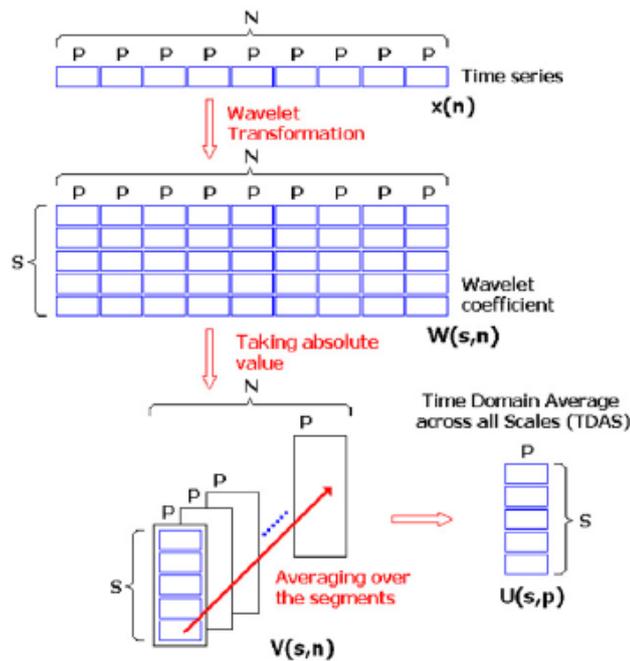


Figura 3.1 – Transformação de uma série temporal em TDAS

Fonte: Halim et al. (2008)

O *TDAS* é uma metodologia que resulta em uma matriz de menor dimensão do que a wavelet por aplicar uma média geométrica na matriz resultante da transformada de wavelet. Espera-se que a aplicação do *TDAS* permita uma melhor identificação de padrões de defeito como foi mostrado em Halim et al. (2008). Contudo, esta identificação de padrões de defeitos não pode ser garantida em virtude da complexidade envolvida nos padrões de vibração.

Embora *TDAS* seja uma ferramenta útil para diagnóstico de defeitos de engrenagens, este método precisa de uma interpretação visual do gráfico tridimensional de $U(s,p)$, tarefa difícil de ser automatizada computacionalmente. Esta tarefa pode se tornar mais difícil quando dados de vibração tem mais de uma dimensão.

Uma das limitações do *TDAS* é quando a matriz $U(s,p)$ não apresenta um padrão de amplitude para ser interpretado diretamente dos dados. Neste caso, comparações entre dados coletados previamente e dados atuais são necessárias. Outro aspecto relevante é a dimensão dos dados, porque é mais difícil diagnosticar a condição defeituosa quando os dados de vibração têm mais do que uma dimensão.

Em um diagnóstico, existe um número de estados que deve ser identificado. Em uma situação simples pode-se definir apenas dois estados: defeituoso e não defeituoso. O número de defeitos pode ser relacionado ao número de níveis de evolução de um determinado defeito ou pode ser tipos de defeitos diferentes.

A principal limitação do *TDAS* é quando seu resultado não permite uma interpretação direta. Neste caso, dados de referência devem ser gerados para as possíveis condições de um diagnóstico e dados de operação devem ser comparados com esses padrões de referência.

A coleta de dados de padrões de referência requer uma amostra significativa de cada defeito e isso em algumas situações pode requerer muito esforço. Como em engrenagens, geralmente os defeitos são ocultos, é necessário que dados de defeitos sejam coletados. Para isto, os defeitos podem ser gerados artificialmente, e deve-se tomar cuidado para evitar um viés nos dados.

Em seguida, deseja-se comparar os dados de operação com os padrões de referência e identificar o padrão com maior similaridade com os dados de operação atuais. O detalhe é que nos padrões de referência a condição de defeito é conhecida, enquanto que a condição de defeito não é conhecida nos dados de operação atuais. A condição desconhecida dos dados de operação atuais é o que fundamenta o diagnóstico.

Com intuito de prever a condição da engrenagem dentre um conjunto de possíveis tipos de defeitos, diversos indicadores foram testados a fim de maximizar a taxa de sucesso do diagnóstico. Nas situações em que não existe um padrão do *TDAS*, a taxa de sucesso é muito sensível ao tipo de indicador escolhido, pois diversos tipos de defeitos podem possuir um *TDAS* similar.

Um modelo é proposto neste trabalho para superar as limitações do *TDAS*. A estatística do quadrado do erro de predição (*Squared Prediction Error – SPE*) é dada pela Equação (3.5). O *SPE* é estimado por tomar o quadrado da diferença entre os valores preditos, \bar{x}_i , e os valores observados, x_i , de um modelo de referência.

$$SPE = \sum_{i=1}^k (\bar{x}_i - x_i)^2 \quad (3.5)$$

A fim de fornecer o diagnóstico de engrenagens, considera-se o *TDAS* de dados coletados previamente a partir de padrão de defeitos definidos como valores preditos. E considera-se o *TDAS* de dados atuais como valores observados. A proposta do modelo proposto nesta tese é fazer uso do *SPE* para comparar dados atuais cuja condição é desconhecida com todos os padrões de defeitos possíveis de um diagnóstico cujas condições são conhecidas. A condição com o menor SPE_k representa a condição com melhor ajuste para representar o estado da engrenagem. O *SPE* aponta quão bem uma amostra se ajusta a cada condição de referência.

Considera-se que o índice k representa o padrão de defeito, $k = 1, \dots, K$. Onde K é o número de padrões de defeito definido. A estatística SPE para uma condição k é denotada SPE_k . O $TDAS$ de um padrão de defeito é representado como $\bar{U}_k(s, p)$ e o $TDAS$ de um dado atual é representado como $U(s, p)$. Analogamente, $\bar{U}_k(s, p)$ representa o $TDAS$ predito e a matriz $U(s, p)$ representa o $TDAS$ observado.

Então, o SPE do $TDAS$ é definido por:

$$SPE_k = \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^P (\bar{U}_k(s, p) - U(s, p))^2 \quad (3.6)$$

Para o caso bidimensional considera-se duas séries temporais de dados de vibração $x(n)$ e $y(n)$. $\bar{U}_{x_k}(s, p)$ e $\bar{U}_{y_k}(s, p)$ representam $TDAS$ para padrões de defeitos de dados de vibração de $x(n)$ e $y(n)$ respectivamente. $U_x(s, p)$ e $U_y(s, p)$ representam $TDAS$ de $x(n)$ e $y(n)$. Então, o SPE do $TDAS$ é definido por:

$$SPE_k = \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^P (\bar{U}_{x_k}(s, p) - U_x(s, p))^2 + \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^P (\bar{U}_{y_k}(s, p) - U_y(s, p))^2 \quad (3.7)$$

SPE_k deve ser calculado para todos os padrões de defeito e o menor valor de SPE representa a condição da engrenagem que deve ser assumida como condição real.

$$\min_k \{SPE_k\} \quad (3.8)$$

Este modelo supera as limitações apresentadas e segue em direção a uma abordagem de sistemas automatizados de diagnóstico de defeitos em engrenagens. Padrões de defeitos precisam ser produzidos para comparar com dados operacionais a fim de prever automaticamente a condição real de engrenagens.

A estrutura do modelo de diagnóstico está ilustrada na Figura 3.2. Para aplicação do modelo proposto, inicia-se com a identificação das possíveis condições do equipamento em que se deseja analisar. As condições incluem a condição normal de funcionamento e as condições defeituosas.

Em seguida dados de vibração devem ser coletados para cada condição identificada. A técnica $TDAS$ deve ser aplicada para cada condição e comparada através do SPE com os valores de $TDAS$ dos dados em operação. Cada defeito terá um $SPE-TDAS$, e o defeito com menor valor de $SPE-TDAS$ deve ser escolhido como o defeito mais representativo do diagnóstico.

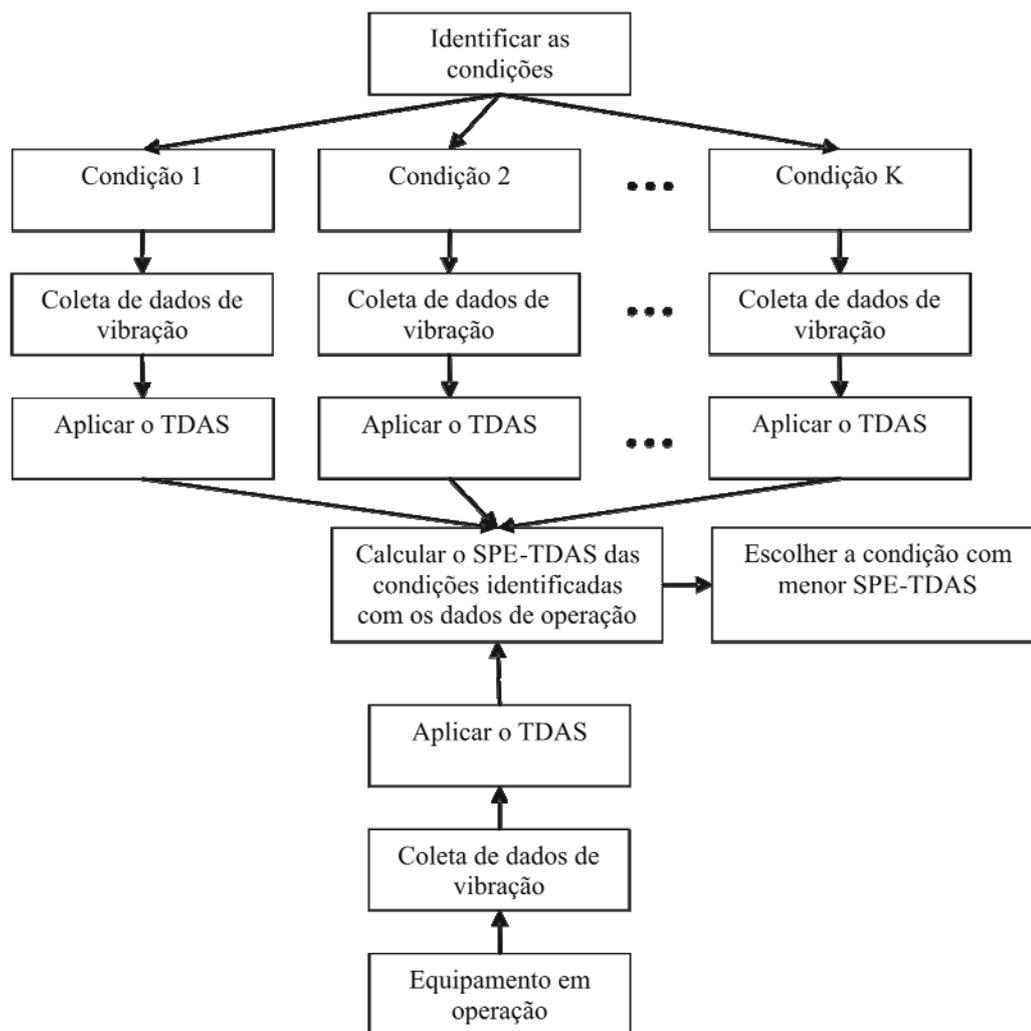


Figura 3.2 – Estrutura do modelo de diagnóstico de defeitos em engrenagens

3.2 Estudo de caso

Esta seção apresenta um estudo de caso com aplicação do modelo proposto para detecção de condições de defeitos em engrenagens. Este estudo diz respeito a uma aplicação numérica baseada em dados experimentais coletados a partir do simulador de engrenagens dinâmico no laboratório Reliability Research da Universidade de Alberta no Canadá.

Um sistema de engrenagens pode experimentar defeito de engrenagem, defeito de rolamento e defeito de eixo com níveis variáveis de deterioração. A idéia deste estudo de caso é testar o método de diagnóstico de defeitos em engrenagens apresentado na seção anterior.

Como mencionado na seção anterior a geração artificial de defeitos e a posterior coleta de dados requer certo esforço e planejamento. O planejamento do experimento deste estudo de caso é apresentado.

O experimento considerou quatro níveis de profundidade da fenda que são $0,25a$, $0,50a$, $0,75a$ e a , correspondendo a um crescimento na largura da fenda. Estes níveis foram selecionados para verificar o efeito dos níveis de deterioração nos dados de vibração quando a profundidade e a largura são ambos crescentes. A fenda é comumente iniciada no ponto de maior tensão. Baseado na Figura 3.3, a fenda deve ocorrer ao longo da linha normal da curva raiz do dente. Se as raízes são conectadas em ambos os lados de um dente com a linha a , o ângulo da fenda com a linha a estará no intervalo de 40° e 50° . Neste experimento, o ângulo da fenda é de 45° .

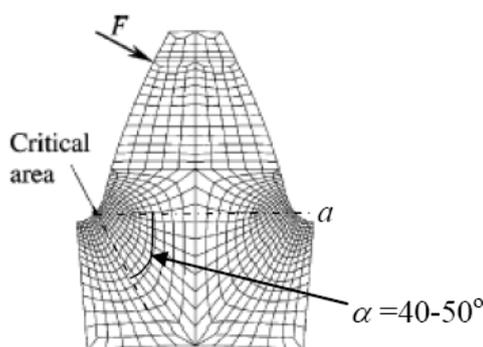


Figura 3.3 – Área crítica do dente

Uma engrenagem normal e quatro defeituosas foram usadas no experimento, com os níveis de deterioração variando entre 0%, 25%, 50%, 75% e 100%. Características de defeitos em fendas de engrenagens estão resumidas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1 - Características dos defeitos em fendas de engrenagens

Modos de defeito de fenda	Geometria do defeito			
	Profundidade (mm)	Largura (mm)	Espessura (mm)	Ângulo (graus)
F1	$(1/4)a$	$(1/4)b$	0.4	45°
F2	$(1/2)a$	$(1/2)b$	0.4	
F3	$(3/4)a$	$(3/4)b$	0.4	
F4	a	b	0.4	

O diagrama do sistema experimental está ilustrado na Figura 3.2. A engrenagem número 3 foi escolhida para simular defeitos neste experimento.

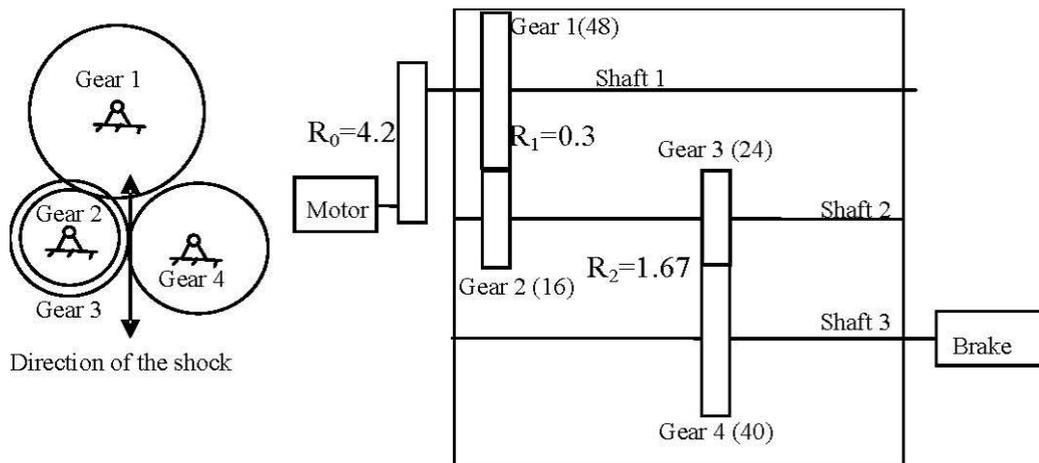


Figura 3.4 – O diagrama do sistema experimental

As frequências amostrais usadas são mostradas na Tabela 3.2. De acordo com a teoria de amostragem em DSP Siglab, 2,56 é o número usado para calcular as frequências de amostragem. Neste experimento, o número de pontos em cada amostra é um conjunto de 8192 dados baseados nas características do sistema DAQ. A Tabela 3.2 mostra a carga máxima aplicada às engrenagens e a frequência de amostragem usada como uma função da velocidade do motor selecionada.

Tabela 3.2 – A carga máxima e a frequência de amostragem usada como função da velocidade do motor

Velocidade do motor (rpm)	Carga máxima (Nm)	Frequência de amostragem (Hz)
800	5,75	2560
1000	4,60	2560
1200	3,83	5120
1400	3,30	5120
1600	2,88	5120
1800	2,56	5120
2000	2,30	5120
2200	2,10	12800
2400	1,92	12800
2600	1,77	12800
2800	1,64	12800
3000	1,54	12800

Dois sensores de aceleração do modelo 352C67 PCB, foram montados no sistema de engrenagens nas direções vertical e horizontal. DSP Siglab analyzer 20-42 e um computador portátil com o software de aquisição de dados foram usados para coletar os dados. Através das séries de experimentos, conjuntos de dados de vibração foram coletados. Um total de 540

arquivos de dados foram gerados. Dentro de cada arquivo, existem três colunas de dados. A primeira coluna é o tempo de leitura dos dados em segundos, a segunda coluna os sinais de vibração em volts na direção horizontal, e a terceira coluna os sinais de vibração em volts na direção vertical. Três conjuntos de dados foram coletados para cada condição operacional.

Um exemplo dos dados brutos coletados é mostrado na Figura 3.5. É assumido que os dados brutos são coletados em determinada velocidade de rotação, nível de carga e nível de defeito. Na Figura 3.5, dez gráficos de dados brutos coletados são mostrados onde a velocidade de rotação é 2000 rpm, o nível de carga é máximo, para os níveis de fenda de 0%, 25%, 50%, 75% e 100%. Os gráficos da primeira coluna são referentes a dados coletados na direção horizontal e os dados na segunda coluna a dados coletados na direção vertical. Os dados dos gráficos da Figura 3.5 são referentes ao segundo conjunto de dados coletado.

Devido ao número de cenários gerados para coleta de dados, um cenário particular foi escolhido para ilustrar o estudo de caso. Este cenário é relativo a velocidade de rotação de 2000 rpm e nível de carga máximo.

Primeiramente a Figura 3.5 mostra como a amplitude de vibração em volts está dispersa para todos os níveis de fenda nas direções horizontal e vertical. Ruído é uma característica predominante destes gráficos. Para 2000 rpm, a frequência de amostragem foi 5120 Hz. Então, isto significa que 8192 dados foram coletados em 1,6 segundos.

As escalas dos gráficos da Figura 3.5 foram ajustadas para permitir comparações entre diferentes níveis de fenda. Pode ser visto que a variabilidade da direção vertical é menor do que a direção horizontal. A escala da direção horizontal está no intervalo $[-0,2; 0,2]$ enquanto a escala da direção vertical está no intervalo $[-0,1; 0,1]$.

Embora não seja possível fazer conclusões efetivas dos sinais no domínio do tempo, estes gráficos podem ser úteis para verificar consistência dos dados e ter um primeiro entendimento sobre os dados. Para ambas as direções, o nível de fenda de 100% apresentou a maior variação.

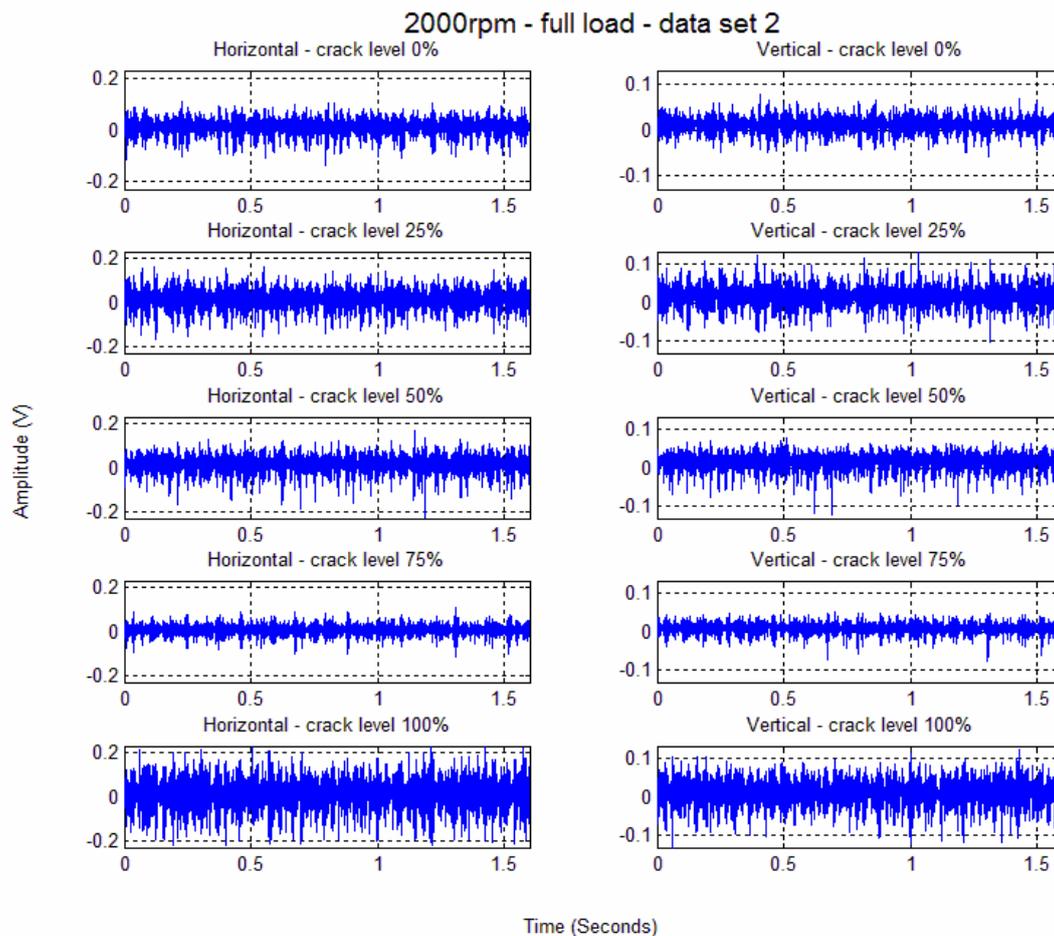


Figura 3.5 – O sinal dos dados (2000 rpm – carga máxima – conjunto de dados 2)

A fim de obter um diagnóstico da saúde do estado da engrenagem, a transformada wavelet Morlet é aplicada. O resultado desta transformação é a matriz $W(s, n)$, a qual é uma matriz de dimensão $S \times N$. Neste caso, $s = 49$ e $n = 8192$. Visto que a transformada wavelet Morlet foi usada, os valores desta matriz são números complexos. Por tomar o valor absoluto de cada um dos elementos da matriz $W(s, n)$, a matriz $V(s, n)$ é produzida, onde todos os elementos de $V(s, n)$ são números reais. Similarmente a Figura 3.5, na Figura 3.6, dez gráficos de $V(s, n)$ são mostrados onde a velocidade de rotação é 2000 rpm, nível de carga é máximo, níveis de fenda são 0%, 25%, 50%, 75% e 100%, o segundo conjunto de dados, nas direções horizontal e vertical.

Na Figura 3.6, diversos picos estão concentrados nos primeiros valores do eixo das escalas e sobre os mesmos valores no eixo do tempo. As alturas destes picos apresentam pequenas diferenças. Embora o domínio de tempo e frequência seja apresentado ao invés do domínio do tempo isoladamente, ruído também é uma característica destes gráficos.

Adicionalmente, não existe padrão visualmente detectável para apoiar o processo de diagnóstico.

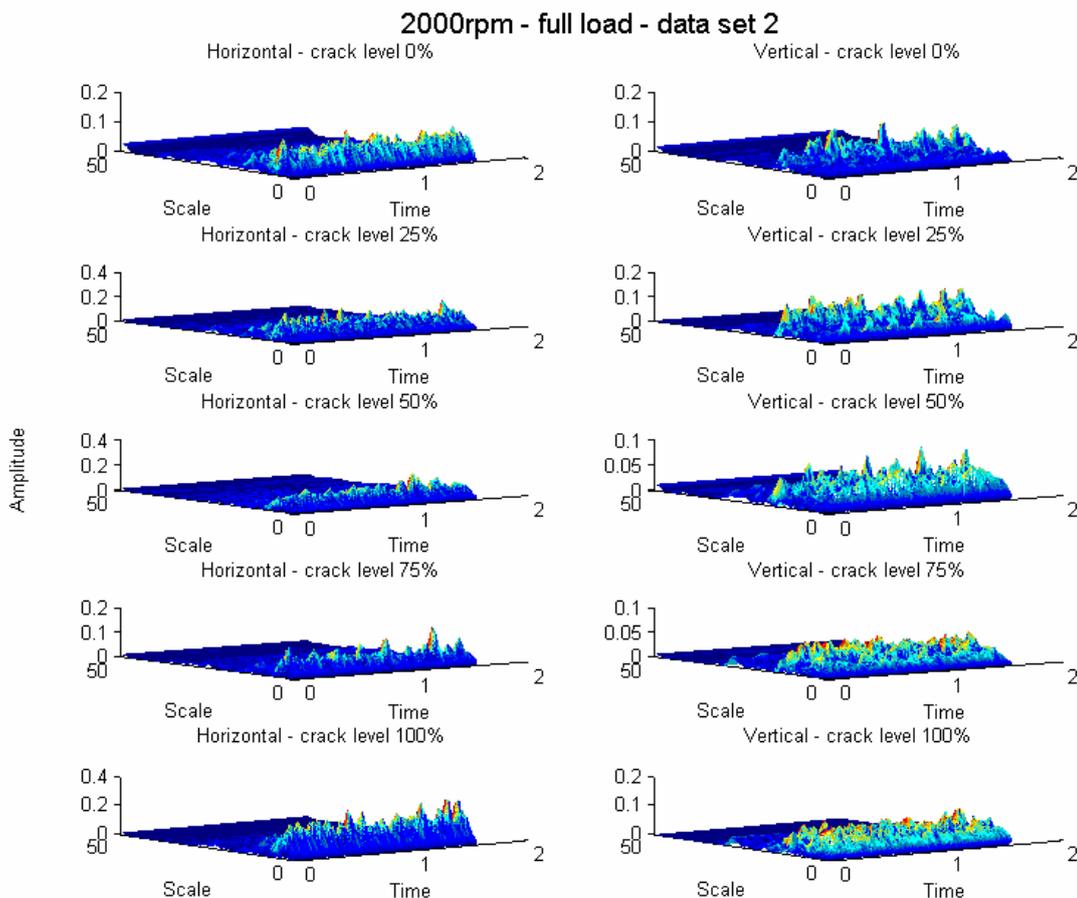


Figura 3.6 – Wavelet Morlet (2000 rpm – carga máxima – conjunto de dados 2)

A fim de superar as dificuldades de fazer um diagnóstico baseado na transformada wavelet, o método do *TDAS* fornece uma forma de reduzir a dimensionalidade dos dados, combinando o conceito de média de tempo sincronizada e transformada de wavelet (HALIM *et al.*, 2008). Baseado na Equação 3.4, $U(s, p)$ é calculado e é mostrado na Figura 3.7.

Partindo da velocidade de 2000 rpm e frequência de amostragem de 5120 Hz, o período $P = 53$, a série temporal tem $M = 153$ períodos. Dada a relação $N = P \times M$, $N = 8109$. Como resultado a matriz $U(s, p)$ tem dimensão 49 x 53.

Os valores de $U(s, p)$ foram representados graficamente, os quais similarmente a $V(s, n)$ não apresentaram nenhum padrão detectável visualmente para apoiar satisfatoriamente o processo de diagnóstico.

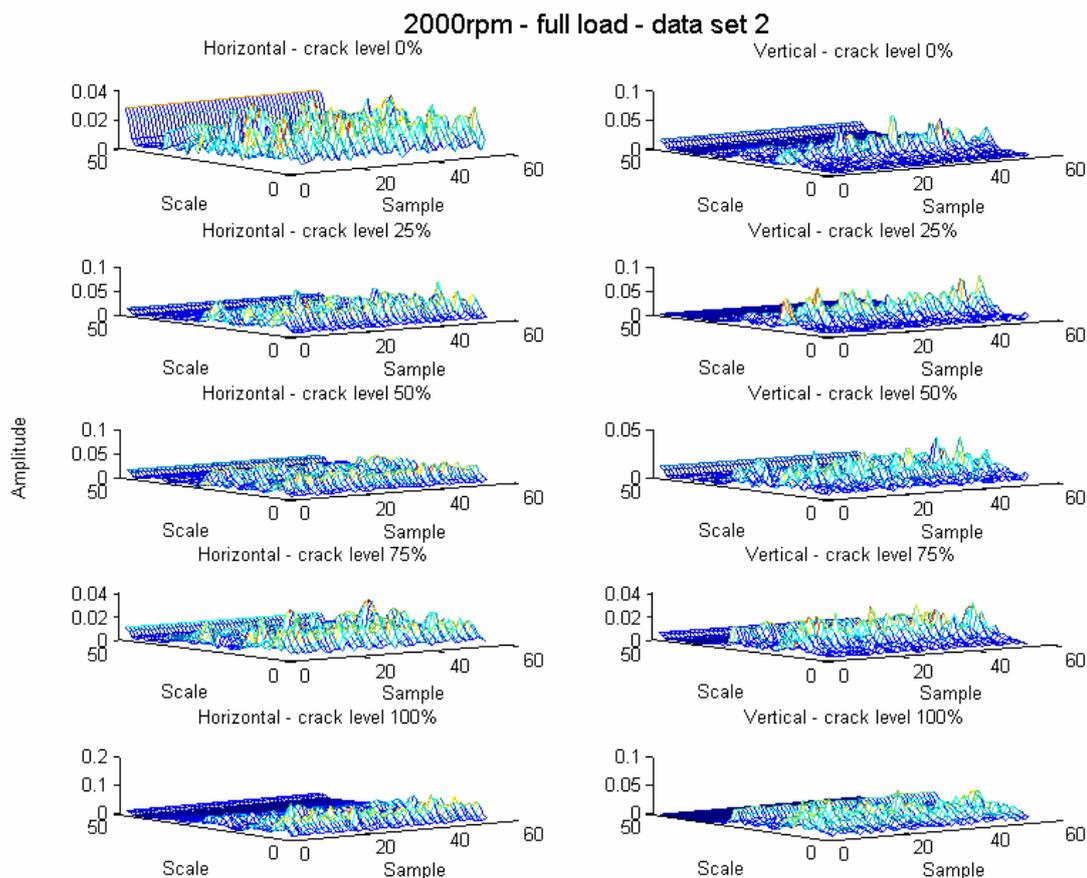


Figura 3.7 – Resultados do TDAS (2000 rpm – carga máxima – conjunto de dados 2)

Finalmente, um diagnóstico das engrenagens pode ser efetuado com o cálculo do *SPE*. A fim de verificar o desempenho do *SPE*, é assumido que o primeiro conjunto de dados, para as mesmas condições operacionais, representa o conjunto de dados coletados previamente para cada condição de defeito, os quais defeitos foram artificialmente introduzidos. O segundo e terceiro conjuntos de dados representam os dados reais os quais são supostos que a condição é desconhecida.

Baseado na Equação 3.7, cinco valores de SPE_k foram calculados e representados graficamente na Figura 3.8. Os resultados da Figura 3.8 apresentam um desempenho significativo da estatística *SPE* para fornecer um diagnóstico das engrenagens. Para os casos sem carga e meia carga, todas as condições foram previstas corretamente. A menor barra ilustra a condição mais representativa das engrenagens.

Um erro ocorre no caso de carga máxima, quando a condição real é 50%, o menor valor de *SPE* é $SPE_{0\%}$, com uma pequena diferença entre $SPE_{0\%}$, $SPE_{50\%}$ e $SPE_{75\%}$.

No experimento, foram considerados 36 cenários combinados por três níveis de carga (nenhuma, média e máxima) e doze níveis de velocidade (800; 1000; 1200; 1400; 1600; 1800;

2000; 2200; 2400; 2600; 2800 e 3000 rpm). Além disso, cada cenário possui três conjuntos de dados e cinco condições, sendo uma normal e quatro defeituosas. As direções de vibração horizontal e vertical foram consideradas. Os resultados de todos os cenários são apresentados na seção de anexos.

Particularmente para os cenários com as velocidades de 2200, 2400 e 2600 rpm, a frequência de amostragem utilizada em um nível de fenda foi diferente das frequências nos demais níveis de fenda, reduzindo a comparação para apenas os quatro conjuntos de dados válidos.

Nos cenários com a velocidade de 800 rpm, os dados aparentam possuir erros de coleta de dados e necessitam ser coletados novamente.

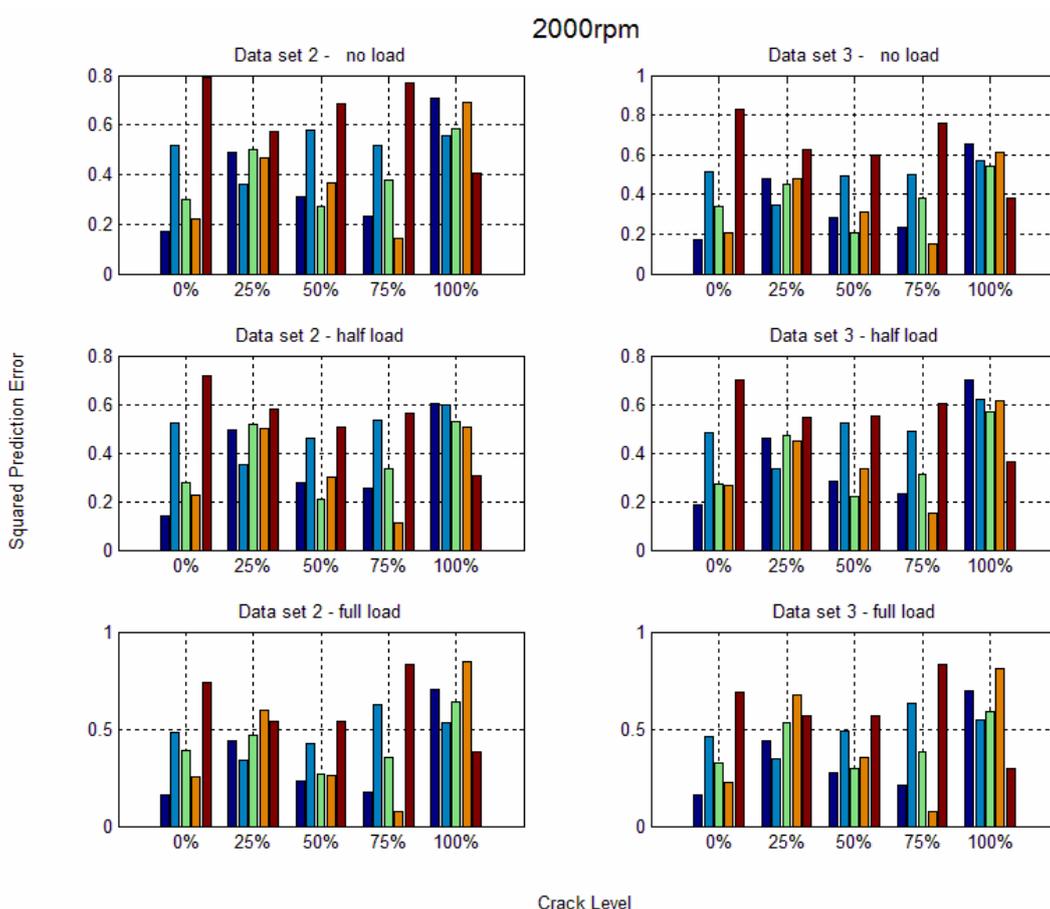


Figura 3.8 – Resultados do SPE-TDAS (2000 rpm)

Os resultados da Tabela 3.3 apresentam o desempenho do *SPE-TDAS* para todos os cenários considerados. O desempenho do modelo é definido como o percentual das condições pelas quais são previstas corretamente. Da Tabela 3.3, seis casos alcançaram desempenho 100%, quatro casos alcançaram entre 90% e 100%, e dois casos entre 70% e 80%.

Tabela 3.3 – Desempenho do SPE-TDAS

Velocidade(rpm)	
800	76.67%
1000	100.00%
1200	100.00%
1400	100.00%
1600	100.00%
1800	100.00%
2000	93.33%
2200	79.17%
2400	100.00%
2600	95.83%
2800	96.67%
3000	96.67%

3.3 Conclusões do Modelo

A proposta do modelo é estender a idéia originalmente proposta por Halim *et al.*(2008) de um método para comparar dados de operação com dados de condições de defeito previamente definidas.

Squared Prediction Error foi proposto para estimar comparações entre a condição real que é desconhecida e padrões de condições conhecidas. Este método pode também ser usado como uma ferramenta poderosa para detecção de defeitos em máquinas rotativas. Quando um defeito está desenvolvendo um desvio significativo do modelo de referência.

Embora o modo de defeito considerado no estudo de caso tenha sido a fenda do dente da engrenagem, é possível considerar outros modos de defeito.

Nesta seção, a estatística *SPE* foi complementada com *TDAS* a fim de comparar *TDAS* dos dados reais e *TDAS* de condições de defeito cujos dados foram previamente coletados e com as condições conhecidas. Esta abordagem foi usada para fornecer um diagnóstico de engrenagens.

Em geral, a vantagem do *SPE-TDAS* é fornecer uma forma de fazer diagnóstico independente de uma interpretação do resultado do *TDAS*.

Com o estudo de caso apresentado, o desempenho do *SPE-TDAS* foi satisfatório. Uma média de 95% dos níveis de fenda foi predita corretamente.

4 MODELO MULTICRITÉRIO PARA MANUTENÇÃO PREDITIVA

Existem dois tipos de monitoramento: contínuo e periódico. O monitoramento contínuo (geralmente por sensores afixados) monitora continuamente uma máquina e provoca um alarme de alerta sempre que alguma coisa errada é detectada. Duas limitações do monitoramento contínuo são: (1) é frequentemente caro; (2) monitorar continuamente sinais com ruído pode produzir diagnósticos imprecisos.

Monitoramento periódico é, portanto, usado devido a possuir um custo mais efetivo e fornecer diagnóstico mais preciso usando dados filtrados e processados. Obviamente, o risco de usar monitoramento periódico é a possibilidade de ocorrer algum evento de falha entre sucessivas inspeções (GOLDMAN (1999) *apud* JARDINE *et al.* (2006)).

O principal problema relevante em monitoramento periódico é a determinação do intervalo de monitoramento da condição.

Neste capítulo é apresentada a construção de um modelo de apoio a decisão para o estabelecimento de intervalos de manutenção preditiva sobre uma abordagem multicritério.

4.1 Estrutura do problema

Em manutenção preditiva existe a necessidade de monitorar algum parâmetro que é correlacionado estocasticamente com a condição do equipamento. Este monitoramento necessita da coleta de dados, que pode ser feita de forma contínua, quando sistemas de coleta de dados estão integrados aos equipamentos que se deseja monitorar a condição. Este tipo de coleta de dados é também referido como monitoramento on-line (SCARF, 2007).

De outra maneira, a coleta de dados pode ser feita através de intervalos de tempo em uma inspeção periódica. Diversos fatores contribuem para uma coleta de dados contínua ou periódica. Em geral, o custo de inspeção, a tecnologia de equipamentos de coleta de dados e a técnica preditiva são determinantes para estabelecer a forma mais apropriada que os dados devem ser coletados.

No caso de máquinas rotativas, o uso de análise de vibração como técnica preditiva e a viabilidade de se instalar um sensor que capte a vibração de um componente justificam a coleta de dados de forma contínua.

No caso de torres de transmissão de energia elétrica, o uso de termografia como técnica preditiva e a inviabilidade de se instalar uma máquina que capture as fotografias termográficas de forma contínua, justificam a coleta de dados de forma periódica. Neste caso

o custo de inspeção é elevado devido à necessidade de aluguel de helicópteros que inspecionem diversas torres.

A tomada de decisão em manutenção preditiva pode ser avaliada considerando alguns aspectos que devem ser agregados para obter uma resposta para uma organização específica. Estes aspectos incluem custo de monitoramento, confiabilidade, manutenibilidade e disponibilidade do sistema.

Tais aspectos podem ser agregados através do uso da estrutura de preferências do decisor e levarão a intervalos de inspeção adequados levando em consideração a criticidade das conseqüências envolvidas.

Em tais situações os métodos de apoio multicritério a decisão podem ser usados para agregar diferentes aspectos que consideram características específicas. Este tipo de abordagem é recomendado para problemas de decisão onde é encontrada a existência de diversos critérios, com diferentes escalas e freqüentemente em conflito uns com os outros. Às vezes, alternativas não são bem definidas ou não bem entendidas, tais como suas conseqüências, envolvendo situações que precisam ser apoiadas por uma abordagem para tratar com um processo de decisão sobre informação parcial ou no contexto de informação imprecisa.

Decisão multicritério é um conceito presente em diversos tipos de problemas de decisão, tais como de natureza econômica, industrial, política e social. Situações a serem tratadas sobre apenas um foco raramente ocorrem na prática. Comumente diversos aspectos ou critérios devem ser simultaneamente considerados para resultar com a identificação da melhor alternativa ou a melhor opção (VINCKE, 1992). Apoio a decisão é baseado em modelos explícitos, formalizados ou não, que o analista de decisão usa para encontrar respostas para responder as questões feitas pelo decisor ao longo do processo, conduzindo para um segundo estágio onde uma ação poderia ser recomendada ou simplesmente favorecer o processo de evolução o qual torna mais consistente com os objetivos e preferências do decisor (ROY, 1996).

Diferentes tipos de sistemas necessitam de níveis diferentes de inspeção. Uma comparação pode ser feita entre sistemas de produção de bens e sistemas de produção de serviços. Em sistemas de produção de serviços, a função manutenção desempenha um papel essencial. Para estes sistemas, falhas têm diversas implicações negativas, e o modelo de minimização do custo, freqüentemente usado em sistemas de manufatura, não é visto como eficiente para muitos problemas de manutenção.

Ações de manutenção são essenciais em sistemas onde a falha ou sua interrupção poderia ser desastrosa, por exemplo, sistemas que fornecem serviços de utilidade pública como energia elétrica, água, sistema de saúde e sistemas militares. Na verdade, no setor de serviços em geral, a ineficiência da gestão da manutenção pode ser crítica e causar perdas irreversíveis. Como por exemplo, os setores de telecomunicações e transporte aéreo de passageiros.

Algumas razões para isso são que o serviço é prestado simultaneamente ao seu consumo e o serviço não pode ser armazenado. O nível das conseqüências neste setor pode ser visualizado quando vidas são colocadas em risco, como é o caso de sistemas de saúde e de transporte aéreo de passageiros. Estas conseqüências são difíceis de serem quantificadas em unidades monetárias, mas podem ser consideradas e avaliadas através do uso de ferramentas adequadas.

Em resumo, uma forma de tratar a dificuldade de quantificar em unidades monetárias as conseqüências, o conflito entre esses critérios pode ser modelado pelo uso de uma abordagem de apoio a decisão multicritério adequada. É desejável estabelecer modelos que levem em consideração a dificuldade de tradução das conseqüências em unidades monetárias para a escolha de intervalos de inspeção de uma política de manutenção preditiva.

Por essa razão, um modelo de apoio a decisão multicritério é proposto com o objetivo de tratar o conflito existente entre critérios de avaliação, bem como levar em consideração a estrutura de preferências do decisor no problema. O tempo entre inspeções é a variável de decisão do modelo. Deste modo, decisores podem estabelecer intervalos de inspeção para manutenção preditiva levando em consideração critérios de custo e *downtime* simultaneamente.

O objetivo do modelo de decisão é determinar intervalos de inspeção preditiva considerando o comportamento de falha dos equipamentos a serem inspecionados, características de manutenibilidade e as preferências do decisor.

Através de uma abordagem multicritério, o conjunto de alternativas deste problema é representado pelo tempo, T , no qual a atividade de inspeção preditiva será realizada. Em outras palavras, o decisor deseja avaliar alternativas de tempo de inspeção para determinar a melhor recomendação de tempo de inspeção preditiva de acordo com as suas preferências.

A determinação da periodicidade da inspeção fornece diferentes características de custo esperado de inspeção e do tempo de indisponibilidade esperado.

Deste modo, o custo esperado de uma política de inspeção preditiva, $C(T)$, e o *downtime*, $D(T)$, são considerados como critérios do modelo de decisão. Deseja-se levar em consideração esses dois critérios simultaneamente ao invés de apenas considerar o custo esperado de uma política de manutenção preditiva.

O modelo de decisão deve considerar os aspectos subjetivos para tomar a decisão, porque, para cada contexto, o critério $C(T)$ pode requerer diferentes níveis de importância. Por exemplo, se a consequência da falha de um equipamento de hospital é associada com mortes, a importância relativa do critério *downtime* $D(T)$ pode ser maior do que em outros contextos.

Segundo Almeida & Costa (2003), os principais fatores analisados na escolha de um método multicritério de apoio a decisão são: o problema analisado, contexto considerado no problema, a estrutura de preferências do decisor e a problemática. Gomes *et al.* (2002) estabelecem uma análise sobre os principais métodos de apoio multicritério a decisão e apresentam as principais diferenças entre os métodos que fazem uso da abordagem de sobreclassificação e dos métodos que consideram uma função única de síntese.

Segundo Gomes *et al.* (2002), escolher um método multicritério equivale a escolher um tipo de compensação entre critérios. A escolha da teoria da utilidade multiatributo é apropriada para o caso de um decisor que esteja em conformidade com a racionalidade proposta pela estrutura axiomática da teoria, que de início implica uma lógica de compensação entre os critérios, de modo a se obter uma função única de síntese que agregue todos os critérios numa função analítica.

Partindo da análise da estrutura de preferências do decisor para este problema, uma suposição do modelo é que o caráter compensatório parece ser adequado por causa da importância em se estabelecer um *trade-off* entre os critérios.

De acordo com o contexto do problema, este se enquadra dentro da problemática de escolha ($P\alpha$) definida por Roy (1996). A sólida estrutura axiomática e a viabilidade de modelagem de uma escala contínua das alternativas foram fatores fundamentais na escolha da teoria da utilidade multiatributo. Outro fator é o número de critérios, pois a teoria da utilidade multiatributo possui um rico tratamento para o caso de dois atributos, porém de difícil interpretação por parte do decisor quando o número de atributos é maior do que dois.

Esta tese se fundamenta no problema de escolha de intervalos de inspeção preditiva em sistemas de produção de serviços, fazendo uso da teoria da utilidade multiatributo. Uma aplicação numérica ilustra o modelo de decisão proposto e mostra a efetividade do modelo em considerar as preferências do decisor.

A introdução da teoria da utilidade na seleção de intervalos de inspeção permite ao decisor o conhecimento da estrutura de risco das conseqüências de uma política de inspeção, e possibilita o tratamento dos múltiplos objetivos e incertezas existentes.

4.2 O Decisor

O decisor ou o grupo de decisores de um problema de decisão fundamenta a formulação de um problema de decisão. Em primeiro lugar, o modelo de decisão é uma ferramenta desenvolvida com o intuito de tentar resolver o problema do decisor, então ele deve ser compreendido e interpretado para que o modelo atenda suas expectativas. É importante que o modelo trate a estrutura de valores do decisor e considere o caráter cognitivo da forma que o decisor visualiza o problema.

O objetivo da modelagem é atender as necessidades do decisor para apoiá-lo em um processo decisório. Na fase de modelagem a interação com o decisor é essencial para que o processo construção de um modelo seja bem sucedido. Muitos profissionais alegam haver modelos teóricos que não se aplicam na prática profissional. Tal tipo de pensamento parece surgir quando não há interação entre o decisor e o analista responsável pela modelagem do problema. Obviamente, todo modelo de decisão possui simplificações da realidade e limitações de aplicação, contudo dependendo da situação essas limitações podem ser desprezíveis devido ao benefício que a modelagem pode proporcionar.

Na área de gestão da manutenção, a estrutura hierárquica dos responsáveis pela função manutenção pode se caracterizar de diversas maneiras. Pode-se ter um departamento de manutenção centralizado, onde uma equipe é designada para executar várias atividades em qualquer área da empresa, e reportar a um chefe do departamento de manutenção, ou o departamento pode ser descentralizado, permitindo que várias áreas possuam seu próprio departamento de manutenção.

Dependendo do porte da empresa e da importância da função manutenção para o negócio, esta função poderá ter uma característica específica em cada empresa. Em algumas empresas a função manutenção está no mesmo nível hierárquico da função produção, enquanto que em outras organizações esta função pode estar subordinada à função produção em um nível hierárquico inferior. Atualmente uma prática comum, a terceirização, pode trazer vantagens competitivas onde a função manutenção pode ser executada por terceiros a empresa. Esta função pode se configurar também de forma híbrida dos tipos citados.

De acordo com o documento nacional da manutenção elaborado pela Associação Brasileira de Manutenção (ABRAMAN) no ano de 2007, aproximadamente 40% das empresas possuem uma estrutura de manutenção mista, 34% descentralizada e 26% centralizada.

Dentre os funcionários responsáveis pela função manutenção existem basicamente dois tipos. Os responsáveis pelo planejamento e controle da manutenção e os responsáveis pela execução de atividades de manutenção. Os funcionários de planejamento e controle da manutenção são comumente chamados de gerentes de manutenção, enquanto que os funcionários que executam são chamados de técnicos de manutenção.

O cargo de gerente de manutenção é muito comum em empresas do setor industrial, no entanto no setor de serviços este cargo pode ter outras denominações. Muitas vezes esse profissional é chamado de gerente de operações. O profissional responsável pelo planejamento e controle da função manutenção pode possuir outras atribuições além da função manutenção, o que pode dificultar a percepção da presença de um profissional de manutenção em sistemas de serviços.

Portanto, os gerentes de manutenção têm uma função mais tática e estratégica na empresa, enquanto que os técnicos de manutenção têm um papel mais operacional, no sentido de realizar as atividades como inspeção, substituição e reparo.

Como o problema de decisão de escolha de intervalos de inspeção preditiva está associado a uma decisão de médio prazo, este problema quando tratado deverá ser de responsabilidade do gerente de manutenção. Todavia, como a atividade de inspeção em si será executada por um técnico de manutenção, este profissional pode contribuir na fase de construção do modelo com a experiência adquirida na execução dessa atividade e pela possibilidade de identificar características relevantes do problema.

Neste trabalho, assume-se que existe um gerente de manutenção ou responsável equivalente na empresa que irá decidir os intervalos de inspeção preditiva. O modelo desenvolvido através da teoria da utilidade multiatributo irá ser aplicado de forma a atender os anseios deste profissional.

4.3 Os Critérios

Em um problema de determinação de intervalos de inspeção de manutenção preditiva, o custo de uma política de manutenção é um fator relevante na tomada de decisão. O custo total de uma política de inspeção é composto por diversos elementos, tais como transporte, mão de

obra e equipamentos. Basicamente, em uma política de manutenção preditiva, tem-se o custo de inspecionar, o custo de reparo de defeitos e custo decorrente de uma falha.

O custo de inspecionar denotado por C_I corresponde ao valor referente dos recursos necessários para execução de uma atividade de inspeção. O custo de reparo de defeitos, denotado por C_D é formado pelos custos necessários para reparar um defeito identificado na inspeção e deixar o equipamento na condição de como se fosse novo. O custo decorrente de uma falha é composto por uma parcela equivalente ao gasto para que o sistema volte ao funcionamento, ou seja, o reparo de uma falha. Outra parcela é o custo das conseqüências por uma falha, como por exemplo, a perda de produção proveniente de uma falha. O custo de uma falha será denotado por C_F .

De acordo com Christer & Waller (1984a) o custo esperado de uma política de inspeção, para um modelo básico de inspeção é:

$$C(T) = \frac{\lambda T \{C_F b(T) + C_D [1 - b(T)]\} + C_I}{(T + d)} \quad (4.1)$$

Onde:

λ = taxa de ocorrência de defeitos por unidade de tempo

T = período de inspeção

C_F = Custo de falha

$b(T)$ = probabilidade de uma falha ocorrer no intervalo $[0, T)$

C_D = Custo de reparo de um defeito

C_I – Custo de uma inspeção

d = tempo de duração de uma inspeção ($d \ll T$)

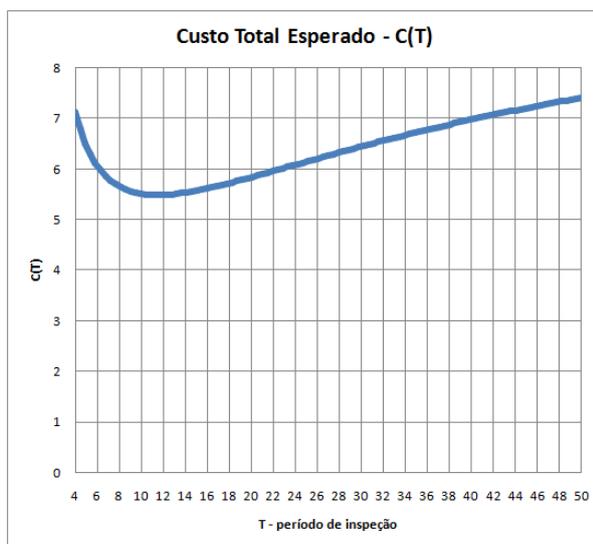


Figura 4.1 – Custo Total Esperado

A Figura 4.1 mostra um exemplo de uma curva do custo total esperado $C(T)$, onde o ponto de inspeção de custo ótimo é 11,45 unidades de tempo.

Outro fator crítico para avaliar o desempenho de uma política de manutenção preditiva é através da disponibilidade esperada do sistema, que pode ser mensurada pelo *downtime* médio que de acordo com Christer & Waller (1984a) tem a seguinte fórmula:

$$D(T) = \frac{\lambda \cdot T \cdot d_f \cdot b(T) + d}{(T + d)} \quad (4.2)$$

Onde:

d_f = tempo de reparo de uma falha.

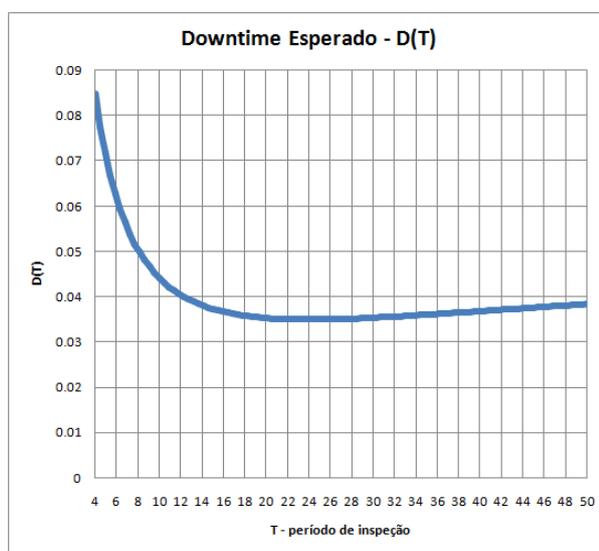


Figura 4.2 – Downtime esperado

A Figura 4.2 ilustra um exemplo de um gráfico para o *downtime* esperado.

4.4 Funções utilidade unidimensionais

O objetivo da teoria da utilidade é desenvolver um modelo matemático que represente a desejabilidade do decisor pelos bens que poderá obter, através do uso de funções utilidade. A idéia básica da teoria da utilidade é quantificar essa desejabilidade, associando aos bens um valor que represente um critério de escolha por parte do decisor.

Para aplicação da teoria da utilidade multiatributo faz-se necessária a elicitacão das funções utilidade unidimensionais para cada um dos critérios considerado. A determinação da utilidade para as conseqüências de um problema de decisão pode ser realizada basicamente por meio de avaliação direta, ou através do levantamento da função utilidade (GOMES *et al.*, 2002).

Inicia-se o processo com a identificação de dois pontos para cada critério. As conseqüências de maior e menor preferência. A conseqüência de maior preferência será denominada de x^* e a de menor preferência x^0 . Essas conseqüências irão compor o início e o fim da escala de utilidade, de modo que pode-se atribuir a x^* e a x^0 os valores extremos dessa escala, logo:

$$u(x^*) = 1 \text{ e } u(x^0) = 0 \quad (4.3)$$

A utilidade das demais conseqüências x é obtida pela determinação da probabilidade de indiferença entre cada conseqüência e a loteria $\langle x^*, p; x^0 \rangle$.

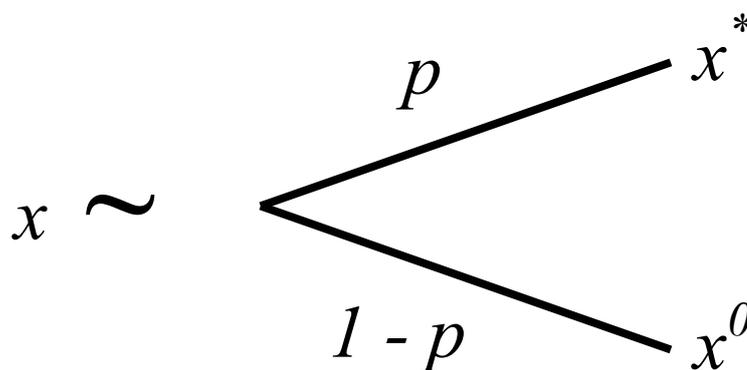


Figura 4.3 – Loteria para avaliação direta da utilidade

Como a escala dos atributos custo e *downtime* são contínuas deve-se escolher um número de pontos que seja representativo e pequeno o suficiente para facilitar a implementação do modelo de decisão. Em seguida é necessário o levantamento da função utilidade que irá ser obtida por meio de uma função que melhor se ajuste aos pontos obtidos na etapa anterior.

4.5 Espaço de conseqüências

Para definir o espaço de conseqüências, considera-se t uma alternativa viável e T o conjunto de todas as alternativas de tempo viáveis, neste caso considera-se $T = [0, \infty)$. A cada alternativa de tempo está associada uma conseqüência à qual se relacionam os atributos custo, $C(T)$, e o *downtime*, $D(T)$. Observe que $(C(t_1), D(t_1))$ é um ponto no espaço de conseqüências.

Um exemplo do espaço de conseqüências para este problema pode ser visualizado na Figura 4.4. O decisor deseja minimizar as duas conseqüências simultaneamente. O problema do decisor consiste em escolher a alternativa de tempo que seja a mais satisfatória possível em termos das conseqüências. Diante disto, a função utilidade representa um indicador que

combina as conseqüências em um índice de desejabilidade. No contexto de *MAUT*, a função utilidade de domínio do espaço das conseqüências deve ser obtida. Esta função é chamada de função utilidade multiatributo e é obtida por meio de um protocolo estruturado e fundamentado na estrutura axiomática da teoria da utilidade, incluindo a questão probabilística envolvida na escolha das conseqüências incertas.

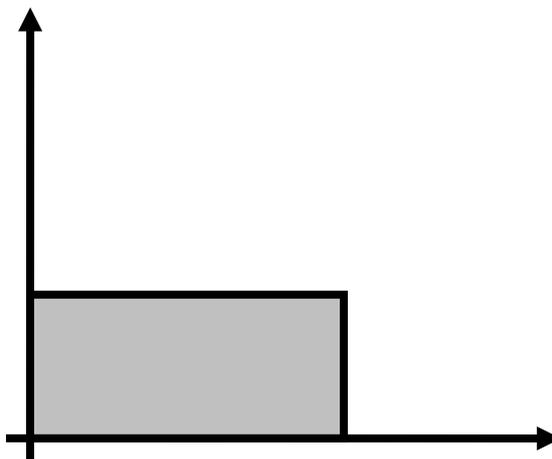


Figura 4.4 – Espaço de conseqüências

O espaço de conseqüências definido na Figura 4.4 define todas as possíveis combinações para as duas conseqüências, mas geralmente envolve pares de conseqüências inviáveis como, por exemplo, o ponto $(C^*(T), D^*(T))$. Caso o ponto ótimo de custo e de *downtime* fosse viável não seria necessário modelar o problema através de uma abordagem multicritério. Mas é através deste espaço que é elicitada a função utilidade, são avaliadas a independência em utilidade, a independência aditiva e as constantes de escala.

Na Figura 4.5 são ilustrados apenas os pontos do espaço de conseqüências que são viáveis, para uma melhor interpretação do problema. É importante destacar que existem intervalos que são dominados e podem ser eliminados da análise. Os pontos que estão ilustrados em azul são os pontos dominados, pois para estes pontos existe pelo menos um ponto que é pelos menos tão bom (preferível ou indiferente) em todos os critérios e melhor (preferível) em pelo menos um critério. Logo, recomenda-se considerar o espaço de conseqüências que contém os pontos não dominados. O conflito entre os critérios existe apenas nesse espaço, que está ilustrado em vermelho.

A zona em que existe conflito entre os critérios, denotada por zona de conflito *ZC* pode ser determinada.

Seja T_1 o ponto de mínimo custo de inspeção, denotado por $C^*(T_1)$ e T_2 o ponto de mínimo *downtime*, denotado por $D^*(T_2)$. Caso $T_1 < T_2$, e como estas funções são convexas a zona de conflito é definida por $ZC = [T_1, T_2]$. Caso $T_2 < T_1$, a zona de conflito é definida por $ZC = [T_2, T_1]$.

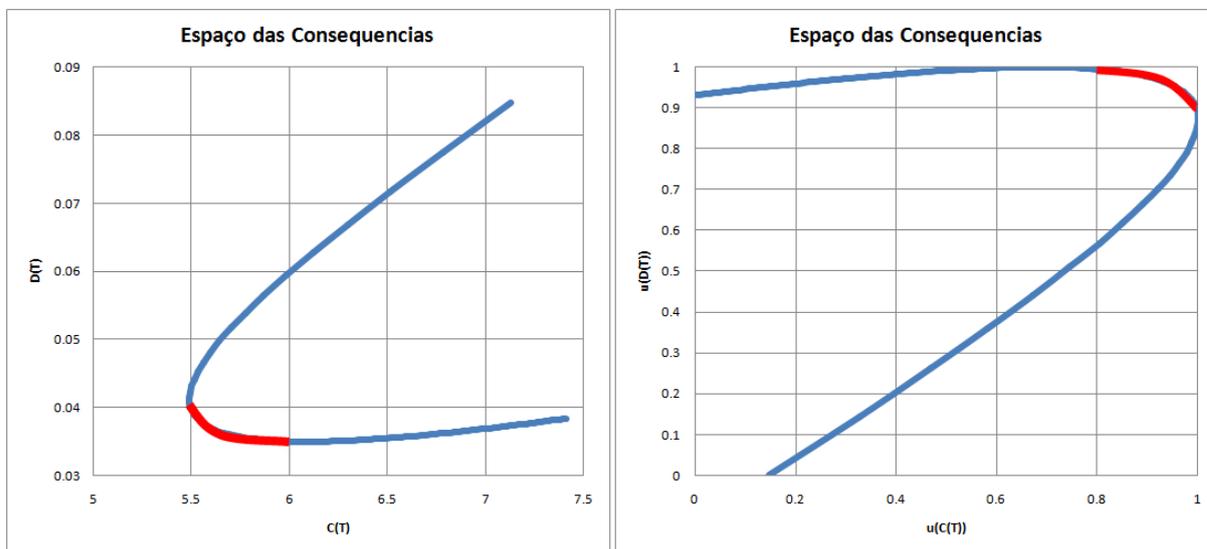


Figura 4.5 – Espaço de conseqüências no domínio das conseqüências (esquerda) e das utilidades (direita)

4.6 Independência em utilidade

Com o propósito de aplicar a teoria da utilidade multiatributo, de forma a satisfazer as hipóteses da teoria, é necessário checar a independência em utilidade do decisor entre os critérios considerados. Caso esta independência seja confirmada, a função utilidade multiatributo pode ser determinada de uma maneira mais simples, caso contrário a função utilidade será mais complexa matematicamente.

No caso do problema de decisão de escolha de intervalos de inspeção, a independência em utilidade entre os critérios custo e *downtime* significa que a utilidade unidimensional de um critério não muda para diferentes níveis de valores do outro critério.

Para visualizar o conceito, considera-se o espaço de conseqüências da Figura 4.6. Inicia-se com a avaliação das preferências do decisor referente à linha tracejada do nível $D_1(T)$, então obtém-se a função utilidade condicional $u(C(T)|D_1(T))$. Em seguida, realiza-se o mesmo procedimento para a linha tracejada do nível $D_2(T)$, para obter a função utilidade condicional $u(C(T)|D_2(T))$. Este processo deve ser repetido para diversos pontos de $D(T)$. Após todas as interações, pode-se concluir que o critério custo é independente em utilidade do critério *downtime*, quando preferências condicionais para loterias variando o custo e para um *downtime* fixo, não dependem do *downtime*.

Afirmar que a utilidade do custo é independente da utilidade do *downtime* não significa que a recíproca é verdadeira. Em algumas situações pode não ocorrer uma independência em utilidade mútua entre os critérios. Para se checar essa independência, repete-se o procedimento de forma equivalente ao critério anterior.

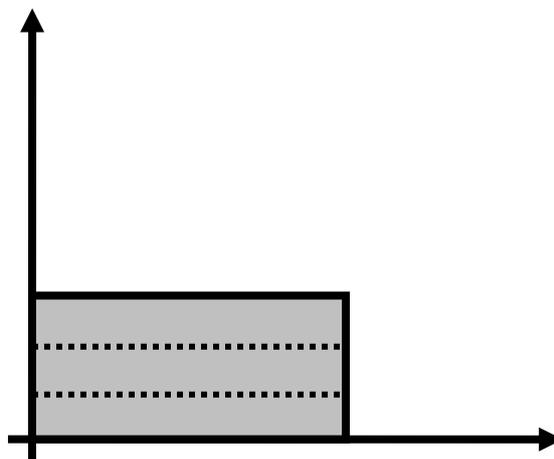


Figura 4.6 – Preferências para níveis de Custo determinando um nível de Downtime

Quando os atributos são independentes em utilidade entre si, a função utilidade $u(C(T), D(T))$ pode ser obtida por meio de duas funções utilidades condicionais e uma utilidade de uma consequência qualquer. Para isso utiliza-se a propriedade de que na independência em utilidade uma função utilidade é uma transformação linear da outra. Logo:

$$u(C(T), D(T)) = c_1(D(T)) + c_2(D(T))u(C(T), D^0(T))$$

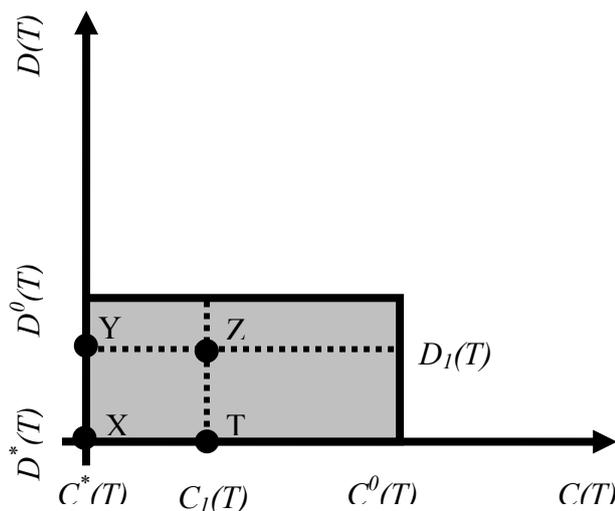


Figura 4.7 – Estimando a função $u(C(T), D(T))$ quando o custo e o downtime são independentes em utilidade

4.7 Independência aditiva

A independência aditiva entre $C(T)$ e $D(T)$ é verificada, se e somente se as loterias são indiferentes para todas as quantias de $C(T)$, $D(T)$ dando um específico $C(T)'$, $D(T)'$. Para verificar a independência aditiva seleciona-se um ponto $(C(T)', D(T)')$ e verifica-se se existe indiferença entre as loterias L_1 e L_2 para alguns pares.

Os critérios custo e *downtime* são aditivamente independentes se o decisor for indiferente entre as duas loterias representadas na Figura 4.8 para todo o espaço de conseqüências.

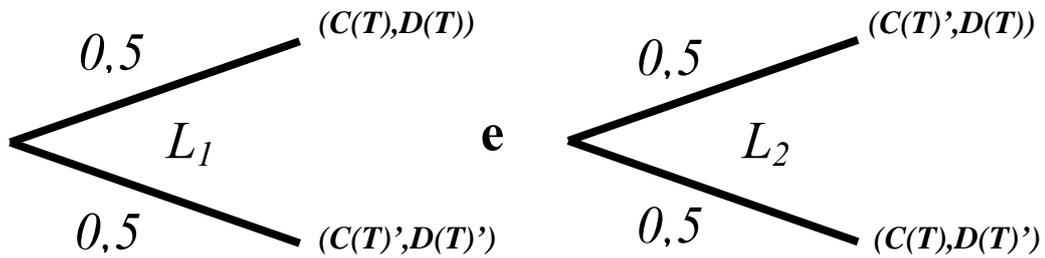


Figura 4.8 – Loterias para verificação de independência aditiva

Quando a independência aditiva for verificada, a função utilidade pode ser representada por uma função aditiva:

$$u(C(T), D(T)) = k_c u_c(C(T)) + k_d u_d(D(T)) \quad (4.4)$$

Onde:

$u(C(T), D(T))$ é normalizada por $u(C^0(T), D^0(T)) = 0$ e $u(C^*(T), D^*(T)) = 1$.

$u_c(C(T))$ é a função utilidade unidimensional do critério custo, normalizada por $u_c(C^0(T)) = 0$ e $u_c(C^*(T)) = 1$.

$u_d(D(T))$ é a função utilidade unidimensional do critério *downtime*, normalizada por $u_d(D^0(T)) = 0$ e $u_d(D^*(T)) = 1$.

4.8 Constantes de escala

As constantes de escala de uma função utilidade multiatributo possui duas informações agregadas, a importância relativa e a faixa de variação do critério. Muitas pessoas cometem o erro em assumir que as constantes de escala têm apenas o significado de importância relativa. Caso as escalas dos critérios sejam diferentes, pode-se estar beneficiando um critério devido ao fato de ele ter valores maiores na escala.

Para se obter os valores corretos das constantes de escala, inicia-se com a loteria da Figura 4.9.

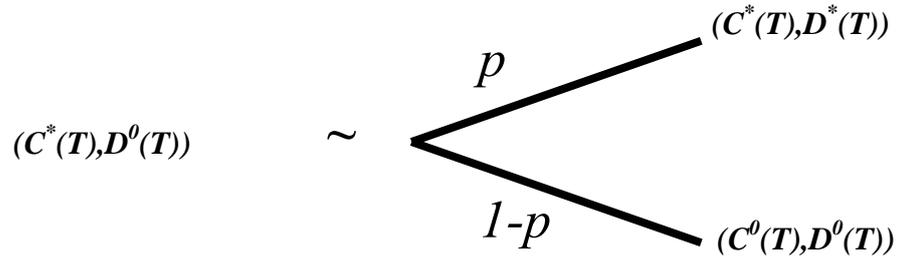


Figura 4.9 – Loteria para obtenção das constantes de escala

Partindo da probabilidade de indiferença obtida na loteria apresentada na Figura 4.9, pode-se denotar a loteria da seguinte forma:

$$(C^*(T), D^0(T)) \sim \langle (C^*(T), D^*(T)), p, (C^0(T), D^0(T)), 1-p \rangle \quad (4.5)$$

O conceito de indiferença implica na igualdade da utilidade do equivalente certo e a utilidade esperada da seguinte loteria:

$$u(C^*(T), D^0(T)) = p \cdot u(C^*(T), D^*(T)) + (1-p) \cdot u(C^0(T), D^0(T)) \quad (4.6)$$

Logo:

$$u(C^*(T), D^*(T)) = 1 \quad e \quad u(C^0(T), D^0(T)) = 0 \quad (4.7)$$

$$u(C^*(T), D^0(T)) = p \quad (4.8)$$

Assumindo a independência aditiva a função utilidade multiatributo tem a seguinte expressão:

$$u(C(T), D(T)) = k_c \cdot u_c(C(T)) + k_d \cdot u_d(D(T)) \quad (4.9)$$

Substituindo a $u(C^*(T), D^0(T)) = p$ na função utilidade multiatributo aditiva:

$$u(C^*(T), D^0(T)) = k_c \cdot u_c(C^*(T)) + k_d \cdot u_d(D^0(T)) = p \quad (4.10)$$

$$u_c(C^*(T)) = 1 \quad e \quad u_d(D^0(T)) = 0 \quad (4.11)$$

$$k_c = p \quad (4.12)$$

Para obtenção de k_d , pode-se proceder de forma análoga ou pela propriedade de complementaridade que $k_c + k_d = 1 \rightarrow k_d = 1 - k_c$.

Caso a independência aditiva não seja verificada uma função multilinear poderá ser utilizada:

$$u(C(T), D(T)) = k_c \cdot u_c(C(T)) + k_d \cdot u_d(D(T)) + k_{cd} \cdot u_c(C(T)) \cdot u_d(D(T)) \quad (4.13)$$

Para estimar as constantes de escala da função utilidade multiatributo multilinear, procede-se para a obtenção de k_c , de maneira análoga estima-se k_d . Pode-se calcular k_{cd} através da propriedade da complementaridade, $k_c + k_d + k_{cd} = 1$.

4.9 Estrutura do Modelo de decisão

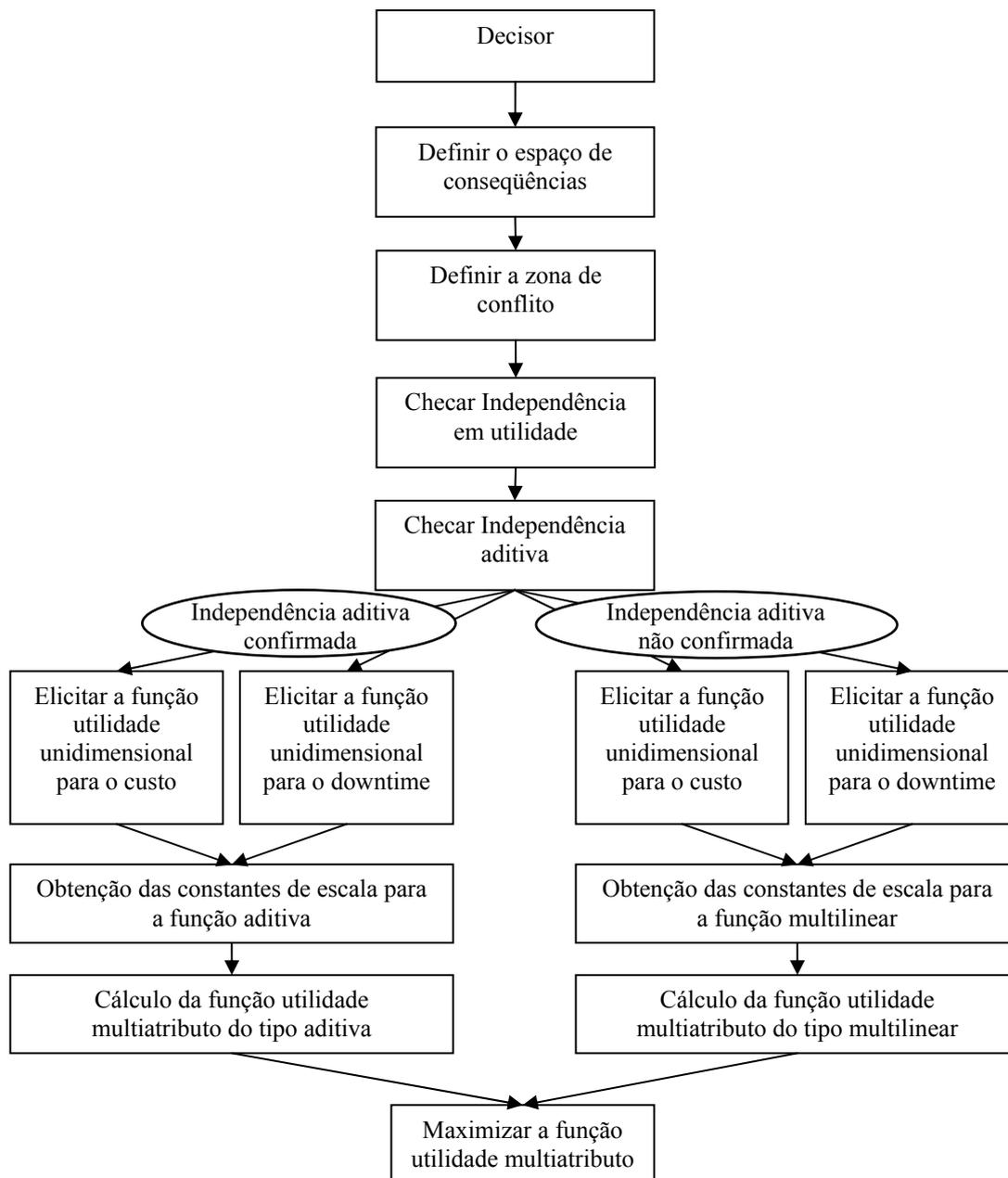


Figura 4.10 - Estrutura do Modelo de decisão

4.10 Aplicação numérica

Nesta seção, o modelo de decisão é ilustrado através de uma aplicação numérica seguida de uma análise de resultados para verificação da consistência do modelo para determinação de intervalos de inspeção preditiva.

Esta aplicação numérica é baseada nos dados do artigo de Christer & Waller (1984a), e os valores de custo foram simulados. Enquanto Christer & Waller (1984a) trataram da otimização do *downtime* isoladamente, esta aplicação numérica trata dos critérios custo e *downtime* simultaneamente. Nesta seção, busca-se fazer um comparativo do modelo proposto nesta tese com a aplicação numérica do conceito do *delay time* realizada por Christer & Waller (1984a).

Considere-se os seguintes parâmetros:

$$\lambda = 0.1 \text{ defeitos por hora}$$

$$C_F = R\$ 100,00$$

$$C_D = R\$ 20,00$$

$$C_I = R\$ 20,00$$

$$d = 0,35 \text{ horas}$$

$$d_f = 0,5 \text{ horas.}$$

$$\alpha = 0,05$$

A probabilidade de um equipamento falhar no intervalo de uma inspeção é dada pela função $b(T)$, que representa a probabilidade de surgir um defeito e evoluir para uma falha antes de uma inspeção. Para os parâmetros informados, o gráfico desta função pode ser visualizado na Figura 4.11. Esta função pode ser calculada com objetivo de auxiliar o decisor na fase de entendimento do problema. De certa forma, $b(T)$ representa o desempenho de uma política de inspeção em termos de chance ocorrência de falha entre inspeções.

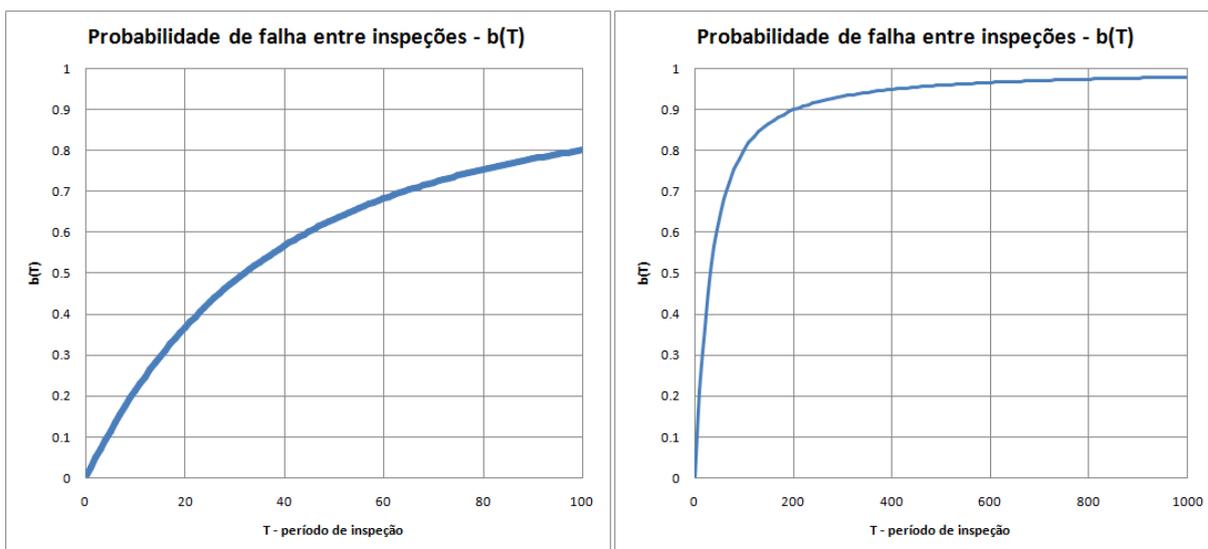


Figura 4.11 – Probabilidade de um equipamento falhar no intervalo entre inspeções

Prosseguindo na definição do espaço de conseqüências, utiliza-se a Equação 4.1 referente ao custo e a Equação 4.2 referente ao *downtime*. Com a aplicação destas equações, os seguintes pontos foram definidos:

$$C^*(T) = 5,48802$$

$$C^0(T) = 6,08711$$

$$D^*(T) = 0,03496$$

$$D^0(T) = 0,04179$$

Logo, a região viável do espaço de conseqüências para esta aplicação numérica pode ser visualizada através da Figura 4.12. Esta curva representa o *trade-off* entre os critérios, e o objetivo do decisor é encontrar uma solução de compromisso entre os critérios sobre esta curva. Percebe-se que o *trade-off* não é linear, ou seja, não existe uma constante de proporcionalidade que estabeleça a relação de compensação entre critérios. Este tipo de comportamento exige uma interpretação apropriada por parte do decisor na análise do que significa um bom desempenho de um critério e o respectivo impacto no outro critério. Na prática, busca-se avaliar o quanto o decisor está disposto a pagar para obter certo desempenho em termos de *downtime*.

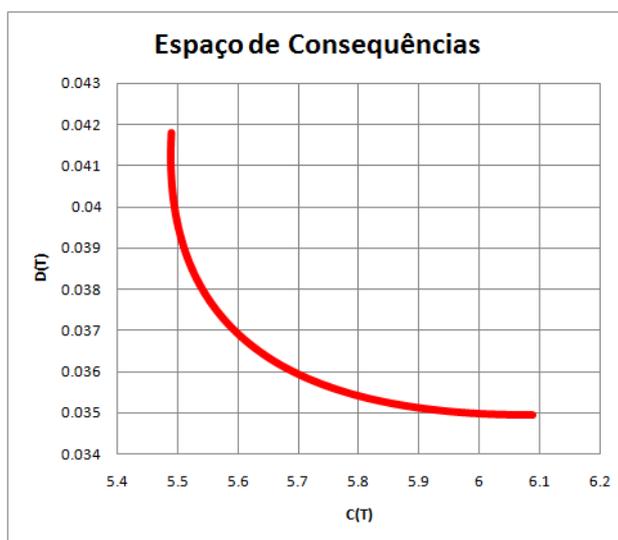


Figura 4.12 – Região viável do espaço de conseqüências

Por definição da teoria da utilidade multiatributo o espaço de conseqüências é denotado pela área segmentada pelos pontos X , Y , Z , W da Figura 4.13. Sendo Z a solução ideal (inviável) e Y a pior solução (inviável). X e W são os extremos da zona de conflito entre os critérios. Os pontos hipotéticos Z e Y são necessários para elicitação das funções utilidade e das constantes de escala da função utilidade multiatributo, verificação de independência em utilidade e independência aditiva.

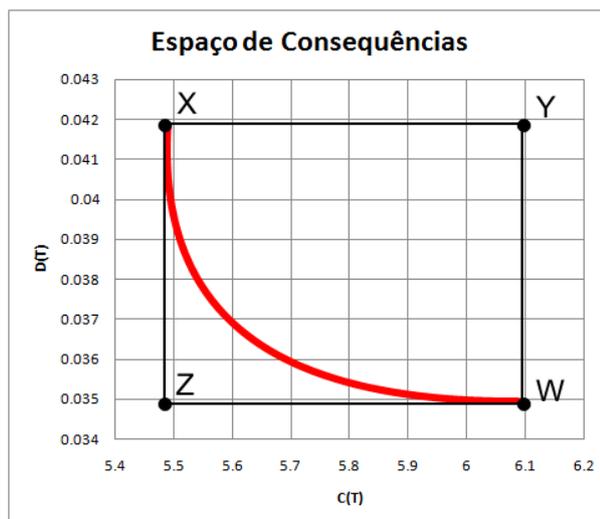


Figura 4.13 – Espaço de consequências

Por questões de simplicidade, pode-se assumir que os critérios custo e *downtime* são mutuamente independente em utilidade. Esta suposição parece ser confirmada em situações práticas, pois os critérios custo e *downtime* de uma forma geral podem não necessitar de uma avaliação específica de utilidade para determinados níveis de cada critério. Porém, se existir na empresa alguma estrutura de metas para os critérios e punições quando estas não são alcançadas, as funções utilidade podem assumir uma complexidade matemática maior para incorporar estas situações.

A independência aditiva pode ser assumida quando a perda em um critério é compensada pelo ganho em outro e não há um ganho global quando as alternativas são equilibradas, ou seja, o produto dos dois critérios não representa ganho na função utilidade global. Quando esta independência não é verificada, um modelo multilinear pode ser aplicado, que significa que o ganho equilibrado nos critérios vale mais do que ganhos desequilibrados equivalentes em utilidade.

Com o propósito de abrangência dos tipos possíveis de perfis de decisor que podem ser tratados com o uso da modelagem proposta nesta tese, define-se dois tipos de comportamento em relação ao risco para cada critério: propensão e neutralidade ao risco.

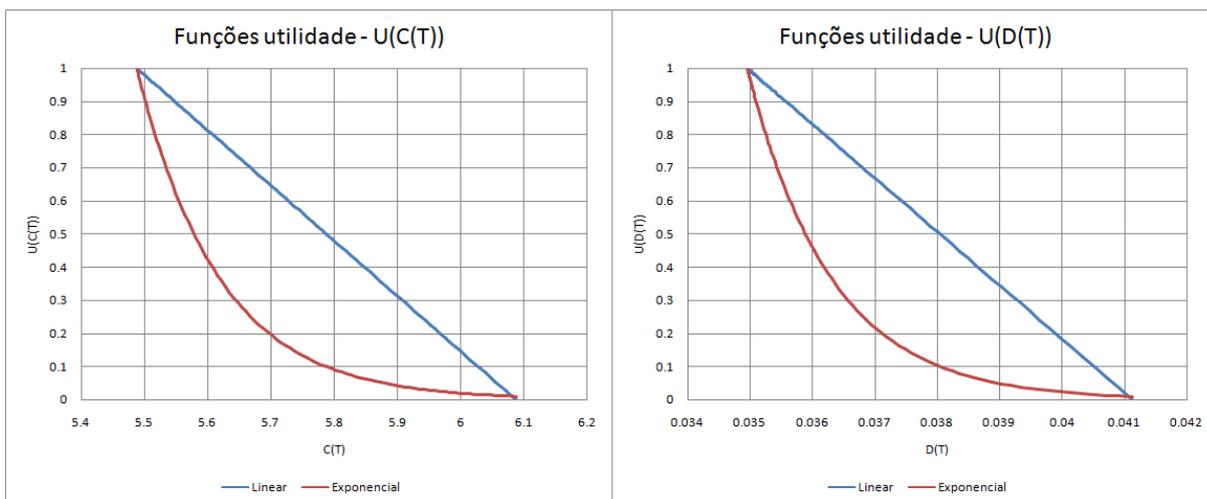


Figura 4.14 – Funções utilidade para o custo e downtime

A propensão ao risco é representada pela função exponencial:

$$u(C(T)) = \exp\left(\frac{C(T) - C^*(T)}{C^0(T) - C^*(T)} \cdot \ln(0,01)\right) \tag{4.14}$$

$$u(D(T)) = \exp\left(\frac{D(T) - D^*(T)}{D^0(T) - D^*(T)} \cdot \ln(0,01)\right) \tag{4.15}$$

A neutralidade ao risco é representada pela função linear:

$$u(C(T)) = \frac{C(T) - C^0(T)}{C^*(T) - C^0(T)} \tag{4.16}$$

$$u(D(T)) = \frac{D(T) - D^0(T)}{D^*(T) - D^0(T)} \tag{4.17}$$

A combinação desses dois tipos de perfis para cada critério resulta em quatro perfis para o comportamento do decisor em relação ao risco:

- Perfil 1: Neutro ao risco para $C(T)$ e $D(T)$.
- Perfil 2: Propenso ao risco para $C(T)$ e $D(T)$;
- Perfil 3: Neutro ao risco para $C(T)$ e propenso ao risco para $D(T)$;
- Perfil 4: Propenso ao risco para $C(T)$ e neutro ao risco para $D(T)$;

Considerando estes quatro perfis o *trade-off* no domínio das utilidades seria representado pelas curvas da Figura 4.15.

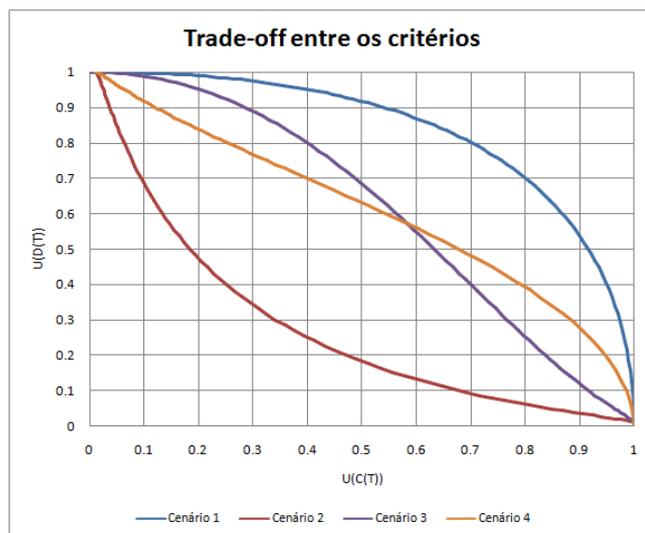


Figura 4.15 – Trade-off entre o custo e downtime

Para obtenção da constante de escala o decisor deve informar o valor da probabilidade p em que ele fica indiferente entre a loteria e o equivalente certo da Figura 4.16. Nesta aplicação numérica, considera-se que o decisor apresenta indiferença para o valor de $p = 0,50$. Desta forma, os valores das constantes de escala são $k_c = 0,50$ e $k_d = 0,50$.

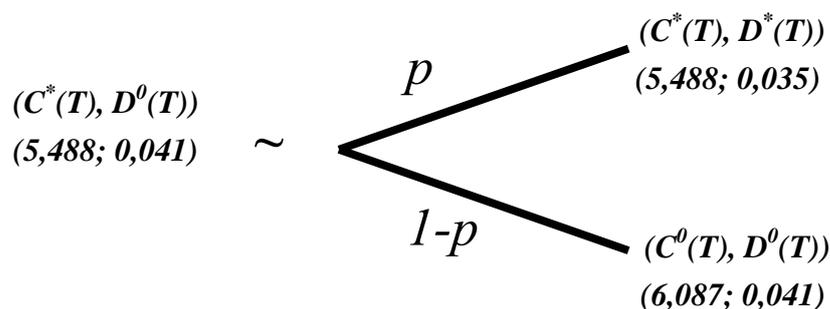


Figura 4.16 – Loteria para estimação das constantes de escala

Aplicando a função utilidade multiatributo aditiva para os quatro cenários tem-se o resultado na Figura 4.17.

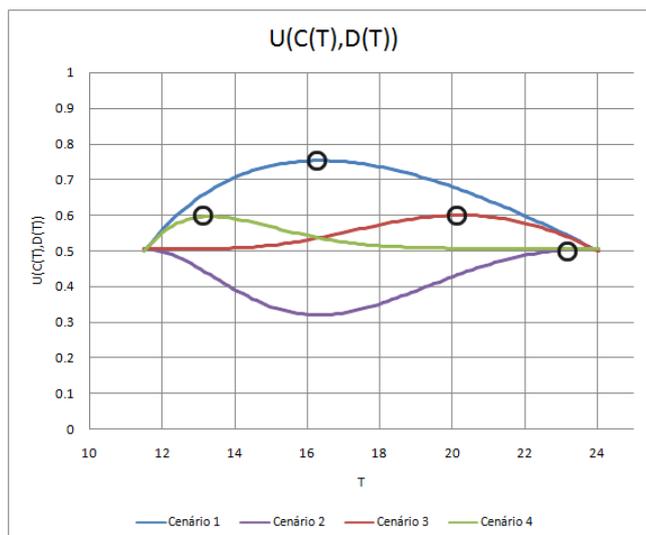


Figura 4.17 – Utilidade multiatributo dos intervalos de inspeção

As soluções do modelo para cada critério são:

- Perfil 1: $T = 16,3$.
- Perfil 2: $T = 23,8$;
- Perfil 3: $T = 20,3$;
- Perfil 4: $T = 13,3$;

Dependendo da conveniência, o conjunto das alternativas pode ser considerado discreto, onde os intervalos de tempo para consideração poderiam ser tempos pré-estabelecidos e de acordo com tempos que a empresa julgue viável fazer inspeção, por exemplo, uma base semanal, quinzenal ou mensal poderia ser utilizada.

Assumindo a função utilidade aditiva e que o decisor fica indiferente para o valor de $p = 0,30$ na loteria da Figura 4.17 estimação das constantes de escala e que as funções utilidades unidimensionais são lineares. Desta forma os valores das constantes de escala são $k_c = 0,30$ e $k_d = 0,70$.

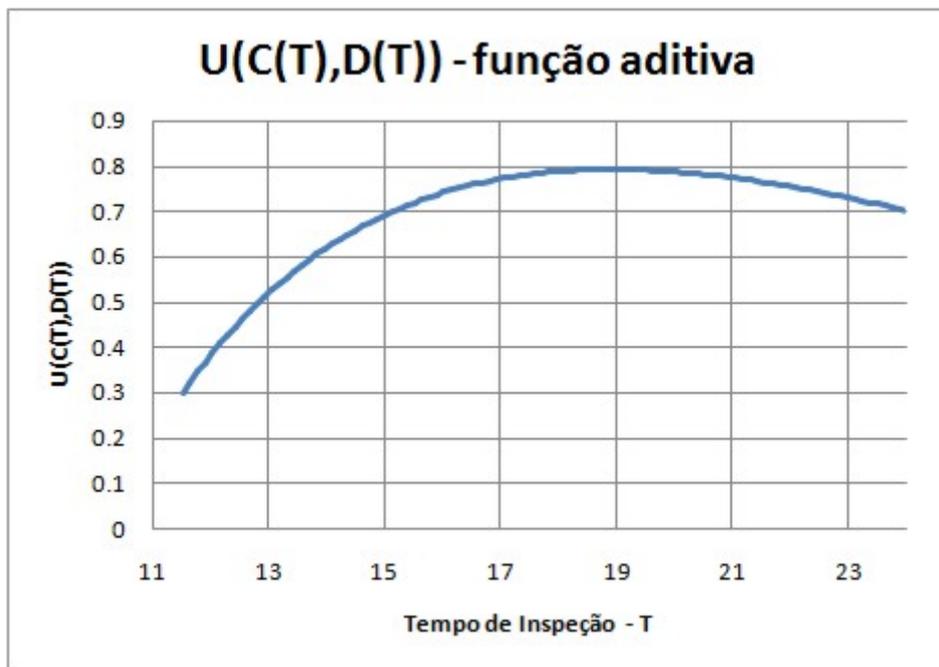


Figura 4.18 – Função utilidade $U(C(T),D(T))$

Na Figura 4.18 é exibido a utilidade dos intervalos de inspeção, e o ponto de maior utilidade é o ponto recomendado. Neste caso o tempo de inspeção de maior utilidade é 18,9.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

5.1 Considerações Finais

A modelagem da manutenção preditiva e monitoramento é uma ferramenta que pode proporcionar diversos benefícios à área de gestão da manutenção. Por se tratar de uma abordagem científica fundamentada no desenvolvimento de modelos matemáticos, a modelagem proporciona um aprendizado de problemas complexos de manutenção.

A revisão bibliográfica permitiu uma compreensão do estado da arte da temática envolvida e uma discussão sobre os principais elementos conceituais do trabalho. Nesta revisão verificaram-se a relevância do tema da tese, assim como diversas oportunidades de desenvolvimento para a área de modelagem de manutenção.

Em sistemas de produção de bens diversas plantas possuem itens que devem ser monitorados continuamente com intuito de permitir um maior controle sobre a saúde dos equipamentos e as conseqüências das falhas justificam um alto investimento em técnicas preditivas. As técnicas de diagnóstico têm um caráter empírico e em muitas situações podem conduzir a falsos alarmes. Esse caráter empírico se verifica por causa de características particulares que cada problema possui. Devido a este caráter empírico, as metodologias se desenvolvem em contextos cada vez mais específicos e necessitam se basear em dados para validação. Tais tipos de modelos possuem limitações de aplicabilidade. De certa forma, o empirismo é uma característica intrínseca do problema de manutenção preditiva. Em muitas situações padrões conservadores são utilizados por não se ter um conhecimento preciso de como a variável monitorada terá impacto no surgimento de falhas.

Diante disto, um modelo de diagnóstico de defeito de engrenagens e um modelo multicritério para determinação do tempo de inspeção preditiva são as duas principais contribuições deste trabalho. O trabalho mostrou a utilização de modelos adequados para abordagem de problemas de manutenção preditiva que tem sido uma das grandes demandas das estruturas de manutenção em organizações que lidam com significativas quantias na exigência de disponibilidade de seus sistemas.

Verificou-se uma lacuna existente na literatura na modelagem multicritério de intervalos de inspeção. Deste modo, o modelo multicritério proposto visou responder a essa necessidade baseado em na teoria da utilidade multiatributo que possui uma estrutura axiomática sólida e permite tratar o conflito entre o custo e o *downtime* esperados de uma política de inspeção.

5.2 Sugestões para Futuros Trabalhos

Como sugestões para trabalhos futuros pode-se recomendar:

- O desenvolvimento de um Sistema de Apoio a Decisão para tratar das questões cognitivas dos gerentes de manutenção e facilitar a tomada de decisão por meio de uma ferramenta computacional que possa simular os modelos propostos.
- O desenvolvimento de modelagem de decisão em grupo para a manutenção preditiva, principalmente quando existem vários especialistas envolvidos no processo de diagnóstico e prognóstico
- A utilização de outros métodos de apoio multicritério a decisão, para atender a estrutura de preferências não compensatórias.
- A utilização de métodos que permitam tratar a imprecisão nas constantes de escala;
- O desenvolvimento de modelos de avaliação de desempenho de técnicas de monitoramento;
- O desenvolvimento de questionários para elicitación do *delay time*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALMEIDA, A. T. (2001) Multicriteria Decision Making on Maintenance: Spares and Contracts Planning. *European Journal of Operational Research*, Holanda, v. 129, n. 2, p. 235-241. doi:10.1016/S0377-2217(00)00220-4.
- ALMEIDA, A. T. (2001) Repair Contract Decision Model Trough Additive Utility Function. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, Londres, v. 7, n. 1, p. 42-48. doi: 10.1108/13552510110386883.
- ALMEIDA, A. T. (2002) Multicriteria Modelling For Repair Contract Problem Based On Utility Function And Electre I Method. *IMA Journal of Management Mathematics*, Inglaterra, v. 13, n. 1, p. 29-37. doi: 10.1093/imaman/13.1.29.
- ALMEIDA, A. T. (2005) Modelagem Multicritério para Seleção de Intervalos de Manutenção Preventiva Baseada na Teoria da Utilidade Multiatributo. *Pesquisa Operacional*, v. 25, n. 1, p. 69-81. doi: 10.1590/S0101-74382005000100005.
- ALMEIDA, A. T.; CAVALCANTE, C. A. V. (2004) Multicriteria Decision Approaches For Selection Of Preventive Maintenance Intervals. *5th IMA International Conference on Industrial Maintenance and Reliability*, 2004, Salford. Sponsored by The Institute of Mathematics And Its Applications. p. 1-5.
- ALMEIDA, A. T.; COSTA, P. C. S. (2003) *Aplicações com Métodos Multicritério de Apoio a Decisão*, Recife: Ed Universitária, UFPE.
- ALMEIDA, A. T.; SOUZA, F. C. M. (2001) *Gestão da manutenção na direção da Competitividade*. Recife, Editora Universitária.
- ANDRADE, F. A., ESAT, I.; BADI, M. N. (2001) A new approach to time-domain vibration condition monitoring: gear tooth fatigue crack detection and identification by kolmogorov-smirnov test. *Journal of Sound and Vibration*, 240 (5), pp. 909-919.
- BAKER, R. D.; SCARF P. A.; WANG, W. (1997). A delay-time model for repairable machinery: maximum likelihood estimation of optimum inspection intervals. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry* 8: 83-92.
- BANA E COSTA, C. (1988) Introdução Geral à Abordagens Multicritério de Apoio à Tomada de Decisão. *Investigação Operacional*, v.8, n.1, pp.117-139.
- BARLOW, R. E.; PROSCHAN, F. *Mathematical Theory of Reliability*, John Wiley & Sons, 1965
- BAYDAR, N.; BALL, A. (2003) Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17 (4), pp. 787-804.

- BAYDAR, N., BALL, A.; PAYNE, B. (2002) Detection of incipient gear failures using statistical techniques. *IMA Journal of Management Mathematics*, 13 (1), pp. 71-79.
- BAYDAR, N., CHEN, Q., BALL, A.; KRUGER, U. (2001) Detection of incipient tooth defect in helical gears using multivariate statistics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 15 (5), pp. 303-321.
- BELSAK, A.,; FLASKER, J. (2007) Detecting cracks in the tooth root of gears. *Engineering Failure Analysis*, 14 (8), pp. 1466–1475.
- BELTON, V.; STEWART, T. J. (2002) *Multiple Criteria Decision Analysis – an Integrated Approach*, kluwer Academic Publishers, London.
- BERGER, J. O. (1985) *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*. Springer-Verlag.
- BOULAHBAL, D.; GOLNARAGHI, M. F.; ISMAIL, F. (1999) Amplitude and phase wavelet maps for the detection of cracks in geared systems. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 13 (3), pp. 423-436.
- CAVALCANTE, C. A. V.; ALMEIDA, A. T. (2005) Modelo Multicritério de Apoio a Decisão para o Planejamento de Manutenção Preventiva Utilizando PROMETHEE II em Situações de Incerteza. *Pesquisa Operacional*, v. 25, n. 2, p.279-296. doi: 10.1590/S0101-74382005000200007.
- CAVALCANTE, C. A. V.; ALMEIDA, A. T. (2007) A Multicriteria Decision Aiding Model Using PROMETHEE III for Preventive Maintenance Planning Under Uncertain Conditions. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, v. 13, p. 385-397. doi: 10.1108/13552510710829470
- CAVALCANTE, C. A. V.; FERREIRA, R. J. P.; ALMEIDA, A. T. (2008) A preventive maintenance decision model based on multicriteria method PROMETHEE II integrated with Bayesian approach. *IMA Journal of Management Mathematics*, v. 19, p. 1-13. doi: 10.1093/imaman/dpn017.
- CHATFIELD, C.; COLLINS, A. J. (1980) *Introduction to multivariate analysis*. London: Chapman and Hall.
- CHEN, D.; WANG, W. J. (2002). Classification of wavelet map patterns using multi-layer neural networks for gear fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 16 (4), pp. 695-704.
- CHRISTER, A. H. (1982) Modelling Inspection Policies for Building Maintenance. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 33, No. 8, pp. 723-732.

- CHRISTER, A. H. (1987) Delay-Time Model of Reliability of Equipment Subject to Inspection Monitoring. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 38, No. 4, pp. 329-334.
- CHRISTER, A. H. (1999) Developments in delay time analysis for modelling plant maintenance. *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 50, pp 1120-1137.
- CHRISTER, A. H.; WALLER; W. M. (1984a) Delay Time Models of Industrial Inspection Maintenance Problems. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 35, No. 5, pp. 401-406.
- CHRISTER, A. H.; WALLER; W. M. (1984b) Reducing Production Downtime Using Delay-Time Analysis. *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 35, No. 6, pp. 499-512.
- CHRISTER, A. H.; REDMOND, D. F. (1990) A Recent Mathematical Development in Maintenance Theory. *IMA Journal of Mathematics Applied in Business & Industry*, 2, 97-108.
- CHRISTER, A. H.; WANG; W. (1992) A model of condition monitoring of a production plant. *International Journal of Production Research*, 30, 9, 2199-2211.
- CHRISTER, A. H.; WANG; W. (1995) A simple condition monitoring model for a direct monitoring process. *European Journal of Operational Research*, 82, 258-269.
- CLÍMACO, J. N.; ANTUNES, C. H.; ALVES M. J. G. (2003) *Programação Linear Multiobjectivo: do modelo de programação linear multiobjectivo à consideração explícita de várias funções objectivo*. Imprensa da Universidade de Coimbra.
- COMBET, F.; GELMAN, L. (2007) An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (6), pp. 2590–2606.
- DALPIAZ, G.; RIVOLA, A. (1997) Condition monitoring and diagnostics in automatic machines: comparison of vibration analysis techniques. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11 (1), pp. 53-73.
- DALPIAZ, G.; RIVOLA, A.; RUBINI, R. (2000) Effectiveness and sensitivity of vibration processing techniques for local fault detection in gears. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14 (3), pp. 387-412.
- DEKKER, R.; SCARF, P. A. (1998) On the impact of optimization models in maintenance decision making: the state of the art. *Reliability Engineering & System Safety*. Vol. 60, N. 2 pp. 111-119.

- EN 13306:2001. (2001) *Maintenance Terminology. European Standard*. CEN (European Committee for Standardization), Brussels.
- FAN, X.; ZUO, M. J. (2006) Gearbox fault detection using Hilbert and wavelet packet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 (4), pp. 966-982.
- FELDMAN, M. (1997) Non-linear free vibration identification via the hilbert transform. *Journal of Sound and Vibration*, 208 (3), pp. 475-489.
- GOLDMAN, S. (1999) *Vibration Spectrum Analysis: A Practical Approach*, Industrial Press, New York.
- GOMES, L. F. A. M.; GOMES, C. F. S.; ALMEIDA, A.T. *Tomada de Decisão Gerencial um Enfoque Multicritério*. São Paulo, Editora Atlas, 2002.
- HALIM, E. B., CHOUDHURY, M. A., SHAH, S. L.; ZUO, M. J. (2008) Time domain averaging across all scales: A novel method for detection of gearbox faults. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22 (2), pp. 261–278.
- HALIM, E. B.; SHAH, S. L.; ZUO, M. J.; CHOUDHURY, M. A. (2006). Fault Detection of Gearbox from Vibration Signals using Time-Frequency Domain Averaging. *American Control Conference*, 14-16.
- HE, Q.; FENG, Z.; KONG, F. (2007) Detection of signal transients using independent component analysis and its application in gearbox condition monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (5), pp. 2056–2071.
- HE, Q.; KONG, F.; YAN, R. (2007) Subspace-based gearbox condition monitoring by kernel principal component analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (4), pp. 1755–1772.
- HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. (2005) *Introduction to Operations Research*, 8 ed, McGraw-Hill.
- JAFARIZADEH, M. A.; HASSANNEJAD, R.; ETTEFAGH, M. M.; CHITSAZ, S. (2008). Asynchronous input gear damage diagnosis using time averaging and wavelet filtering. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22 (1), pp. 172–201.
- JARDINE, A. K. S. (1973) *Maintenance, Replacement and Reliability*, New York, John Wiley.
- JARDINE, A. K. S.; HASSOUNAH, M. I. (1990) An Optimal Vehicle-Fleet Inspection Schedule, *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 41, No. 9, pp. 791-799.

- JARDINE, A. K. S.; LIN, D.; BANJEVIC, D. (2006) A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 (7), pp. 1483-1510.
- JIANG, J. D.; CHEN, J.; QU, L. S. (1999) The application of correlation dimension in gearbox condition monitoring. *Journal of Sound and Vibration*, 223 (4), pp. 529-541.
- KAR, C.; MOHANTY, A. R. (2006a) Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20 (1), pp. 158-187.
- KAR, C.; MOHANTY, A. R. (2006b) Multistage gearbox condition monitoring using motor current signature analysis and Kolmogorov–Smirnov test. *Journal of Sound and Vibration*, 290 (1-2), pp. 337-368.
- KAR, C.; MOHANTY, A. (2008). Vibration and current transient monitoring for gearbox fault detection using multiresolution Fourier transform. *Journal of Sound and Vibration*, 311 (1-2), pp. 109-132.
- KEENEY, R. L.; RAIFFA, H. (1976) *Decision with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-offs*, John Wiley & Sons.
- LI, C. J.; LIMMER, J. D. (2000) Model-based condition index for tracking gear wear and fatigue damage. *Wear*, 241 (1), pp. 26-32.
- LI, Z.; HE, Z.; ZI, Y.; JIANG, H. (2008) Rotating machinery fault diagnosis using signal-adapted lifting scheme. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22 (3), pp. 542–556.
- LIN, J.; QU, L. (2000) Feature extraction based on morlet wavelet and its application for mechanical fault diagnosis. *Journal of Sound and Vibration*, 234 (1), pp. 135-148.
- LIN, J.; ZUO, M. J. (2003) Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17 (6), pp. 1259-1269.
- LIN, J.; ZUO, M. J. (2004) Extraction of periodic components for gearbox diagnosis combining wavelet filtering and cyclostationary analysis. *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME*, 126 (3), pp. 449-451.
- LIU, B.; MAKIS, V. (2007) Gearbox failure diagnosis based on vector autoregressive modelling of vibration data and dynamic principal component analysis. *IMA Journal of Management Mathematics*, 19 (1), pp. 39-50.
- LUO, G. Y.; OSYPIW, D.; IRLE, M. (2002). Vibration modelling with fast Gaussian wavelet algorithm. *Advances in Engineering Software*, 33 (4), pp. 191-197.

- MAKIS, V.; JARDINE, A. K. S. (1992) Optimal Replacement in the Proportional Hazards Model. *INFOR*. Vol. 30, N 2 pp. 172
- MARQUEZ, A. C.; GUPTA, J.N.D. (2006) Contemporary maintenance management: process, framework and supporting pillars, *Omega* 34 313 – 326
- MARTIN, H.; WANG, W.; SHARPLES, S. (2007) *Tony: An incredible man*. Salford: A liber amicorum, University of Salford.
- MCFADDEN, P. D. (2000) Detection of gear faults by decomposition of matched differences of vibration signals. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 14 (5), pp. 805-817.
- MIAO, Q.; MAKIS, V. (2005) An application of the modulus maxima distribution in machinery condition monitoring. *Journal of Quality in Maintenance Engineering* , 11 (4), pp. 375-387.
- MIAO, Q.; MAKIS, V. (2007) Condition monitoring and classification of rotating machinery using wavelets and hidden Markov models. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 21 (2), pp. 840-855.
- MITCHELL, J. S. (1999) The History of Condition Monitoring and Condition Based Maintenance. *Sound and Vibration*, 33 (11), pp.
- MOUBRAY, J.,(1994) *Reliability-Centered Maintenance*, Butterworth Heinemann, Oxford.
- NIEBEL, B. W. (1994) *Engineering Maintenance Management (Industrial Engineering)*, CRC; 2 ed.
- O'CONNOR, P. D. T. (1985) *Practical Reliability Engineering*. John Wiley & Sons.
- OEHLMANN, H.; BRIE, D.; TOMCZAK, M.; RICHARD, A. (1997) A method for analysing gearbox faults using time-frequency representations. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 11 (4), pp. 529-545.
- PARKER JR, B. E., WARE, H. A., WIPF, D. P., TOMPKINS, W. R., CLARK, B. R., LARSON, E. C., *et al.* (2000). Fault diagnostics using statistical change detection in the bispectral domain. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 14 (4), pp. 561-570.
- PAYA, B. A.; ESAT, I. I. (1997) Artificial neural network based fault diagnostics of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11 (5), pp. 751-765.
- PENG, Z. K.; CHU, F. L. (2004) Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18 (2), pp. 199-221.

- RAIFFA, H. (1970) *Decision Analysis*. Addison-Wesley.
- RAFIEE, J.; ARVANI, F.; HARIFI, A.; SADEGHI, M. H. (2007) Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (4), pp. 1746–1754.
- RATHBONE, T. C. (1939) *Vibration Tolerances, Power Plant Engineering*.
- REEVES, C. W. (1998). *The Vibration Monitoring Handbook*. Coxmoor Publishing Company.
- ROAN, M. J.; ERLING, J. G.; SIBUL, L. H. (2002). A new, non-linear, adaptive, blind source separation approach to gear tooth failure detection and analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 16 (5), pp. 719-740.
- ROY, B. (1996) *Multicriteria Methodology Goes Decision Aiding*. Kluwer Academic Publishers
- SAMANTA, B. (2004) Artificial neural networks and genetic algorithms for gear fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18 (5), pp. 1273-1282.
- SANZ, J.; PERERA, R.; HUERTA, C. (2007) Fault diagnosis of rotating machinery based on auto-associative neural networks and wavelet transforms. *Journal of Sound and Vibration*, 302 (4-5), pp. 981–999.
- SCARF, P. A. (1997) On the application of mathematical models in maintenance. *European Journal of Operational Research*, 99, 493-506.
- SCARF, P. A. (2007) A Framework for Condition Monitoring and Condition Based Maintenance. *Quality Technology & Quantitative Management*. Vol. 4, No. 2, pp. 301-312.
- SKF - Basic condition monitoring. Products - Portable instruments Disponível em: <<http://www.skf.com/portal/skf/home/products?contentId=266162&lang=en>>. Acesso em: 26 jun. 2008.
- SLACK, N.; CHAMBERS, S.; HARLAND, C.; HARRISON, A.; JOHNSON, R. (1995) *Administração da Produção*, Atlas.
- SMITH, C.; AKUJUOBI, C. M.; HAMORY, P.; KLOESEL, K. (2007). An approach to vibration analysis using wavelets in an application of aircraft health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (3), pp. 1255-1272.
- SOUZA, F. C. M. (2002) *Decisões Racionais em situações de Incerteza*, Editora Universitária.

- STASZEWSKI, W. J.; TOMLINSON, G. R. (1997). Local tooth fault detection in gearboxes using a moving window procedure. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11 (3), pp. 331-350.
- STASZEWSKI, W. J.; WORDEN, K.; TOMLINSON, G. R. (1997). Time-frequency analysis in gearbox fault detection using the wigner-ville distribution and pattern recognition. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11 (5), pp. 673-692.
- TUMER, I. Y.; HUFF, E. M. (2003). Analysis of Triaxial Vibration Data for Health Monitoring of Helicopter Gearboxes. *Journal of Vibration and Acoustics, Transactions of the ASME* , 125 (1), pp. 120-128.
- TURBAN, E. (1967). The use of mathematical models in plant maintenance decision-making. *Management Science*, 13, 6: B342-B358.
- VINCKE, P. (1992) *Multicriteria decision-aid*. John Wiley & Sons, Bruxelles
- VLOK, P. J.; COETZEE, J. L.; BANJEVIC, D.; JARDINE, A. K. S.; MAKIS, V. (2002). Optimal component replacement decisions using vibration monitoring and the proportional hazards model. *Journal of the Operational Research Society*, 53, 193-202.
- WANG, W. (2000) A model to determine the optimal critical level and the monitoring intervals in condition-based maintenance, *International Journal of Production Research*, 38 (6) 1425-1436.
- WANG, W. (2002). A model to predict the residual life of rolling element bearings given monitoring condition information to date. *I.M.A. Journal of Management Mathematics*, 13, 3-16.
- WANG, W. (2003), Modelling condition monitoring intervals: a hybrid of simulation and analytical approaches. *Journal of the Operational Research Society*, 54, 273-282.
- WANG, W.; CHRISTER, A. H. (2000) Towards a general condition based maintenance model for a stochastic dynamic system, *Journal of the Operational Research Society*, 51, 145-155.
- WANG, W.; SCARF, P. A.; SMITH, M. A. J. (2000) On the application of a model of condition based maintenance. *Journal of the Operational Research Society*, 51, 1218-1227.
- WANG, W.; ZHANG, W. (2005). A Model To Predict the Residual Life of Aircraft Engines Based upon Oil Analysis Data. *Naval Research Logistics* , 52 (3), pp. 276 - 284.
- WANG, W. J.; MCFADDEN, P. D. (1995). Application of orthogonal wavelets to early gear damage detection. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 9 (5), pp. 497-507.

- WANG, W. J.; MCFADDEN, P. D. (1996). Application of wavelets to gearbox vibration signals for fault detection. *Journal of Sound and Vibration* , 192 (5), pp. 927-939.
- WANG, W. J.; MCFADDEN, P. D. (1993a). Early detection of gear failure by vibration analysis - I. Calculation of the time-frequency distribution. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 7 (3), pp. 193-203.
- WANG, W. J.; MCFADDEN, P. D. (1993b). Early detection of gear failure by vibration analysis - II. Interpretation of the time-frequency distribution using image processing techniques. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 7 (3), pp. 205-215.
- WANG, W. Q.; ISMAIL, F.; GOLNARAGHI, F. M. (2001). Assessment of gear damage monitoring techniques using vibration measurements. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 15 (5), pp. 905-922.
- YAM, R. C. M.; TSE, P. W.; LI, L.; TU P.(2001) Intelligent Predictive Decision Support System for Condition-Based Maintenance, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 17, 383–391.
- YEN, G. G.; LEONG, W. F. (2006). Fault classification on vibration data with wavelet based feature selection scheme. *ISA Transactions* , 45 (2), pp. 141-151.
- YEN, G. G.; LIN, K. C. (2000). Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring. *IEEE Transactions on industrial electronics*, 47 (3), pp. 650-667.
- ZHAN, Y. M.; JARDINE, A. K. (2005) Adaptive autoregressive modeling of non-stationary vibration signals under distinct gear states. Part 1: modeling. *Journal of Sound and Vibration* , 286 (3), pp. 429-450.
- ZHAN, Y.; MAKIS, V. (2006) A robust diagnostic model for gearboxes subject to vibration monitoring. *Journal of Sound and Vibration*, 290 (3-5), pp. 928-955.
- ZHAN, Y.; MECHEFSKE, C. K. (2007a) Robust detection of gearbox deterioration using compromised autoregressive modeling and Kolmogorov–Smirnov test statistic - Part I: Compromised autoregressive modeling with the aid of hypothesis tests and simulation analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21 (5), pp. 1953–1982.
- ZHAN, Y.; MECHEFSKE, C. K. (2007b) Robust detection of gearbox deterioration using compromised autoregressive modeling and Kolmogorov–Smirnov test statistic - Part II: Experiment and application. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 21 (5), pp. 1983–2011.
- ZHAN, Y.; MAKIS, V.; JARDINE, A. K. (2003). Adaptive model for vibration monitoring of rotating machinery subject to random deterioration. *Journal of Quality in Maintenance Engineering* , 9 (4), pp. 351-375.

ZHAN, Y.; MAKIS, V.; JARDINE, A. K. (2006). Adaptive state detection of gearboxes under varying load conditions based on parametric modelling. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 20 (1), pp. 188-221.

ZHENG, H.; LI, Z.; CHEN, X. (2002). Gear fault diagnosis based on continuous wavelet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing* , 16 (2-3), pp. 447-457.

ANEXO I

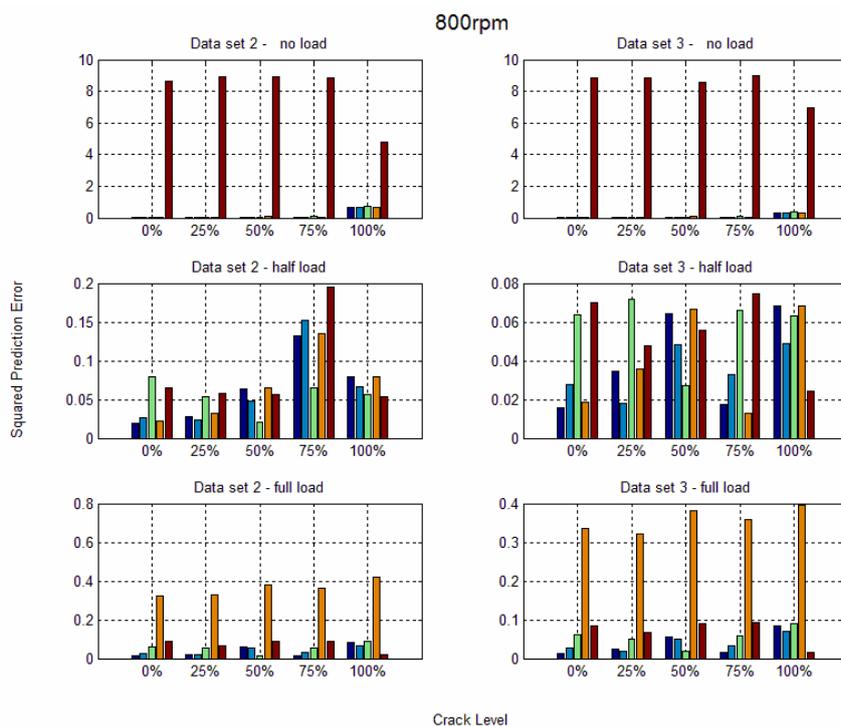


Figura A. 1 – SPE-TDAS (800 rpm)

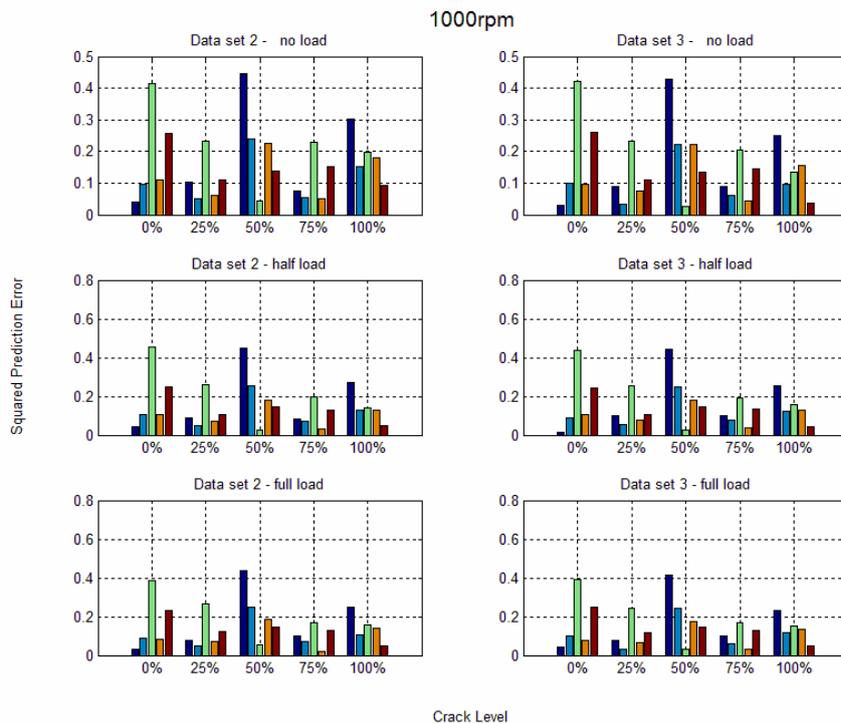


Figura A. 2 – SPE-TDAS (1000 rpm)

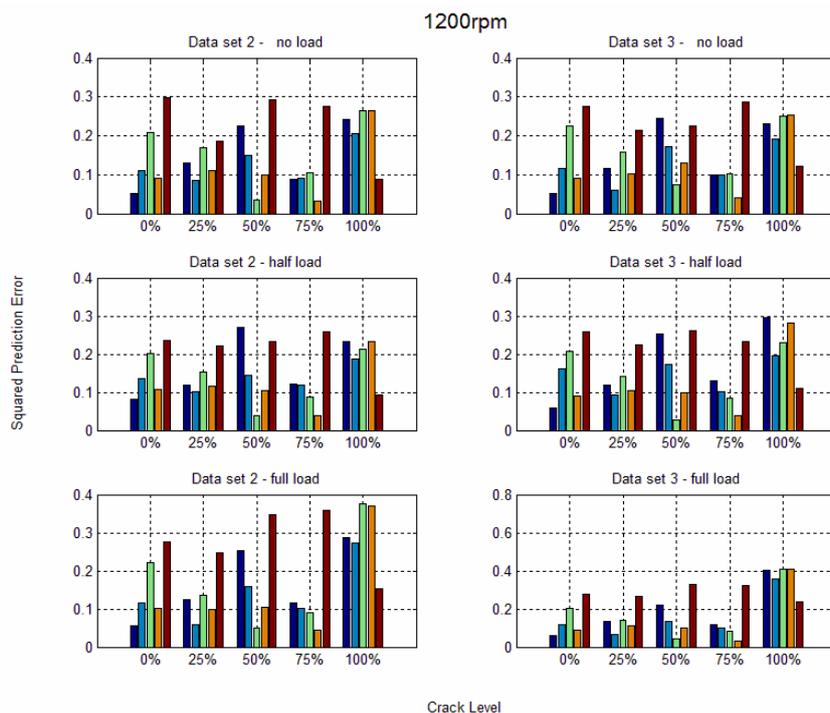


Figura A. 3 – SPE-TDAS (1200 rpm)

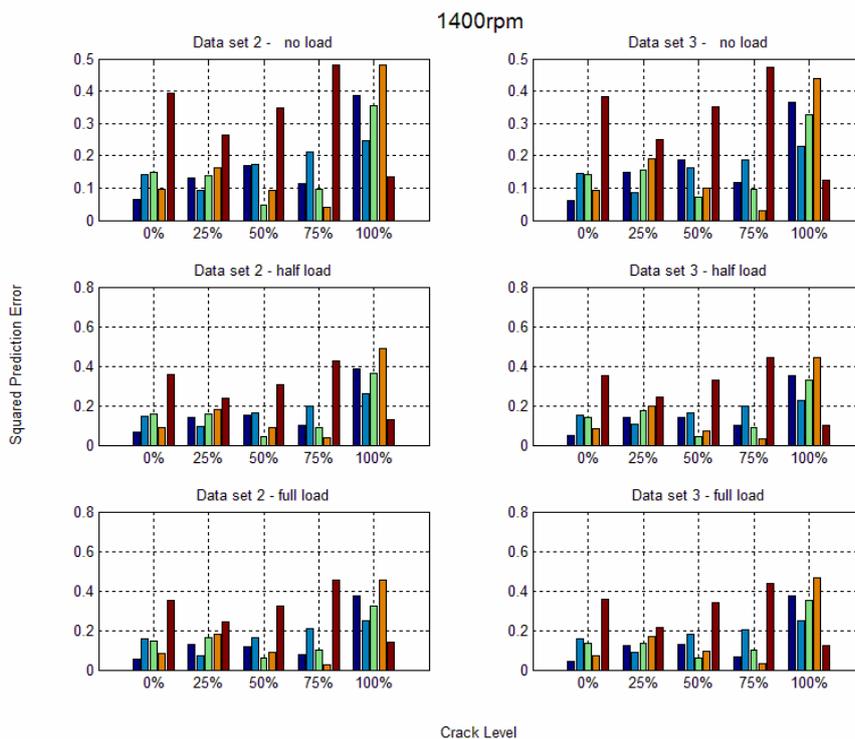


Figura A. 4 – SPE-TDAS (1400 rpm)

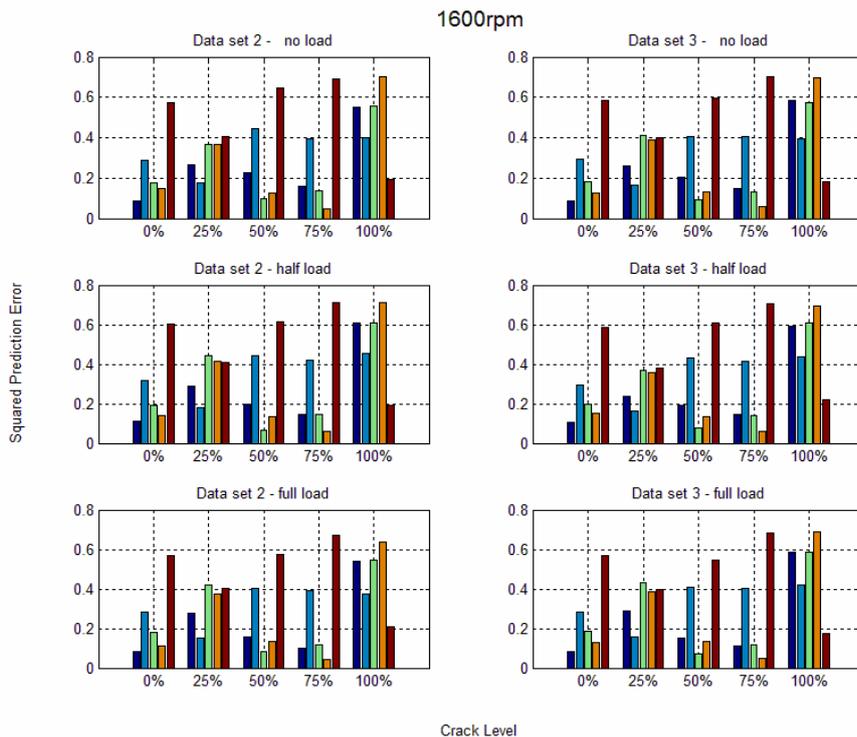


Figura A. 5 – SPE-TDAS (1600 rpm)

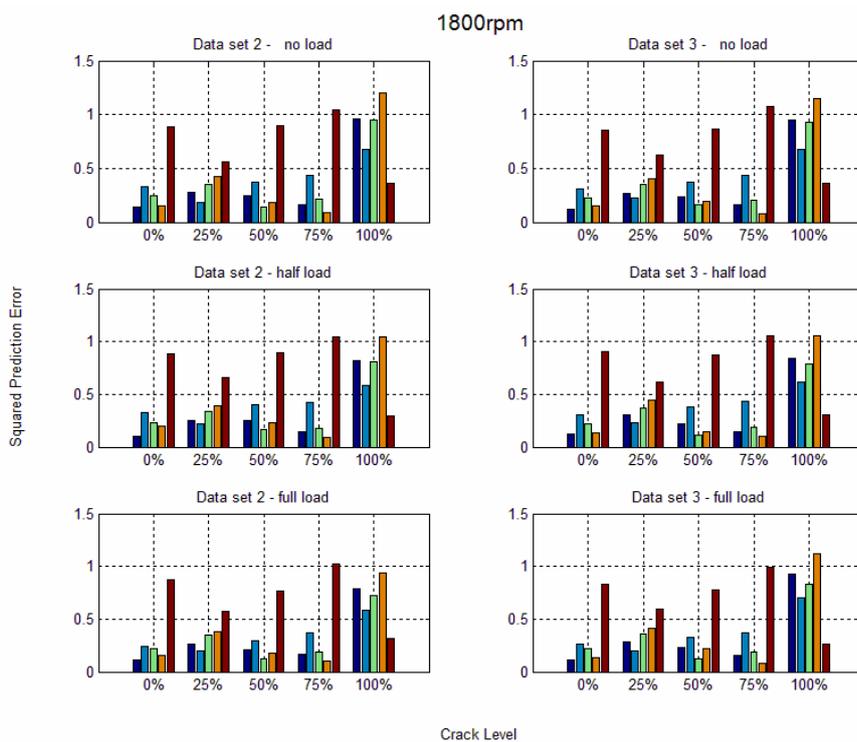


Figura A. 6 – SPE-TDAS (1800 rpm)

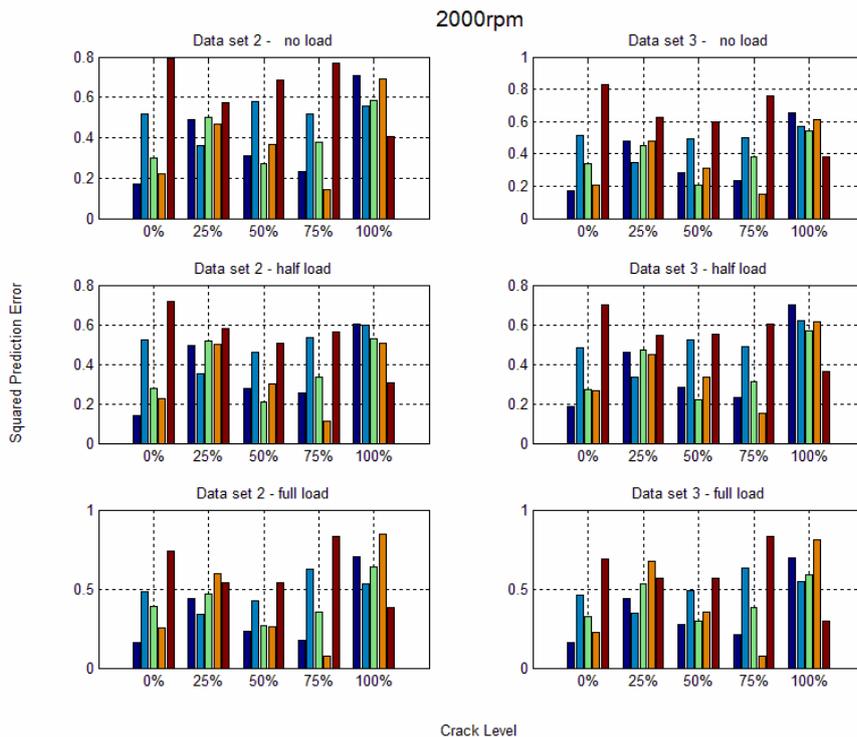


Figura A. 7 – SPE-TDAS (2000 rpm)

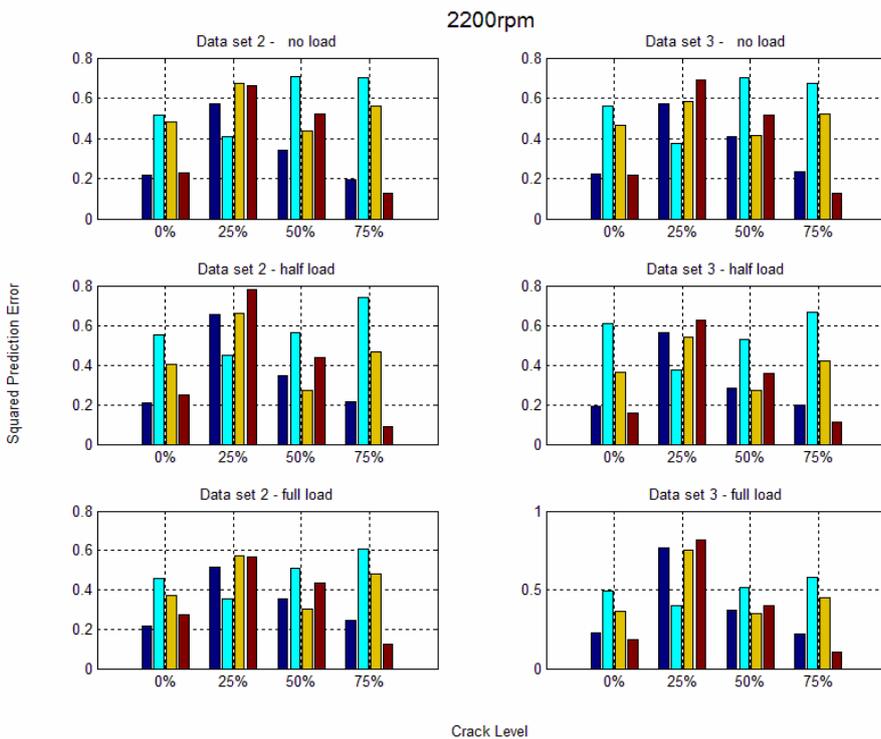


Figura A. 8 – SPE-TDAS (2200 rpm)

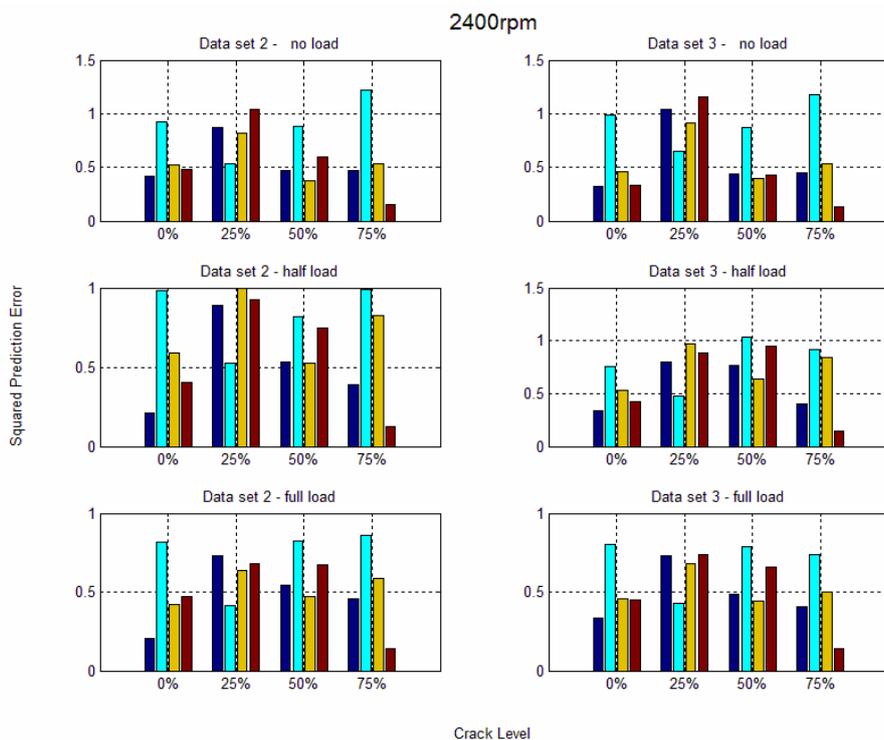


Figura A. 9 – SPE-TDAS (2400 rpm)

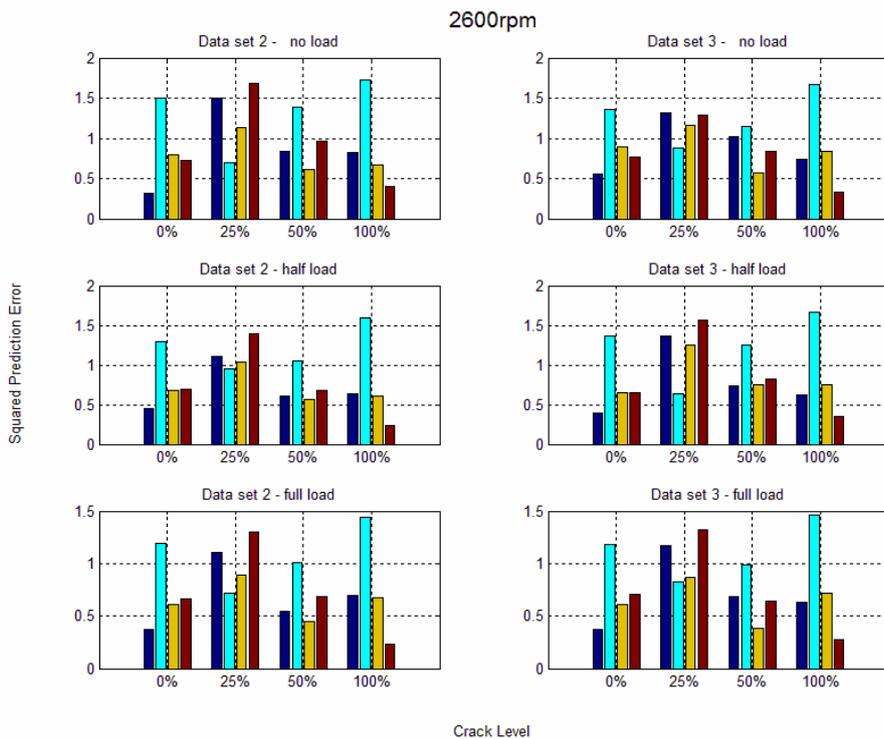


Figura A. 10 – SPE-TDAS (2600 rpm)

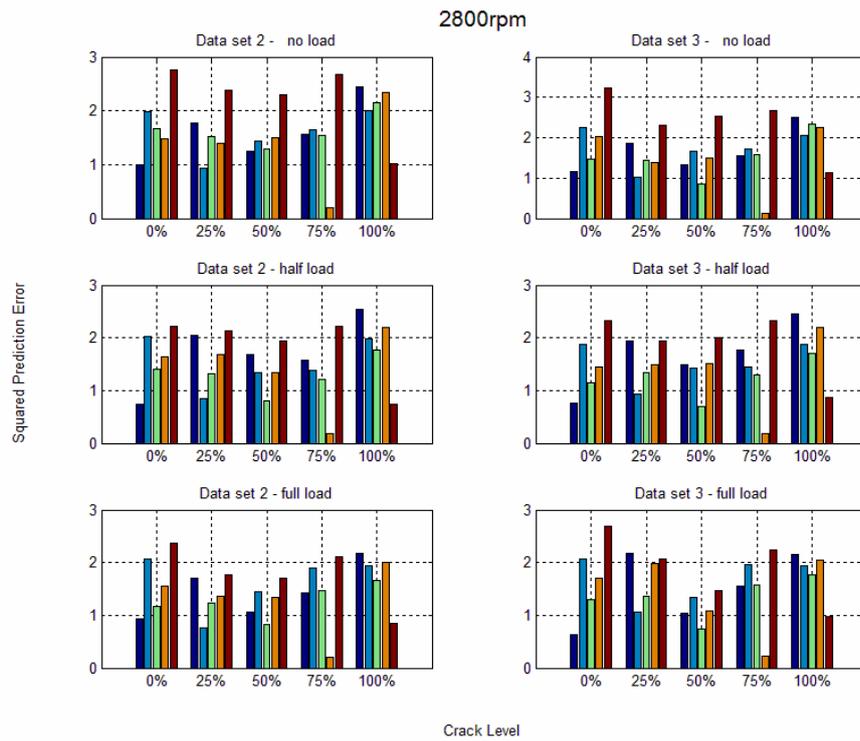


Figura A. 11 – SPE-TDAS (2800 rpm)

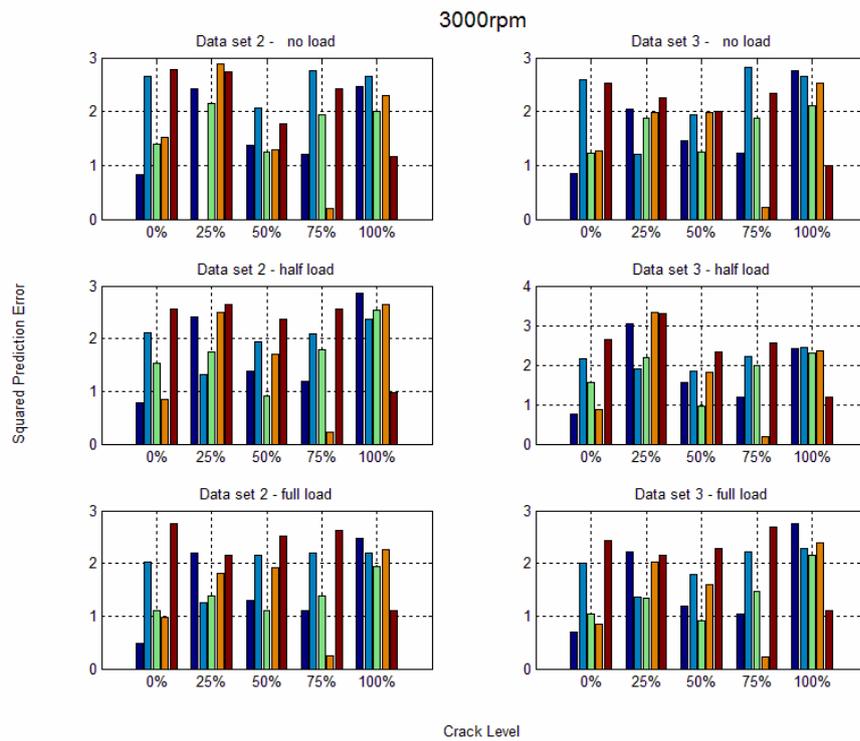


Figura A. 12 – SPE-TDAS (3000 rpm)