

Universidade de Brasília – UnB
Departamento de Engenharia Mecânica – ENM
Programa de Pós-graduação em Sistemas Mecatrônicos
Linha de Pesquisa em Automação e Controle de Processos de Fabricação

Projeto de Tese de Doutorado

**UMA METODOLOGIA PARA O PROGNÓSTICO DE
CONFIABILIDADE DE MÁQUINAS USANDO
ALGORITMOS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Candidato:

Edgar Jhonny Amaya Simeón

Orientador (proposto):

**Dr. Eng. Alberto José Álvares (Departamento de Engenharia Mecânica
da Universidade de Brasília - UnB)**

Brasília, outubro de 2008

1. INTRODUÇÃO

O presente Projeto de Tese de Doutorado visa atender às exigências do Edital No. 1/2009 do Programa de Pós-Graduação em Sistemas Mecatrônicos. Este projeto enquadra-se na linha de pesquisa em *Automação e Controle de Processos de Fabricação*, tratando do desenho e desenvolvimento de modelos de prognóstico incorporando algoritmos de inteligência artificial que poderão ser usados em aplicações industriais em tempo real. Os algoritmos concebidos serão implementados em um sistema inteligente de manutenção preditiva usando dados da instrumentação em tempo real e informações históricas aplicando técnicas de IA (Inteligência Artificial) como RNA (Redes Neurais Artificiais), lógica nebulosa e SE (Sistemas Especialistas).

O projeto endereça o problema de diagnóstico e prognóstico do RUL (*Remaining Useful Life*) de máquinas e instrumentos, bem como a geração de sugestões de ações de manutenção. O resultado da pesquisa será o desenvolvimento de um sistema de manutenção preditiva baseado em técnicas inteligentes e a implementação de técnicas e modelos de previsão.

1.1 Questão a Responder

Como conceber, desenhar, desenvolver e implementar uma metodologia baseada em inteligência artificial para o prognóstico de defeitos e falhas em máquinas e equipamentos, e integrar a um sistema de manutenção preditiva, afim de prever e diminuir as paradas não programadas?

1.2 Hipótese a Comprovar

As necessidades de sistemas de manutenção com capacidades de prognóstico de defeitos e falhas de equipamentos industriais em tempo real e a geração de sugestões de ações de manutenção integrando dados gerados pelos módulos do sistema e de outros sistemas.

Para atender estas demandas torna-se necessário o desenvolvimento de metodologias que definam os módulos do sistema e como estes interagem entre si, estabelecendo os métodos e algoritmos baseados em inteligência artificial implementados em cada módulo.

1.3 Justificativa

Atualmente, existem metodologias de análise de dados baseadas em técnicas estatísticas aliadas a técnicas de IA que possibilitam uniformizar os diagnósticos referentes aos dados coletados, de acordo com a experiência prévia dos operadores, análise de correlações entre os dados coletados e os comportamentos observados, além de técnicas de fusão sensorial que permitem um aumento na confiabilidade dos diagnósticos produzidos.

Considerando o exposto, a proposta consiste em um primeiro passo no sentido de conceber uma metodologia para o desenvolvimento de um Sistema Inteligente de Manutenção Preditiva para coleta e análise de dados monitorados de uma planta industrial através da instrumentação e banco de dados históricos, e a implementação de um sistema computacional com vistas à produção de diagnósticos de estados de funcionamento e de dados que auxiliem a tomada de decisão quanto a ações operacionais e de manutenção das máquinas visando o aumento da disponibilidade dos equipamentos.

Este projeto de tese é apresentado no contexto do projeto: “Modernização da Área de Automação de Processos das Usinas Hidroelétricas de Balbina e Samuel”. Na primeira fase foi desenvolvido um sistema inteligente de manutenção preditiva da usina de Balbina, gerando diagnósticos e sugestões de manutenção usando sistemas especialistas baseado em regras de produção.

1.4 Objetivos

O objetivo principal desta pesquisa é desenvolver uma metodologia baseado em modelos de prognóstico incorporando algoritmos de inteligência artificial para prever a confiabilidade de máquinas visando a monitoração, diagnóstico, prognóstico e

gerenciamento de tomada de decisão das ações de manutenção e operação usando a tecnologia *Web*.

Este trabalho tem por objetivos específicos:

- Desenhar e desenvolver métodos e algoritmos de inteligência artificial para previsão da confiabilidade de maquina e equipamentos;
- Desenvolver uma metodologia para manutenção preditiva baseado no modelo de referência de sete camadas da OSA-CBM (*Open System Architecture for Condition Based Maintenance*);
- Implementar um sistema inteligente aplicando sistemas especialistas e redes neurais artificiais *fuzzy ARTMAP* proposto por AMAYA (2008), para aprendizado não supervisionado dos diagnósticos e prognósticos de defeitos e falhas ocorridos;
- Modelagem do banco de dados relacional para armazenamento das tarefas de manutenção, diagnósticos, prognósticos e variáveis associadas a defeitos e falhas em maquinas e equipamentos;
- Desenvolvimento e implementação de um sistema computacional modelo cliente/servidor usando Java e a tecnologia da internet. Uma abordagem de casos de uso destas ferramentas é mostrada em AMAYA *et al.* (2007A).

2. REVISÃO DE LITERATURA

A globalização instalada nos mercados torna mais acirrada a concorrência, que passa a exigir das empresas um desempenho qualitativo técnico de classe mundial. O aumento substancial dos custos de manutenção e o desenvolvimento de equipamentos cada vez mais complexos têm induzido a opção por estratégias e tecnologias na área da manutenção. Sujeita a estas circunstâncias, a manutenção baseada em sensoriamento e avaliação do estado atual do sistema surge como uma apropriada e eficiente ferramenta para diminuir o tempo de parada devido à falha da máquina (NSF, 2008).

O processo de gestão da manutenção, talvez mais do que qualquer outra atividade, sofreu no decorrer de sua evolução, principalmente nos últimos trinta anos, importantes

transformações em seus métodos (MOUBRAY, 1997). As mudanças ocorridas nesse período, seja pelo crescimento das expectativas de manutenção ou pelas mudanças de visão sobre o modo de ocorrência de defeitos e falhas ou das técnicas de manutenção, podem ser caracterizadas por três gerações distintas, todas, como sempre, fruto da necessidade de racionalização e otimização imposta por períodos de crise (ARCURI FILHO, 1996).

Atualmente apareceram contribuições relacionadas às metodologias de gestão da manutenção, abrangendo desde o surgimento das primeiras técnicas de monitoração de condição MBC (Manutenção Baseada em Condição), a utilização de ferramentas de auxílio à decisão e a análise de risco; o surgimento do método de análise dos modos de falha e seus efeitos (FMEA – *Failure Modes and Effects Analysis*), sistemas especialistas, redes neurais, lógica nebulosa e outras técnicas de inteligência artificial; a maior atenção na fase de projeto a aspectos de confiabilidade e manutenibilidade, até a criação de grupos de trabalho multidisciplinares, com o envolvimento de todos os níveis hierárquicos da companhia, para o estabelecimento de metodologias mais eficientes no gerenciamento de ativos, tais como a TPM e a MCC (MOUBRAY, 1997).

Uma das técnicas utilizadas por várias companhias, a MBC surgiu como uma estratégia que utiliza algumas técnicas de monitoramento das condições operativas de uma máquina, seus sistemas e componentes sem necessidades de indisponibilizar o equipamento. A análise destas condições determinará quando uma intervenção será realizada podendo ou não indisponibilizar a máquina ou equipamento (Pinto, 2003).

Com o surgimento da MBC desenvolveram-se os sistemas de manutenção baseada em condição com o propósito de transformar certas grandezas das entradas bem definidas na forma de energia (vibração, temperatura, pressão, etc.) em efeitos desejados (informação da condição de um item, prognóstico da condição futura, etc.) no espaço e no tempo. O sistema de manutenção baseada em condição é assim um sistema que usa o desempenho e/ou técnicas de monitoramento de parâmetros (vibração, térmico, visual, etc.) para encontrar perturbações no desempenho das mudanças dos parâmetros característicos de um item.

Lebold *et al.* (2003) e Thurston (2001) desenvolveram um sistema de manutenção baseada em condição baseado em sete camadas ou atividades que corresponde ao modelo OSA-CBM: aquisição de dados (sensor), processamento de sinal, monitoração de condição, avaliação de saúde (diagnóstico), prognóstico, tomada de decisão e apresentação, os quais podem ser visualizados na Figura 1.

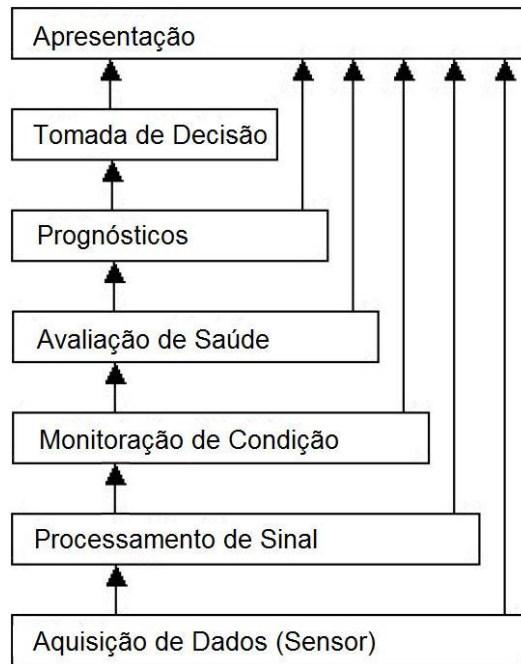


Figura 1- As sete camadas funcionais OSA-CBM (AMAYA *et al.*, 2007B).

O modelo de referencia OSA-CBM é uma abordagem para manutenção baseada em condição, separados em passos de transformação de dados para fazê-los mais administráveis e dados eficientes em cada nível. A transição entre as camadas é suportada por protocolos padrões e modelos de dados. O objetivo principal da OSA-CBM é definir um padrão não proprietário para alcançar a interoperabilidade na manutenção baseada em condição.

O padrão OSA-CBM foi definido como uma implementação da ISSO-13374 (ISO13374, 2007), pelo grupo de desenvolvimento da OSA-CBM através do programa DUST (*Dual Use Science and Technology*) no ano 2001 (CERVINKA *et al.*, 2000). Atualmente é suportado pela MIMOSA (*Manufacturers Information Management Open Systems Alliance*) (OSA-CBM, 2008) para complementar o seu outro padrão aberto de

operação e manutenção; OSA-EAI (*Open System Architecture for Enterprise Application Integration*)

Neste projeto de tese propõe-se implementar o padrão OSA-CBM para simplificar o desenho algoritmo, aplicação e integração para a avaliação da MBC na gestão de manutenção. Neste padrão o processamento em tempo real é quase sempre requerido para aquisição de dados, processamento de sinal e monitoração de condição (camadas de 1 a 3) e não sempre é requerido pela avaliação de saúde, prognósticos, tomada de decisão e apresentação (camadas de 4 a 7) (FORD *et al.*, 2008.)

Um efetivo programa de manutenção faz uso de quantidade de dados muito grande, incluindo dados de sensores como temperatura, pressão, nível, vazão, densidade, vibração. A importância desses dados confiáveis para as tarefas de manutenção facilitam a identificação da manutenção ótima, decisões de substituição, estabelecimento de programas de manutenção preventiva, programas de revisão, determinação de peças de recambio, etc. Atualmente as informações de confiabilidade estão contidas em forma digitalizada num CMMS (*Computerized Maintenance Management System*). O objetivo é focar a CMMS na função de gestão de manutenção, orientar o banco de dados para as análises de confiabilidade, e conceber um modelo de banco de dados para integração de informações de confiabilidade.

Com a aparição dos conceitos de sistemas de gestão da manutenção e o uso de dados da planta da origem à manutenção eletrônica (*e-maintenance*) como um sub-conceito da manufatura eletrônica (*e-manufacturing*) e comércio eletrônico (*e-business*) para suportar a próxima geração de praticas de manufatura. A manutenção eletrônica como um conceito de gestão de manutenção pelo qual os ativos são monitorados e gerenciados pela internet.

A gestão de prognóstico de Saúde (PHM - *Prognostic Health Management*) é considerada como uma técnica de engenharia e tecnologias que podem ser usado para dar suporte à manutenção baseada em condição. A determinação do modelo PHM para uma peça de um equipamento normalmente requer monitoração de condição, falha e outros

dados de eventos coletados dos ativos em operação no campo. Esses dados são geralmente armazenados em banco de dados de programas de manutenção baseada em condição (CBM), sistema de gestão de manutenção computadorizado (CMMS - *Computerized Maintenance Management System*), Sistema de gestão de ativos empresariais (EAM - *Enterprise Asset Management*), ou sistema de planejamento de recursos empresariais (ERP - *Enterprise Resource Planning*).

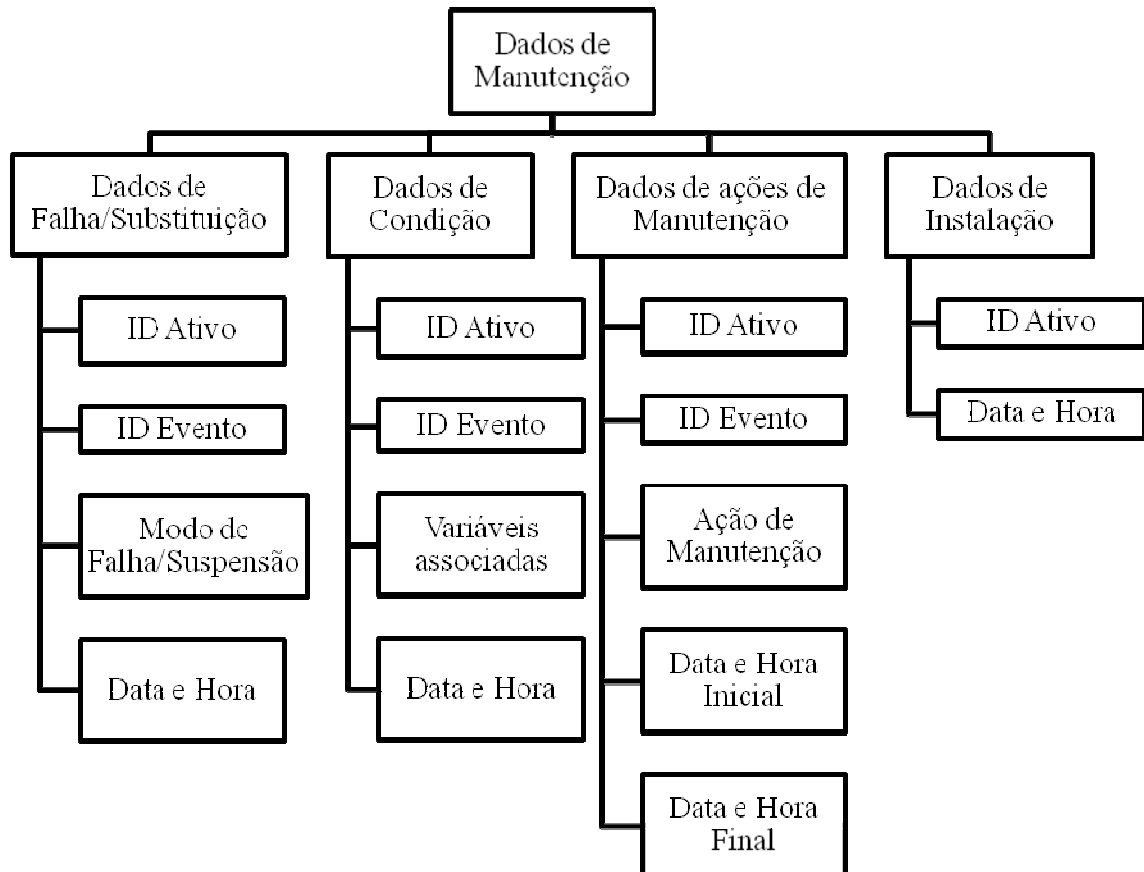


Figura 2- Estrutura de dados para manutenção preditiva.

Segundo TSANG *et al.* (2006), quatro categorias de dados de manutenção (Figura 2) são necessários para construção do modelo PHM:

1. Dados de falha/substituição;
2. Dados de inspeção; suspensão co-variáveis;
3. Dados de ações de manutenção; e
4. Dados de instalação.

No tratamento dos dados históricos e tempo real na Manutenção preditiva tradicionalmente foram utilizados métodos estatísticos como, regressão linear, multi-regressivo linear, *kriging* dinâmico, etc. (BEVILACQUA *et al.* 2003, YOU 1998 e LUCIFREDI *et al.* 2000). Com o avanço da ciência da computação e a IA, o uso de SE na manutenção foi mais viável e difundido. Protótipo de SE para o apoio aos diagnósticos, prognósticos de falhas e tomada de decisão de manutenção de compressores centrífugos por meio do monitoramento *online* da condição é apresentada por MECABÔ (2007). SILVA (1998) apresenta o desenvolvimento de um protótipo de sistema especialista para projeto de sistemas hidráulicos, disponibilizando além dos resultados calculados, diagramas dos sistemas. O protótipo resolve e apresenta opções de soluções que exigiriam um tempo considerável do especialista. Aplicações voltadas ao projeto de unidades de potência hidráulica de sistemas industriais foram desenvolvidas por VINADE (2003) e CALETTI (2003). O trabalho desenvolvido por CHRISSANTHI (2008) mostra o uso dos SE para diagnóstico de falhas on-line em processos técnicos.

Redes neurais artificiais têm sido utilizadas em vários problemas de monitoração de condição, diagnóstico e prognóstico de falhas em máquinas. LUCIFREDI *et al.* (2000), apresentaram a comparação dos modelos: multi-regressivo linear, *kriging* dinâmico e redes neurais, aplicados em uma usina hidrelétrica. GARCIA *et al.* (2006) desenvolveram uma aplicação software para diagnóstico em tempo real de processos industriais chamado de SIMAP (*Intelligent System for Predictive Maintenance*), coleta as informações em tempo real dos sensores e de outras fontes e as processa usando técnicas de inteligência artificial como SE e RNA.

Nos últimos anos surgiram sistemas de IA híbridos aplicados à MBC. FALQUETO e TELLES (2007) apresentaram um SE fuzzy para manutenção automática de transformadores elétricos de potência da usina hidrelétrica de Itaipu. MOLINA *et al.* (2000), desenvolveram um sistema usando SE e RNA, chamado MAPAIS: Abreviação do espanhol para sistema avançado de manutenção preditiva incorporando áudio e vídeo. O sistema foi projetado para prever alarmes da usina hidrelétrica de Villalcampo I e incluir a um sistema integrado de monitoramento chamado de HYPERVISION. CIARAPICA e

GIACCHETTA (2006) apresentam um sistema para diagnóstico e prognóstico de falhas em uma planta de potência de ciclo combinado usando RNA recorrentes e sistemas neuro-fuzzy. JAVADPOUR e KNAPP (2003) implementaram um sistema preditivo baseado em RNA e lógica nebulosa para auxílio aos operadores no diagnóstico de falhas com uma alta precisão de predição.

O uso da metodologia OSA-CBM proposto neste documento foi inicialmente usado por FU *et al.* (2004), eles apresentaram uma metodologia usando três elementos importantes: Monitoramento e Previsão, Diagnóstico e Prognóstico, e Tomada de Decisão na Manutenção. DUNSDON e HARRINGTON (2008) propõem a aplicação da arquitetura OSACBM, provendo uma solução abrangente votada para o gerenciamento integrado de saúde veicular IVHM (Integrated Vehicle Health Management) da empresa GE Aviation.

2.1 MAS-CommonKADS

O MAS-CommonKADS é a metodologia proposta para o desenvolvimento da engenharia de conhecimento do sistema de manutenção preditiva. O MAS-CommonKADS é uma extensão do CommonKADS (SCHREIBER *et al.*, 1999), para modelos de sistemas multi-agente (MAS- *multi-agent systems*), acrescentando técnicas orientado a objetos (OO – *Object Oriented*) metodologias como técnicas de modelagem de objetos (OMT - *Object Modeling Technique*) (RUMBAUGH *et al.*, 1991) e Engenharia de *software* orientado a objeto (OOSE - *Object Oriented Software Engineering*) (JACOBSON *et al.*, 1992).

O sistema será composto de três agentes principais: Agente importador de dados externos (servidores OPC e banco de dados), Agente servidor (I-kernel), e Agente multi-clientes (ferramenta de configuração e monitoramento). No servidor cada camada do modelo de referencia OSA-CBM será considerada como um sub-agente do Agente servidor. Cada sub agente deve interagir com os outros subagentes desde a aquisição de dado ate a tomada de decisão.

2.2 Sistemas Especialistas

Os SE serão implementados como um modo de embutir o conhecimento para imitar as decisões dos operadores (JACKSON 1999, LUCAS e VAN DER GAAG 1991, e RUSSELL e NORVIG 2003), envolvendo como representar o conhecimento e técnicas para obter (inferências) novos conhecimentos, ou tomadas de decisões, desde uma base de conhecimento existente. Um dos maiores desafios nesta pesquisa será como adquirir e representar o conhecimento o mais exato possível, para tomar decisões mais perto ao especialista de domínio.

Segundo CALETTI, (2003) deve-se implementar um banco de conhecimento contendo informações especializadas na área do problema a ser solucionado, codificado de maneira inteligível para ser facilmente modificado e/ou reutilizado. Os mecanismos de inferência que representam os métodos inteligentes de manipulação do conhecimento para se chegar a uma solução, resposta ou conclusão, a partir de um determinado conhecimento inicial (AULETE, 1986 e GONZALEZ e DANKEL, 1993).

O desenvolvimento do sistema especialista será desenvolvido completamente na linguagem de programação LISP usando a ferramenta computacional especialmente desenvolvida para a criação de SE, como o JESS (*Java Expert System Shell*). O JESS é uma *shell* para SE desenvolvido completamente em Java por Ernest Friedman-Hill da *Sandia National Laboratories*. O JESS permite chamar a funções Java, estendendo escrevendo códigos Java e embecendo o JESS em aplicações Java. Com o JESS pode-se dar a um *Applet* Java e a outras aplicações, a habilidade de raciocinar.

O JESS usa um algoritmo especial chamado RETE para o casamento das regras com os fatos, o RETE faz ao JESS mais rápido do que um simples conjunto de sentenças *if...then* (FRIEDMAN-HILL, 2003). Os métodos de inferência do JESS são de dois tipos de encadeamento (direto e reverso), porém duas estratégias de busca. O JESS versão 7.1 será usado neste trabalho para o desenvolvimento do SE.

2.3 OSA-CBM

A metodologia proposta neste projeto de tese é concebida a partir do modelo de referência de sete camadas OSACBM. A integração das sete camadas é apresentada como uma transição lógica ou um fluxo de informação da saída dos sensores para a camada de tomada de decisão, através das camadas intermediárias. A camada de apresentação é uma exceção do modelo OSA-CBM, pois permite comunicação ponto-a-ponto entre esta camada e qualquer outra.

A metodologia pode ser aplicada para o desenvolvimento de sistemas de manutenção baseada em condição em plantas de processos industriais, desde que estes disponham de dados da instrumentação através de servidores OPC e/ou banco de dados. O conjunto de especificações, técnicas e algoritmos utilizados para a definição funcional das sete camadas do modelo de referência OSA-CBM são descritas a seguir:

2.3.1 Aquisição de dados

O processamento começa com a coleta de dados em tempo real e dados históricos. Os dados em tempo real são obtidos de sensores através de servidores OPC coletados via JNI (*Java Native Interface*). Os dados históricos são adquiridos desde banco de dados via JDBC (*Java Database Connectivity*). Os bancos de dados armazenam informações da instrumentação, condições de operação, avaliação de saúde e prognósticos de falhas.

2.3.2 Processamento de sinal

As variáveis digitais obtidas na camada de aquisição de dados são processadas de modo a convertê-las numa forma específica capaz de representar a grandeza física que está sendo monitorada, efetuando cálculos matemáticos sobre ela. Contribuições para esta camada incluem informações da qualidade do sinal que indicam o estado de saúde da instrumentação, e qualidade de comunicação OPC que detecta o estado de conectividade com o servidor OPC, estes dados de qualidade são processadas pelas regras de produção do SE.

2.3.3 Monitoração de condição

Determina a condição da planta, dos seus sistemas, subsistemas, ou componentes. O processamento desta camada é através de lógica nebulosa e SE baseado em regras de produção, usando a ferramenta *FuzzyJESS*. Esta camada tem como entradas as informações geradas pelas camadas de aquisição de dados e processamento de sinal. As saídas desta camada estão relacionadas às faixas de operação: NORMAL, ALTO, ALARME e TRIP.

2.3.4 Avaliação de saúde

Determina o estado da planta, sistema, subsistemas ou componentes monitorados baseados nas informações geradas pelas camadas anteriores, e de valores de referência. A avaliação ocorre através da extração das características de cada equipamento e posterior detecção de anomalias dos mesmos. As regras de produção geradas para esta camada incluem diagnóstico da instrumentação, diagnóstico da comunicação OPC e diagnóstico do estado de operação dos equipamentos através de regras de produção do SE. A saída desta camada é um índice de estado do equipamento monitorado que é armazenado no banco de dados, enviado via email e mostrado na camada de apresentação através de sinais de alarme.

2.3.5 Prognósticos

Nesta camada a predição de falhas é feita usando o histórico de diagnósticos, prognósticos, variáveis e às relações entre anomalias e suas variáveis associadas, uma abordagem é a aplicação de RNA, lógica nebulosa e sistemas híbridos. O uso do modelo fuzzy ARTMAP é a abordagem utilizada nesta metodologia devido às altas relações não lineares entre os dados e situações anormais. Enquanto um sistema especialista tenta imitar a resposta de um operador analisando as mesmas variáveis, a redes neurais superam este limite e tentam analisar as relações não lineares entre os diferentes sinais (MOLINA *et al.*, 2000).

Na seleção da arquitetura de rede neural para aplicação ao prognóstico de máquinas, tomam-se em conta os seguintes critérios:

- Capacidade de adaptação incremental no tempo: Se novas informações são disponibilizadas, ou o sistema monitorado experimenta modificações. É essencial que o sistema monitorado seja capaz de se adaptar rapidamente a essas alterações.
- Treinamento rápido e estável: A RNA deve ser capaz de incorporar novas experiências com um mínimo de tempo de treinamento, sem apagar as experiências passadas.
- Capacidade de geração de hipóteses: O prognóstico, feito por um especialista, é só uma suposição. Raramente os estados internos de uma máquina são conhecidos o suficiente, para concluir desde um dado de sinal com absoluta certeza. Assim este sistema de prognóstico deve ter a capacidade de sugerir possibilidades de falha.

O desenvolvimento do modelo FAM precisa de duas fases, treinamento e desempenho. Na fase de treinamento, todas as anomalias passadas e os valores das suas variáveis associadas são requeridos. As variáveis associadas são as entradas da FAM e as saídas são os códigos de anomalias. Depois do processo de treinamento os pesos e outros parâmetros calculados do modelo FAM serão os parâmetros para a fase de desempenho, sendo que esta atua em modo *online*. Na fase de desempenho as variáveis de processo são apresentadas na camada de pré-processamento da FAM e na saída gerará um código de prognóstico associado às variáveis apresentadas.

2.3.6 Tomada de decisão

Considerando informações sobre o diagnóstico e prognóstico de saúde da máquina, sistema, subsistemas ou componentes, bem como em uma noção a respeito da severidade, urgência e importância de se tomar certa decisão. Esta camada tem o objetivo de integrar as informações necessárias visando gerar sugestões de ações de manutenção.

Segundo BENGTTSSON (2007), com o objetivo de ter uma decisão apropriada faz análises críticas usando a análise FMEA ou a análise por árvore de falhas FTA (*Fault Tree Analysis*). Esta camada irá realizar a tomada de decisão baseando-se na sua base de conhecimento gerada a partir da árvore de faltas/falhas, da árvore de sintomas,

FMEA e pelas informações coletadas dos especialistas. As experiências dos operadores para tomada de decisão são implementadas em regras de produção. Estas regras de produção processam os códigos de diagnósticos e prognósticos. As decisões geradas por esta camada são enviadas à camada de apresentação através de sugestões das possíveis ações de manutenção que pode ser adotados pelos operadores e mantenedores.

2.3.7 Apresentação

Esta camada é o nível mais alto do modelo de referência OSA-CBM e o lado cliente da arquitetura cliente/servidor da metodologia proposta. Suporta a interface com o usuário apresentando informações produzidas pelas camadas mais baixas, monitoramento de variáveis em tempo real e histórico de tendências de variáveis associadas às anomalias produzidas. A camada de apresentação é desenvolvida para GUI (Interface Gráfica com o Usuário) baseada em browser (Netscape, Mozilla, IExplore, entre outros) usando HTML, PHP e *Applets* (Java).

3. CRONOGRAMA

3.1 Disciplinas (2009/1 – 2009/2):

3.1.1 Obrigatórias (12 créditos já realizados, solicitar validação):

- 364011 – Métodos Matemáticos para Engenharia – 4 créditos (2006/2)
- 364266 – Instrumentação – 4 créditos (2006/2)
- 364649 – Sistemas Dinâmicos Lineares – 4 créditos (2006/2)

3.1.2 Optativas (14 créditos já realizados, solicitar validação):

- 364592 – Tópicos Avançados em Sistemas Mecatrônicos I – 4 créditos (2006/2)
- 316024 – Inteligência Artificial I – 4 créditos (2007/1)
- 366200 – Introdução aos Sistemas Inteligentes – 4 créditos (2007/1)
- 364690 – Projeto de Dissertação de mestrado em Mecatrônica – 2 créditos (2007/1)

3.1.3 Optativas (8 créditos a realizar, Estudos Dirigidos):

- 364592 – Tópicos Avançados em Sistemas Mecatrônicos II – 4 créditos
- 364592 – Tópicos Avançados em Sistemas Mecatrônicos III – 4 créditos

3.2 Cronograma físico

Fases do Projeto	2009/1	2009/2	2010/1	2010/2	2011/1	2011/2	2012/1	2012/2
Desenho e desenvolvimento dos métodos de inteligência artificial para previsão.	■	■	■	■				
Desenvolvimento do modelo de referencia de sete camadas OSA-CBM			■	■				
Implementação do algoritmo Fuzzy ARTMAP			■	■				
Estudo Dirigido 1	■							
Estudo Dirigido 2		■						
Implementação do algoritmo de aprendizagem			■	■				
Elaboração e defesa da qualificação				■				
Coleta de dados e validação do modelo			■	■	■	■	■	
Finalização e defesa da Tese					■	■	■	■

4. PLANO DE PRODUÇÃO CIENTÍFICA

Publicar pelo menos 10 (dez) papers em revistas internacionais classificado na CAPES como Qualis A:

- Journal of Quality in Maintenance Engineering
- IEEE Transactions on Energy Conversion
- IEEE Transactions on Reliability
- Reliability Engineering and System Safety
- Mechanical Systems and Signal Processing
- International Journal of Production Research
- Quality and Reliability Engineering International
- International Journal of Smart Engineering System Design
- Lifetime Data Analysis
- Journal of Process Control
- IEEE Trans. Signal Processing

- An International Newsletter Condition Monitor

Publicar pelo menos 30 (trinta) artigos nos principais congressos e seminários:

- COMDEM – International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management (2009/2010/2011/2012)
- MARCON – Maintenance And Reliability Conference.
- SDEMPED – IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives.
- EUROMAINTENANCE
- COBEM – International Congress of Mechanical Engineering.
- CIBIM – Congresso Iberoamericano de Engenharia Mecânica.
- CAIP – Congreso Interamericano de Computación Aplicada a la industria de Procesos.
- Society for Machinery Failure Prevention Technology Meeting.
- Conference of Maintenance and Reliability

Atualmente, estou escrevendo os seguintes papers para:

- ✓ CAIP2009: “A database structure for predictive maintenance”.
- ✓ IEEE: “Open System Architecture for Condition Based Maintenance applied to Hydroelectric Power Plant”.
- ✓ COBEM2009: “Online Predictions Faults based on Fuzzy ARTMAP”.

REFERÊNCIAS

AL-NAJJAR, B. e ALSYOUF, I. (2003). Selecting the most efficient maintenance approach using fuzzy multiple criteria decision making, *International Journal of Production Economics*, Vol. 84, pp. 85–100.

AMAYA, E.J.; ÁLVARES, A.; TONACO, R.; SOUZA, R. e GUDWIN, R. (2007A). *An Intelligent Kernel for the Maintenance System of a Hydroelectric Power Plant*, 19th

- International Congress of Mechanical Engineering, COBEM2007, Universidade de Brasilia, Brasilia, Brasil.
- AMAYA, E.J.; ÁLVARES, A.; TONACO, R. e SOUZA, R. (2007B), *Sistema inteligente de manutenção baseado em condição para usina hidrelétrica de Balbina*. In 8º Congresso Iberoamericano de Engenharia Mecânica, CIBIM8, Cusco, Perú.
- AMAYA, E.J. (2008). *Aplicação de Técnicas de Inteligência Artificial no Desenvolvimento de um Sistema de Manutenção Baseada em Condição*, Dissertação de Mestrado em Sistemas Mecatrônicos, Departamento de Mecânica, UnB, Brasília, 179p.
- ARCURI FILHO, R. (1996). O futuro conceito de manutenção, In: XXIV Convención Panamericana de Ingenieros, San José, Costa Rica.
- AULETE, C. (1986). Dicionário Contemporâneo da Língua Portuguesa, 5. Ed, Editora Delta, 5 volumes, p. 1048, Rio de Janeiro, Brasil.
- BENGTSSON, M. (2007). On Condition Based Maintenance and its Implementation in Industrial Setting. PhD. Thesis, Mälardalen University, Eskilstuna, Sweden.
- BEVILACQUA, M.; BRAGLIA, M. e MONTANARI, R. (2003). The classification and regression tree approach to pump failure rate analysis. *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 79, No. 1, pp. 59–67.
- CALETTI, L. (2003). Desenvolvimento de um Protótipo de Sistema Especialista para Projeto de Unidades de Potência Hidráulica, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Florianópolis, Brasil.
- CERVINKA, O.; BEZDICEK, J. e HEJDA, P. (2000). "Middleware for OSA-CBM", OSA-CBM DUST program, January 18.
- CHRISSANTHI, A. (2008). Online expert systems for fault diagnosis in technical processes, *The Journal of Knowledge Engineering*, Vol. 25, No. 2, pp. 115-132.

- CIARAPICA, F.E. e GIACCHETTA, G. (2006). Managing the condition-based maintenance of a combined-cycle power plant: An approach using soft computing techniques, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, Vol. 19, No. 4, pp. 316-325.
- CRESPOMARQUEZ, A. e GUPTA, J.N.D. (2006). Contemporary maintenance management: process, framework and supporting pillars, Vol. 34, No. 3, pp. 325–338.
- DUNSDON, J., e HARRINGTON, M. (2008), The Application of Open System Architecture for Condition Based Maintenance to Complete IVHM, *Aerospace Conference IEEE* , pp.1-9.
- FALQUETO, J. e TELLES, M. S. (2007). Automation of diagnosis of electric power transformers in Itaipu Hydroelectric Plant with a Fuzzy Expert System, *Emerging Technologies and Factory Automation IEEE Conference on*, pp. 577-584.
- FORD, B.; DECLETYT, B. e MARTINT, L. (2008). The Tatem Technical Construct
- FRIEDMAN-HILL, E (2003). *Jess in Action: Rule-Based Systems in Java*. 1ra. Ed, Manning Editor, Greenwich, CT.
- FU, C.; YE, L.; LIU, Y.; YU, R.; IUNG, B.; CHENG, Y. e ZENG, Y. (2004). Predictive Maintenance in Intelligent-Control-Maintenance-Management System for Hydroelectric Generating Unit, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 19, No. 1, pp. 179-186.
- GARCIA, M.C.; SANZ-BOBIA, M.A. e PICOB, J. (2006). SIMAP: Intelligent System for Predictive Maintenance Application to the health condition monitoring of a windturbine gearbox, *Journal Computers in Industry. E-maintenance Special Issue*, Vol. 57, No. 6, pp. 552-568.
- GONZALEZ, A. e DANKEL, D. (1993). *The Engineering of knowledge-based systems*, Prentice Hall. New Jersey.

- ISO13374 (2007), Condition monitoring and diagnostics of machines - Data processing, communication and presentation - Part 1: General guidelines and ISO 13374, Condition monitoring and diagnostics of machines - Data processing, communication and presentation - Part 2: Data processing.
- JACKSON, P. (1999). Introduction to expert systems, Addison-Wesley, Harlow, England.
- JACOBSON, I.; CHRISTERSON, M.; JONSSON, P. e OVERGAARD, G. (1992). Objectoriented software engineering: A use case driven approach. New York: ACM Press.
- JAVADPOUR, R. e KNAPP, G. M. (2003). A fuzzy neural network approach to machine condition monitoring, Computers and Industrial Engineering, Vol. 45, No. 2, pp. 323–330.
- LEBOLD, M.; REICHARD, K. e BOYLAN D. (2003). Utilizing DCOM in an Open System Architecture Framework for Machinery Monitoring and Diagnostics, In Proceedings from Aerospace Conference, pages 1227–1236, Irvine, USA.
- LEE, J.(2004). Infotronics-based intelligent maintenance system and its impacts to closed-loop product life cycle systems. Invited Keynote Paper, in: Proceedings of the IMS'2004 International Conference on Intelligent Maintenance Systems, Arles, France, 15–17 July.
- LUCAS, P.J.F. e VAN DER GAAG, L. C. (1991), Principles of expert systems, Addison-Wesley, Workingham, England.
- LUCIFREDI, A.; MAZZIERI, C. e ROSSI, M. (2000). Application of multiregressive linear models, dynamic kriging models and neural network models to predictive maintenance of hydroelectric power systems, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 14, No. 3, pp. 471–494.
- MECABÔ, L. (2007). Desenvolvimento de um protótipo de sistema especialista para apoio à manutenção de turbocompressores centrífugos de gás natural. Dissertação de

- Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Florianópolis.
- MOLINA, J. M., ISASI, P., BERLANGA, A. e SANCHIS, A. (2000). Hydroelectric power plant management relying on neural networks and expert system integration, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 13, No. 3, pp. 357-369.
- MOUBRAY, J. (1997), *Reliability-Centered Maintenance*. 2ed., Industrial Press Inc., Woodbine, NJ.
- NSF (2008). Web Site: <http://www.imscenter.net>, Industry/University Cooperative Research Center for Intelligent Maintenance Systems.
- OSA-CBM (2008). Website, <http://www.mimosa.org/>
- PINTO, A. M. (2003). Análise da manutenção de unidades geradoras de hidrelétricas no atual cenário do setor elétrico brasileiro, Dissertação de Mestrado, Universidade de Brasília, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Brasília.
- RUMBAUGH, J.; BLAHA, M.; PREMERLANI, W. e EDDY, V. F. (1991). *Object oriented modeling and design*. Upper saddle river: NJ: Prentice Hall.
- RUSSELL, S. e NORVIG, P. (2003), *Artificial intelligence: A modern approach*, Prentice Hall.
- SCHREIBER, G.; AKKERMANS, H.; ANJEWIERDEN, A.; DEHOOG, R.; SHADBOLT, N.; VANDEVELDE W. e WIELINGA, B. (1999). *Knowledge engineering and management: The common KADS methodology*: Cambridge, MA: MIT Press.
- SILVA, J. C. (1998). *Expert System Prototype for Hydraulic System Design Focusing on Concurrent Engineering Aspects*, Tese de Doutorado em Engenharia Mecânica, UFSC, Florianópolis, Brasil.
- THURSTON, M. G. (2001). *An Open Standard for Web-Based Condition-Based Maintenance Systems*. In proceedings from the IEEE System Readiness Technology Conference, Autotestcon Proceedings, pages 401–415, Valley Forge, P.A., USA.

TSANG, A.H.C.; YEUNG, W.K.; JARDINE A.K.S. e LEUNG, P.K. (2006). Data management for CBM optimization, *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, Vol. 12, No. 1, pp. 37-51.

VINADE, C. (2003). Sistematização Do Processo De Projeto Para Confiabilidade E Manutenibilidade Aplicado A Sistemas Hidráulicos E Implementação De Um Sistema Especialista, Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Florianópolis.

YOU, H. S. (1998). Real-time monitoring and detecting of after-burning hazards of continuous catalyst regenerators, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, Vol. 11, No. 1, pp. 25–41.