

2

Descrição do Problema

Com o aumento da demanda, a eficiência dos processos de produção teve que ser aprimorada. A complexidade dos equipamentos utilizados na produção aumentou e, para se elevar o nível de confiabilidade desses equipamentos, foi necessário aumentar o nível de monitoramento das máquinas.

Alguns equipamentos de grande porte aplicados na extração de minérios possuem muitos sensores integrados. A análise bruta dos sinais registrados pela máquina, sem algum nível de processamento, torna praticamente impossível a avaliação do estado da mesma, a detecção de algum padrão pré-falha ou do estado de falha dos equipamentos.

A extração de informação desses sinais é essencial para a melhoria do processo de manutenção, passando de uma manutenção corretiva e não programada, cujo custo é alto, para uma manutenção preditiva programada.

2.1

Evolução da Manutenção

O papel da manutenção tem evoluído ao longo dos séculos, tornando-se um processo de fundamental importância para o aumento da eficiência das máquinas de produção, assim como para a diminuição da incerteza sobre o estado de operação do equipamento.

A evolução das técnicas de manutenção nos últimos trinta anos decorre principalmente da crescente complexidade dos equipamentos. Moubrey [65] divide a evolução da manutenção ao longo do século XX em três gerações, como pode ser observado na figura 2.1.

No início do século vinte imperava o conceito de Manutenção meramente Corretiva, conserto após a avaria, onde a função do equipamento era restaurada após sua quebra ou parada. Neste caso, observam-se os elevados custos de manutenção atrelados a quebras catastróficas e lucros cessantes em função de grandes intervenções para restauração. Ainda devem ser consideradas as graves

conseqüências da exposição de pessoas e do meio ambiente ao risco decorrente das quebras como vazamentos, estilhaços e contaminação.

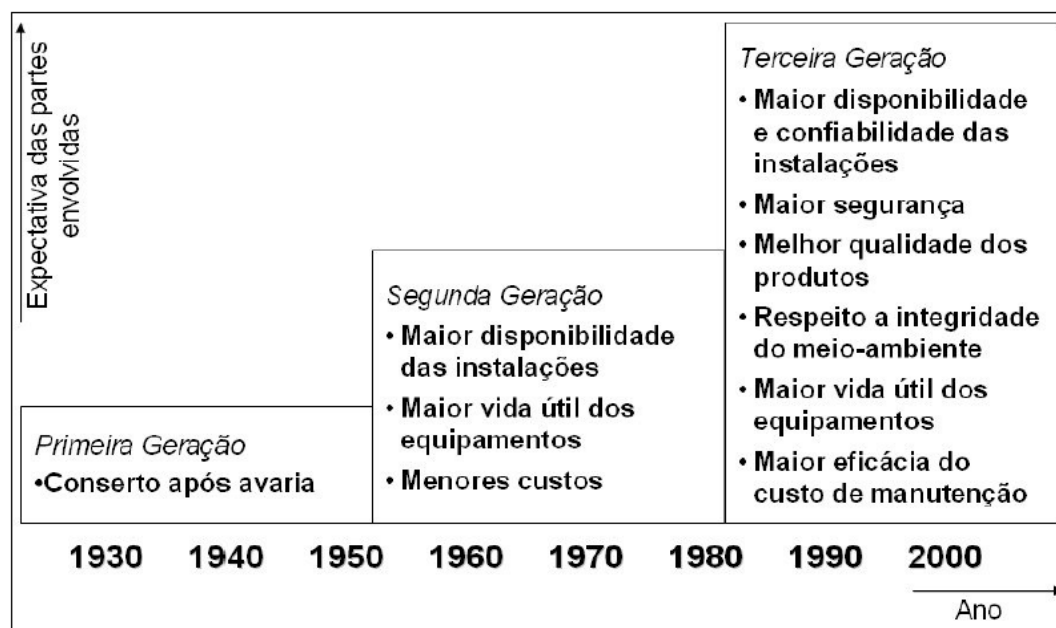


Figura 2.1 – [58] Evolução das expectativas com relação à manutenção industrial - Gerações Corretivas, Preventivas e Preditiva, respectivamente

A cultura da manutenção preventiva começa por volta dos anos 50, da observação do período semelhante entre quebras de componentes, permitindo estabelecer seu final de vida útil. A partir deste histórico, passa-se a programar paradas de tempos em tempos para a substituição dos componentes frágeis de um equipamento. A generalização de tal prática em uma planta de processo acaba por reduzir as conseqüências das falhas, mas acaba por elevar o custo financeiro com a substituição de partes ainda em bom estado, além de incorrer na possibilidade de introdução de falhas no equipamento a ser mantido.

O desenvolvimento de técnicas para diagnóstico de falhas, a necessidade de redução de custos atrelados à substituição desnecessária de componentes, e a necessidade de explorar ao máximo a vida útil dos equipamentos levaram, na década de 90, ao desenvolvimento da manutenção preditiva, na qual intervenções de manutenção são executadas somente com grande e real necessidade, por meio do monitoramento da condição operacional que possibilita antecipar as falhas [58]. A figura 2.2 sintetiza a evolução das técnicas em resposta às expectativas com relação à manutenção industrial.

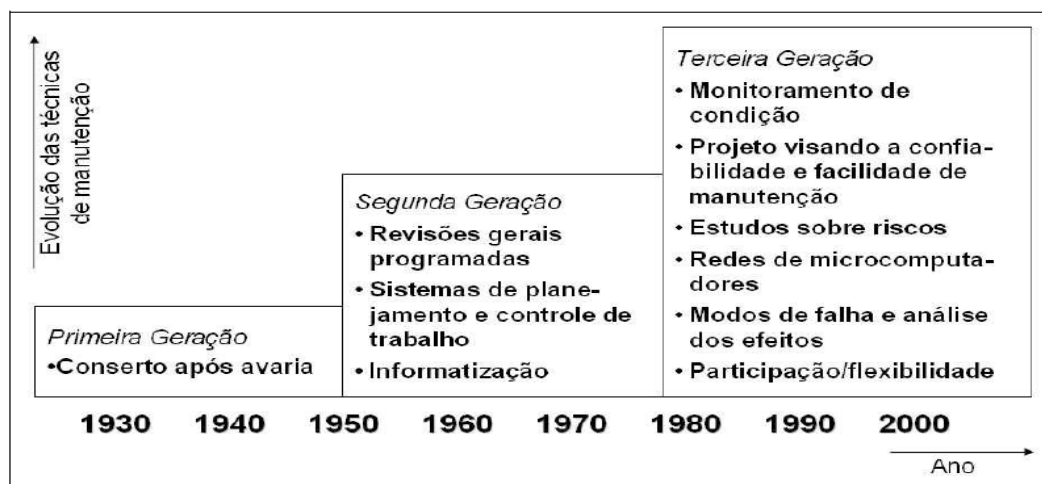


Figura 2.2 – [58] Evolução das ações e técnicas de manutenção no século XX - Gerações Corretivas, Preventivas e Preditiva, respectivamente

A definição de manutenção preditiva de Affonso [59] apresenta os processos de manutenção de ativos industriais e indica que, além de se analisar as falhas que ocorrem e se programar ações corretivas, também é necessário agir para evitar falhas previsíveis. Programas de monitoração e de manutenção preditiva tratam desta parte da questão. A definição de manutenção preditiva passa pela compreensão dos seguintes conceitos:

a) *Monitoração do desempenho dos equipamentos*: avaliações de desempenho são feitas por meio da monitoração de pressões, vazões e temperatura do fluido de processo em sistemas de bombeamento, monitoração de rotação, corrente elétrica de motores, vazão de vapor de turbinas, etc. O mecanismo ideal é fazer toda a coleta de dados e a avaliação automaticamente, estabelecendo níveis de alarme para todas as variáveis.

b) *Monitoramento de condição*: visa a subsidiar um programa de manutenção preditiva, utilizando o monitoramento de parâmetros do equipamento, tais como vibração, temperatura, vazamentos, ruídos. Também é idealmente executado por meio de coleta e análise automática dos parâmetros.

2.2

Equipamentos fora de Estrada

Os equipamentos utilizados na exploração de minério são máquinas de grande porte. Nesta dissertação foram estudados os Caminhões Fora de Estrada, que são capazes de transportar até 300 toneladas em uma só viagem. Os equipamentos de mineração mais modernos são equipados com vários sensores que monitoram a condição de operação e desempenho do equipamento. Os dados colectados por esses sensores são utilizados para alertar o operador da existência de alguma condição anormal de operação, assim como eventuais desligamentos da máquina, para segurança da mesma.

Os dados dos sensores também são utilizados para diagnóstico pós falha e para relatórios de análise de desempenho do equipamento. A combinação desses dados com técnicas sofisticadas de processamento de dados permite a extração de informação não trivial.

No caso dos Caminhões Fora de Estrada, podem ser considerados três grandes componentes passíveis de monitoramento: o Motor; a Transmissão; e o Comando Final. Os Motores dos caminhões são formados por 16 cilindros e são responsáveis por gerar toda a potência necessária para o deslocamento do equipamento, bem como pela movimentação da báscula. O motor tem um consumo médio de 130 litros de Diesel por hora e é o componente mais caro e portanto o mais monitorado do equipamento. A Transmissão é responsável por transmitir a potência necessária do motor para o Comando Final, para que o equipamento consiga se deslocar dependendo da condição do terreno. O Comando Final é responsável por converter a potência transmitida pela transmissão para movimentação das rodas traseiras do caminhão.

2.2.1

VIMS: Vital Information Management System

Vital Information Management System (VIMS) [54] é um sistema que foi desenvolvido para o monitoramento dos equipamentos fora de estrada da Caterpillar. Dentro do escopo de monitoramento das máquinas, é registrada uma

ampla gama de informações de funções vitais da máquina e informações sobre a produção e desempenho do equipamento. O VIMS monitora e armazena numerosas informações de sensores que estão integrados ao veículo. Tem a capacidade de alertar o operador se os valores dos sensores ultrapassam um limite pré-estabelecido, se os valores são críticos ou se contribuem para que o equipamento se desligue em alguma emergência.

Os dados gravados podem ser descarregados a partir de qualquer computador ou podem ser enviados por rádio para a unidade central de controle. Todos os dados coletados são agrupados nas sete categorias seguintes:

- **Event (evento):** A categoria Evento é uma lista registro de eventos armazenados ("o que aconteceu e quando"), que têm ocorrido na máquina. O registro contém os últimos 500 eventos que ocorreram antes de se desligar o equipamento, listados em ordem cronológica.
- **Snapshot (fotografia):** A categoria Fotografia armazena um segmento de dados do equipamento, contendo a gravação em tempo real dos parâmetros que se deseja monitorar em um intervalo de um segundo. A fotografia diz respeito a um conjunto de eventos pré-definidos e é acionada automaticamente quando um desses eventos ocorre (por exemplo, condição anormal ou situação de emergência).
- **Data Logger:** O Data Logger registra todos os parâmetros da máquina que são controlados pelo VIMS. Os dados são coletados em tempo real, em intervalos de um segundo. O logger é iniciado e parado por comando do operador e pode gravar sequências de dados de até 30 minutos.
- **Trend (tendência):** A Categoria tendência registra as informações de mínimos, máximos e médias dos indicadores selecionados e é calculada durante um período pré-selecionado do tempo.
- **Cumulative (acumulativo):** Na Categoria Acumulativa a informação registrada refere-se ao número de ocorrências de eventos específicos ao longo de um período pré-definido de tempo.

Um exemplo de informação que pode ser cumulativa é o total de rotações do motor ou do total do consumo de energia ao longo da vida da máquina ou componente.

- **Histogram (histograma):** o Histograma registra o histórico de desempenho de um parâmetro selecionado desde o último *reset*. Por exemplo, um histograma da velocidade do motor poderia indicar as percentagens de tempo em que o motor operado dentro de uma velocidade pré-determinada varia.
- **Payload:** O *payload* registra o histórico de medições de carga útil transportada pelo equipamento.

2.3

Processo de Manutenção em Equipamento de Mineração

O processo de manutenção no caso estudado, conforme descrito em [60], é definido por rotinas de inspeções, lubrificação, revisões, manutenção de campo, análise de óleo e análise de dados do VIMS. Os processos de manutenção podem ser agrupados nos itens da seção 2.2, sendo inspeção, lubrificação e revisões classificados como manutenção preventiva, manutenção de campo como manutenção corretiva e análise de óleo e dados do VIMS como manutenção preditiva.

As rotinas de Inspeção, dependendo da complexidade do equipamento, podem ser realizadas com periodicidade e durações diferentes. As rotinas de inspeção têm com objetivo identificar visualmente, seguindo uma rotina pré-estabelecida de verificações, problemas com o equipamento. Se for identificado um problema durante a inspeção, os inspetores devem gerar uma ordem de serviço para correção dos problemas encontrados e decidir se a ordem de serviço deve ser executada imediatamente ou aguardar uma próxima parada na oficina. Os problemas identificados pela inspeção são limitados a sinais perceptíveis visualmente e auditivamente como: vazamentos, trincas, peças fora de posição, desgaste, barulho anormal no equipamento .

A rotina de Lubrificação é realizada para evitar desgaste excessivo nas partes articuladas do equipamento, impedindo que o atrito danifique o

componente ou até mesmo resulte na falha do mesmo.

A rotina de Revisão utiliza uma lista de atividades e trocas de componentes baseada na vida útil dos mesmos. É onde são executadas as ordens de serviço abertas pela inspeção. Os serviços de revisão são executados periodicamente, sendo o período medido por horas trabalhadas do equipamento.

A rotina de Análise de Óleo é realizada em três etapas: a coleta, que é realizada durante a rotina de lubrificação; o envio ao laboratório para análise da amostra; e a análise do mecânico especialista, com abertura ou não da ordem de serviço.

A rotina de análise de dados do VIMS é usualmente realizada em 2 etapas: o download dos dados, adquiridos durante as inspeções, e a análise por um mecânico experiente. O volume de dados coletados no equipamento é alto, havendo em torno de 200 sensores por máquina. Desta forma, a análise manual desse volume de dados torna praticamente impossível identificar todos os problemas do equipamento e, além disso, estabelecer uma relação entre uma falha e o estado imediatamente anterior a ela é humanamente inviável, sendo necessária a observação dos dados dos sensores repetidas vezes, o que aumenta muito o volume de informação a ser analisada. Por isso, é de fundamental importância que esses dados sejam analisados de forma sistemática para a extração dessa relação, o que permitirá a antecipação das falhas.

2.4

Estado da Arte

Nesta seção apresenta-se um estudo bibliográfico sobre a utilização de redes neurais para a classificação de padrões de falhas, apresentando os principais modelos utilizados na abordagem do problema de aumento de confiabilidade do equipamento e diminuição do tempo de máquina parada.

2.4.1

Aplicação de Redes Neurais no Diagnóstico de Falhas

Na aplicação de rede neurais no diagnóstico de falhas, a única informação necessária é proveniente do histórico de dados, que contém as suas falhas e seus sintomas. Os sintomas das falhas são apresentados na forma de variações das medidas do processo.

Por meio do treinamento, as relações entre as falhas e os seus sintomas podem ser descobertas e armazenadas nos pesos da rede. A rede formada pode, então, ser utilizada para diagnosticar falhas, de tal forma que associe as observações das condições anormais com as respectivas falhas. Esta abordagem utiliza redes neurais como classificadores de padrão (Fig. 2.3).

Há uma rica bibliografia que relata aplicações de redes neurais na análise de dados para diagnóstico de falhas técnicas em processos industriais. Karpenko e colaboradores implementaram uma rede neural *feedforward* para detectar e identificar falhas no atuador pneumático de uma válvula de controle em [63]. A rede foi treinada para atribuir cada operação a uma determinada classe e para estimar a magnitude da falha. Os resultados obtidos confirmaram que uma estrutura com múltiplas redes para diagnóstico de falha é mais confiável do que uma única rede neural em W. E. Dietz [64] e outras aplicações são estudadas em [54,55,56,57,58,59,60].

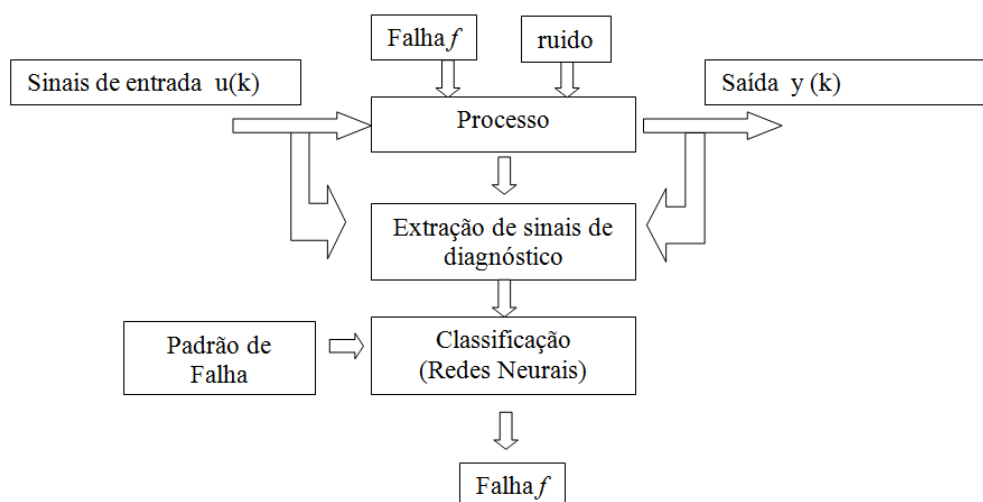


Figura 2.3 – Processo de detecção de falha por meio de redes neurais

2.4.2

Manutenção Preventiva

Manutenção preventiva consiste em prevenir a ocorrência de falhas, antecipando a troca dos componentes que constituem o sistema. Essa estratégia de manutenção refere-se ao plano de substituição de peças de equipamentos ou partes que podem falhar em operação, a menos que uma substituição seja feita a tempo. A manutenção preventiva é apropriada para equipamentos cuja taxa de falhas cresce com o uso [21]. Assume-se a premissa que, após a troca, o componente volte ao seu estado inicial, e que suas falhas podem ser modeladas por distribuições estatísticas.

Pode-se construir a distribuição de uma falha a partir de dados históricos, porém nem sempre a associação dos dados com as informações necessárias para a substituição é intuitiva, como também nem sempre os dados são suficientes para descrever a probabilidade de falha em vários intervalos de tempo com uma boa exatidão.

Uma abordagem mais utilizada é assumir uma distribuição para as falhas e então estimar os parâmetros da distribuição assumida, diminuindo-se com isso a complexidade da análise matemática e facilitando a utilização dos dados. A distribuição mais utilizada atualmente para modelar a vida de componentes mecânicos é a distribuição de Weibull [26,27,28] que assume uma variedade muito grande de formas, podendo ser utilizada para diversos tipos de dados [22,23].

A distribuição Weibull pode apresentar-se com dois parâmetros: β , que é o parâmetro de forma e μ , que é o parâmetro de escala. As funções utilizadas para modelar a variável aleatória tempo até a falha t são:

Função densidade de probabilidade

$$f(t) = \left(\frac{\beta}{\mu}\right) \left[\frac{t}{\mu}\right]^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\mu}\right)^\beta} \quad (2.4)$$

Função confiabilidade:

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta} \quad (2.5)$$

Os modelos de substituição baseada em tempo permitem que a manutenção preventiva reduza os custos referentes à substituição, mantendo a confiabilidade do equipamento em níveis desejados [57]. Contudo, estes são baseados em distribuições que podem não ser a distribuição real dos componentes, e os tratam de forma agregada e não de forma individual.

A política de substituição por idade é realizada com a substituição de um item, no momento de sua falha, ou ao atingir um tempo de vida T . O uso dessa política só é eficaz se o custo de substituição antes que haja falha for menor que a substituição devido às falhas, gerando assim uma economia. Há dois custos envolvidos: Custo de substituição após a falha C_a ; Custo de substituição antes da falha C_b .

Nesse caso, a hipótese utilizada é que os intervalos entre substituições são suficientemente curtos para que se ignore o valor do dinheiro no tempo [21]. O custo esperado relativo à utilização de uma política de substituição por idade é dado pela expressão abaixo:

$$C(t) = c_a \int_0^t f(x) dx + c_b \int_t^\infty f(x) dx \quad (2.6)$$

Onde $f(x)$ é a função densidade de probabilidade descrita em 2.4

Um outro conceito bastante importante é o período esperado de uso, que expressa o tempo médio de uso de um determinado equipamento.

$$T(t) = \int_0^t x f(x) dx + t \int_t^\infty f(x) dx \quad (2.7)$$

Utilizando-se a política de substituições, tem-se como objetivos o aumento da disponibilidade e a redução dos custos da manutenção em um determinado intervalo de tempo. Deseja-se minimizar o custo da manutenção por unidade de

tempo. Este parâmetro é representado aqui por C_m , correspondendo à razão entre as expressões 2.6 e 2.7, sendo esta a função objetivo do problema de substituição ao mínimo custo, cuja expressão analítica segue abaixo:

$$C_m(t) = \frac{(C_a F(t) + C_b [1 - F(t)])}{\int_0^t x f(x) dx + t \int_t^{\infty} f(x) dx} \quad (2.8)$$

Na prática, deseja-se reduzir ao máximo o custo de manutenção com o equipamento, porém isso pode comprometer a confiabilidade da máquina. Então, a função que precisa ser maximizada pode ter dois objetivos: maximizar a confiabilidade do equipamento e minimizar o custo por unidade de tempo. Estes dois objetivos são conflitantes, conforme fica visível na Fig. 2.4.

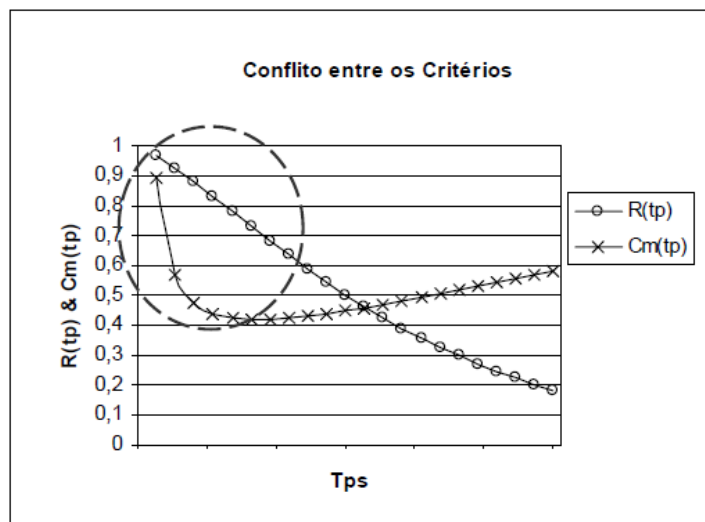


Figura 2.4 – Conflito entre os critérios - região assinalada representa as melhores candidatas possíveis utilizando os dois critérios.

Esse método exige que se conheça a distribuição, ou se assuma uma função de distribuição de probabilidade das falhas, e se estime os parâmetros. De forma que essa decisão pode levar a modelos tendenciosos conforme descrito em [21], além disso seria preciso monitorar a vida de cada componente, o que para equipamentos móveis de alta complexidade não é uma tarefa simples de ser realizada, dado que a manutenção dos equipamentos pode ser realizada em diversos lugares diferentes por pessoas diferentes e em condições adversas.

2.4.3

Manutenção Baseada no Monitoramento de Condição

O conceito de manutenção baseada no monitoramento de condição foi estabelecido por Campbell e Jardine [24], e tem sido amplamente aceito.

Uma grande parte da literatura de manutenção baseia-se no desenvolvimento de modelos que utilizam uma distribuição estatística da vida dos componentes. Scarf [25] revisa os modelos matemáticos aplicados em estratégia de manutenção, que apóiam a tomada de decisões relativas à substituição e ao fim da vida útil.

As distribuições Uniforme e de Weibull têm sido estudadas para aproximar a distribuição ao longo da vida. Liu et al. [29] adotam a equação de vida de Taylor para aproximar a vida esperada do componente. Jardine et al. [30] e Vlok et al. [31] propõem uma abordagem paramétrica com base na função de risco de Weibull para determinar a melhor estratégia de substituição.

Independentemente dos tipos de distribuições teóricas utilizadas para desenvolver as estratégias de programação da manutenção, eles ainda são baseados em modelos com distribuições estatísticas aproximadas. O "tempo médio entre falhas" derivado de tais distribuições não necessariamente representa o tempo de falha da máquina. Uma significativa incerteza está envolvida na interpretação dos dados. É ilustrado em *C. Bunea e T. Bedford* [32] que a utilização de modelos errados para a estimativa de falha ou distribuição de tempo resulta em soluções sub-ótimas e tendenciosas. Coolen e Dekker [33] assumem que, durante uma falha, um sistema passa através de fases específicas pré-falha que podem ser modeladas como um modelo de duas fases Semi-Markov. O seu objetivo é determinar o tempo ótimo que minimiza os custos de manutenção.

Maillart e Pollock [34] propõem uma estratégia de manutenção preditiva para determinar a frequência do monitoramento de condição. Wang [35] aborda o problema de manutenção baseado no monitoramento de condição dos componentes em intervalos regulares, até que o parâmetro que está sendo monitorado ultrapasse um determinado nível em que a substituição é iniciada. Lu e Meeker [36] desenvolveram modelos de coeficientes aleatórios para estimar a distribuição do restante da vida dos componentes.

Outra área de investigação explora o desenvolvimento de modelos de redes neurais para classificar o estado do componente. Saglam e Unuvar [37] propuseram um modelo de rede neural para acompanhar a condição de ferramentas de moagem. Este modelo estabelece a relação entre parâmetros de corte em uma operação de moagem e o desgaste consequente e a rugosidade superficial. Vemuri et al. [38] utilizam redes neurais para a detecção de falhas em robôs manipuladores. Alguindigue et al. [39] apresentam uma abordagem de redes neurais para a classificação de assinaturas de vibração de diferentes condições de rolamento e falhas.

Shao e Nezu [40] desenvolveram um modelo baseado no valor da média quadrática de vibração como uma série temporal e desenvolveram modelos de redes neurais para prever a saúde de um rolamento. No entanto, o trabalho não considera a variação na vida e nem a aleatoriedade da falha do rolamento. Gebraeel et al. [41, 42] propõem um conjunto de redes neurais por aproximações exponenciais para estimar a vida restante de rolamentos em tempo real. Eles usam informações específicas de vibração do rolamento para a estimativa da falha do rolamento, classificando a vida útil em percentis com base nas assinaturas de vibrações. No entanto, a obra não integra o percentil previsto da vida com uma estratégia de substituição baseada no custo. Na seção seguinte serão apresentados alguns dos modelos citados anteriormente.

2.4.4

Modelos de Manutenção Baseada no Monitoramento de Condição

Os modelos de manutenção baseada no monitoramento de condição têm como objetivo determinar, através de sinais do equipamento, quando deve ser realizada a sua manutenção. Nesta seção são explicitados os três modelos mais utilizados para esse tipo de abordagem.

2.4.4.1

Modelo Risco Proporcional

Na manutenção baseada em substituição por idade, um componente é monitorado e a substituição é iniciada quando a idade atinge um nível crítico, T . Este nível crítico pode ser naturalmente expresso em termos de função risco [43]. Para escolher este nível crítico ideal, precisa-se de informações sobre a distribuição do tempo de falha do componente, sendo também necessário especificar o critério de otimização como, por exemplo, a longo prazo, custo por unidade de tempo ou o tempo médio entre falhas do componente. Durante um recente debate foram apresentados critérios de otimização de substituição com base na idade, ver Scarf et al. [45]. Quando a idade do componente não é monitorada, substituições podem ser agendadas periodicamente, seja de acordo com alguns custos de componente, ou com a confiabilidade.

Uma extensão natural da substituição por idade é modelada sobre o risco de falha, como uma função da idade e da condição indicadora. A modelagem de riscos proporcionais é um método estabelecido de abordagem a este problema e da região crítica para a substituição, podendo ser especificado de forma simples [46]. O modelo de riscos proporcionais assume:

$$h\{t, x(t)\} = h_0(t) e^{\beta x(t)} \quad (2.13)$$

Onde $h_0(t)$ é a taxa de risco base dependendo apenas da idade do sistema, e $e^{\beta x(t)}$ é um fator multiplicativo de risco que modela as características do sistema, com $x(t)$ sendo um vetor dependente do tempo que contém a informação de condição e β um vetor de parâmetros. Se a taxa de risco base é desconhecida, a equação (2.13) é semi-paramétrica, e para um modelo totalmente paramétrico pode-se usar a função de risco de Weibull para determinar $h_0(t)$, por exemplo:

$$h_0(t) = \frac{\alpha \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1}}{\eta} \quad (2.14)$$

Dado um número de históricos ao longo da vida, que terminam em falha ou substituição preventiva, os parâmetros deste modelo podem ser estimados por máxima verossimilhança. Dados os custos relacionados com a falha e substituições preventivas e um perigo crescente, o limite ótimo para substituição, d^* , para o risco (e , conseqüentemente, a região crítica para a substituição), pode ser determinado. Para esse modelo ser útil para previsão do tempo para substituição é preciso que um modelo estocástico seja utilizado no desenvolvimento do vetor de informações de condição, $\mathbf{x}(t)$, como por exemplo, um processo discreto de Markov. Este modelo permitirá a predição do estado futuro, $X(t+k)$ com o vetor de informação de condição até t , $(X(s), s < t)$.

$$Pr \{X(t+1) \leq x \mid X(1), \dots, X(t)\} = G \{x|t, X(t)\} \quad (2.15)$$

A razão pela qual essa abordagem pode ser considerada natural é que a política ótima seria utilizar a substituição baseada na idade quando a verdadeira condição parece estranha ao indicador de condição, com base nos dados disponíveis. Além disso, o envelhecimento dos sistemas pode ser aproximado por meio da inclusão de um subconjunto de variáveis da idade do sistema, as quais refletem, por exemplo, o número de reparos anteriores, o número de substituições desde novo, etc. O problema fundamental é, no entanto, ter dados suficientes sobre as falhas e as variáveis do modelo para estimar parâmetros e , portanto, estimar adequadamente a região crítica.

Essa abordagem está baseada no tempo de vida, que conforme já foi descrito é difícil de ser realizado em equipamentos móveis, e a determinação do nível crítico pode ser difícil.

2.4.4.2

Modelo de Limiar de Falha

Esta abordagem depende da modelagem ser capaz de especificar um limiar de falha, c , para a condição do componente Y . Se $Y > c$, então o componente irá falhar. Para casos simples, Y pode ser medido diretamente, por exemplo, profundidade dos sulcos do pneu, que é suficiente para modelar o desgaste,

utilizando um processo estocástico adequado, tais como o processo gama [47]. Christer e Wang [48] referem-se a isso como um processo de acompanhamento direto e utilização de um processo semelhante com incrementos de Weibull com o parâmetro de escala $\alpha = \alpha_0 E(\Delta Y)$.

$$f(\Delta Y) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{\Delta Y}{\alpha}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{\Delta Y}{\alpha}\right)^\beta} \quad (2.16)$$

Com o conhecimento da condição até a data, y_t (condição história), o problema será estimar a vida residual, ou tempo restante até a falha, ou seja, qual o tempo mínimo T tal que $Y_T > c | y_t$. Uma estimativa da distribuição da vida residual, $f(T|y_t)$, pode ser utilizada para aperfeiçoar o tempo de substituição, dado um critério de decisão adequado. Este momento ótimo de substituição pode ser atualizado dinamicamente conforme as informações de condição estejam disponíveis. Na prática, a decisão seria uma escolha entre a substituição antes da próxima verificação ou inspeção, ou aguardar a próxima intervenção. Quando o processo é avaliado continuamente, então o problema é a substituição trivial: substituir no momento $Y > c$. A condição real pode não ser observável, mas um indicador da condição, X , é normalmente observado e utilizado como um substituto, desde que a condição Y possa ser calibrada em termos do indicador de condição e, em princípio, seja possível prosseguir como se as condições fossem diretamente observáveis. A calibração é feita normalmente por meio de indicadores relativos à condição observada, à condição de prevenção ou substituições em falha, com a última prevista para serem eventos raros.

2.4.4.3

Two-Phase Failure Models

A especificação de um limite para falha pode não ser viável. Para continuar com a manutenção baseada no monitoramento de condições, é necessário especificar um limiar de advertência de condição que indique que, se o indicador de condição está acima do limiar, o componente está defeituoso e deve ser substituído. Se a condição do indicador é monitorada continuamente, então o

problema é de decisão trivial. Se o indicador de condição é monitorado periodicamente, e o indicador de condição pode tomar apenas os valores 0 e 1, dependendo se a condição medida está acima ou abaixo do limiar de advertência, devem ser observadas as frequências de medição do indicador. As duas fases, ou modelo de tempo de atraso [49-51], podem ser utilizadas para aperfeiçoar o intervalo de controle. Estes modelos equilibram o custo de acompanhamento dos eventos de prevenção com a substituição, tendo em conta o custo de uma falha e a distribuição de probabilidade do momento em que o estado atravessa o aviso limiar, bem como o tempo decorrido entre a passagem de um indicador de limiar de alerta e a consequente falha. O primeiro tempo é chamado de tempo de inicialização do defeito, com função de distribuição G , e o último é chamado de tempo de atraso, com função de distribuição F . Suponha que os custos de uma falha, inspeção de acompanhamento e substituição preventivas são, respectivamente, C_f , C_i e C_s , e que os acompanhamentos são efetuados em todas as unidades Δ de tempo, e que o componente seja substituído se o indicador está acima da limiar de advertência. Sob estas hipóteses, a longo prazo, o custo por unidade de tempo será:

$$C = \frac{(C_f - C_i - C_s)\{1 - S(\Delta)\} + C_s G(\Delta) + C_i}{\Delta\{1 - G(\Delta)\} + \int_0^\Delta S(t) dt} \quad (2.17)$$

$$S(t) = 1 - \int_0^t g(u)F(t - u) du \quad (2.18)$$

Aqui, $S(t)$ é a função confiabilidade, e daí a convolução de G , a densidade de probabilidade de tempo de inicialização do defeito, e F , a distribuição do tempo de atraso. A expressão (2.17) pode ser minimizada a fim de determinar o melhor valor de Δ . Pode-se usar o termo limiar de advertência da manutenção baseada em monitoramento de condição para a política resultante. O modelo pode ser estendido para considerar sistemas de monitoramento imperfeito, em que o tempo de atraso está relacionado ao tempo de inicialização [52]. Sempre que o custo do monitoramento é insignificante, ele deve ser realizado em tempo real para que o

atingimento do limiar de advertência ocorra com antecedência suficiente para a programação da manutenção necessária. A fixação do limiar de advertência pode exigir modelagem.